

基于小波包的 LMD 在 EEG 信号分析中的研究

马 潇 朱晓军

(太原理工大学计算机科学与技术学院 太原 030024)

摘 要 脑电信号(Electroencephalograph, EEG)是一种产生自脑神经细胞活动的极其微弱的电位反映,同时也是一种非平稳、非线性的电信号。针对脑电信号在采集过程中易受到外界噪声干扰的问题,为了降低脑电信号中噪声的含量,提高脑电信号分解效率,提出了一种基于小波包的局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)方法。该方法主要利用小波包对采集到的脑电信号进行去噪预处理,再通过局部均值分解进行分析。仿真实验结果表明,采用经过小波包去噪预处理的 LMD 分解能够有效地去除原始信号中的高频噪声,使得局部均值分解效率提高,且能够有效消除噪声分量对分解过程和结果的影响。

关键词 小波包,局部均值分解,脑电信号,脑机接口

中图分类号 TP39 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.6.023

Research on LMD in EEG Signal Analysis Based on Wavelet Packet

MA Xiao ZHU Xiao-jun

(College of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract The EEG signal is a very weak reflection of potential which its produced by brain nerve cell activity, at the same time, it's also a kind of non-stationary and nonlinear electrical signal. EEG signal are susceptible to external noise interference in the collection process. In order to reduce the noise levels in the EEG signals and improve the efficiency of EEG signal decomposition, this paper proposed a local mean decomposition method based on wavelet packet. This method mainly USPS wavelet packet to make denoising pretreatment on the collected EEG signals, and then analysis via local mean decomposition. The simulation results show that the improved LMD decomposition can effectively remove the high frequency noise in the original signals, and can effectively eliminate the influence of noise component on decomposition process and result.

Keywords Wavelet packet, Local mean decomposition, EEG, BCI

1 引言

随着科学技术的不断发展和进步,人类对脑电信号的研究不断深入。通过对脑电信号的特征进行提取和分析,再经由脑-机接口将大脑活动反映到外界通讯设备上,实现人脑与外界设备的交流和控制,成为脑电信号研究的重要趋势^[1]。因此,如何高效并准确地提取脑电信号中蕴含的大量而复杂的信息,对脑-机接口的实现非常重要。

首先,由于脑电信号是一种微弱的电信号,采集过程中易受到噪声(如人体本身的肌电信号和心电信号、采集仪器的电信号、外界环境电信号等)干扰,从而影响脑电信号采集效果,进而影响到后期对脑电信号的特征提取。在脑电信号去噪领域,小波包去噪能够更好地应对脑电信号中的高频突变信息,被广泛应用于脑电信号预处理。

其次,脑电信号的非平稳、非线性特性给利用传统的信号分析方法处理脑电信号带来重重困难。研究人员进行了大量的研究工作,先后提出了时域分析、频域分析和时频分析方法。其中,时频分析法能够结合时间域和频率域两方面的特性^[2],更加全面地反映 EEG 信号的频率随着时间变化的关

系,并得到了广泛应用。在时频分析领域,美籍华人 N. E. Huang 等人先后提出了经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)^[3],并在 EMD 分解的基础上提出了总体经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)^[4]方法。在 2005 年,Jonathan S. Smith 在处理脑电信号时,提出了一种新的时频分析方法——局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)^[5],并取得了一定的成功。

EMD 方法具有自适应性,非常适合处理非线性、非平稳信号,但是此方法存在诸如模态混叠、端点效应等问题^[6],在脑电信号处理过程中影响脑电信号的识别。EEMD 方法虽然较 EMD 在模态混叠问题上有所改善,但在消除 Wigner-Ville 分布交叉项方面还不太理想^[7],且算法计算量很大、效率低。LMD 方法采用平滑处理的方法形成局部均值函数和局部包络函数,从而避免了 EMD 方法中 3 次样条插值方法在形成上下包络线的过程中的过包络和欠包络现象;此外,EMD 相比 LMD 在端点效应上要严重得多,作用范围较大, LMD 的提出为脑电信号的特征分析提供了有力的工具^[8]。但是,在脑电信号提取的过程中所夹杂的噪声信号也参与到了 LMD 的分解过程中,从而影响到脑电信号特征提取,同时

