

一种呼吸信号的检测方法

肖敏, 蔡光卉[△], 张榆锋, 郑帆, 杨维娜

(云南大学 信息学院, 昆明 650091)

摘要:探讨呼吸波形的检测方法, 针对现有方法的不足, 提出了从肌电提取呼吸信号的检测方法——肌电频谱法。该方法首先利用 FastICA 算法消除胸部肌电信号中的心电信号成分, 再对处理后的信号进行短时傅立叶变换, 提取平均平移曲线得到呼吸波形。通过仿真及对实际信号的处理, 表明该方法简单有效, 可以准确地从肌电信号中提取呼吸信号。

关键词:呼吸信号; 检测方法; 频谱分析; 呼吸波形; 快速不动点算法

中图分类号: R318 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-6278 (2008)03-0188-05

A New Method for the Detection of the Respiratory Signal

XIAO Min, CAI Guanghui, ZHANG Yufeng, ZHENG Fan, YANG Weina

(Information School, Yunnan University, Kunming 650091, China)

Abstract: We proposed a method to detect the respiratory waveform (EMG spectrum method) in electromyogram (EMG). This method used a fast independent component analysis (FastICA) algorithm to remove the interference of electrocardiogram (ECG) from surface electromyogram (sEMG) recordings. EMG was obtained through Short Time Fourier Transform (STFT). The spectrum analysis curve was computed according to mean frequency of each spectrum, then the respiratory signal waveform was gained. The experimental results show that this method is simple and effective for extraction of respiratory waveform from EMG accurately.

Key words: Respiratory signal; Detection method; Spectrum analysis; Respiratory waveform; FastICA

1 引言

呼吸是人体重要的生理过程, 对人体呼吸的监护检测也是现代医学监护技术的一个重要组成部分。患者不论是呼吸系统本身的病变, 或是其他重要脏器的病变, 发展到一定程度都会影响呼吸中枢。多脏器系统功能衰竭, 往往累及呼吸功能的衰竭, 呼吸功能的衰竭又导致其他脏器功能的衰竭, 互为因果。因此, 做好呼吸功能检测对疾病的治疗至关重要。

目前, 在呼吸监测中对呼吸信号的提取方法主要有: 压力传感器法、温度传感器法和阻抗法。压力传感器法——根据呼气和吸气的周期性变换使呼吸道以及胸腹部产生周期性形变的现象, 设法感受这

种形变以测定呼吸频率的方法。压力传感器一般成年人需安置在呼吸道上, 小儿需将传感器用带子捆于腹部, 给受试者带来不适感, 并且束缚压力对呼吸的影响会带入测量结果, 造成误差。温度传感器法——根据气体通过鼻腔与外界气体进行交换时, 会引起鼻腔内温度的变化, 某些材料或元件的物理特性与温度有关这一性质, 将温度的变化转化为电量的变化, 从而测得呼吸变化。温度传感器法同样具有压力传感器法给受试者带来不适的缺点, 另外当鼻腔处于阻塞等异常状态时, 此法不宜于检测到信号。阻抗法——根据呼吸随胸壁肌肉张弛, 胸廓交替形变, 机体组织的电阻抗也将产生交替的变化原理, 在测量电极两端加一个交变的高频电信号, 并检测其变化、提取呼吸信号^[1]。阻抗法须将该高频电

[△]通信作者 Email: ghcai@ynu.edu.cn

流通过测量电极直接加到受试者的胸壁,安全控制和激励源的选择限制了其应用。

本研究通过对肌电信息的分析获取呼吸波形:先提取胸部的肌电信号,消除其中的心电成份,再对处理后的信号进行短时傅立叶变换,得到信号的时频分布,最后提取平均平移曲线得到呼吸波形。通过模拟仿真,结果表明该方法能准确地从肌电信号中提取呼吸波形。下面具体介绍该方法的原理、模拟仿真处理过程,并分析讨论方法及实验结果。

