

◆ 生物医学信息计算 ◆

面向呼吸腰带数据的病症正常异常分类*

徐正丽¹, 蒋盟珂¹, 谢梅英², 蔡翔^{1**}

(1. 桂林电子科技大学, 广西桂林 541004; 2. 南京信息工程大学, 江苏南京 210044)

摘要: 人体的呼吸信号包含了很多指示呼吸健康的信息, 虽然有多种测量呼吸的仪器和手段, 但是呼吸腰带仍然是经济、没有辐射伤害、能长时程日常佩戴的呼吸数据获取手段。然而, 目前呼吸腰带数据的分析方法还不成熟, 为了明确哪些呼吸数据特征可以对病理进行有效分类, 本研究分别使用长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)、吸呼比结合 LSTM、吸呼比结合支持向量机(Support Vector Machine, SVM)3 种方法, 对 287 个正常呼吸和 55 个异常呼吸的 24 h 观测数据进行病理类别分类准确度对比实验。结果表明, 吸呼比特征结合 LSTM 法具有更高的分类准确度。

关键词: 呼吸腰带 吸呼比 特征分析 长短期记忆网络 支持向量机

中图分类号: TN911.6 文献标识码: A 文章编号: 1005-9164(2022)02-0241-08

DOI: 10.13656/j.cnki.gxkx.20220526.003

人体的呼吸信号涵盖多方面的信息特征, 如速率、形态、强度等, 这些信息可有效体现如心肺功能等人体多方面功能特征。呼吸数据相关文献表明, 人体呼吸信号确实能在一定程度上反映人的身体状况, 因此对人类呼吸病症的有效预防与及时发现, 可以通过分析人体呼吸信号来实现^[1]。

相较于基础的呼吸信号获取, 国外的研究人员更多着眼于获取呼吸数据或者通过实时呼吸数据进行疾病预警^[2,3]。Sebastijan 等^[4]提出利用光学干涉仪对外部干扰造成光纤长度变化的特性来检测呼吸。

Alexander 等^[5]选取 33 个呼吸关联特征结合睡眠阶段的启发式知识进行特征分类, 用于判断呼吸数据来自健康人还是病人, 准确率达到 80.38%。Agnel 等^[6]基于单片机设计了一个监测系统, 用于测量睡眠状态下受试者呼吸出现暂停的状况。Raji 等^[7]通过两个 LM35 温度传感器间接获取患者呼吸样本信息, 然后根据呼吸率的特殊波动状况来判断患者是否哮喘发作。研究人员的共同目标是从简单的长时程呼吸信号中提取精准的呼吸信号, 并将其应用于呼气功能检测或疾病诊断等。但目前的研究多数仅是通

收稿日期: 2021-10-09

* 国家自然科学基金项目(71463010, 22180155466), 财政部科技专项(52544788), 广西自然科学基金项目(2014GX233658)和江苏省研究生科研创新计划项目(KYCX21_1040)资助。

【作者简介】

徐正丽(1982-), 女, 讲师, 主要从事数据统计分析、大数据管理等方面交叉学科研究。

【**通信作者】

蔡翔(1968-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事大数据、商业管理研究, E-mail: ross8866@126.com。

【引用本文】

徐正丽, 蒋盟珂, 谢梅英, 等. 面向呼吸腰带数据的病症正常异常分类[J]. 广西科学, 2022, 29(2): 241-248.

XU Z L, JIANG M K, XIE M Y, et al. Respiratory Belt Data Oriented Normal and Abnormal Classification [J]. Guangxi Sciences, 2022, 29(2): 241-248.

过实时监控呼吸数据来查看是否出现异常情况,并没有对患者的呼吸系统进行全面评估。

此外,对呼吸信号的分析和研究仍然存在许多有待突破的关键技术和难点:①如何对最初采集到的呼吸信号进行预处理。因为刚采集的、最初始的呼吸信号中存在大量噪声数据,如果直接用来进行后续研究,将影响最后的实验结果,因此需要先去除信号中的噪声,为后续研究的开展打下良好的基础。②不同阶段的呼吸信号数据与心电信号数据有明显不同,这可能是说话、打喷嚏、咳嗽等行为所导致的数据采集不准确,此外,还存在除了“吸气”“呼气”之外,无法更加细分呼吸信号程度的问题,这些问题都是开展进一步研究的巨大挑战。③因为呼吸信号本身的属性有一定程度的不确定因素,所以在对其做相关研究时,如何提高结果的精确度是个棘手的问题。相对于传统的X光、核磁、呼吸机检测仪器等测量手段,使用呼吸腰带测量呼吸具有持续采集、对人体几乎没有伤害、方便、价格低、信号采集相对稳定等优点,且呼吸腰带获取的呼吸数据是具有时间序列特征的连续数据。因此,本研究使用呼吸腰带获取受试者呼吸信号数据,先对原始呼吸信号进行滤波处理,去除相应的异常数值与基线漂移情况;然后分别使用适合处理时间序列的长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)、吸呼比结合 LSTM,以及吸呼比结合在许多领域被广泛应用的支持向量机(Support Vector Machine, SVM),对收集到的呼吸数据进行分类,判断受试者的呼吸状况是否异常。