到稿日期:2015-06-11 返修日期:2015-09-22 本文受山西省青年基金项目:多模态视听觉脑电信号相关性研究(2013021016-3)资助。

马 潇(1990-),男,硕士生,主要研究方向为脑电信号特征提取, E-mail: maxiao_tyut@163.com;朱晓军(1977-),男,博士,副教授,主要研究方向为智能信息处理、物联网。

增加了LMD分解层数,影响脑电信号的进一步分析与检测。

本文采用上述小波包去噪方法对采集到的原始脑电信号进行预处理,然后用LMD对去噪后的脑电信号进行分解,从而提高脑电信号的特征提取效率和准确性,希望能更好地为实现脑-机接口提供参考。

2 基础理论

本节介绍了脑电信号采集处理和特征提取过程中用到的小波包去噪方法、LMD分解原理及LMD分解过程。

2.1 小波包去噪

传统的滤波器方法在处理脑电信号这种非平稳、非线性信号时存在局限性,而小波分析的兴起,为分析脑电信号提供了新思路。小波变换能够更好地分析信号时频局部特征。但是小波分析也存在其局限性,即每次只能对信号的低频部分进行细分,因此对含有大量高频瞬时突变信号的脑电信号分析仍不理想,信号的识别率较低。

小波包去噪相比小波分析更加灵活,能够兼顾信号中的低频和高频部分,克服了小波分解在高频部分的频率分辨率较差、在低频部分的时间分辨率较差的缺点。小波包虽然较小波分析更为复杂,但算法思想基本相似,能进行更加精细的分析。小波包分解可以实现低频到高频全频段的细分。

小波包分解公式为:

$$\begin{cases} d_{j,2n}(k) = \sum_i h_{i-2k} d_{j+1,n}(i) \\ d_{j,2n+1}(k) = \sum_i g_{i-2k} d_{j+1,n}(i) \end{cases} \quad (1)$$

小波包重构公式:

$$d_{j+1}(k) = \sum_i h_{k-2i} d_{j,2n}(i) + \sum_i g_{k-2i} d_{j,2n+1}(i) \quad (2)$$

其中, h, g 为滤波器系数; d 为小波包分解系数; i, k 为分解层数; n 为小波包节点号。由式(2)可知,小波包较小波具有划分高频频带的能力,可得到较好的频率局部化。

小波包去噪步骤如下:

- 1)选择小波基和合适的小波分解层次 N ,对信号进行 N 层小波包分解;
- 2)通过给定的熵计算最佳小波分解树;
- 3)选择恰当的阈值,对不同分解层小波分解系数进行阈值量化;
- 4)根据最优小波包分解低频系数和量化处理系数进行小波重构。

以上步骤中关键的是如何进行阈值的量化和选取,这直接关系到信号最终的降噪效果和质量。

2.2 LMD分解

局部均值分解就是将原始信号从低频到高频逐级分解为一系列PF分量,其中每个PF分量由不同频率的纯调频信号和包络信号相乘而得。对于原始信号 $x(t)$,其LMD分解的具体步骤如下^[9-12]。

1)找出 $x(t)$ 所有局部极值点 n_i ,由式(3)和式(4)分别计算出相邻两极点的平均值 m_i 和包络估计值 a_i :

$$m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2} \quad (3)$$

$$a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \quad (4)$$

将计算得到的相邻均值点 m_i 用直线依次连接,计算得到的相邻包络函数值点 a_i 也用直线依次连接,然后用滑动平均法(Moving Average, MA)对两条折线进行平滑处理,得到局部均值函数 $m_{11}(t)$ 和局部包络估计函数 $a_{11}(t)$ 。

2)将光滑的局部均值函数 $m_{11}(t)$ 从原始信号 $x(t)$ 中分离出来,并用光滑的局部包络估计函数进行归一化操作:

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \quad (5)$$

$$s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \quad (6)$$

这时判断 $s_{11}(t)$ 是否为纯调频信号,如果不是,则将 $s_{11}(t)$ 作为新的原始信号替换 $x(t)$,重复步骤1)、步骤2),直至 $s_{11}(t)$ 为纯调频信号为止。 $s_{11}(t)$ 为纯调频信号的判断条件是它的包络估计函数 $\lim_{m \rightarrow \infty} a_{1(m)}(t) = 1$,即 a_{1m} 趋近于1。也就是说,在实际操作中,为了节省运算时间,可以给 a_{1m} 设定一个区间范围,当达到要求时即可停止迭代。

