

一种深度学习模型的研究与应用

徐伟,郑威,钱炜,刘健

(江苏科技大学 电子信息学院,江苏 镇江 212000)

摘要:深度学习作为近年来快速发展的崭新技术可以有效帮助研究目标检测和模式识别,在信号与信息处理领域成为研究热点。针对胎儿心电信号难以提取导致胎心率检测困难,设计了一种深度学习模型。该模型使用了卷积神经网络结构,并且结合了批量标准化和Dropout技术,可以在不去除母体心电信号的情况下直接检测胎儿QRS波群。该方法首先在PhysioNet上选取母体腹部心电信号作为实验数据集,然后通过样本熵进行信号质量评估,预处理去除电力线干扰和基线漂移干扰,最后分段进行短时傅里叶变换将一维心电信号转化为二维时频图,再通过卷积神经网络进行分类。实验结果表明,该方法可以取得较高的灵敏度(86.98%)、阳性预测值(88.35%)和准确率(78.03%)。通过对比支持向量机和BP神经网络两种算法在相同数据集上的准确率,验证了卷积神经网络在分类性能上更具有优势。

关键词:深度学习;信号与信息处理;卷积神经网络;QRS波群;分类

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2020)07-0135-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2020.07.029

Research and Application of a Deep Learning Model

XU Wei,ZHENG Wei,QIAN Wei,LIU Jian

(School of Electronics and Information,Jiangsu University of Science and Technology,Zhenjiang 212000,China)

Abstract:Deep learning,as a new technology developed rapidly in recent years,can effectively help research target detection and pattern recognition,and has become a research hotspot in the field of signal and information processing. A deep learning model is designed to detect fetal heart rate due to the difficulty in extracting fetal ECG signals. With the convolutional neural network structure,combined with batch normalization and dropout technology,the model can be able to directly detect fetal QRS complexes without removing maternal ECG signals. In this method,maternal abdominal ECG signals are first selected as the experimental data set on the PhysioNet,then the sample entropy method is used for signal quality assessment,and power line interference and baseline drift interference are removed by preprocessing. Finally,one-dimensional ECG signals can be converted to two-dimensional time-frequency diagrams through short-time Fourier transform by segmenting,and then the classification is carried out by convolutional neural network. Experiment shows that the proposed method can achieve higher sensitivity (86.98%),positive predictive value (88.35%) and accuracy (78.03%). By comparing the accuracy of SVM and BP neural network on the same data set,it is verified that convolutional neural network has more advantages in classification performance.

Key words:deep learning;signal and information processing;convolutional neural network;QRS complex;classification

0 引言

深度学习在过去的十余年得到快速发展,受到了越来越多研究学者的关注。深度学习最大的特点是善于从原始数据中提取高级的抽象特征,具有良好的泛化能力,因此被广泛应用于与特征提取相关的科学研究领域。在传统的机器学习算法中,需要大量的工程领域相关知识,存在的问题是设计特征提取的方法受到限制,而深度学习的诞生有效地解决了机器学习存

在的不足^[1]。目前训练数据的快速增长以及计算机芯片处理数据能力的增强,使得深度学习在自然语言处理和计算机视觉领域应用前景广阔,促进了人工智能领域的发展。深度学习的模型主要有卷积神经网络、深度置信网络和自动编码器^[2]。卷积神经网络是深度学习的一种经典且应用广泛的模型结构,它是由机器学习中的神经网络发展而来。近年来,卷积神经网络发展迅速,已经成为深度学习研究领域中的热点。

收稿日期:2019-09-23

修回日期:2020-01-21

基金项目:国家自然科学基金(61601206);江苏省自然科学基金(BK20160565);江苏省高校自然科学基金项目(15KJB310003)