1 数据来源与方法

1.1 数据来源

受试者呼吸信号数据均采用呼吸腰带获取。实验数据集由中国中医科学院采集,总样本数量为342个,其中包含人体呼吸异常55个、正常287个,在全部的样例中,单个样例均为24h左右的十进制数值。正常人的吸气时间一般为0.8-1.2s,呼气时间一般为0.5-1.0s^[1],加上1-2s的呼吸间隔,一次呼吸的时间约3.5s,吸气与呼气时间比为1:(1.5-2.0)。由于呼气时仅是胸腔回缩而没有其他动能,所以需要的时间较长,但异常人群的呼吸比值会达到正常人的两倍甚至更高。因此,针对有明显差异的信息,可以收集对应的呼吸数据进行深层次的分析。

1.2 呼吸数据处理

原始数据通常存在基线漂移等现象。基线漂移

一般是由于人体呼吸、电极运动等引起的,在进行下一步的研究分析之前,需要先从原数据中去除基线漂移才能得到更体现原始呼吸特征的数据。常用的去除方法有中值滤波、小波变换法、形态学滤波法等^[8]。本研究选用小波变换进行滤波处理。

小波变换广泛应用于信号处理、图像处理、模式识别等领域。通过伸缩平移运算对信号(函数)逐步进行多尺度细化,最终达到高频处时间细分、低频处频率细分,能自动适应时频信号分析的要求,从而可聚焦到信号的任意细节。小波变换是一个平方可积分函数与一个在时频域上均具有良好局部性质的小波函数的内积,如公式(1)所示。

$$W_f(a, b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt, \quad (1)$$

式中, $a > 0$,为尺度因子; b 为位移因子;*表示复数共轭; $\psi_{a,b}(t)$ 为小波基函数。

采用滤波的方式对最初的数据进行处理,呼吸频率一般为0.2-0.8Hz,先用Butterworth低通滤波器消除高频噪声,其中将操作中的截止频率和采样频率分别定为0.8Hz和32Hz。公式(2)为呼吸曲线基准的计算方法,式子中样例点的数量用 m 表示,第 i 个数据点的大小用 x_i 表示。

$$bl = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i. \quad (2)$$

单个样例出现个体性差异的现象属于正常范畴。本研究利用公式(3)的处理方法对没有关系的差异性进行有效消除和分类。

$$d'_n = d_n - bl, \quad (3)$$

式中,点 n 的信号大小用 d_n 表示,点 n 经过相关处理操作后的信号大小用 d'_n 表示,呼吸信号均值用 bl 表示,同时把所有单例的基准全部设定为0。下一步针对所有的波形执行针对基线漂移的消除操作,首先要找出其中的拐点信息。对每两个拐点间的数据使用公式(4)计算获取其新点的位置。

$$x' = \sum_{i=1}^L \left[x_i - \left(\frac{d_a + d_b}{2} - bl \right) \right], \quad (4)$$

式中, d_a 为图1中a点的数值, d_b 为图1中b点处的数值, L 表示图1中所有数值位于 d_a 和 d_b 间的关键点的个数。呼吸时会存在一些相对较小的波折(如图1中红色标记处),这些波折不可以当作真正的拐点,因此,设定一个经验阈值的大小为 $\sigma = 0.5$,针对波峰波谷的垂直方向的距离大小进行相关的测量,如

果测量值小于设定阈值的大小,那么该点将不会被当作拐点。

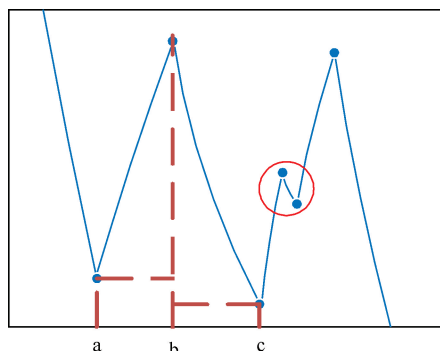


图1 拐点(波峰/波谷)示意图

Fig.1 Schematic diagram of inflection point (peak/trough)

