

基于高时—频分辨率脑电信号特征提取方法分析

黄丹丹, 张少白

(南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京 210003)

摘要:分析脑电信号主要采用时频分析法,其中交叉项和分辨率是相互矛盾的两个因素。基于高时—频分辨率分析(High Time-Frequency Resolution Analysis, HTFRA)方法能够将这两者相结合。该方法以维格纳-威尔分布(Wigner-Ville Distribution, WVD)为基础,对Wigner-Ville分布的结果利用中心仿射滤波法进行非线性滤波,有效地消除了Wigner-Ville分布的交叉项干扰,而不影响信号的分辨率。对仿真信号采用传统的短时付氏变换、Wigner-Ville分布及HTFRA求时频能量分布,结果显示:HTFRA较传统的方法更清晰地反映信号在时频域内的能量变化。该方法使得脑电信号适用于各种分类算法。

关键词:脑电;特征提取;中心仿射滤波;Wigner-Ville分布

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2013)02-0135-03

doi:10.3969/j.issn.1673-2013.02.036

Electroencephalography Feature Extraction Analysis Based on High Time-frequency Resolution

HUANG Dan-dan, ZHANG Shao-bai

(College of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: The way to analyze EEG signals is mainly the method of time-frequency analysis, of which cross terms and resolution are two contradictory factors. However, the high time-frequency resolution analysis (HTFRA) can combine both of them. The HTFRA is based on the Wigner-Ville distribution and effectively eliminate the cross of Wigner-Ville distribution without affecting the signal resolution by using the median affined filter method for nonlinear filtering. The simulated signals are analyzed with short-time Fourier transform, Wigner-Ville distribution, and HTFRA respectively. The results indicate that HTFRA gives a better energy distribution in the time-frequency field compared with the traditional methods. This method is better applicable to the classification of EEG.

Key words: Electroencephalography; feature extraction; median affined filter; Wigner-Ville distribution

0 引言

脑电信号是脑神经细胞群电生理活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映,大量的研究表明,EEG信号与实际或预动作电位,EEG信号与心理任务之间存在必然的联系^[1]。脑电信号的特征提取是BCI系统中十分重要的环节。特征提取就是通过一系列的变换,将原始的高维信号转变为低维特征空间,且使得特征之间的差别加大,为分类器提供最优的输入,提高模式识别精度^[2]。

至今,已经有很多新的信号分析方法来提取如同脑电信号这样的非平稳随机信号,其中信号的时频分析方法正逐渐成为非平稳随机信号分析和特征提取的主要方法,它的基本任务即构建一个以时间变量 t 和频率 ω 为变量的二维联合分布函数 $P(t, \omega)$,并可求给定频率和时间范围内的能量或功率分布,并计算该分布的各阶矩^[3]。这类时频分析的方法主要有以下几种:短时傅里叶变换、小波变换、Wigner-Ville分布、基于高时—频分辨率分析法等。小波变换只对信号的逼近分量进行分解而不会对细节分量做进一步分解,因此这会影响到对非平稳随机信号特征频带的划分从而影响到对信号特征的精确提取^[4];Wigner-Ville分布在特征提取过程中会引进交叉干扰项,这也会影响到对信号特征信息的理解^[5];而短时傅里叶变换仅从时域或频域特征上分析脑电信号,在准确性和分辨率上不

收稿日期:2012-05-25;修回日期:2012-08-27

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61073115)

作者简介:黄丹丹(1987-),女,硕士,研究方向为智能计算技术与应用;张少白,教授,研究方向为人工智能与认知科学以及信息获取、处理与识别。

能满足要求。文中提出了一种基于高时—频分辨率的分析方法,该方法是基于 Wigner-Ville 分布,并对 Wigner-Ville 分布的结果进行非线性滤波,有效地滤除交叉项干扰,使得结果仍然保持很好的自项聚集度,具有相当高的分辨率。实验结果表明基于高时—频分辨率分析方法对脑电信号进行特征提取精度较之于传统算法有更高的准确性。