作者简介:徐伟(1993-),男,硕士研究生,研究方向为信号与信息处理;郑威,博士,副教授,研究方向为信号与信息处理、生物医学信息检测与处理。

1962 年,生理学家 Hubel 和 Wiesel 通过对猫脑视觉皮层的研究,发现生物的视觉皮层细胞只对输入图像的局部区域很敏感,首次提出了感受野的概念。1980 年,Fukushima 根据 Hubel 和 Wiesel 的层级模型提出了与之类似的结构—神经认知机。1998 年,Yann LeCun 及其合作人员构建了一个典型的卷积神经网络模型—LeNet-5,并且在手写数字字符识别中取得成功^[3]。经过多年的发展,卷积神经网络从最初的手写数字字符识别应用,逐渐扩展到其他更复杂的领域,例如人脸识别^[4]、手势动作识别^[5]、交通标志识别^[6];再应用到热门的人工智能领域,例如情感分析^[7]、语音识别^[8]、心电信号分类和检测^[9]等。

非侵入性胎儿心电信号是检测胎心率的研究重点,研究胎心率的重要指标就是检测胎儿心电图周期中的 QRS 波群。文中在研究信号与信息处理的基础上,针对从孕妇腹壁信号里提取胎儿心电信号的困难性,提出采用深度学习中的卷积神经网络方法结合短时傅里叶变换检测胎儿 QRS 波群。该方法突破了传统胎心率检测时需要将母体与胎儿心电信号分离的限制,可以在不去除母体心电信号的情况下直接检测胎儿 QRS 波群,最终获得可靠的胎儿 QRS 波群检测性能。

1 研究方法

1.1 卷积神经网络原理

卷积神经网络的结构主要有输入层、卷积层、池化层(降采样层)、全连接层和输出层。卷积层和池化层会设置多个交替连接,互相配合逐层进行特征提取,最后通过全连接层传递给输出层。

1.1.1 卷积层

卷积层是卷积神经网络结构的核心,它由多个特征面组成,其作用是特征提取。卷积层通过卷积核以固定的滑动步长对输入信号进行特征提取,第一个卷积层提取的是初级特征例如线条、边缘、轮廓,高层的提取更高级的抽象特征^[10]。卷积层的特点是局部连接和权值共享。局部连接指的是卷积层中的神经元与前一层输入单元的部分神经元连接,这部分区域称为该神经元的局部感受域。输入特征面采用一组相同的权值与输出特征面进行局部连接,这就是权值共享,作用是通过减少网络中训练参数使网络模型的复杂度降低,也可以达到减轻网络过拟合的目的。

卷积核是卷积层进行卷积操作的重要部分,其本质为权值矩阵^[11],卷积核以固定的滑动步长在前一层输入单元上移动,然后与局部感受域上的值进行卷积操作,最后得到输入单元的特征图。卷积核的参数包括个数、大小、滑动步长和零填充大小。在实际应用中,往往需要多个卷积核得到多个特征面。卷积核进

行卷积运算的表达式为:

$$x_j^n = f(\sum_{i \in M_j} x_j^{n-1} \times W_{ij}^n + b_j^n) \quad (1)$$

其中, x_j^n 表示第 n 个卷积层的第 j 个卷积核对应的特征向量, M_j 表示当前神经元的感受域, W_{ij}^n 表示第 n 层中卷积核 j 的第 i 个加权系数, b_j^n 表示第 n 层卷积核 j 对应的偏置值。 $f()$ 表示非线性激活函数,其表达式为:

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

1.1.2 池化层

池化层也称为降采样层或特征映射层,和卷积层一样是由多个特征面组成,但每层池化的特征面唯一对应卷积层的输出特征面,特征面的个数不会发生改变。池化层也采用局部连接且神经元不同时局部感受域不会出现重叠。因为卷积层的输出是高维特征,直接使用进行分类会增加计算量和复杂程度。所以池化层的作用是降低卷积层输出特征的维数,得到的特征具有空间不变性,相当于二次特征提取。常用的池化方法包括最大池化法、均值池化法和随机池化法^[12]。池化表达式为:

$$x_j^n = f(\beta_j^n \times \text{down}(x_j^{n-1}) + b_j^n) \quad (3)$$

其中, $\text{down}()$ 表示池化层的降采样函数, β_j^n 表示加权系数, b_j^n 表示偏置值。

1.1.3 全连接层

在多个卷积层和池化层交替连接后会连接一个或多个全连接层,全连接层的作用是整合卷积层和池化层的特征得到全局特征进行分类^[13]。全连接层和多层感知器相似,其中每一个神经元与其前一层进行全连接,同一层内神经元相互不连接。全连接层的输出值被传递给 Softmax 分类器,经过 Softmax 分类器后得到一系列的概率值,这些概率值相加为 1。输出的概率值个数对应网络训练输入的类别个数,测试时输入被检测为概率值最大的类别。Softmax 分类器的数学表达式为:

$$\sigma(x) = \frac{e^{x_j}}{\sum_{i=1}^N e^{x_i}} \quad (4)$$

其中, N 为输入矢量 x 的长度。

1.2 短时傅里叶变换

非平稳信号例如气温、血压、心电信号等,它们的统计特征随时间变化发生改变。短时傅里叶变换(STFT)是分析非平稳信号不可或缺的工具,它的主要思想是将非平稳信号进行加窗处理,然后再进行傅里叶变换,得到信号在窗函数一个窄区间内近似平稳信号的频谱,窗函数可以根据时间变化进行平移,通过窗函数可以得到任意时间段的频谱图,在时域上实现信号的局部化^[14]。假设非平稳信号为 $x(t)$,窗函数为 $s(t)$,则非平稳信号的短时傅里叶变换的数学表达式为:

$$\text{STFT}(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) s^*(\tau - t) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (5)$$

其中, * 表示复数共轭。

2 实验

2.1 胎儿心电信号选取

实验中使用的数据集是 PhysioNet/CinC 竞赛中提供的数据集 Challenge 2013 Training Set A。set-a 组数据集包含七十五条腹部心电图 (AECG) 记录 (a01-a75), 每条持续 1 分钟。每条记录包括四个通道, 每个通道的采样频率为 1 000 Hz, 分辨率为 16 位。文献 [15] 通过研究发现有七条记录 (a33、a38、a47、a52、a54、a71 和 a74) 由于参考注释不准确, 本实验将不使用。实验将前 15 条记录用于卷积神经网络测试, 其他都用于网络训练, 实验保证训练和测试之间没有相同的数据集。

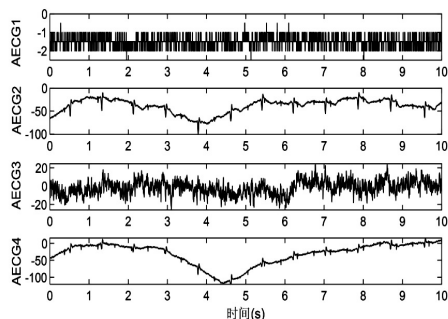
2.2 信号质量评估

信号质量评估在检测胎儿 QRS 波群中起到重要作用, 文中采用样本熵 (SampEn) 方法对心电信号进行分析, 确定数据集中是否含有过多的噪声成分。样本熵公式为:

$$\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln \left[\frac{\sum_{i=1}^{N-m} A_i^m(r)}{\sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r)} \right] \quad (6)$$

其中, m 表示向量序列的维数, r 表示阈值, N 表示数据的长度。在本实验中, 向量序列的维数设置为 2, 阈值设定为 1.5, 数据长度设置为 500。

通过将四个通道的样本熵值与阈值进行比较, 小于 1.5 的可判断为良好的心电信号, 并选择样本熵值最小的通道在实验中使用。图 1 显示了来自 set-a 组 a61 号数据的 10 秒信号质量评估示例。



通道数	样本熵值	状态评估
AECG1	2.01	排除
AECG2	0.97	良好
AECG3	2.14	排除
AECG4	1.31	良好

图1 set-a 组 a61 号数据 10 秒信号质量评估

2.3 心电信号预处理

非侵入性的胎儿心电信号的主要噪声来源于电力线干扰和基线漂移。首先, 使用陷波滤波器来消除电力线干扰噪声。其次, 使用基于小波变换的低通滤波器去除基线漂移干扰。图 2 和图 3 显示了去除两种噪声的对比。