1.3 吸呼比特征

呼吸数据的相关分析常用的指标是吸呼比特征,吸呼比即一次呼吸周期中的吸气时间与呼气时间的比值。根据其特点可识别出数据中的峰值和谷值,呈上升趋势的为“吸”,下降趋势则为“呼”。图2(a)为“吸”在呼吸带上的压力变化过程,体现了“吸”过程中肺部容积逐渐增大;图2(b)为“呼”在呼吸带上的压力变化过程,体现了“呼”过程中肺部容积逐渐减小。各自的时间代表“呼”和“吸”维持的时长。

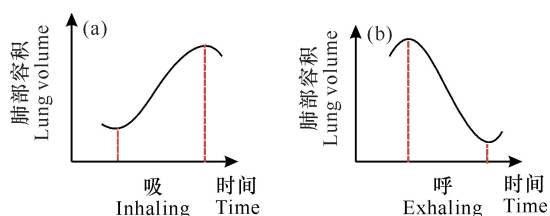


图2 “吸”“呼”过程示意图

Fig.2 Schematic diagram of "inhaling" and "exhaling" process

得到“吸”与“呼”的时间后,则吸呼比特征可根据公式(5)计算得到,其中 t_x 和 t_h 分别代表一次吸和呼的时间长度。

$$\alpha = t_x / t_h \quad (5)$$

1.4 长短期记忆网络 (Long Short-Term Memory, LSTM)

LSTM 是一种特殊的循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN)。对于 RNN, LSTM 能够更好地处理 RNN 面临的梯度爆炸和梯度消失问题,这主要是因为 LSTM 摒弃了简单 RNN 中“连乘”的计算方式,改为“累加”的方式^[9]。LSTM 引入了记忆单元,这样网络可以控制什么时候遗忘不需要的信息,什么时候用新的输入信息更新记忆单元,通过遗忘门、输入门、输出门来实现信息的保护和控制。在

t 时刻 LSTM 更新方式如下:

$$\begin{aligned} f_t &= \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f), \\ i_t &= \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i), \\ \tilde{C}_t &= \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c), \\ C_t &= f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t, \\ o_t &= \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o), \\ h_t &= o_t * \tanh(C_t), \end{aligned} \quad (6)$$

式中, h_{t-1} 为上一时刻的输出, x_t 为 t 时刻的输入, σ 是激活函数。遗忘门 f_t 控制每一个单元需要遗忘多少信息,输入门 i_t 控制新的信息,输出门 o_t 控制输出的信息。

由于呼吸数据具有时间前后关联性,因此可使用 LSTM 对呼吸数据进行分析,从而判断呼吸是否异常,并将其看作序列分类任务。本研究使用的 LSTM 单元,接收的输入参数为去噪归一化的呼吸数据,输入的数据是去除基线漂移后并归一化的,吸呼比结合 LSTM 正常异常分类的 LSTM 接收的是每呼吸段的吸呼时间比。每个吸呼周期采样 32 个点,时间窗取 10,时间窗内的 LSTM 提取的时序特征作为一维向量,再连接多层全连接网络进行分类,输出标签为长度为 2 的 one-hot 编码形式,(0,1) 表示呼吸异常,(1,0) 表示呼吸正常。则 LSTM 的网络结构可表示为 $(320-h_1-h_2-\dots-2)$,其中 h_i ($1 \leq i \leq n$) 表示第 i 个隐藏层单元的数量, n 为 LSTM 隐藏层的层数。网络结构设计如图 3 所示。

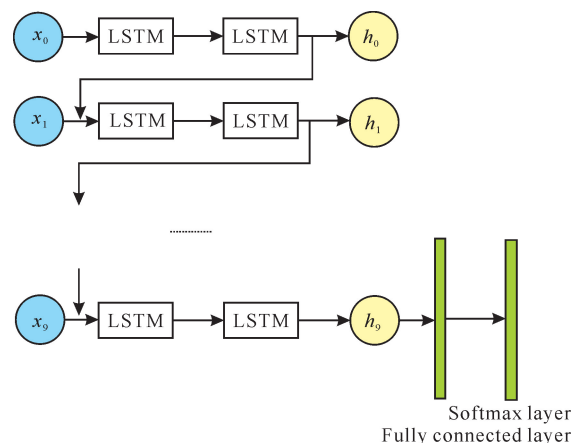


图3 LSTM 结构

Fig.3 LSTM structure

1.5 支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)

SVM 是一种主流的二分类模型,在许多领域都有广泛的应用^[10]。SVM 将原始数据线性不可分的问题,通过核函数映射到更高维的特征空间中,转化为求解线性约束的二次规划问题。给定训练样本集 $D = ((x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m))$, $y_i \in \{-1, 1\}$,

1}, 假设在某个空间能用一个超平面: $w \cdot x + b = 0$, 其中 w 为超平面的法向量方向, b 为超平面位移量, 决定了超平面与原点之间的距离。该超平面将训练集分为两类, 最合适的超平面是最大边距超平面 (Maximum-margin hyperplane)^[11]。通过求解判别式(7), 可得到最佳的 w 与 b 的值。