1 基于高时—频分辨率脑电信号特征提取方法

我们知道 Wigner-Ville 分布达到不确定原理的下界,在所有的时频分布中,具有最高的分辨率^[6]。基于高时—频分辨率的分析方法是基于 Wigner-Ville 分布,并对 Wigner-Ville 分布的结果进行非线性滤波,有效地滤除交叉项干扰,使得结果仍然保持很好的自项聚集度,具有相当高的分辨率。

1.1 Wigner-Ville 分布

令信号 $x(t)$, $y(t)$ 的傅里叶变换分别是 $X(j\Omega)$, $Y(j\Omega)$, 那么, $x(t)$, $y(t)$ 的联合 Wigner-Ville 分布定义为^[7]:

$$W_{x,y}(t, \Omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t + \tau/2) y^*(t - \tau/2) e^{-j\Omega\tau} d\tau \quad (1)$$

信号 $x(t)$ 的自 Wigner-Ville 定义为:

$$W_x(t, \Omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t + \tau/2) x^*(t - \tau/2) e^{-j\Omega\tau} d\tau \quad (2)$$

信号相加,令 $x(t) = x_1(t) + x_2(t)$, 则:

$$\begin{aligned} W_x(t, \Omega) &= \int [x_1(t + \tau/2) + x_2(t + \tau/2)] \cdot \\ &[x_1^*(t - \tau/2) + x_2^*(t - \tau/2)] e^{-j\Omega\tau} d\tau \\ &= W_{x_1}(t, \Omega) + W_{x_2}(t, \Omega) + 2\text{Re}[W_{x_1, x_2}(t, \Omega)] \end{aligned} \quad (3)$$

该式指出,两个信号和的 WVD 并不等于它们各自 WVD 的和。式中 $2\text{Re}[W_{x_1, x_2}(t, \Omega)]$ 是 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 的互 WVD,称之为“交叉项”,它是引进的干扰。

1.2 中心仿射滤波器

中心仿射滤波器为非线性滤波器。仿射顺序统计滤波器类^[8] (WOS 仿射滤波器类)采用的加权系统类似于非线性距离变化法,且将 FIR 滤波器和顺序统计滤波器相结合,这就使滤波器具有更强的数据适应能力,更广泛的应用范围,从而提高滤波功能。

WOS 仿射滤波器类采用 Gauss 型仿射函数,它的仿射 FIR 滤波器定义为^[9]:

$$\hat{d}\gamma = \sum_{i=1}^N \omega_i A_i^{\mu, \gamma} x_i / \sum_{i=1}^N |\omega_i| A_i^{\mu, \gamma}, \quad \omega_i \text{ 是滤波器的权重, } A_i^{\mu, \gamma} \text{ 是第 } i \text{ 个观察值的仿射值。}$$

在极限情况下,当 $\gamma \rightarrow \infty$ 时, WOS 仿射滤波器就成了归一化的线性滤波器 $\lim_{\gamma \rightarrow \infty} \hat{d}\gamma = \sum_{i=1}^N \omega_i x_i / \sum_{i=1}^N |\omega_i|$; 而当 $\gamma \rightarrow 0$ 时, $\lim_{\gamma \rightarrow 0} \hat{d}\gamma = \mu$, WOS 仿射滤波器则相当于 WOS 滤波器。

当以样本的中心点取样为参考点,这种滤波器就是中心仿射滤波器 (Median Affined Filter, MAF)。

1.3 中心仿射滤波法

由于 Wigner-Ville 分布的结果会受到交叉项的干扰,可以利用中心仿射滤波器对 Wigner-Ville 分布结果进行滤波^[10]。

具体方法如下:

(1) 首先,构造二维的 MAF:

$$\begin{aligned} Y_{n_i, n_j} &= \sum_{m_1=-L}^L \sum_{m_2=-L}^L \bigcirc_{m_1, m_2} g\left(\frac{W_{m_1, m_2} - W_c}{\gamma_{n_i, n_j}}\right) W_{m_1, m_2} \quad (4) \\ W_{m_1, m_2} &= W_X(n_i - m_1, n_j - m_2); W_c = W_X(n_i, n_j) \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $n = 2L - 1$ 是二维信号空间的实时观察窗宽; Y_{n_i, n_j} 表示时频位置 (n_i, n_j) 的滤波输出。

