



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110731778 A

(43)申请公布日 2020.01.31

(21)申请号 201910658420.1

(22)申请日 2019.07.22

(71)申请人 华南师范大学

地址 510000 广东省广州市天河区中山大
道西55号

申请人 广州爱听贝科技有限公司

(72)发明人 张金区 欧建荣 宋立国 罗虎
鲁玉佳 钱朗

(51)Int.Cl.

A61B 5/08(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

A61B 7/04(2006.01)

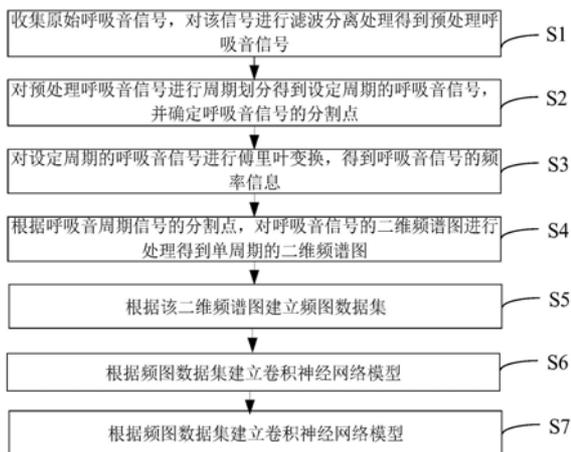
权利要求书2页 说明书6页 附图4页

(54)发明名称

一种基于可视化的呼吸音信号识别方法及系统

(57)摘要

本发明涉及声频信号识别领域,公开了一种基于可视化的呼吸音信号识别方法及系统,使用短时傅里叶变换对已切割好的呼吸音周期信号进行时频分析,将一维音频信号转换为二维可视化信号,通过对图像的处理与分析,形成数据集,来进行卷积神经网络的图片分类,实现正常与三种病理呼吸音的区分。病理呼吸音信号杂音明显,在呼气与吸气过程中形成的杂音拥有特殊的语谱信息,本发明运用时频分析方法,使用短时傅里叶变换对已切割好的呼吸音周期信号进行时频分析,将一维音频信号转换为二维可视化信号,通过对图像的处理与分析,形成数据集,基于卷积神经网络对可视化图片分类,区分正常与三种病理呼吸音。



1. 一种基于可视化的呼吸音信号识别方法,其特征在于,包括:
 - S1、收集原始呼吸音信号,对该信号进行滤波分离处理得到预处理呼吸音信号;
 - S2、对预处理呼吸音信号进行周期划分得到设定周期的呼吸音信号,并确定呼吸音信号的分割点;
 - S3、对设定周期的呼吸音信号进行傅里叶变换,得到呼吸音信号的频率信息;
 - S4、根据呼吸音周期信号的分割点,对呼吸音信号的二维频谱图进行处理得到单周期的二维频谱图;
 - S5、根据该二维频谱图建立频图数据集;
 - S6、根据频图数据集建立卷积神经网络模型;
 - S7、通过卷积神经网络模型对新的各类呼吸音进行预测分析。
2. 根据权利要求1所述的基于可视化的呼吸音信号识别方法,其特征在于,所述步骤S1中的滤波分离处理的具体过程包括:
 - S100、对原始呼吸音信号进行高通滤波处理,得到心音及呼吸音混合信号并对其进行复制;
 - S101、对心音及呼吸音混合信号进行小波变换得到呼吸音中的心音干扰信号并将其单独分离出来;
 - S102、通过心音及呼吸混合信号减去心音干扰信号得到预处理呼吸音信号。
3. 根据权利要求1所述的基于可视化的呼吸音信号识别方法,其特征在于,所述步骤S2中预处理呼吸音信号采用移动矩形窗进行周期划分,并确定呼吸音周期信号的分割点。
4. 根据权利要求1所述的基于可视化的呼吸音信号识别方法,其特征在于,所述原始呼吸音的类型包括正常呼吸音、喘鸣音、捻发音和胸膜病变音。
5. 根据权利要求1所述的基于可视化的呼吸音信号识别方法,其特征在于,所述步骤S3的具体步骤包括:
 - S300、采用随时间移动的分析窗对设定周期的呼吸音信号进行加窗截断,并将其分解成一系列的近似平稳的短时信号;
 - S301、通过傅里叶变换得到每个短时平稳信号的二维频谱图。
6. 根据权利要求1所述的基于可视化的呼吸音信号识别方法,其特征在于,所述步骤S5包括:
 - S500、根据呼吸音信号的分割点对二维频谱图进行切割,形成单周期的二维频谱图集;
 - S501、对单周期的二维频谱图集进行规格处理形成频谱图数据集。
7. 根据权利要求6所述的基于可视化的呼吸音信号识别方法,其特征在于,所述步骤S501中规格处理的具体步骤包括:
 - S5010、统一二维时频图集的大小;
 - S5011、对统一大小后的二维时频图集进行RGB分量分析;
 - S5012、进行图片压缩,得到频图数据集。
8. 根据权利要求1所述的基于可视化的呼吸音信号识别方法,其特征在于,所述步骤S7具体包括:
 - S700、获取新的各类呼吸音信号并对其进行高通滤波和小波变换处理;
 - S701、利用移动矩阵窗对去除噪音的呼吸音信号进行周期划分,并确定呼吸音周期信