可以通过式(7)和式(8)求取瞬时相位(Instantaneous Phase, IP) $\varphi(t)$ 和瞬时频率(Instantaneous Frequency, IF) $f(t)$ 。

$$\varphi_1(t) = \arccos(s_{11}(t)) \quad (7)$$

$$f_1(t) = \frac{d\varphi_1(t)}{dt} \quad (8)$$

3)将运算过程中得到的一系列局部包络估计函数相乘即得到包络信号 $a_1(t)$,也就是信号的瞬时幅值(Instantaneous Amplitude, IA)成分:

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t) \cdots a_{1n}(t) = \prod_{q=1}^n a_{1q}(t) \quad (9)$$

将得到的第一个包络信号 $a_1(t)$ 与纯调频信号 $s_{1n}(t)$ 相乘即得到原始信号的第一个PF分量。

$$PF_1(t) = a_1(t)s_{1n}(t) \quad (10)$$

4)将第一个PF分量从原始信号中分离出来:

$$u_1(t) = x(t) - PF_1(t) \quad (11)$$

得到一个新的信号 $u_1(t)$,将 $u_1(t)$ 作为原始信号,重复步骤1)一步骤3) k 次,直到 $u_k(t)$ 为一个单调函数为止。

经过上述步骤,初始信号 $x(t)$ 被分解为 k 个PF分量和 u_k (其中 u_k 为残余项)之和,即:

$$x(t) = \sum_{p=1}^k PF_p(T) + u_k(t) \quad (12)$$

通过分析LMD分解过程可知,首先,LMD分解是完备的,没有造成原始信号的信息丢失;其次,通过上面的分解过程可以看出,在进行LMD分解的同时,还能计算信号的瞬时相位、瞬时频率和瞬时幅值;最后,也是最重要的,这里选择LMD而没有选择EMD分解的原因在于LMD局部均值函数是由相邻极大值和极小值交替的极值点通过滑动平均形成的,而EMD则是分别用极大值和极小值产生上下包络线,然后计算包络平均线。因此LMD在形成局部时所用点的密度大于EMD,误差也相对较小。

3 仿真实验

本节介绍了去噪效果的信噪比、均方根误差和相关系数3个评价指标,然后对小波和小波包去噪进行了对比,最后对癫痫脑电信号进行LMD分解,观察并对比分解结果。

3.1 去噪评价标准

为了验证在进行脑电信号去噪时小波包去噪效果优于小波去噪效果,用信噪比SNR、均方根误差RMSE和相关系数 r 3个指标来衡量和比较两种方法的去噪效果^[13]。其中,信噪比越大、均方根误差越小、相关系数越高,去噪的效果越好。

这里选用一段仿真信号,并在这个信号上加上高斯白噪声,信号长度为2048个采样点,采样频率为1Hz。分别用小波和小波包对含噪信号进行去噪,然后分别计算小波和小波包去噪后信号与原始信号的信噪比、均方根误差和相关系数。

选取常用的db4小波进行7层分解。db4小波具有正交

性,可以任意分解,另外还有保证高频信息不丢失的高度紧支撑性^[14]。采用软阈值,这样可以更好地保护有用信息^[15]。参数的统一可以保证去噪效果仅与分解方法有关。原始信号、含噪信号、小波去噪信号和小波包去噪信号的去噪结果如图1所示。

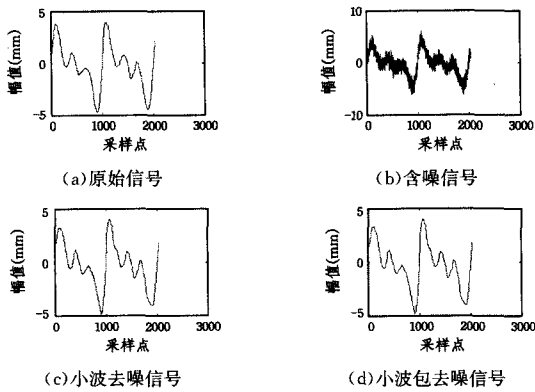


图1 信号去噪效果对比

表1所列原始信号和去噪后信号的信噪比、均方根误差和相关系数。分别选取了 db4 小波、Sym2 小波、Dmey 小波、Haar 小波和 Coif5 小波对在不同分解层数下的小波和小波包去噪效果进行对比。可以看出,小波包去噪后的信噪比和相关系数普遍高于小波去噪,同时,小波包去噪后的均方根误差普遍低于小波去噪。因此,认为小波包去噪在处理非线性、非平稳信号时的效果优于小波去噪。