(2) 令:

$$g\left(\frac{W_{m_1, m_2} - W_c}{\gamma_{n_i, n_j}}\right) \triangleq \exp\left\{-\frac{(|W_{m_1, m_2}| - |W_c|)^2}{\gamma_{n_i, n_j}}\right\} \quad (6)$$

上式中的绝对值能让交叉项的正负都进入窗中,这样计算结果能有效地消除交叉项的正负,从而使得所设计滤波器成为一种线性低通滤波器;然而,由于信号的自项绝大部分都是正值,所以加上绝对值并没有影响信号的自项。

(3) 对 γ_{n_i, n_j} 采用样本点数据自适应地进行估算:首先选择观察窗为样本中心周围 $l \times l$ 子窗 $S_{l \times l}$,然后将二维样本空间 $S_{l \times l}$ 映射到一维向量 $s(n)$, 其空间长度为 $M = l \times l$, 中心为 c 。

$$s(n) = \{W_1(n), W_2(n), \dots, W_c(n), \dots, W_{M-1}(n), W_M(n)\} \quad (7)$$

$W_i(n)$ 是子窗 $S_{l \times l}$ 中的样本。这样,当观察窗在自项区时 γ 很小,而当观察窗在交叉项区时 γ 很大。

(4) 然后,取 $s(n)$ 的绝对值,得:

$$A(n) = \{X_1(n), X_2(n), \dots, X_c(n), \dots, X_{M-1}(n), X_M(n)\} \quad (8)$$

其中, $X_i(n) = |W_i(n)|$ 。

(5) 最后,再对 $A(n)$ 进行排序。

$$O(n) = \{X_{(1)}(n), X_{(2)}(n), \dots, X_{(c)}(n), \dots, X_{(M-1)}(n), X_{(M)}(n)\} \quad (9)$$

$X_i(n)$ 满足 $X_{(1)}(n) \leq X_{(2)}(n) \leq \dots \leq X_{(M)}(n)$ 。令 i 等于 $X_{(c)}(n)$ 在 $A(n)$ 所有样本中的序数,因此,

$X_{(c)}(n)$ 被映射为第 i 个向量 $X_{(i)}(n)$ 。令 C 表示 $O(n)$ 中最靠近 $X_{(i)}(n)$ 的某一部分(如四分之一)的样本集合:

$$C = \{X_{i\ominus \lfloor M/4 \rfloor}(n), \cdots, X_{(i)}(n)\}, \cdots, X_{i\oplus \lfloor M/4 \rfloor}(n) \quad (10)$$

\ominus 和 \oplus 分别表示模 M 加和模 M 减。令 $W_{M_j}(n)$ 是 C 中第 j 个向量 $X_{(j)}(n)$ 的原型, B 是产生 C 中样本集的所有元素的序号 M_j 组成的集合。最后可以得出在时频点 (n_t, n_f) 上的 γ_{n_t, n_f} 的估计为: $\gamma = \frac{1}{M} \sum_{k \in B} W_k^2 - (\frac{1}{M} \sum_{k \in B} W_k)^2$ 。

1.4 短时傅里叶变换

短时傅里叶变换也是一种传统的时频分析方法,因其简单有效在信号分析中也得到了广泛应用。这里用短时傅里叶变换来提取仿真信号中的能量信号,然后针对明显分布特征对其进行分类,短时傅里叶变换具体定义为^[11]:

$$Sf(u, \xi) = \langle f, g_{u, \xi} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)g(t-u)e^{-\xi t} dt \quad (11)$$

其中 u 为信号时刻点, ξ 为信号频率, $f(t)$ 为时域信号, $g(t-u)$ 则为以 u 为中心的时间窗。从式(11)可以看出短时傅里叶变换的基本思想是通过移动时间窗函数把一段信号分为不同时间片,然后对每个时间片分别进行傅里叶变换,而每个时间片的时间信号可以近似看作平稳信号。最后短时傅里叶变换之后单位时间点的平均能量就是周期图谱估计对应的功率谱^[12]:

$$P_s f(u, \xi) = |Sf(u, \xi)|^2 / n = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)g(t-u)e^{-\xi t} dt \right|^2 / n \quad (12)$$

