

文章编号: 2095-2163(2019)04-0104-04

中图分类号: TP391.3

文献标志码: A

基于卷积神经网络的非接触式呼吸暂停算法研究

黄永锋¹, 江依鹏¹, 杨树臣²

(1 东华大学 计算机科学与技术学院, 上海 201620; 2 上海跃扬医疗科技有限公司, 上海 200135)

摘要: 本文基于压电陶瓷传感器信号, 提出了一种一维卷积神经网络的睡眠呼吸暂停综合征检测算法。该算法利用嵌入智能床垫的压电陶瓷传感器采集头部运动作为输入信号。卷积神经网络模型包括6层的卷积层, 每层包含一个ReLU激活函数, 一个批归一化(Batch Normalization, BN)层、一个dropout层以及一个最大池化层。同步采集了11位测试者的压电陶瓷传感器信号和多导睡眠图信号, 生成了40 988个样本, 正负样本均衡。训练集、验证集、测试集按照60%、20%、20%的比例进行划分。最终, 本文所提出的检测模型在测试集上得到了92.76%的准确率, 88.67%的精准率, 98.06%的召回率, 93.13%的F1-得分。

关键词: 呼吸暂停; 压电陶瓷; 卷积神经网络

Research on non-contact apnea algorithm based on Convolutional Neural Network

HUANG Yongfeng¹, JIANG Yipeng¹, YANG Shuchen²

(1 School of Computer Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China;

2 Shanghai Yueyang Medical Technology Co., Ltd., Shanghai 200135, China)

【Abstract】 Based on the piezoelectric ceramics sensor signal, this paper proposes a one-dimensional Convolutional Neural Network detection algorithm for sleep apnea syndrome. The Convolutional Neural Network model consists of six layers of convolutional layers. Each layer containing a ReLU activation function, a batch normalization layer, a dropout layer, and a max pooling layer. Simultaneously, the piezoelectric ceramics sensor signals and polysomnographic signals of 11 subjects are collected and 40 988 balanced samples are generated. The training set, verification set and test set are divided according to the ratio of 60%, 20% and 20%. Based on the above, using the model proposed in this paper, an accuracy of 92.76%, a precision of 88.67%, a recall of 98.06% and an F1-score of 93.13% are attached with the test dataset.

【Key words】 apnea; piezoelectric ceramics; CNN

0 引言

睡眠呼吸暂停综合征(Sleep Apnea Syndrome, SAS)是一种常见的呼吸类疾病, 可以分为3类: 阻塞性呼吸暂停、中枢性呼吸暂停和混合性呼吸暂停, 其中阻塞性呼吸暂停是最为常见的呼吸暂停类型^[1]。据报道, 一般人群中重度阻塞性呼吸暂停的患病率大约为6%~17%^[2]。睡眠呼吸暂停综合征会带来例如白天嗜睡、疲倦、记忆力下降甚至认知功能下降, 同时还是引发或加重心脑血管疾病的一个因素^[3]。因此需要尽早的对睡眠呼吸暂停综合征进行检测和治疗以减少以上问题的发生。

目前, 多导睡眠图(polysomnography, PSG)被认为是用来诊断睡眠呼吸暂停综合征的“金标准”^[4], 可以记录测试者睡眠过程中呼吸暂停、睡眠周期等多项睡眠指标。但是PSG也有一些不足。例如设备昂贵、需要大量传感器连接测试者、操作复杂, 过多的传

感器会影响测试者的正常睡眠。因此, 众多学者提出了仅使用一种或少量几种信号的睡眠呼吸暂停综合征检测方法。这些研究一般基于ECG^[5-7]、鼻息气流^[8-9]、血氧饱和度^[10]、鼾声^[11]等信号展开, 并取得了不错的检测结果。但这些信号的采集依然需要将传感器直接连接测试者, 影响测试者的正常睡眠。

近年来一些学者提出通过心冲击图(ballistocardiography, BCG)信号来检测睡眠呼吸暂停综合征的方法^[12-13]。BCG是描述心脏在周期性地泵血和血液在动脉树流动过程中产生的微弱的作用力^[14]。通过测量这种作用力, 可以获得心脏的机械健康状况, 并且不需要将传感器连接到测试者身体上。BCG信号可以使用多种类型的传感器进行测量, 例如压电陶瓷传感器^[12]、微弯光纤传感器^[13]等。目前基于BCG信号进行睡眠呼吸暂停综合征检测的研究不多, 在少数的研究中, 一般采用的是基于统计的方法。

作者简介: 黄永锋(1971-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 医学图像处理; 江依鹏(1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 深度学习、智能医疗; 杨树臣(1979-), 男, 硕士, 高级软件工程师, 主要研究方向: 信号处理。

收稿日期: 2019-05-07

本文提出了使用压电陶瓷传感器信号, 通过一维卷积神经网络算法进行睡眠呼吸暂停综合征的非接触式检测。采用 11 位测试者整夜 8 h 的睡眠数据进行训练测试, 最终在测试集上得到了 92.76% 的准确率。