号的分割点；

S702、对划分好的呼吸音周期信号进行短时傅里叶变换；

S703、根据划分好的呼吸音信号的分割点,对经过短时傅里叶变换的频谱图进行周期分割得到单周期的二维频谱图；

S704、提取周期频图中RGB中的R分量,并压缩成设定大小的频谱图数据；

S705、将压缩后的数据放到预训练好的神经网络模型进行预测,预测出个类别即为最终呼吸音类别。

9. 一种基于可视化的呼吸音信号识别方法的系统,其特征在于,包括:

信号获取处理单元,用于收集原始呼吸音信号,对该信号进行滤波分离处理得到预处理呼吸音信号；

周期划分模块,采用移动矩形窗进行周期划分,并确定呼吸音周期信号的分割点；

傅里叶变换模块,用于对预处理呼吸音信号进行傅里叶变换,得到呼吸音信号的频率信息；

切割模块,用于根据呼吸音周期信号的分割点,对呼吸音信号的二维频谱图进行处理得到单周期的二维频谱图；

频图数据集建立模块,根据该二维频谱图建立频图数据集；

卷积神经网络模块,用于根据频图数据集建立卷积神经网络模型,通过该卷积神经网络模型对新的各类呼吸音进行预测分析。

10. 根据权利要求9所述的基于可视化的呼吸音信号识别方法的系统,其特征在于,所述信号获取处理单元包括:

高通滤波模块,用于去除原始呼吸音信号中的环境杂音、电流音等杂音；

小波变换模块,用于划分出滤波后的呼吸音信号中的心音成份,重构呼吸音信号中的心音成分,将心音干扰信号单独分离出来；

复制模块,用于对高通滤波处理后得到心音及呼吸音混合信号进行复制；

分离模块,用于将小波变换后得到的心音干扰信号单独分离出来；

减法模块,用于将心音及呼吸音混合信号减去心音干扰信号得到预处理呼吸音信号。

一种基于可视化的呼吸音信号识别方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及声频信号识别领域,更具体地说,特别涉及一种基于可视化的呼吸音信号识别方法及系统。

背景技术

[0002] 呼吸音信号是人体呼吸系统与外界在换气过程中产生的一种生理信号。呼吸音中含有大量的生理和病理信息,能够很好地反映人体呼吸系统的健康情况,因而在呼吸音学与临床医学等都有着十分重要的研究意义。近年来,频发的雾霾天气等环境问题所带来的呼吸道疾病发病率的提高,也使得对呼吸道疾病诊断的快速性与准确性的需求大幅提升。

[0003] 心肺听诊以其迅捷便利和无创等优良特性重新引发人们的广泛关注,但非熟练的医务人员直接用听诊器进行监听,诊断会比较困难。而自动呼吸音诊断技术的发展无疑会对呼吸道疾病诊断带来重要的帮助。电子听诊器以及其他信号采集技术等硬件设备和自动识别与疾病预警等软件方面的发展进一步促进了现代呼吸音信号的分析 and 识别技术的研究与进步。

[0004] 常见的呼吸音特征提取算法有自回归系数 (Auto-Regressive, AR) 算法、基于功率谱密度 (Power spectral density, PSD) 的算法、基于倒谱的 (Mel-frequency cepstrum) MFCC 系数法、以及基于小波变换技术 (Wavelet Transform, WT) 的离散小波分解和小波包分解法等。这些方法提取的特征不具有可视化性,且鲁棒性不强,给临床医生的信息参考价值不大。目前采用的手段一般通过信号的时域波形与频谱图来进行人工分析判断,没有实现自动化与可视化的结合分析。

[0005] 本发明使用短时傅里叶变换对已切割好的呼吸音周期信号进行时频分析,将一维音频信号转换为二维可视化信号,通过对图像的处理与分析,形成数据集,来进行卷积神经网络的图片分类,实现正常与三种病理呼吸音的区分。病理呼吸音信号杂音明显,在呼气与吸气过程中形成的杂音拥有特殊的语谱信息。

发明内容

[0006] 本发明的目的在于提供一种基于可视化的呼吸音信号识别方法及系统,本发明运用时频分析方法,使用短时傅里叶变换对已切割好的呼吸音周期信号进行时频分析,将一维音频信号转换为二维可视化信号,通过对图像的处理与分析,形成数据集,基于卷积神经网络对可视化图片分类,区分正常与三种病理呼吸音。

[0007] 为了达到上述目的,本发明采用的技术方案如下:

[0008] 一种基于可视化的呼吸音信号识别方法,包括:S1、收集原始呼吸音信号,对该信号进行滤波分离处理得到预处理呼吸音信号;S2、对预处理呼吸音信号进行周期划分得到设定周期的呼吸音信号,并确定呼吸音信号的分割点;S3、对设定周期的呼吸音信号进行傅里叶变换,得到呼吸音信号的频率信息;S4、根据呼吸音周期信号的分割点,对呼吸音信号的二维频谱图进行处理得到单周期的二维频谱图;S5、根据该二维频谱图建立频图数据集;