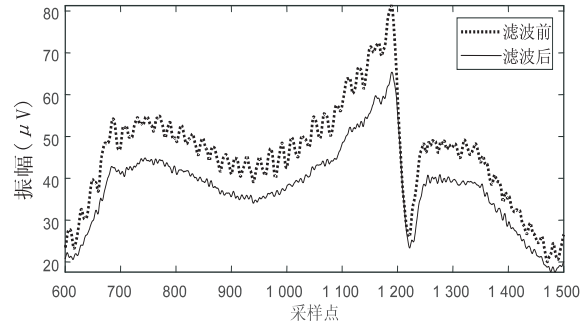


图2 滤除电力线干扰

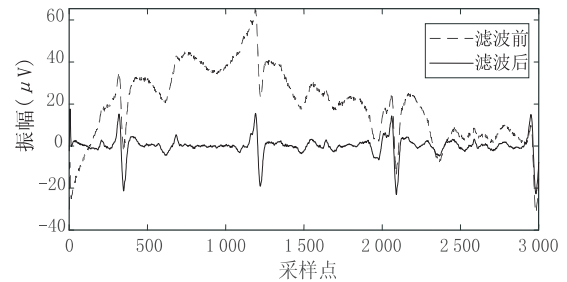


图3 滤除基线漂移干扰

2.4 分段进行短时傅里叶变换

本实验的 QRS 波群检测研究实际上是一项分类研究, 预处理后的心电信号以 100 毫秒进行分段, 分段后的胎儿心电信号通过短时傅里叶变换转化成二维时频图, 再通过卷积神经网络被检测成两类: 有 QRS 波群和没有 QRS 波群。根据 PhysioNet 提供的参考注释, 每 100 毫秒的心电信号被参考注释标记的分类为胎儿 QRS 波群, 未被参考注释标记的分类为非胎儿 QRS 波群。

针对本实验分段后的心电信号, 计算短时傅里叶变换采用 Hanning 窗, 窗口大小为 64, 将每 100 个采样点的心电信号进行短时傅里叶变换, 最终转化为 33×37 的二维时频图。

2.5 卷积神经网络结构设计

图 4 显示了文中设计的卷积神经网络结构。总体来看, 网络结构包含三个卷积块和一个密集层。第一个卷积块包含卷积层、批量标准化层和激活功能层, 批量标准化的使用使卷积神经网络模型更容易优化和处理。第二个卷积块包含卷积层、批量标准化层、激活功能层和最大池化层, 在卷积层和池化层之间应用 Dropout 技术以防止网络结构出现过拟合现象。第三个卷积块和第二个类似, 以构成深度卷积神经网络模型。密集层包含两个全连接层, 最终通过 Softmax 产

生了两类的输出。卷积神经网络结构的具体参数设置如表 1 所示。

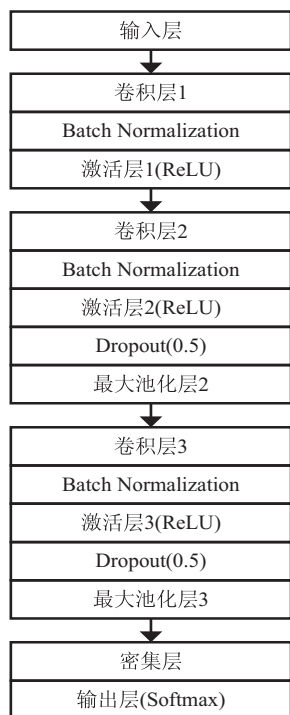


图 4 卷积神经网络结构设计

表 1 卷积神经网络的参数设置

名称	参数
学习率	0.01
损失函数	交叉熵函数
输入层	时频图大小:33×37
卷积层 1	卷积核:3×3,个数:16,步长:1
卷积层 2	卷积核:3×3,个数:32,步长:1
池化层 2	权重核:2×2,步长:2
卷积层 3	卷积核:3×3,个数:64,步长:1
池化层 3	权重核:2×2,步长:2
全连接层 1	神经元:64
全连接层 2	神经元:32
输出层	神经元:2