1 数据集和网络模型

1.1 数据的获取

本文的实验数据是使用上海跃扬医疗科技有限公司所生产的基于压电陶瓷的智能床垫与上海某医院的 PSG 设备同步采集的数据。床垫内嵌了 18 个压电陶瓷传感器, 每 9 个传感器分为一组, 一组负责采集胸部起伏信号, 另一组负责采集头部起伏信号。

通过将床垫铺设在 PSG 设备下方, 与 PSG 设备同步采集整晚的测试数据。本文从 PSG 设备上提取了自动诊断的呼吸暂停记录以及用于对齐床垫信号与 PSG 信号中的胸廓带信号, 呼吸暂停记录描述的是呼吸暂停的类别、发生时间、持续时间 (s), 其中呼吸暂停类别包括阻塞性呼吸暂停、中枢性呼吸暂停、混合性呼吸暂停、低通气。每个压电陶瓷传感器的采样频率是 50 个采样点/s。本文一共采集了 11 位测试者整晚 8 h 的睡眠数据。

1.2 数据的预处理及标注

1.2.1 数据预处理

原始信号的采样频率为 50 Hz, 为了使网络模型能够从样本中提取出更多的信息, 本文使用一个零相位低通 FIR 滤波器将原始信号采样频率上调到 200 Hz。

1.2.2 标注

经过数据增强后的信号被一个步长为 1 s, 窗口为 10 s 的滑动窗口分割成各个样本。样本被标注为 2 种类型: 呼吸暂停或正常。呼吸暂停指的是阻塞性

呼吸暂停和中枢性呼吸暂停, 这里不包括混合性呼吸暂停和低通气的原因是压电陶瓷传感器采集的信号与二者的相关性不足。对于每个样本, 如果超过 80% 的时间处于阻塞性或中枢性呼吸暂停, 则标记为呼吸暂停; 如果超过 80% 的时间处于正常则标记为正常。对于这个阈值的设定, 本文尝试了 60% ~ 100%, 最终发现 80% 效果最好。为了避免某一类样本过多从而影响分类效果, 通过随机舍弃了一部分样本的方法使数据集的正负样本数量均衡。数据集总样本数为 40 628, 根据 60%/20%/20% 划分训练集/验证集/测试集。训练集包括 12 368 个呼吸暂停样本和 12 368 个正常样本, 验证集和测试集分别包括 4 063 个呼吸暂停样本和 4 063 个正常样本。

1.3 卷积神经网络模型

本文参考了文献 [7] 的模型, 设计了一个 6 层卷积神经网络模型, 如图 1 所示。第一层和第二层由 50 个卷积核为 20×1 的 filter 构成; 第三层和第四层由 24 个卷积核为 24×1 的 filter 构成; 第五层由 24 个卷积核为 10×1 的 filter 构成; 第六层由 12 个卷积核为 10×1 的 filter 构成。对于每个卷积层, 卷积的步长都为 1。使用了 ReLU 作为激活函数, 在每个 ReLU 后面进行了一个批归一化 (Batch Normalization, BN), 关于 BN 层的位置, 目前存在着许多争论, BN 的原始论文中是将 BN 层放在激活函数后 dropout 前能取得更好的效果, 本文通过对比实验发现, 在本文的模型中, 将 BN 放在激活函数后, 得到的效果更好。从第二层开始, 每个 BN 层之后都进行一个 dropout 来防止过拟合。本文在每个卷积层都有一个尺寸为 2 的最大池化层。最终通过一层全连接层结合 softmax 激活函数输出预测结果。

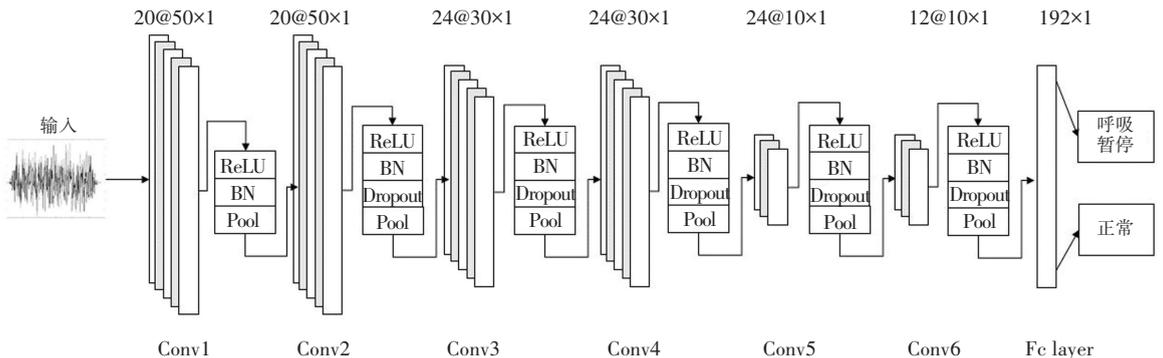


图 1 呼吸暂停检测的卷积神经网络架构

Fig. 1 The architecture of CNN for apnea detection

1.4 评价指标

为了验证本文所提出的模型性能, 本文使用了

以下几个评价指标对模型进行评价: 准确率 (accuracy)、精确率 (precision)、召回率 (recall), F1

值(F1-score)。各项指标的定义如下:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad (1)$$