2 实验

通过对由 5 种宽度、频率、位置、幅度各不相同的 Gabor 函数信号合成的仿真信号的实验得出:

短时傅氏变换因为分辨率受到窗函数宽度的限制,虽然时频平面上可以表征信号的结构,但是分辨率不高,当信号较复杂时并不能准确地表征信号的特征。而 Wigner-Ville 分布结果由于信号间存在着严重的交叉项,而这些交叉项又不代表任何真实的信号,所以形成了干扰,影响了信号的表示。

利用 HTFRA 对信号进行 Wigner-Ville 分布,再对结果进行中心仿射滤波,可以得出更清晰的各个信号的分布。

3 结束语

脑电信号的分析是影响“脑-计算机”系统(BCI)发展的关键因素。到目前为止,信号处理技术已经取得了一些进展,但是还没有成功应用于实际系统中。所以只有寻找新的特征提取的方法,才能保证更有效的分类算法,进而不断改善和提高脑电信号的处理。

文中主要是分析了几种传统的脑电信号的特征提取方法及其弊端,并提出了一种新的提取方法,更精确地描述事件相关脑电的特征。HTFRA 以 Wigner-Ville 分布为基础,然后对 Wigner-Ville 分布的结果通过中心仿射滤波法进行滤波,有效地消除交叉干扰项,从而使得实验结果保留了 Wigner-Ville 分布的高时频分辨率特性。

通过对仿真信号的分析可以看出该方法较传统方法能更好地反映信号随时间变化的能量特征。

参考文献:

[1] 庄平. 脑电事件相关去同步化和同步化活动与运动相关性作业[J]. 中国临床康复, 2004, 8(1): 152-154.

[2] Schroder M, Bogdan M, Hinterberger T, et al. Automated EEG feature selection for brain computer interfaces[C]//Proceedings of First International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering. [s. l.]: IEEE, 2003: 626-629.

[3] 高志彬, 仪垂杰, 周扬民. 多分量非平稳声信号时频分析[J]. 微计算机信息, 2010, 26(1): 37-38.

[4] 史军, 张乃通, 刘晓萍. 一种新型分数阶小波变换及其应用[J]. 中国科学: 信息科学, 2012, 42(2): 125-135.

[5] 田光明, 陈光. 基于 Wigner 分布时频遮隔的信号分解算法[J]. 电子学报, 2008, 36(1): 95-99.

[6] 季忠, 秦树人, 彭丽玲. 脑电信号的现代分析方法[J]. 重庆大学学报, 2002, 25(9): 108-112.

[7] 马凯, 王剑华, 袁毅. Wigner function for the Dirac oscillator in spinor space[J]. 中国物理 C, 2011, 35(1): 11-15.

[8] 白银刚, 于盛林. 一种广义多结构元形态滤波器[J]. 电子学报, 2009, 37(4): 792-797.

[9] 刘建平, 张一闻. 一种高分辨时频分析方法及在脑电信号处理中的应用[J]. 武警工程学院学报, 2002, 18(6): 19-22.

[10] 宋智, 李焱森. 时频分析在心电信号分析中的应用[J]. 大连交通大学学报, 2010, 31(2): 56-59.

[11] Millioz F, Martin N. Circularity of the STFT and Spectral Kurtosis for Time-frequency Segmentation in Gaussian Environment[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(1): 515-524.

[12] 冀翔, 夏洁. 基于短时傅里叶变换的飞控纵向频域等效拟配[J]. 北京航空航天大学学报, 2011, 37(7): 872-876.

基于高时一频分辨率脑电信号特征提取方法分析

作者: [黄丹丹](#), [张少白](#)
作者单位: [南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京 210003](#)
刊名: [计算机技术与发展](#)
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)
年, 卷(期): 2013(2)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjtz201302036.aspx