2.6 实验结果分析

2.6.1 损失、准确率和训练次数的关系

由图 5 可以看出,准确率随训练次数迅速上升,最终训练 300 次达到 77% 左右。影响准确率的主要因素是母体心电信号比胎儿强以及存在高频肌电噪声干扰,致使卷积神经网络的权值和阈值优化陷入局部最优,从而对后续分类性能造成影响。实验中损失函数选择交叉熵函数作为优化目标,由图 6 可以看出损失先持续下降,然后出现波动,训练结束时稳定在 0.3 左右。

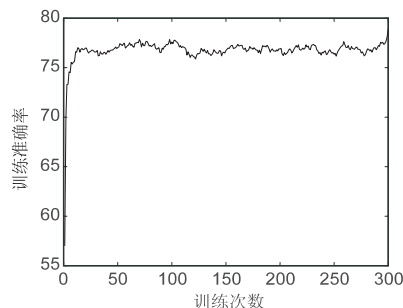


图 5 训练次数和准确率变化的关系

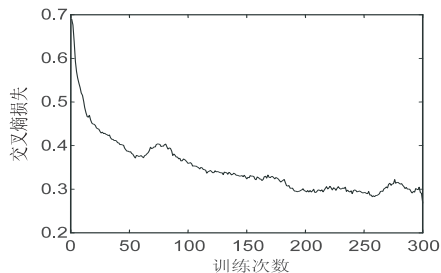


图 6 训练次数和损失变化的关系

2.6.2 测试结果评价指标

实验评价检测方法有效性的三个指标分别是灵敏度 (Sen)、阳性预测值 (PPV) 和准确率 (Acc), 分别通过下式计算:

$$\text{Sen} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \times 100\% \quad (7)$$

$$\text{PPV} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \times 100\% \quad (8)$$

$$\text{Acc} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{FN}} \times 100\% \quad (9)$$

其中, TP 表示胎儿 QRS 波群被正确检测为胎儿 QRS 波群的样本, FP 表示非胎儿 QRS 波群被错误检测为胎儿 QRS 波群的样本, FN 表示胎儿 QRS 波群被错误检测为非胎儿 QRS 波群的样本, TN 表示非胎儿 QRS 波群被正确检测为非胎儿 QRS 波群的样本。

实验测试结果如表 2 所示, QRS 波群检测的灵敏度、阳性预测值和准确率分别为 86.98%、88.35% 和 78.03%。影响准确率的主要原因有: 数据存在高频肌电干扰, 其形态与胎儿 QRS 波群相似, 导致高频肌电噪声被错误识别成胎儿 QRS 波群; 数据集中存在 10% 左右的胎儿 QRS 波群与母体重合, 最终未被正确识别。

表 2 针对 15 条数据检测结果统计

记录号	TP	FP	FN	Sen/%	PPV/%	Acc/%
a01-a15	1 805	238	270	86.98	88.35	78.03

2.7 实验结果对比

2.7.1 不同激活函数对比

激活函数会影响卷积神经网络的分类性能, 文中进一步研究了不同激活函数对胎儿 QRS 波群检测性能的影响。测试了三种不同的激活函数分别是

Sigmoid、Tanh 和 ReLU,分类准确率分别为 62.47%、70.28% 和 78.03%。从实验结果可以得出 ReLU 的检测效果优于其他两种激活函数。原因是在误差反向传播过程中计算梯度时,Sigmoid 和 Tanh 计算导函数复杂,而 ReLU 的导函数固定为 1;Sigmoid 和 Tanh 存在饱和区,容易出现梯度消失的现象;ReLU 将网络中部分神经元输出置 0,增加网络稀疏度,减少过拟合现象。

2.7.2 不同信号长度分段对比

根据 PhysioNet 提供的参考注释显示,一个胎儿 QRS 波群时限为 50 毫秒左右,为了覆盖一个完整的心跳周期每段信号至少 50 毫秒。文中进一步研究了不同信号长度对胎儿 QRS 波群检测性能的影响,即 50 毫秒、100 毫秒、150 毫秒和 200 毫秒,研究结果显示准确率分别为 76.26%、78.03%、75.87% 和 68.27%。从实验结果可以得出分段为 100 毫秒时检测准确率最高。分段长度太短不能包含完整心跳周期,太长含有冗余信息。分段长度不能超过 200 毫秒,否则胎儿和母体 QRS 波群会出现在同一段信号中,失去分类意义。