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (2)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (3)$$

$$F1 = 2 \cdot \frac{precision * recall}{precision + recall} \quad (4)$$

其中: TP 表示预测为呼吸暂停实际为呼吸暂停; TN 表示预测为正常实际为正常; FP 表示预测为呼吸暂停实际为正常; FN 表示预测为正常实际为呼吸暂停; $F1$ 是综合考虑精确率和召回率的一个评价指标。另外本文还使用混淆矩阵(Confusion Matrix)展示模型性能。

2 实验与结果分析

本文通过 pytorch 实现了所提出的模型。使用 batch size = 256 的 mini-batch 方法进行训练,使用交叉熵(cross-entropy)损失函数进行误差计算,使用 Adam 优化器进行梯度更新,相关参数为学习率 lr = 0.001, weight_decay = 0.001, 学习率每经过 20 个 epoch 衰减为原来的 0.1 倍。

实验所采用的输入信号是放置于头部下方的 9 个压电陶瓷传感器平均信号,输入形式为 [1 * 2 000], 计算如公式(5)所示,其中 $Sensor_i$ 表示头部下方的第 i 个传感器。2 种输入在测试集上的表现见表 1。在测试集上的混淆矩阵见表 2。

$$signal = mean(abs(\sum_i Sensor_i)). \quad (5)$$

表 1 卷积神经网络模型的评价性能

Tab. 1 Performance of CNN model

accuracy	precision	recall	F1 - score
92.76	88.67	98.06	93.13

表 2 测试集下的混淆矩阵

Tab. 2 Confusion matrix of test dataset

		预测		合计
		正常	呼吸暂停	
实际	正常	3 553	509	4 062
	呼吸暂停	79	3 983	4 062
	合计	3 632	4 492	

通过表 1 的结果可见。使用头部信号作为输入的模型,召回率达到 98.06%,这意味着大部分实际为呼吸暂停的事件都被正确预测了,可以认为此模

型有潜力作为呼吸暂停综合征患者的初筛手段。相较于同样以非接触形式进行呼吸暂停检测的方法^[14],本文的方法在精确率和召回率上都有显著的提高。尽管与本文的参考模型^[7]相比,本文的精确率和 F1-得分分别低于 96%,但本文模型在召回率上的表现优于 96%,由于 ECG 信号在呼吸暂停检测的相关性上高于本文使用的压电陶瓷信号,且 ECG 信号已经有了大量的研究,这种差异是可以接收的。表 2 通过混淆矩阵具体的展示了检测模型的性能。

3 结束语

本文证明了使用压电陶瓷传感器作为输入信号,通过一维卷积神经网络的方法进行非接触式呼吸暂停检测是有效的。通过这种方法,极大地减轻了测试者在测试时的负担,同时相对于其它的如 PSG、可穿戴式的检测方式,这种方式也更适合推广落地。通过 11 位测试者整夜的睡眠数据,本文得到了很高的召回率和较高的准确率以及 F1 得分,在精确率方面有提高的空间。本文的不足之处:

(1)数据多样性不够。本文仅得到了 11 位测试者的数据,且呼吸暂停的严重程度分布也不够均匀。

(2)呼吸暂停事件未得到专家手工校正。尽管 PSG 的自动诊断结果已经十分接近实际情况,但是专家的校正会使样本的标注更加可信,这有利于模型学习。未来可以通过更丰富的数据集对模型进行优化。

参考文献

- [1] 夏俊娣,杜钟珍. 睡眠呼吸暂停综合征的综述[J]. 临床肺科杂志, 1999(2):86-88.
- [2] MENDONCA F, MOSTAFA S S, RAVELO-GARCIA A G, et al. A review of obstructive sleep apnea detection approaches[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2019,23(2): 825-827.
- [3] 何权瀛,王莞尔. 阻塞性睡眠呼吸暂停低通气综合征诊治指南(基层版)[J]. 中国呼吸与危重监护杂志, 2015, 14(4):398-405.
- [4] 叶志前,郑涛,裘利坚. 睡眠监护技术的发展[J]. 国际生物医学工程杂志, 2003, 26(6):244-248.
- [5] URTNASAN E, PARK J U, LEE S Y, et al. Optimal classifier for detection of obstructive sleep apnea using a heartbeat signal[J]. International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems, 2017, 17(2): 76-81.
- [6] URTNASAN E, PARK J U, JOO E Y, et al. Automated detection of obstructive sleep apnea events from a single-Lead electrocardiogram using a Convolutional Neural Network[J]. Journal of Medical Systems, 2018, 42(6):104.