表1 去噪效果对比

小波基	分解层数	去噪方法	信噪比 (SNR)	均方根误差 (RMSE)	相关系数 (r)
db4 小波	5	小波	26.3460	0.1027	0.9988
db4 小波	5	小波包	26.3460	0.1027	0.9988
db4 小波	6	小波	30.7974	0.0615	0.9996
db4 小波	6	小波包	30.7974	0.0615	0.9996
db4 小波	7	小波	18.8195	0.2443	0.9933
db4 小波	7	小波包	19.1496	0.2352	0.9938
Sym2 小波	8	小波	13.6702	0.4420	0.9807
Sym2 小波	8	小波包	15.3119	0.3659	0.9874
Sym2 小波	9	小波	13.0878	0.4726	0.9807
Sym2 小波	9	小波包	14.1130	0.4200	0.9851
Sym2 小波	10	小波	12.7335	0.4923	0.9818
Sym2 小波	10	小波包	13.7393	0.4385	0.9860
Dmey 小波	4	小波	22.8744	0.1532	0.9974
Dmey 小波	4	小波包	22.8744	0.1532	0.9974
Dmey 小波	5	小波	26.1610	0.1049	0.9988
Dmey 小波	5	小波包	26.1610	0.1049	0.9988
Dmey 小波	6	小波	24.5145	0.1268	0.9982
Dmey 小波	6	小波包	24.5207	0.1267	0.9982
Haar 小波	3	小波	19.2530	0.2324	0.9940
Haar 小波	3	小波包	19.2530	0.2324	0.9940
Haar 小波	4	小波	20.6748	0.1973	0.9957
Haar 小波	4	小波包	20.6748	0.1973	0.9957
Haar 小波	5	小波	17.9646	0.2696	0.9918
Haar 小波	5	小波包	18.0082	0.2682	0.9919
Coif5 小波	5	小波	26.0282	0.1065	0.9987
Coif5 小波	5	小波包	26.0282	0.1065	0.9987
Coif5 小波	6	小波	27.5492	0.0894	0.9991
Coif5 小波	6	小波包	27.5492	0.0894	0.9991
Coif5 小波	7	小波	19.4423	0.2274	0.9942
Coif5 小波	7	小波包	19.6200	0.2228	0.9944

从表1的结果可以看出,在选取不同的小波基进行不同层的分解时,最后得到的信噪比、均方根误差以及相关系数都会不同。因此,在进行去噪时,选择适合于去噪信号的小波基

和分解层数至关重要。这里在进行大量实验的基础上,选取了几个具有代表性的小波基,并在相应小波基下选取了效果最好的3组数据进行展示,因此出现了小波和小波包去噪效果相近的情况。接下来,将应用小波包去噪对实际脑电信号预处理后进行LMD分解与直接进行LMD分解的方法进行对比。

3.2 实际应用

实验数据来自加州理工学院的两组公开的阵挛性癫痫患者头右侧中央(C4)电极(与耳垂相关)的脑电信号数据库。每组数据共3min连续数据,其中包含癫痫发作前1min、癫痫发作时1min和癫痫发作后1min,采样率为102.4Hz。

3.2.1 分解效果对比

分别抽取来自加州理工学院的第二组数据中癫痫发作前、发作时、发作后的数据进行实验。对比传统LMD算法和经过小波包去噪预处理的LMD算法的分解效果。

1) 癫痫发作前

图2和图3是选取癫痫发作前1min内的10s脑电信号作为实验数据,分别采用传统LMD分解和经过小波包预处理的LMD分解方法,这里小波包选取上述仿真实验中去噪效果最好的db4小波,进行6层分解。从图中可以看出,传统的LMD分解方法分解结果中还有明显的高频噪声分量,且分解出了5个PF分量;而经过小波包去噪预处理后的LMD分解出4个PF分量,分解效率高于传统LMD分解。