2 原理方法

肌电(electromyogram, EMG)信号是产生肌肉力的电信号根源。生理肌电信号实际上是具有随机时间间隔和幅度的单个运动单位的脉冲串的叠加,随着脉冲之间的时间间隔增加,直接导致肌电信号频谱的变化。由于肌肉收缩时对应的表面肌电(sEMG)频率变大,肌肉舒张时对应的sEMG频率变小。人体呼吸时,吸气和呼气运动会引起胸部肌肉有节律的收缩、舒张,这种节律性变化会引起sEMG频率的变化,即吸气时表面肌电频率变大,呼气时表面肌电频率变小。也就是说,呼吸变化时肌电信号的频率也在变化,这就为我们通过肌电信息的分析获取呼吸信号提供了理论依据。传统的傅立叶变换只能较好地刻画信号的全局频率特征,几乎不提供信号在任何时域中的频率信息。而时频分析方法可把时域和频域两者结合起来,同时在时、频两域分析信号。本研究给出了一种基于时频分析的肌电提取呼吸信号的方法,结合信号频谱分析方法的优点,提取出了呼吸波形曲线。

本研究通过对肌电信号处理提取呼吸信号,首先应用独立分量分析去除体表肌电中的心电干扰,然后通过短时傅立叶变换对肌电信号做时频分析,最后用平均频率提取呼吸波形。由于心电信号是胸部提取的肌电信号的主要干扰部分,为了快速有效地提取肌电信号,我们选用了独立分量分析(ICA)方法。应用ICA方法,可以从多通道体表肌电中分解出相互独立的肌电分量和心电分量。它在有效去除心电干扰的同时,使体表肌电的保真度达到最大,即可以去除心电分量的同时尽可能地保留肌电信息。该技术已被广泛用于电生理信号处理领域^[2],在去除肌电信号中的心电噪声方面也进行了一些相关探讨^[3]。短时傅立叶变换(STFT)克服了传统傅立叶变换不能反映信号时频局域性的缺陷,把非平稳信号看成是一系列短时平稳信号的叠加,其短时性可通

过时域上的加窗来获得,同时得到时、频两域的分析结果。在提取频率时,我们选用STFT对分离后的肌电信号进行处理,得到信号的时频分布。同时提取平均平移曲线得到呼吸波形。为了验证该方法,我们首先利用肌电信号和呼吸信号的物理特点调制出带有呼吸频率的表面肌电信号,按比例混合心电信号,模拟出仿真中需要的肌电信号,然后再用上述方法进行处理。实验证明了可以从肌电信号中提取呼吸波形的理论。

2.1 独立分量分析

独立分量分析作为一种多维信号处理技术可以在对信号“源”没有先验认知的情况下,把观察信号分解为独立的源信号^[3]。设 $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ 为 m 维观测数据向量,它由源信号向量 $s = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T$ 中 n 个未知的独立源信号 $s_j (j = 1, \dots, n)$ 线性组合而成,则ICA的线性混合模型可表示为:

$$x = As = \sum_{j=1}^n a_j s_j, j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中,混合矩阵 $A = [a_1, \dots, a_n]$ 是满秩的 $m \times n$ 阶矩阵, a_j 为混合矩阵的基向量,表示信号的混合情况。式(1)的含义是 n 个源信号通过混合得到 m 维观测数据向量。只根据观测数据向量 x 确定分离矩阵 W ,使得变换后输出 $y = Wx$ 是源信号 s 的估计。

FastICA算法是最常用的ICA算法之一,它是立方收敛的,不需要选择学习步长或其它参数,更易使用,更可靠。由于该算法一次只提取一个独立分量,故只要提取某个分量,又有足够的先验知识,就可以很快地把它提取出来。这很适合我们对肌电信号提取心电干扰的情况,从而减小计算量。