S6、根据频图数据集建立卷积神经网络模型，S7、通过卷积神经网络模型对新的各类呼吸音进行预测分析。

[0009] 进一步地，所述步骤S1中的滤波分离处理的具体过程包括：S100、对原始呼吸音信号进行高通滤波处理，可有效取出原始呼吸音信号中的环境杂音、电流杂音等杂音，得到心音及呼吸音混合信号并对其进行复制；S101、对心音及呼吸音混合信号进行小波变换得到呼吸音中的心音干扰信号并将其单独分离出来；S102、通过心音及呼吸音混合信号减去心音干扰信号得到预处理呼吸音信号（较为纯净的呼吸音信号）。

[0010] 进一步地，所述步骤S2中预处理呼吸音信号采用移动矩形窗进行周期划分，并确定呼吸音周期信号的分割点，对正常呼吸音、喘鸣音、捻发音、胸膜病变音各自的呼吸音周期信号分别进行切割，采用移动矩形窗的方法获取在下一个周期（呼一次和吸一次作为一个周期）来临之前的最小值，处理的参数为：矩形窗大小为 $0.8 \sim 2s$ ，即 $0.8 * fs \sim 2 * fs$ 样本点数，图中竖线即切割点，可以看出经切割后的呼吸音信号分成呼与吸的明显呼吸音周期，其中幅值小所对应的小峰值部分代表呼气，幅值大所对应的大峰值部分代表吸气。

[0011] 进一步地，所述原始呼吸音的类型包括正常呼吸音、喘鸣音、捻发音和胸膜病变音。

[0012] 进一步地，所述步骤S3的具体步骤包括：S300、采用随时间移动的分析窗对设定周期的呼吸音信号进行加窗截断，并将其分解成一系列的近似平稳的短时信号；S301、通过傅里叶变换得到每个短时平稳信号的二维频谱图；采用一个随时间滑动分析窗来对非平稳信号进行加窗截断的操作，然后将非平稳信号分解成一系列的近似平稳的短时信号（长时间的非平稳信号，通过加滑动窗口截出来一小时间段信号，在这个短时间内可以认为信号是近似平稳的），最后通过傅里叶变换分析每个短时平稳信号的频谱。

[0013] 短时傅里叶变换先将一个函数和窗函数相乘，然后进行一维的傅里叶变换，最后通过窗函数的滑动获得变换的结果，排开得到的结果便可得到一个二维的表象。短时傅里叶的公式如下：

$$[0014] \quad STFT_z(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} [Z(u)g^*(u-t)]e^{-j2\pi fu} du$$

[0015] 公式中 $Z(t)$ 为原信号， $g(t)$ 为窗函数， u 是一个积分变量，用于积分计算。

[0016] 进一步地，所述步骤S5包括：S500、根据呼吸音信号的分割点对二维频谱图进行切割，形成单周期的二维频谱图集；S501、对单周期的二维频谱图集进行规格处理形成频谱图数据集。

[0017] 进一步地，所述步骤S501中规格处理的具体步骤包括：S5010、统一二维时频图集的大小；S5011、对统一大小后的二维时频图集进行RGB分量分析；S5012、进行图片压缩，得到频图数据集。

[0018] 进一步地，四种时频图由于分开处理切割，坐标大小有差异，因此图片宽高不一致，因此需要对图片进行处理。由切割好的呼吸音图片数据库到可以卷积训练的的数据集，处理流程如下：S700、获取新的各类呼吸音信号并对其进行高通滤波和小波变换处理；S701、利用移动矩阵窗对去除噪音的呼吸音信号进行周期划分，并确定呼吸音周期信号的分割点；S702、对划分好的呼吸音周期信号进行短时傅里叶变换；S703、根据划分好的呼吸音信号的分割点，对经过短时傅里叶变换的频谱图进行周期分割得到单周期的二维频谱

图；S704、提取周期频图中RGB中的R分量，并压缩成设定大小的频谱图数据；S705、将压缩后的数据放到预训练好的神经网络模型进行预测，预测出各类别即为最终呼吸音类别。

[0019] 本方案还提供了一种基于可视化的呼吸音信号识别方法的系统，包括：信号获取处理单元，用于收集原始呼吸音信号，对该信号进行滤波分离处理得到预处理呼吸音信号；周期划分模块，采用移动矩形窗进行周期划分，并确定呼吸音周期信号的分割点；傅里叶变换模块，用于对预处理呼吸音信号进行傅里叶变换，得到呼吸音信号的频率信息；切割模块，用于根据呼吸音周期信号的分割点，对呼吸音信号的二维频谱图进行处理得到单周期的二维频谱图；频图数据集建立模块，根据该二维频谱图建立频图数据集；卷积神经网络模块，用于根据频图数据集建立卷积神经网络模型，通过该卷积神经网络模型对新的各类呼吸音进行预测分析。

[0020] 进一步地，所述信号获取处理单元包括：高通滤波模块，用于去除原始呼吸音信号中的环境杂音、电流音等杂音；小波变换模块，用于划分出滤波后的呼吸音信号中的心音成份，重构呼吸音信号中的心音成分，将心音干扰信号单独分离出来；复制模块，用于对高通滤波处理后得到心音及呼吸音混合信号进行复制；分离模块，用于将小波变换后得到的心音干扰信号单独分离出来；减法模块，用于将心音及呼吸音混合信号减去心音干扰信号得到预处理呼吸音信号。