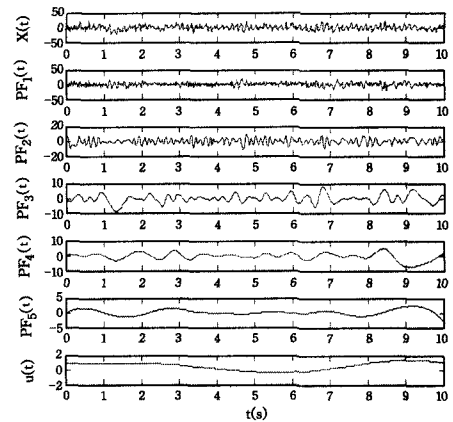


图2 传统的LMD分解应用于癫痫发作前

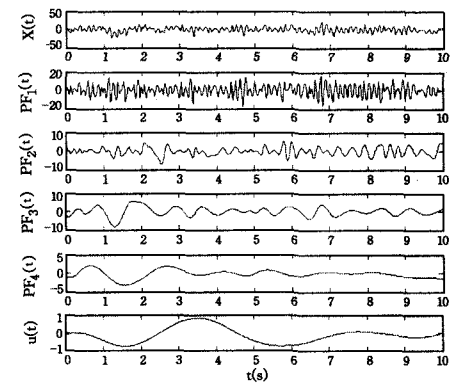


图3 改进的LMD分解应用于癫痫发作前

2) 癫痫发作时

选取癫痫发作时1min内的5s脑电信号作为实验数据,结果如图4和图5所示。采用传统的LMD分解对10s癫痫发作时的数据进行分解时将产生200多个PF分量,因此这里只选取了5s的数据。从图4和图5的分解结果也可看出,