FastICA采用近似负熵作为判据对输出信号进行非高斯性最大化。评估函数定义为^[4]:

$$J(y) \propto [E\{G(y)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (2)$$

其中: v 是与 y 具有相同均值和协方差矩阵的高斯变量。 G 为任意的非二次函数,合理地选择 G 对ICA计算准确性和鲁棒性至关重要。一般实验中选通用函数 $G(u) = \log \cosh(b_1 u)/b_1$, $G'(u) = \tanh b_1 u$,其中 b_1 为常数,且 $1 \leq b_1 \leq 2$,通常 $b_1 = 1$ 。在本实验中,我们针对肌电信号是亚高斯信号选用了 $G(u) = u^4/4$ 做负熵近似,这样可以更好地提取出肌电分量。

2.2 离散短时傅立叶变换的原理

给定一个时间宽度很短的窗函数 $\eta(n)$,让窗滑动,则信号 $z(n)$ 的短时傅立叶变换定义为:

$$Z(n, k) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} z(m) \eta(m-n) e^{-j \frac{2\pi k}{N} m} \quad (3)$$

$$k = 0, 1, 2, \dots, N-1$$

从上式可看出,首先通过窗函数 $\eta(m-n)$ 对信号 $z(m)$ 进行乘积运算以实现在 n 附近的开窗和平移,然后再进行傅立叶变换。随着 n 的不断变化,“时间窗”在时间轴上不断移动,从而得到信号频谱随时间 n 变化的规律,使得信号“逐步”进入被分析的状态。点数 N 为窗函数的宽度。

其相应的频谱图(短时功率谱)为:

$$S(n, k) = |Z(n, k)|^2 \quad (4)$$

基于时频分布的瞬时频率为:

$$f_z = \frac{\sum_k k |Z(n, k)|^2}{\sum_m |z(m) \eta(m-n)|^2} \quad (5)$$

2.3 平均频率 \bar{f}

由于短时傅立叶变换求得的瞬时频率不稳定、不准,其平均频率较为准确,故在对信号加窗变换时,引入了平均频率处理。对矩形窗内的信号的频谱,用下式可估计对应的平均频率 $\bar{f}^{[5]}$ 。

$$\bar{f} = \frac{\sum_{k=1}^N S(k) \cdot f(k)}{\sum_{k=1}^N S(k)} \quad (6)$$

式中, $f(k)$ 为第 k 点处对应的频率值; $S(k)$ 为窗口内信号的频谱。

假设系统的采样频率为 f_s , 对长度为 N 的数据进行 Fourier 变换后得到 N 点数据,第 N 点处对应的频率值 $f(N) = f_s$, 由于该 N 点数据是关于 $N/2$ 点对称的,故只计算 N 点的一半(即 $N/2$ 点)即可。在第一点数据处对应的频率值为 0, $N/2$ 点处对应的频率值为 $f_s/2$, 则频率单位间隔值为:

$$\frac{f_s/2}{N/2-1} = \frac{f_s}{N-2}$$

所以,对应 $1 \sim N/2$ 点的频率值 $f(k)$ 为:

$$f(k) = (k-1) \cdot \frac{f_s}{N-2} \quad (7)$$

将上述矩形窗在时域里向后移动一个点,得到另一段长度为 N 的数据,利用上述计算方法求得下一时刻的平均频率,该平均频率值作为时频分布的下一时刻频率值,如此下去,可得到整个数据序列的平均频率的时频分布曲线 $\bar{f}(i)$, $i = 1, 2, 3, \dots$ 。