[0021] 与现有技术相比，本发明的优点在于：本方案提供了一种基于可视化的呼吸音信号识别方法及系统，本发明运用时频分析方法，使用短时傅里叶变换对已切割好的呼吸音周期信号进行时频分析，将一维音频信号转换为二维可视化信号，通过对图像的处理与分析，形成数据集，基于卷积神经网络对可视化图片分类，区分正常与三种病理呼吸音。

附图说明

[0022] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案，下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0023] 图1是本发明的方法框图；

[0024] 图2是本发明中对原始呼吸音信号滤波分离处理的方法框图；

[0025] 图3是本发明中根据二维频谱图建立频图数据集的方法框图；

[0026] 图4是本发明中规格处理的方法框图；

[0027] 图5是本发明中通过卷积神经网络模型对新的各类呼吸音进行预测分析的方法框图；

[0028] 图6是本发明中的系统框图；

[0029] 图7是本发明中正常呼吸音信号的波形图；

[0030] 图8是本发明中正常呼吸音信号划分后的波形图；

[0031] 图9是本发明中信号获取处理单元的系统框图。

具体实施方式

[0032] 下面结合附图对本发明的优选实施例进行详细阐述，以使本发明的优点和特征能

更易于被本领域技术人员理解,从而对本发明的保护范围做出更为清楚明确的界定。

[0033] 请参阅图1所示,一种基于可视化的呼吸音信号识别方法,包括:S1、收集原始呼吸音信号,对该信号进行滤波分离处理得到预处理呼吸音信号;S2、对预处理呼吸音信号进行周期划分得到设定周期的呼吸音信号,并确定呼吸音信号的分割点;S3、对设定周期的呼吸音信号进行傅里叶变换,得到呼吸音信号的频率信息;S4、根据呼吸音周期信号的分割点,对呼吸音信号的二维频谱图进行处理得到单周期的二维频谱图;S5、根据该二维频谱图建立频图数据集;S6、根据频图数据集建立卷积神经网络模型,S7、通过卷积神经网络模型对新的各类呼吸音进行预测分析。

[0034] 卷积神经网络采用两层卷积、两层池化、两层全连接。池化核大小为2*2。采用LeNet 模型训练。

[0035] LeNet算上输入输出一共为八层:

[0036] 第一层:数据输入层,首先数据归一化,区间范围为灰度图0-255。

[0037] 第二层:卷积层c1

[0038] 卷积层是卷积神经网络的核心,通过不同的卷积核,来获取图片的特征。卷积核相当于一个滤波器,不同的滤波器提取不同特征。

[0039] 第三层:pooling池化层

[0040] 基本每个卷积层后面均有一个pooling层,目的是为了降维。一般将原来的卷积层的输出矩阵大小变为原来的一半,简便之后的运算。另外,pooling层增加了系统的鲁棒性,把原来的准确描述变为了概略描述一定程度上防止了过拟合。

[0041] 第四层:卷积层

[0042] 与前类似,对特征进一步提取,对原样本更深层次的表达。

[0043] 第五层:pooling层

[0044] 第六层:卷积层(全连接)

[0045] 这里有100个卷积核,这里是全连接的。将矩阵卷积成一个数,方便后面网络进行判定。

[0046] 第七层:全连接层

[0047] 和MLP中的隐层一样,获得高维空间数据的表达。

[0048] 第八层:输出层

[0049] 这里一般采用RBF网络,每个RBF的中心为每个类别的标志,输出的最小值即为网络最终预测出的判别类别结果,对于本实验即为最终预测出的呼吸音类别。

[0050] 本实施例中,请查阅图2所示,所述步骤S1中的滤波分离处理的具体过程包括:S100、对原始呼吸音信号进行高通滤波处理,可有效取出原始呼吸音信号中的环境杂音、电流杂音等杂音,得到心音及呼吸音混合信号并对其进行复制;S101、对心音及呼吸音混合信号进行小波变换得到呼吸音中的心音干扰信号并将其单独分离出来;S102、通过心音及呼吸音混合信号减去心音干扰信号得到预处理呼吸音信号(较为纯净的呼吸音信号)。

[0051] 本实施例中,请查阅图7和图8所示,所述步骤S2中预处理呼吸音信号采用移动矩形窗进行周期划分,并确定呼吸音周期信号的分割点,对正常呼吸音、喘鸣音、捻发音、胸膜病变音各自的呼吸音周期信号分别进行切割,采用移动矩形窗的方法获取在下一个周期(呼一次和吸一次作为一个周期)来临之前的最小值,处理的参数为:矩形窗大小为 0.8~

2s,即 $0.8 \cdot f_s \sim 2 \cdot f_s$ 样本点数,图7中的竖线即切割点,可以看出经切割后的呼吸音信号分成呼与吸的明显呼吸音周期,其中幅值小所对应的小峰值部分代表呼气,幅值大所对应的大峰值部分代表吸气。