经过小波包去噪预处理的 LMD 分解的效率更高。

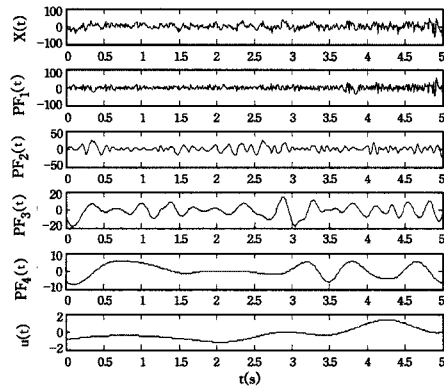


图 4 传统的 LMD 分解应用于癫痫发作时

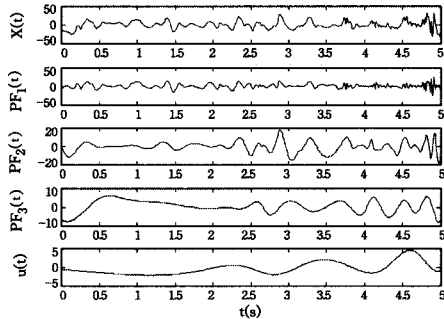


图 5 改进的 LMD 分解应用于癫痫发作时

3) 癫痫发作后

将传统的 LMD 分解和改进的 LMD 分解应用于癫痫发作后的结果如图 6、图 7 所示。

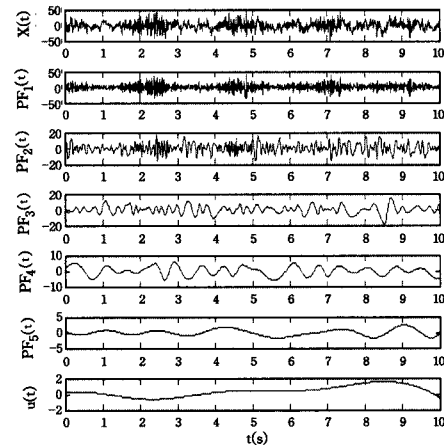


图 6 传统的 LMD 分解应用于癫痫发作后

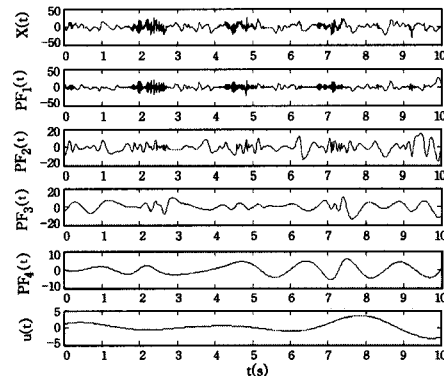


图 7 改进的 LMD 分解应用于癫痫发作后

3.2.2 分解效率对比

分别抽取来自加州理工学院的第一组数据中癫痫发作前、发作时、发作后经过小波包去噪预处理的数据进行实验。对比 LMD 算法、EMD 算法、EEMD 算法的分解效率。

表 2—表 4 分别是选取经过小波包去噪预处理的癫痫发作前 1min 内的 10s、癫痫发作时 1min 内的 5s、癫痫发作后 1min 内的 10s 的数据样本进行实验。分别用 LMD、EMD、EEMD 方法对这 3 组数据进行分解, 每种方法在同一个数据样本上重复实验 5 次, 记录每次实验过程的分解时间, 并求出平均值。

表 2 癫痫发作前样本 3 种分解方法对比

实验序列	LMD	EMD	EEMD
癫痫发作前 1	0.229	0.314	63.476
癫痫发作前 2	0.23	0.28	61.638
癫痫发作前 3	0.231	0.309	61.729
癫痫发作前 4	0.232	0.532	65.32
癫痫发作前 5	0.233	0.293	63.103
平均	0.231	0.3456	63.0532

表 3 癫痫发作时样本 3 种分解方法对比

实验序列	LMD	EMD	EEMD
癫痫发作时 1	0.356	0.498	43.572
癫痫发作时 2	0.234	0.331	43.038
癫痫发作时 3	0.225	0.344	41.902
癫痫发作时 4	0.224	0.334	43.088
癫痫发作时 5	0.224	0.332	41.958
平均	0.2526	0.3678	42.7116

表 4 癫痫发作后样本 3 种分解方法对比

实验序列	LMD	EMD	EEMD
癫痫发作后 1	0.235	0.505	41.938
癫痫发作后 2	0.222	0.329	42.084
癫痫发作后 3	0.226	0.335	42.683
癫痫发作后 4	0.223	0.328	42.161
癫痫发作后 5	0.24	0.326	43.407
平均	0.2292	0.3646	42.4546

通过上述实验可以看出, LMD 和 EMD 方法在分解效率上远高于 EEMD。LMD 分解与 EMD 分解相比, 分解时间减少了 30% 以上, 分解效率有了较大提高。

EEMD 正是针对 EMD 存在的模态混叠缺陷而提出的改进方法, 虽然在一定程度上减小了模态混叠的影响, 但是由于 EEMD 分解每次要加入白噪声, 并对得到的 IMF (Intrinsic Mode Function, IMF) 求取平均值, 因此延长了 EEMD 分解的时间, 影响其效率。而 LMD 不仅能够很好地抑制端点效应, 而且提高了分解效率, 分解速度远快于 EEMD 分解。

结束语 根据上述实验与分析, 在传统的 LMD 分解的基础上, 对信号进行小波包去噪预处理, 可以有效地去除原始脑电信号中的噪声, 特别是消除了其中的高频噪声成分。将经过小波包预处理的 LMD 分解应用于癫痫脑电信号, 分别同传统 LMD 分解、EMD 分解和 EEMD 分解进行对比实验, 结果表明, 经过小波包预处理的 LMD 分解结果中高频噪声相比传统方法来说要少得多。癫痫脑电信号经过小波包预处理后再分别用 LMD、EMD 和 EEMD 进行分解, 实验结果表明, 这里采用的 LMD 分解效率要高于 EMD 和 EEMD。综上, 经过小波包预处理的 LMD 分解在提高分解效率的同时, 能够有效抑制高频噪声对分解的影响。

(下转第 140 页)