3 模拟仿真与实际信号处理

3.1 肌电信号的仿真与处理

研究表明:肌电信号传统的处理方法是将其近

似看成服从零均值高斯分布,其幅值本质是随机信号。主要能量分布在 50 ~ 150 Hz 之间。因此,平稳时的肌电信号 $g_{EMG}(t)$ 用能量范围内的高斯白噪声通过带通滤波器的输出表示。为了验证算法的正确性,我们提出以下仿真方法,仿真信号为:

$$S_{EMG}(t) = K_{AM} \int g_{EMG}(t) \cdot f_{RESP}(t) dt + ECG(t) \quad (8)$$

式中: $S_{EMG}(t)$ 为混有呼吸频率的调幅-调频肌电信号, K_{AM} 为调幅参数, $g_{EMG}(t)$ 为准平稳态时的肌电信号, $f_{RESP}(t)$ 为呼吸的调制信号, $ECG(t)$ 为美国 MIT-BIH 数据库中的心电数据。

正常成年人呼吸频率是 16 ~ 20 次/min, 即 3 ~ 4 s/次, 用一个周期为 4 s 的正弦曲线代替呼吸一次的波形, 见图 1(a)。肌电信号我们选择频带在 30 ~ 500 Hz 上, 将高斯白噪声通过带通滤波器模拟出 s_{EMG} 。体表拾取的心电信号一般只有 0.05 ~ 5 mV, 频谱范围为 0.05 ~ 100 Hz, 正常输出时幅值约为 1 mV。仿真信号用呼吸信号和平稳时的肌电信号积分调制, 再按实际心电和肌电信号的范围按比例混合, 得出图 1(b) 的一个呼吸周期的混合信号。

研究中采用独立分量(ICA)分析法处理在肌电信号中的心电成份, 再对分解出的心电成份进行高通滤波, 进一步减低其中的肌电成份, 而将其反向投影回原始信号空间, 并从原始信号中取出, 最大程度地消除了肌电信号中的心电干扰成份。具体步骤如下:

- (1) 选择初始化的随机阵, $W = [W_1, W_2, \dots, W_n]^T$, 令 $p = 1$ 。
- (2) 令 $k = k + 1$, 计算。 $y(t) = W_p^T(k) X(t)$
- (3) 计算 $W_p(k+1)$, 并将 $W_p(k+1)$ 与 W_1, W_2, \dots, W_n 去相关。
- (4) 当 $|W_p(k+1) - W_p(k)| < \epsilon$ 时, 令 $p = p + 1$, 转步骤(2), 直至 $p = n$ 。 $y = Wx$, 得到分离信号。

在处理肌电信号时, 通过先零均值化和多路信号归一, 即让信号零均值, 幅值归一, 得观测信号后, 再白化处理后分离出图 1(c)、(d) 中的信号。

我们选用加窗的傅立叶, 它在傅立叶变换的基础上引入了一个时间域内局部化的“窗函数” $g^{(t-b)}$, 可以得到某一时间段内的频率特性, 可以看到信号的全貌和更精细的频率信息。再移动窗口, 通过平均频率来实现整个呼吸过程的处理。