[0052] 本实施例中,所述原始呼吸音的类型包括正常呼吸音、喘鸣音、捻发音和胸膜病变音。

[0053] 本实施例中,所述步骤S3的具体步骤包括:S300、采用随时间移动的分析窗对设定周期的呼吸音信号进行加窗截断,并将其分解成一系列的近似平稳的短时信号;S301、通过傅里叶变换得到每个短时平稳信号的二维频谱图;采用一个随时间滑动分析窗来对非平稳信号进行加窗截断的操作,然后将非平稳信号分解成一系列的近似平稳的短时信号(长时间的非平稳信号,通过加滑动窗口截出来一小时间段信号,在这个短时间内可以认为信号是近似平稳的),最后通过傅里叶变换分析每个短时平稳信号的频谱。

[0054] 短时傅里叶变换先将一个函数和窗函数相乘,然后进行一维的傅里叶变换,最后通过窗函数的滑动获得变换的结果,排开得到的结果便可得到一个二维的表象。短时傅里叶的公式如下:

$$[0055] \quad STFT_z(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} [Z(u)g^*(u-t)]e^{-j2\pi fu} du$$

[0056] 公式中Z(t)为原信号,g(t)为窗函数,u是一个积分变量,用于积分计算。

[0057] 本实施例中,请查阅图3所示,所述步骤S5包括:S500、根据呼吸音信号的分割点对二维频谱图进行切割,形成单周期的二维频谱图集;S501、对单周期的二维频谱图集进行规格处理形成频谱图数据集。

[0058] 本实施例中,请查阅图4所示,所述步骤S501中规格处理的具体步骤包括:S5010、统一二维时频图集的大小;S5011、对统一大小后的二维时频图集进行RGB分量分析;S5012、进行图片压缩,得到频图数据集。