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n a_i y_i K(x, x_i) + b\right), \quad (7)$$

式中, $K(x, x_i)$ 为核函数, 对应于在输入空间构造

一个最优的分割平面, a_i 和 b 通过 SVM 学习算法解得^[12]。

将根据公式(5)计算出的每个吸呼周期的吸呼比进行可视化后(图4), 直接将其归一化为 20×20 的图片, 然后采样为长度为 400 的一维向量输入 SVM 中, 同时所有的数据被归一化到 $[0, 1]$ 。实验中, SVM 使用的是径向基核函数, 其中 SVM 单个样本的影响范围 γ 以及模型准确率与模型复杂度平衡参数 c 均设置为 2.0, 训练过程采用 5 折交叉验证。

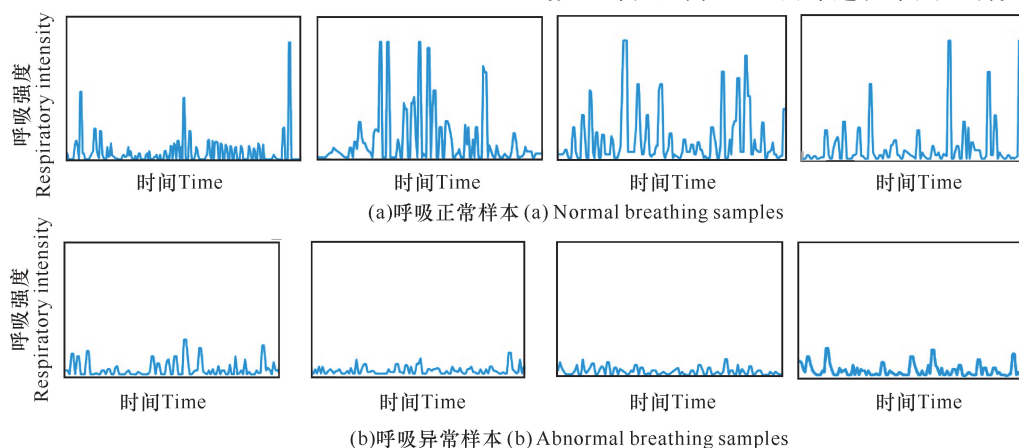


图4 正常、异常吸呼时间比示意图

Fig. 4 Schematic diagram of normal and abnormal breathing time ratio

2 结果与分析

2.1 数据基线漂移去除处理结果

正常、异常呼吸情况下的单个样例信息可视化如图5所示。可以看到, 仅凭借经验难以直接分辨出呼吸正常与异常样本的差距。初始呼吸信号曲线有很多毛刺信息, 见图6(a); 进行滤波处理后, 50 Hz 工频的干扰被滤除, 滤波处理后的曲线较初始呼吸信号曲线光滑, 见图6(b); 但基线漂移情况仍存在。进一步去除基线漂移处理后, 呼吸曲线变换结果如图7所示, 其中图7(a)为一段没有经过基线漂移处理的呼吸曲线, 图7(b)为图7(a)经过基线漂移处理的呼吸曲线。对比图7(a)和图7(b)可以看到, 经过基线漂移处理的呼吸曲线在呼吸强度上的数值随着时间变化更加平稳。

2.2 3种处理方法的分类精度、召回率以及 F -值

对处理后的呼吸数据分别采用 LSTM、吸呼比特特征 + LSTM、吸呼比特特征 + SVM 进行正常呼吸和异常呼吸分类, 其分类精度、召回率以及 F -值如表1所示, 其中 LSTM 隐藏层采用不同的神经单元数。可以看到, 单纯使用 LSTM 时分类精度不是很高,