2.8 与其他方法对比

为了验证卷积神经网络的有效性,文中选取支持向量机和 BP 神经网络做不同方法对比,对比结果见表 3。支持向量机作为机器学习中的传统分类算法,通过内核函数映射至高维特征空间实现非线性分类;文中采用高斯径向基函数作为核函数,分类准确率达到 70.65%。BP 神经网络作为人工神经网络中的经典算法,非线性映射能力强大;文中采用了两个隐含层以及非线性激活函数 Sigmoid,分类准确率达到 75.21%。最终对比三种分类器的准确率,实验结果表明卷积神经网络具有更好的分类能力,可以有效检测胎儿 QRS 波群。

表 3 与其他方法对比

指标	支持向量机	BP 神经网络	卷积神经网络
Sen/%	77.52	82.78	86.98
PPV/%	66.88	79.62	88.35
Acc/%	70.65	75.21	78.03

3 结束语

文中成功将二维卷积神经网络应用于胎心率检测课题中,结合了批量标准化和 Dropout 技术,提高了卷积神经网络性能。由于卷积神经网络具有局部连接和权值共享等特性,能够通过有监督训练自动获取胎儿 QRS 波群特征,而且特征对微小平移具备不变性,从而能够解决胎心率检测任务。最终在不去除母体心电

信号的基础上使用卷积神经网络进行检测,经过数据集的测试分别得到了较高的灵敏度、阳性预测值和准确率。但是由于心电信号的一维性,导致卷积神经网络能够提取的时频特征较少,最终在测试时出现误差,分类结果受到局限。在接下来研究中一方面应提高对数据集的处理,例如研究如何去除高频肌电噪声的干扰;另一方面继续对卷积神经网络结构进行优化,发挥卷积神经网络对大数据处理的优势。

参考文献:

- [1] 张宪超.深度学习(上)[M].北京:科学出版社,2019:1-37.
- [2] 袁非牛,章琳,史劲亭,等.自编码神经网络理论及应用综述[J].计算机学报,2019,42(1):203-230.
- [3] 周飞燕,金林鹏,董军.卷积神经网络研究综述[J].计算机学报,2017,40(6):1229-1251.
- [4] 周鑫燧,张军朝,甘胜江.融合局部方向模式和卷积神经网络的人脸识别[J].计算机工程与设计,2018,39(10):3272-3277.
- [5] HUO D, CHEN Y, LI F, et al. Modality-convolutions: multi-modal gesture recognition based on convolutional neural network[C]//The 12th international conference on computer science and education. Houston:IEEE,2017:349-353.
- [6] 张文炽,陈黎辉,吴炜,等.基于卷积神经网络特征融合的交通标志识别[J].计算机应用,2019,39:21-25.
- [7] 王煜涵,张春云,赵宝林,等.卷积神经网络下的 Twitter 文本情感分析[J].数据采集与处理,2018,33(5):921-927.
- [8] HINTON G, DENG L, YU D, et al. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: the shared views of four research groups[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2012,29(6):82-97.
- [9] 项延德.基于卷积神经网络的心电信号检测和分类研究[D].杭州:浙江大学,2018.
- [10] 彭雅琴,成孝刚.一种优化的卷积神经网络深度学习算法[J].现代电子技术,2016,39(23):179-181.
- [11] KIRANYAZ S, INCE T, GABBOUJ M. Real-time patient-specific ECG classification by 1-D convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2016,63(3):664-675.
- [12] 黄陆祥.基于卷积神经网络的胎心率曲线分类及音乐对胎心率曲线影响的研究[D].深圳:深圳大学,2018.
- [13] SEVO I, AVRAMOVIC A. Convolutional neural network based automatic object detection on aerial images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2016,13(5):740-744.
- [14] 张贤达.现代信号处理(第三版)[M].北京:清华大学出版社,2015:284-287.
- [15] ZHONG W, LIAO L, GUO X, et al. A deep learning approach for fetal QRS complex detection[J]. Physiological Measurement,2018,39(4):045004.