在仿真实验中, 原始信号数据长度取 2 000 个点, 傅立叶变换时的窗口宽度 $N = 64$, 采样频率 $f_s =$

500 Hz。再通过平均频率小波滤噪得出呼吸波形,图2为呼吸波形与原始波形的对比。

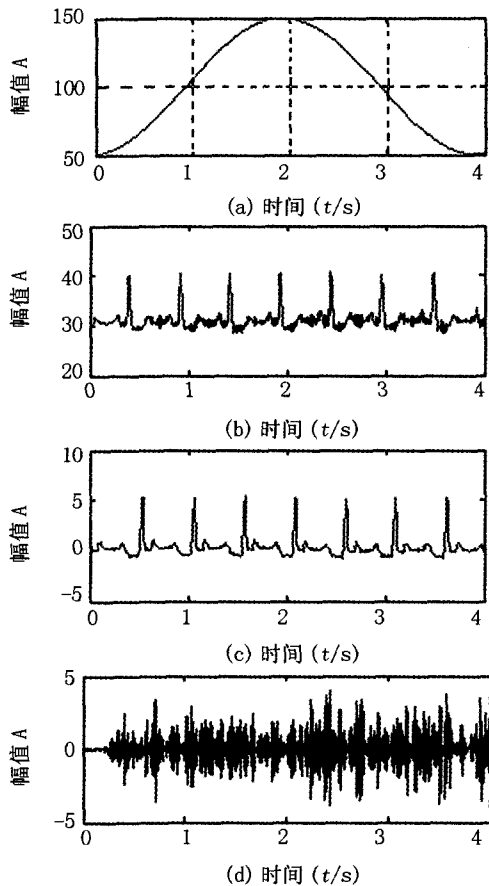


图1 仿真波形

(a)呼吸波形;(b)含心电干扰的肌电信号;
(c)分离出的心电成份;(d)肌电成份

Fig 1 Simulation waveform

(a)respiratory waveform;(b)EMG signal with ECG signal noise;
(c)ECG component;(d)EMG component

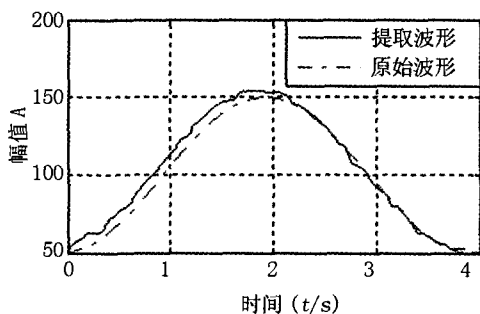


图2 呼吸波形的对比图

Fig 2 Relative respiratory waveform representation

3.2 临床信号处理

为了进一步测试和验证所提出方法提取呼吸信号的有效性,有必要用实际信号进行测试。实验数

据为临床同步记录的心电信号与肌电信号。胸部肌电受心电影响较大,通过对实际信号处理,图3(a)的实际信号提取出图3(b)中的肌电信号,对其用肌电频谱法得到图3(c)中10 s的呼吸波形。

10 s内人的呼吸一般为2.5~3个周期,与图3(c)波形反映的信息吻合,证明通过肌电频谱法可以从肌电信号中提取出呼吸波形。

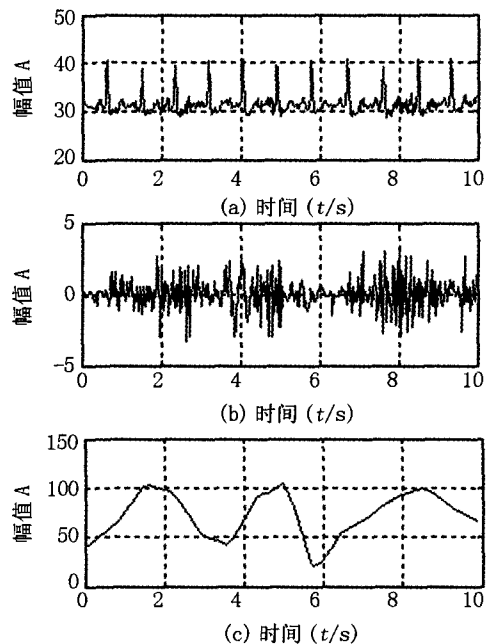


图3 (a)实际信号;(b)提取出的肌电信号;
(c)处理的到的呼吸波形图

Fig 3 (a)original signal;(b)extracted EMG signal;

(c)extracted respiratory waveform representation

4 结论

通过肌电频谱法分析处理,我们最终获得了呼吸曲线,效果明显,能自动跟随实际肌电信号频率变化提取呼吸波形,具有无创、安全、简单、廉价等优点,克服了传统呼吸信号提取的不足。肌电信号直接取自心电监测仪,不必另外添加测量电极,对监护工作经济实用。当呼吸信号无法直接获取时,它为传统的肌电图分析甚至是长期EMG监护记录提供了新的临床信息。随着计算机分析EMG技术进一步发展及应用,呼吸监测的实时化及便携式应用会日益普及,这是本研究下一步努力的方向。

参考文献:

- [1]席涛,杨国胜,汤池.呼吸信号检测技术的研究[J].卫生医疗设备,2004,12:26-29.