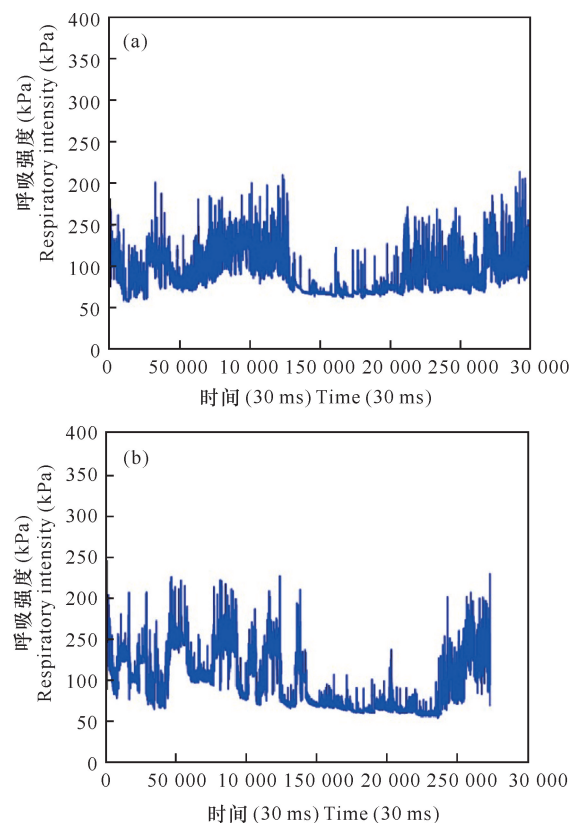


图5 呼吸正常与异常数据示例

Fig. 5 Examples of normal and abnormal breathing data

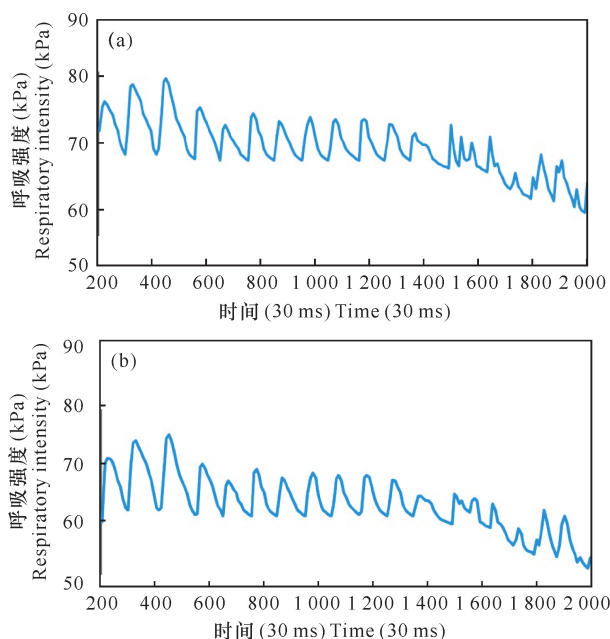


图6 原始呼吸信号(a)和低通滤波处理后的呼吸信号(b)

Fig. 6 Original respiratory signal (a) and respiratory signal (b) after low-pass filtering

为62%左右,其中隐藏单元数为64的效果最好。相对于单纯使用LSTM,吸呼比结合SVM的方法获得的准确度有所提高,达72.8%。吸呼比结合LSTM的方法获得的准确度提升最大,其中吸呼比结合LSTM(320-10-64-64-2)获得的准确度最高,见表1 3种处理方法的分类精度、召回率以及F-值

Table 1 Classification accuracy, recall rate and F-value of three processing methods

方法 Methods	分类精度(%) Classification accuracy (%)	召回率(%) Recall rate (%)	F-值(%) F-value (%)
LSTM(320-10-32-2)	60.2	75.3	33.4
LSTM(320-10-64-2)	63.1	78.9	35.1
LSTM(320-10-128-2)	61.5	76.9	34.2
LSTM(320-10-32-64-2)	65.4	81.7	36.3
LSTM(320-10-64-64-2)	67.8	84.7	37.7
吸呼比 + SVM Inspiratory/expiratory ratio + SVM	72.8	91.0	40.4
吸呼比 + LSTM(320-10-32-2) Inspiratory/expiratory ratio + LSTM(320-10-32-2)	73.5	91.9	40.8
吸呼比 + LSTM(320-10-64-2) Inspiratory/expiratory ratio + LSTM(320-10-64-2)	75.7	94.6	42.1
吸呼比 + LSTM(320-10-128-2) Inspiratory/expiratory ratio + LSTM(320-10-128-2)	73.1	91.4	40.6
吸呼比 + LSTM(320-10-32-64-2) Inspiratory/expiratory ratio + LSTM(320-10-32-64-2)	76.8	96.0	42.7
吸呼比 + LSTM(320-10-64-64-2) Inspiratory/expiratory ratio + LSTM(320-10-64-64-2)	79.2	98.9	44.0
吸呼比 + LSTM(320-10-64-128-2) Inspiratory/expiratory ratio + LSTM(320-10-64-128-2)	75.5	94.4	41.9

注:LSTM(320-10-32-2)指LSTM采用四层网络结构,网络输入层、隐藏层和输出层节点分别为10,32和2

Note:LSTM(320-10-32-2) means that LSTM adopts a four-layer network structure, and the nodes of network input layer, hidden layer and output layer are 10,32 and 2 respectively