[0059] 本实施例中,四种时频图由于分开处理切割,坐标大小有差异,因此图片宽高不一致,因此需要对图片进行处理。由切割好的呼吸音图片数据库到可以卷积训练的的数据集,处理流程如下:,请查阅图5所示,S700、获取新的各类呼吸音信号并对其进行高通滤波和小波变换处理;S701、利用移动矩阵窗对去除噪音的呼吸音信号进行周期划分,并确定呼吸音周期信号的分割点;S702、对划分好的呼吸音周期信号进行短时傅里叶变换;S703、根据划分好的呼吸音信号的分割点,对经过短时傅里叶变换的频谱图进行周期分割得到单周期的二维频谱图;S704、提取周期频图中RGB中的R分量,并压缩成设定大小的频谱图数据;S705、将压缩后的数据放到预训练好的神经网络模型进行预测,预测出个类别即为最终呼吸音类别。

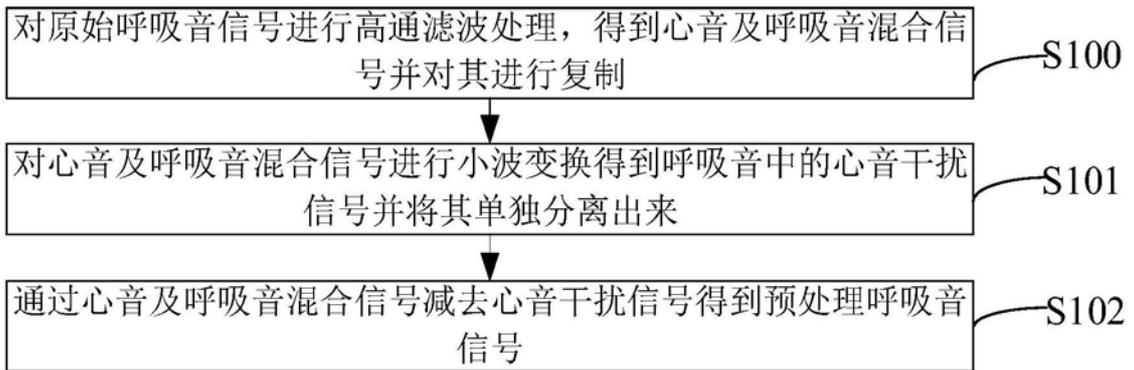
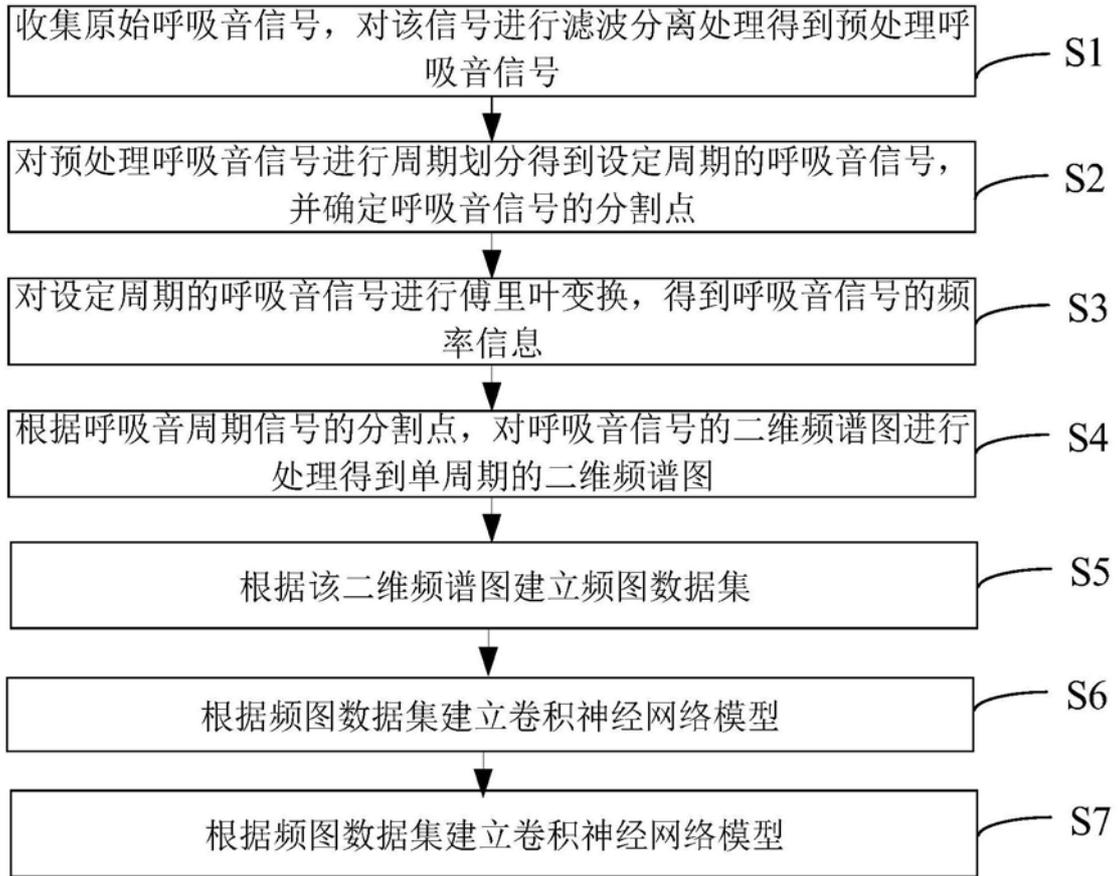
[0060] 本方案还提供了一种基于可视化的呼吸音信号识别方法的系统,请参阅图6所示,包括:信号获取处理单元802,用于收集原始呼吸音信号,对该信号进行滤波分离处理得到预处理呼吸音信号;周期划分模块804,采用移动矩形窗进行周期划分,并确定呼吸音周期信号的分割点;傅里叶变换模块806,用于对预处理呼吸音信号进行傅里叶变换,得到呼吸音信号的频率信息;切割模块808,用于根据呼吸音周期信号的分割点,对呼吸音信号的二维频谱图进行处理得到单周期的二维频谱图;频图数据集建立模块810,根据该二维频谱图建立频图数据集;卷积神经网络模块812,用于根据频图数据集建立卷积神经网络模型,通