- [2] Potter M, Kinsner W. Competing ICA techniques in biomedical signal analysis[C]. Canadian Conf. on Elect. and Comp Eng, 2001.2:987.
- [3] 曹玉珍, 陈成, 胡勇. 应用独立分量分析去除体表肌电中的心电干扰[J]. 生物医学工程学杂志, 2005, 22(4): 686 - 689.
- [4] Hyvarinen A, Oja E. Independent component analysis: algorithms and applications[J]. Neural Networks, 2000, 13: 411 - 430.
- [5] 张遥, 顾旭, 曹毅. 基于窗口平均频率算法的调制信号识别[J]. 信息传输与接入技术, 2007, 33(2): 26 - 28.
- (收稿日期: 2008 - 04 - 27)

(上接第 178 页)

- [8] Kruger J, Westermann R. Acceleration techniques for GPU - based volume rendering [A]. Proc IEEE Visualization[C]. 2003. 287 - 292.
- [9] Courses E, Surveys T. GPU - based Monte - Carlo volume raycasting [C]. PG'07, 2007. 411 - 414.
- [10] Owens J D, Houston M, Luebke D, et al. GPU computing [A]. Proc IEEE[C]. 2008. 96(5): 879 - 899.
- [11] Pharr M, Fernando R. GPU Gems 2: programming techniques for high - performance graphics and general - purpose computation [M]. New York: Addison - Wesley, 2005: 450 - 587.
- [12] Batcher K. Sorting networks and their applications [C]. Proc. AFIPS Spring Joint Computer Conference, 1968. 32: 307 - 314.
- [13] Dowd M, Perl Y, Rudolph L, et al. The periodic balanced sorting network [J]. JACM, 1989, 36(4): 738 - 757.
- [14] Max N. Optical models for direct volume rendering [J]. IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics, 1995, 1(2): 99 - 108.
- [15] Kajiya J, Von Herzen B. Ray tracing volume densities [J]. Computer Graphics, 1984, 18(3): 165 - 174.
- (收稿日期: 2008 - 07 - 22)

靶向药物治疗肿瘤降低死亡率

靶向治疗和靶向药物是近年来肿瘤治疗的新理念和新措施。日前在亚特兰大召开的美国临床肿瘤学会年会上,又有多个靶向药物的研究成果在大会上公布,表明了人类攻克癌症又向前迈进了一大步。

据专家解释,“靶向药物”是指可分清“敌”、“我”,只针对癌细胞,不损害健康细胞的药物。近年来,由于分子生物学取得突破性进展,采取分子生物靶向药物治疗癌症已经成为新的发展趋势。

中国抗癌协会理事长、北京大学临床肿瘤学院名誉院长徐光炜教授表示,将靶向药物治疗和传统化疗药物联合使用,拓宽已上市靶向药物的适用范围,已经成为肿瘤治疗的发展方向。

据悉,瑞士罗氏制药是世界上唯一拥有 5 种靶向药物的公司,这些药物被研究人员证明,可以明显延长患者生命。研究人员在美国临床肿瘤学会年会上,报告了靶向药物试验的最新进展。以罗氏的靶向药物“赫赛汀”(HERCEPTIN)为例,随访两年的 HERA 研究数据表明,该药和化疗联用,可以使 HER2 阳性的早期乳腺癌患者的死亡率降低。目前,该药已经被公认为是治疗乳腺癌的突破性的靶向治疗药物。

另外一种靶向药物希罗达,在被欧盟和美国批准治疗结直肠癌和乳腺癌后,又在今年美国临床肿瘤大会上公布了新的研究数据。数据表明希罗达对于晚期胃癌有明确疗效,并可延长患者生命。这一研究结果为胃癌患者提供了新的治疗手段。