79.2%,即同时使用64-64两层隐藏层节点时效果最好。

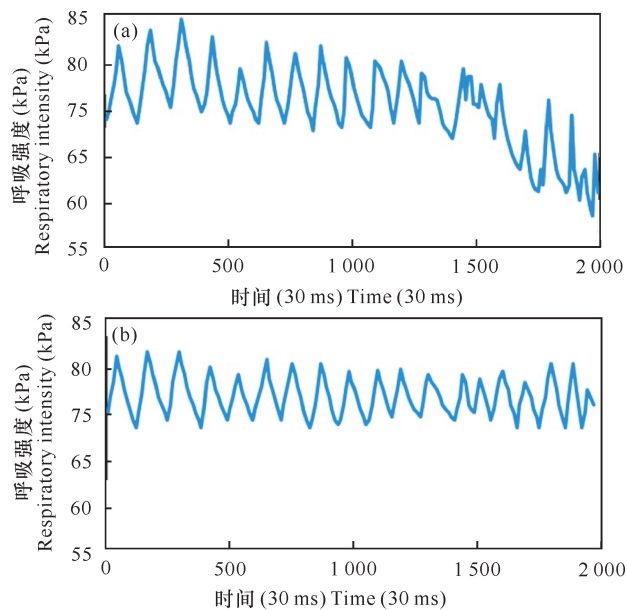


图7 原始信号(a)及基线漂移去除结果(b)

Fig. 7 Original signal (a) and baseline drift removal result (b)

同时可以看到,召回率以及F-值方面,吸呼比结合LSTM(320-10-64-64-2)获得的数值也相对更好,分别达到98.9%和44.0%,比传统的吸呼比inspiratory/expiratory ratio + SVM获得更好的效果。

3 讨论

3.1 方法

由上述实验可以看到,采用吸呼比结合 SVM 的分类方法比单纯采用 LSTM 的结果更好。一个可能的原因是 LSTM 完全依靠神经网络提取的特征,而吸呼比特征是目前在临床广泛认可的呼吸是否异常的标准,因此吸呼比特征结合 SVM 获得了相对于单纯使用 LSTM 更好的效果。基于这个认识,进一步比较了吸呼比结合 LSTM 不同网络结构的实验验证,结果发现吸呼比结合 LSTM 总体获得比吸呼比结合 SVM 更好的效果。因为 LSTM 结构的一大特点在于遗忘门机制,并联合上一时刻输出、当前时刻输入、激活函数以及输入门和输出门形成单元状态保持和更换[见公式(6)所描述],其将上/下一个时间步长特征根据一定权值联接到自身,拷贝自身状态的真实值和累积的外部信号,学习到较长时程的吸呼数据的周期性特点。这使得 LSTM 擅长学习数据间的依赖性,能够提高呼吸带数据在正常、异常分类上的准确率。从表 1 的第 7 行到第 12 行的数据对比可以看到,更宽和更深的网络相能够提升识别精度,如吸呼比 + LSTM(320-10-64-128-2)获得了 75.5% 的精度,而吸呼比 + LSTM(320-10-32-2)以及吸呼比 + LSTM(320-10-128-2)精度分别为 73.5% 和 73.1%,相对提高了 2.0% 和 2.4% 的准确度,同时在召回率和 F-值上也获得提升。然而,也可以看到,针对呼吸带数据,持续地增加网络的宽度和深度并不能一直提高准确度。表 1 第 12 行的吸呼比 + LSTM(320-10-64-128-2)相对于第 11 行的吸呼比 + LSTM(320-10-64-64-2)在第 3 层网络节点数更多,然而其准确度反而比第 11 行的准确度要低 3.7 个百分点(79.2% - 75.5%)。相似的情况也发生在第 12 行和第 10 行的网络结构上。因此,采用合适的网络结构可以获得更佳判断结果。

3.2 数据获取方法

目前,针对呼吸测量的传统方法主要有温度式检测^[13]、阻抗式检测、通过获取心电信号然后推断得出呼吸信号等。温度式检测可复用、构成简易,但因为用于测量的传感仪器需要与人体的口鼻腔直接接触,会给被检测者带来不适感^[14]。阻抗式检测法是当下在临床中使用较为频繁的呼吸测量方式之一,具有测量稳定、测量方式简单易操作等特点。该方法虽然不会让被检测者产生任何身体不适,具有无创且安全的

特性,但是在实施过程中对电极有一定要求,同时会由于血液流动的干扰造成相应比值不易确定等问题^[1]。通过获取心电信号然后推断得出呼吸信号,是一种较新颖的无创检测方法,但该方法存在测量的精确度不高,过久地使用心电电极装置可能会给患者的皮肤带来不适等缺点。相对于这些方法而言,呼吸腰带是一种能够长时间使用、无创地对呼吸功能进行测量与评估的方法和工具。

与传统方法相比,使用呼吸腰带有诸多好处:

①持续采集,对人体几乎没有伤害。呼吸腰带能直接对患者的呼吸信号进行采集,具有持续性,能连续采集整个时间段里的数据并且不会给患者带来任何创伤。②方便,价格亲民。呼吸腰带使用方便快捷,其中的核心部件包括拉力传感器和数据存储设备,设备大部分功能的实现是将核心部件放置于腰带中,依靠核心部件来检测患者的呼吸信号。目前传感器和数据存储设备的价格并不高,所以整条呼吸腰带的价格比较亲民,能够让大多数患者购置和使用。③信号采集相对稳定。呼吸腰带使用时绑定在患者腰上,有着不错的稳定性;同时患者可以带着它进行大部分的日常活动而不受影响,有良好的舒适性;此外,长时间佩戴和直接检测可提升呼吸数据的精准度。尽管呼吸腰带设备已经面世,但目前尚属于新兴呼吸监测设备,公开报道的文献和研究相对较少^[2,8],且目前对呼吸相关数据的研究分析较少,尤其是对呼吸腰带数据的分析更少。因此,本研究为呼吸腰带长时间、无创地对呼吸功能进行测量与评估提供了一种新的手段和方法。

4 结论

为了有效区分呼吸正常与异常人群,本研究采用呼吸腰带采集受试者呼吸数据,并对数据进行预处理后,分别使用 LSTM、吸呼比结合 LSTM 和吸呼比结合 SVM 进行分类判断,发现吸呼比结合 LSTM 方法获得的呼吸正常、异常分类效果最好,准确率接近 80.0%,相比于单一使用 LSTM,其准确率提升 15.0% 左右,证明该方法的有效性,也为下一步呼吸临床实验、病理检测等提供良好的数据支撑。下一步将考虑使用其他网络结构如递归神经网络、随机森林等进行分类判断,并且与医学相关人员进行探讨,寻找吸呼比之外的其他特征,如每次呼吸周期的前斜率、后斜率等,以期得到更好的分类结果。

致谢

感谢中国医学科学院张启明研究员团队提供呼吸腰带实验数据。

参考文献

- [1] 凌振宝,齐晓慧,李伟娜,等.基于PVDF的呼吸信号检测腰带研究[J].压电与声光,2014,36(1):72-75.
- [2] KAUCZOR H U, HAST J, HEUSSEL C P, et al. CT attenuation of paired HRCT scans obtained at full inspiratory/expiratory position: Comparison with pulmonary function tests [J]. *European Radiology*, 2002, 12(11): 2757-2763.
- [3] NING T, BRONZINO J D. Automatic classification of respiratory signals [C]//IEEE The Annual International Engineering in Medicine and Biology Society (IEMBS 1989), Seattle, WA, USA: IEEE, 1989.
- [4] SEBASTIJAN Š, DAMJAN Z. Heartbeat and respiration detection from optical interferometric signals by using a multimethod approach [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2012, 59(10): 2922-2929.
- [5] ALEXANDER T, LYUDMILA K. Sleep stage classification based on respiratory signal [C]//IEEE 2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Milan, Italy: IEEE, 2015.
- [6] AGNEL J K J, PAMELA D. Arduino uno based obstructive sleep apnea detection using respiratory signal [J]. *International Journal of Research in Engineering and Technology*, 2015, 4(3): 599-603.
- [7] RAJI A, DEVI P K, JEYASEELI P G, et al. Respiratory monitoring system for asthma patients based on IoT [C]//IEEE 2016 Online International Conference on Green Engineering and Technologies (IC-GET), Coimbatore, India: IEEE, 2016.
- [8] 陈苹,叶继伦,张旭,等.心电信号中基线漂移的去除方法比较及算法实现[J].中国医疗器械杂志,2018,42(5):326-329.
- [9] DUNLAP J C. Molecular bases for circadian clocks [J]. *Cell*, 1999, 96(2): 271-290.
- [10] SCHULDT C, LAPTEV I, CAPUTO B. Recognizing human actions a local SVM approach [C]//IEEE Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR2004), Cambridge, UK: IEEE, 2004.
- [11] LEANDERS S, LAGUNA P, SORNMO L. Estimation of the respiration frequency using spatial information in the VCG [J]. *Medical Engineering Physics*, 2003, 25(6): 501-507.
- [12] VAPNIK V N. *Statistical learning theory* [M]. New York: Wiley-Interscience, 1998.
- [13] 范霖,陈向东,李宁.基于快速响应湿度传感器的无线呼吸检测系统[J].传感器与微系统,2015,34(3):84-86.
- [14] 吴丹,徐效文,王磊,等.穿戴式动态睡眠呼吸监测系统的设计[J].传感技术学报,2010,23(3):322-325.