过该卷积神经网络模型对新的各类呼吸音进行预测分析。

[0061] 本实施例中,请参阅图9所示,所述信号获取处理单元802包括:高通滤波模块8021,用于去除原始呼吸音信号中的环境杂音、电流音等杂音;小波变换模块8023,用于划分出滤波后的呼吸音信号中的心音成份,重构呼吸音信号中的心音成分,将心音干扰信号单独分离出来;复制模块8022,用于对高通滤波处理后得到心音及呼吸音混合信号进行复制;分离模块8024,用于将小波变换后得到的心音干扰信号单独分离出来;减法模块8025,用于将心音及呼吸音混合信号减去心音干扰信号得到预处理呼吸音信号。

[0062] 这就是该基于可视化的呼吸音信号识别方法及系统的工作原理,同时本说明书中未作详细描述的内容均属于本领域专业技术人员公知的现有技术。

[0063] 虽然结合附图描述了本发明的实施方式,但是专利所有者可以在所附权利要求的范围之内做出各种变形或修改,只要不超过本发明的权利要求所描述的保护范围,都应当在本发明的保护范围之内。



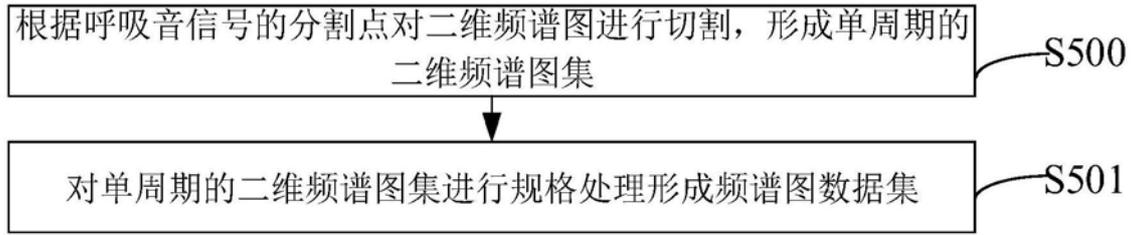


图3

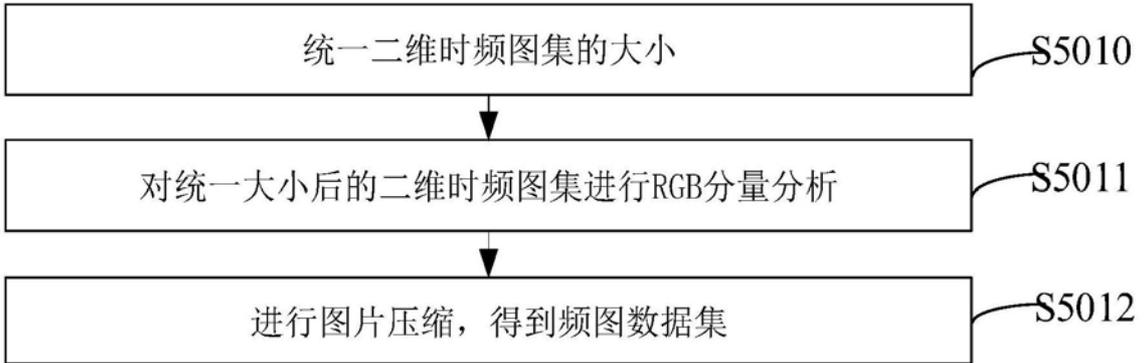


图4

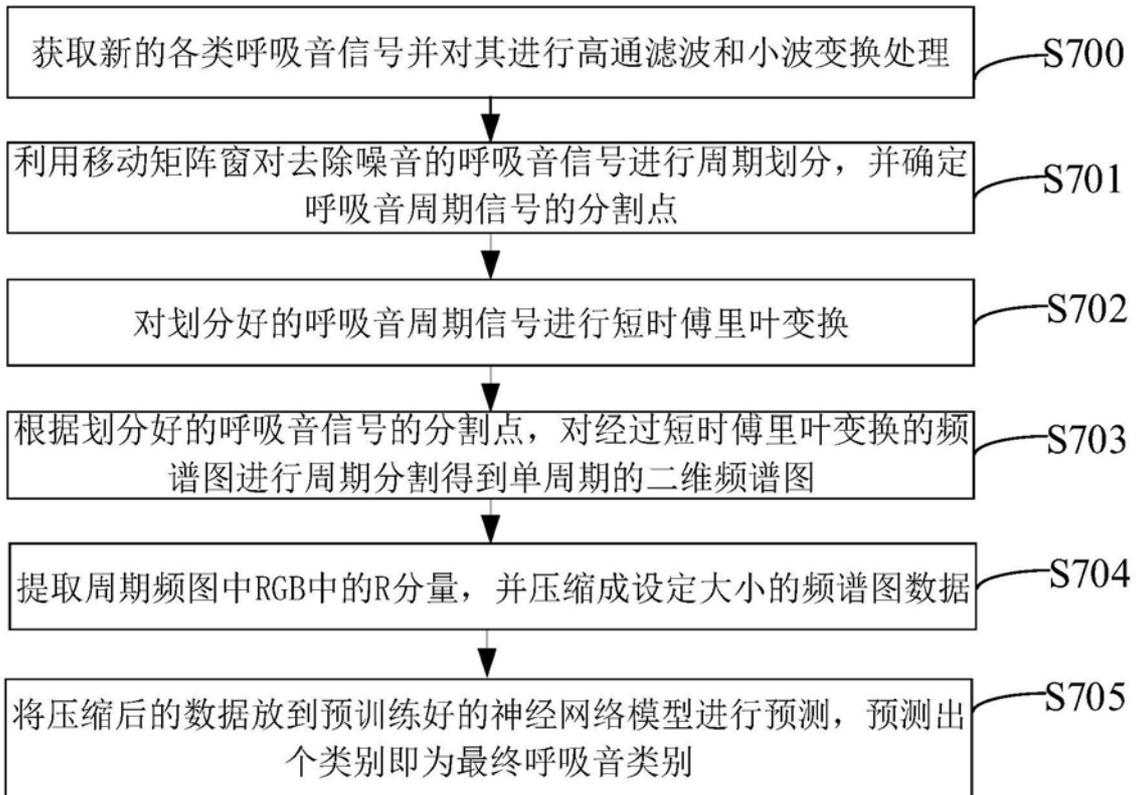


图5

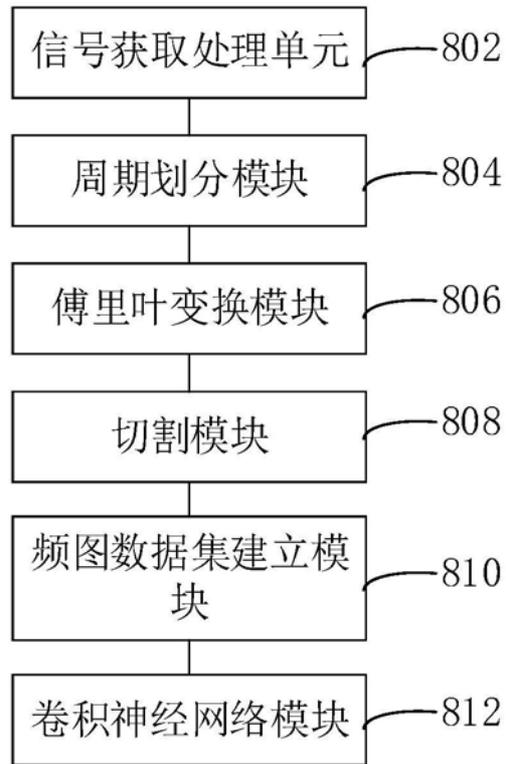


图6

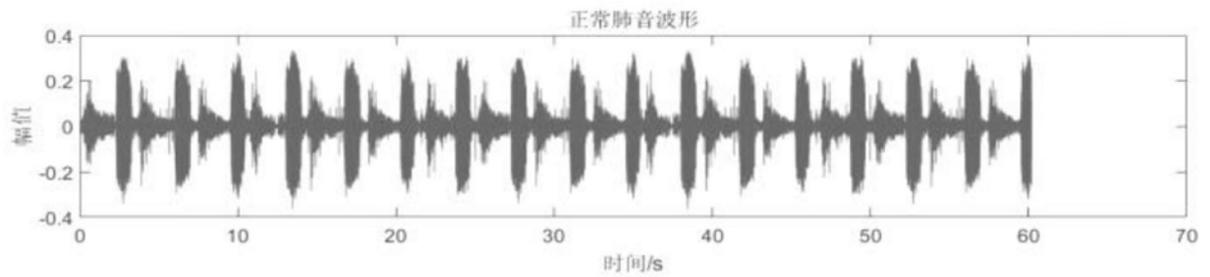


图7

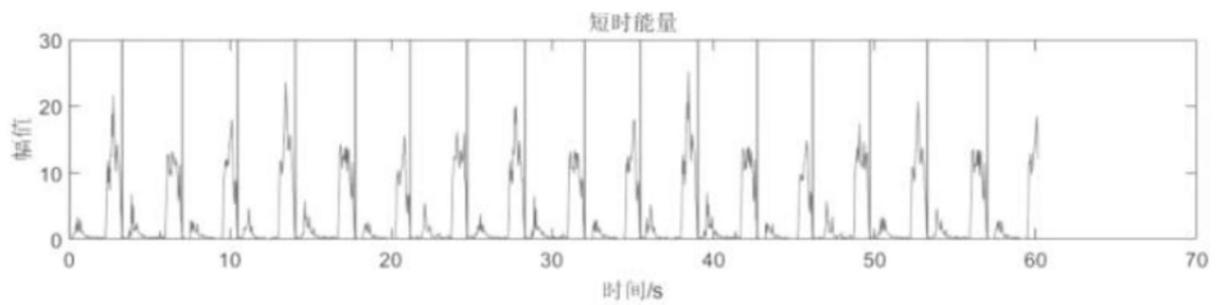