Respiratory Belt Data Oriented Normal and Abnormal Classification

XU Zhengli¹, JIANG Mengke¹, XIE Meiyong², CAI Xiang¹

(1. Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi, 541004, China; 2. Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing, Jiangsu, 210044, China)

Abstract: The respiratory signals of human body contain a lot of information indicating respiratory health. Although there are a variety of instruments and means to measure respiration, the respiratory belt is still an economic, no radiation damage, and long-term daily wearable means to obtain respiratory data. However, the current analysis method of respiratory belt data is not mature. In order to clarify which respiratory data characteristics can effectively classify pathology, this study used three methods, namely Long Short-Term Memory (LSTM), inspiratory/expiratory ratio combined with LSTM, and inspiratory/expiratory ratio combined with Support Vector Machine (SVM), to conduct a comparative experiment on the accuracy of pathological classification of 24 h observation data of 287 normal respirations and 55 abnormal respirations. The results showed that the inspiratory/expiratory ratio feature combined with the LSTM method has higher classifica-

tion accuracy.

Key words: respiratory belt; inspiratory/expiratory ratio; feature analysis; Long Short - Term Memory (LSTM); Support Vector Machine (SVM)

责任编辑: 陆雁

投稿指南

1 来稿要求

1.1 稿件要素

稿件内容必须包括题目、作者姓名、作者所在单位、作者所在省份和城市、邮政编码、中文摘要、关键词、英文题目、作者英文名称、作者英文单位、英文摘要、英文关键词、正文、致谢(非必选)、参考文献等内容。

1.2 题目

应以简明、确切的语言反映稿件的重要思想和内容,一般不超过 20 字。

1.3 作者与单位

多位作者姓名用逗号隔开。所有作者均须注明所在单位全称、省份城市及邮编。

1.4 汉语姓名译法

姓在前名在后,姓用大写字母,名首字母大写(如:欧阳奋发,OUYANG Fenfa)。

1.5 中、英文摘要

用第三人称撰写,应完整准确概括论文的实质性内容,试验研究论文摘要须包含目的、方法、结果、结论 4 个要素。英文摘要与中文摘要内容相对应。

1.6 首页脚注标识要素

资助项目:项目名称(项目编号)。作者简介包括姓名(出生年-),性别,职称或职务,主要研究方向。如有通信作者,请注明×××为通信作者,包括姓名(出生年-),性别,职称或职务,主要研究方向,E-mail。

1.7 稿件正文

试验研究论文应包括引言、材料与方法、结果与分析、讨论、结论等要素。引言须包含研究意义、前人研究进展、本研究切入点、拟解决的关键问题等基本内容,“讨论”与“结论”部分须分开阐述。各层次标题用阿拉伯数字连续编号,如 0; 1, 1. 1, 1. 1. 1……; 2, 2. 1, 2. 1. 1……层次划分一般不超过 3 级。

1.8 参考文献

参考文献表采用顺序编码制组织,其编排格式示例如下:

[1] 陈宝玲,宋希强,余文刚,等. 濒危兰科植物再引入技术及其应用[J]. 生态学报, 2010, 30(24): 7055-7063.

[2] CHEN B L, SONG X Q, YU W G, et al. Re-introduction technology and its application in the conservation of endangered orchid [J]. Acta Ecologica Sinica, 2010, 30(24): 7055-7063.

1.9 图和表

稿件可附必要的图和表,表用三线表表示,忌与文字表述重复,表的主题标目要明确。图表名、图表注及图表中所有的中文须有英文对照。图要大小适中,清晰,标注完整;照片尽量选用黑白照片。

1.10 量和单位

量名称及其符号须符合国家标准,采用法定计量单位(用国际通用符号,如面积单位“亩”换算成“公顷 hm^2 ”)。书写要规范化,并注明外文字母的大小写、正斜体及上下角标。容易混淆的字母、符号,请特别注明。

2 注意事项

2.1 本刊已开通网络投稿系统,投稿请登录 <http://gxkx.ijournal.cn/gxkx/ch/index.aspx>,使用网上投稿和查稿系统。我刊审稿周期为 2 个月,2 个月未收到审稿结果可另投他刊。

2.2 稿件一经采用,酌收版面费;刊登后,付稿酬含网络发行(《中国学术期刊(光盘版)》、中国期刊网、万方数据网及台湾华艺 CEPS 中文电子期刊服务网等)的稿酬,同时赠送样刊 2 本。

2.3 本刊入编《中国学术期刊(光盘版)》、中国期刊网、万方数据网及台湾华艺 CEPS 中文电子期刊数据库并已签订 CNKI 优先数字出版合作协议。

2.4 囿于人力、物力有限,本刊只通过期刊采编系统发送“稿件处理意见”,如需纸质意见,请向编辑部索取。