图8

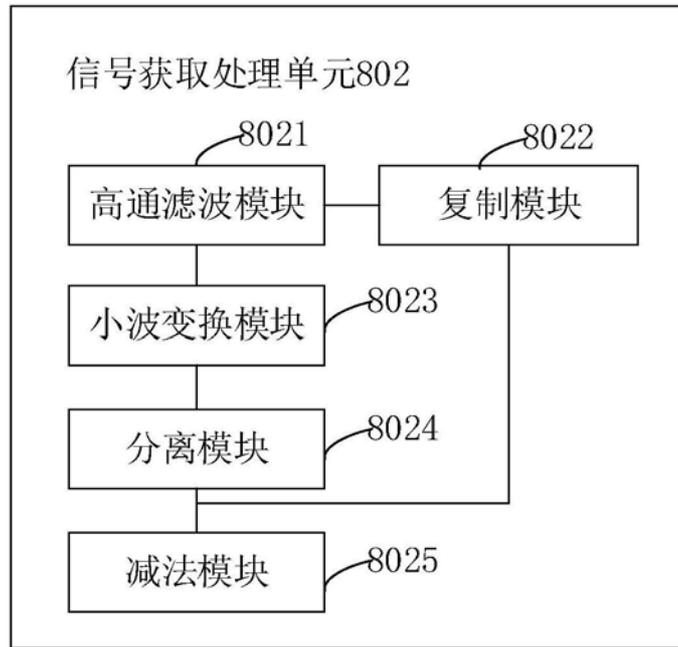


图9

专利名称(译)	一种基于可视化的呼吸音信号识别方法及系统		
公开(公告)号	CN110731778A	公开(公告)日	2020-01-31
申请号	CN201910658420.1	申请日	2019-07-22
[标]申请(专利权)人(译)	华南师范大学		
申请(专利权)人(译)	华南师范大学		
当前申请(专利权)人(译)	华南师范大学		
[标]发明人	张金区 欧建荣 宋立国 罗虎 鲁玉佳 钱朗		
发明人	张金区 欧建荣 宋立国 罗虎 鲁玉佳 钱朗		
IPC分类号	A61B5/08 A61B5/00 A61B7/04		
CPC分类号	A61B5/08 A61B5/7257 A61B5/7267 A61B7/04		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及声频信号识别领域，公开了一种基于可视化的呼吸音信号识别方法及系统，使用短时傅里叶变换对已切割好的呼吸音周期信号进行时频分析，将一维音频信号转换为二维可视化信号，通过对图像的处理与分析，形成数据集，来进行卷积神经网络的图片分类，实现正常与三种病理呼吸音的区分。病理呼吸音信号杂音明显，在呼气与吸气过程中形成的杂音拥有特殊的语谱信息，本发明运用时频分析方法，使用短时傅里叶变换对已切割好的呼吸音周期信号进行时频分析，将一维音频信号转换为二维可视化信号，通过对图像的处理与分析，形成数据集，基于卷积神经网络对可视化图片分类，区分正常与三种病理呼吸音。