- vehicles[J]. IEEE Security and Privacy Magazine, 2004, 2(3): 49-55
- [9] Lu R, Lin X, Zhu H, et al. ECPP: Efficient conditional privacy preservation protocol for secure vehicular communications [C]// Proc. of the INFOCOM 2008. Phoenix, Arizona, USA, April 2008; 1229-1237
- [10] Zhang C, Lu R, Lin X, et al. An Efficient Identity-based Batch Verification Scheme for Vehicular Sensor Networks[C]// IEEE Proceedings of the INFOCOM 2008. April 2008; 816-824
- [11] Chim T W, Yiu S M, Hui L C K, et al. SPECS; Secure and privacy enhancing communications schemes for VANETs[J]. Ad Hoc Networks, 2011, 9(2): 189-203
- [12] Horng S J, Tzeng S F, Pan Yi, et al. b-SPECS+: Batch Verification for Secure Pseudonymous Authentication in VANET[J]. IEEE Transaction on information and Security, 2013, 8(11): 1860-1875
- [13] Boneh D, Lynn B, Shacham H. Short signatures from the weil pairing, Asiacrypt 01[J]. Journal of Cryptology, 2001, 17(4): 297-319
- [14] Boneh D, Gentry C, Lynn B, et al. Aggregate and verifiably encrypted signatures from bilinear maps[C]// Proceedings of Eurocrypt. 2003, 2656: 416-432
- [15] IEEE Trial-Use Standard for Wireless Access in Vehicular Environment-Security Services for Applications and Management Message; IEEE Standard 1609. 2[S]. Jul. 2006
- [16] Shim K A. CPAS; An efficient conditional privacy-preserving authentication scheme for vehicular sensor networks [J]. IEEE Transaction on Vehicular Technology, 2012, 61(4): 1874-1883
- [17] MIRACL Cryptographic Library, Multiprecision Integer and Rational Arithmetic C/C++ Library [OL]. <http://indigo.ie/~mscott/>
- [18] Coron J. On the exact security of full domain hash[M]// Advanced in Cryptology - Eurocrypt'2000, LNCS 1880. Berlin: Springer-Verlag, 2000; 229-235
- [19] Nakabayashi M M, Takano S. New explicit conditions of elliptic curve traces for FR-reduction[J]. IEICE Trans. Fundamentals, 2001, E84-A(5): 1234-123

(上接第 115 页)

参 考 文 献

- [1] Kuang Guang-tao, Wang Suo-gang, Ding Jia, et al. A system Design of a Hybrid BCI Based on the Dual characteristics[J]. Computer Simulation, 2014, 31(8): 222-225 (in Chinese)
匡光涛, 王索刚, 丁佳, 等. 一种基于双特征的联合脑-机接口系统设计[J]. 计算机仿真, 2014, 31(8): 222-225
- [2] Zhu Xiao-jun, Lv Shi-qin, Wang Yan-fei, et al. The Improved LMD Algorithm and Its Application in the EEG Feature Extraction[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2012, 43(3): 339-343 (in Chinese)
朱晓军, 吕士钦, 王延菲, 等. 改进的 LMD 算法及其在 EEG 信号特征提取中的应用[J]. 太原理工大学学报, 2012, 43(3): 339-343
- [3] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceeding of Royal Society Lond. A, 1998(454): 903-995
- [4] Wu Z H, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition; a noise assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41
- [5] Cheolsoo P, David L, Van Hulle Marc M. The complex local mean decomposition[J]. Neurocomputing, 2001, 74(6): 867-875
- [6] Wang Ting. Research on EMD algorithm and its Application in signal denoising [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2010 (in Chinese)
王婷. EMD 算法研究及其在信号去噪中的应用 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2010
- [7] Guo Qi, Liu Bu-yu, Shi Li-bo, et al. Experimental study and fault signal analysis of rotating machinery based on dual EEMD and wigner-ville distributinf [J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(13): 129-133, 153 (in Chinese)
郭奇, 刘卜瑜, 史立波, 等. 基于二次 EEMD 的 Wigner-Ville 分布旋转机械故障信号分析及试验研究[J]. 振动与冲击, 2012, 31(13): 129-133, 153
- [8] Ren Da-qian. Based on local mean decomposition of rotating machinery fault feature extraction method and system research [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2008 (in Chinese)
任达千. 基于局部均值分解的旋转机械故障特性提取方法及系统研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2008
- [9] Ai Yan-ting, Feng Yan-yan, Zhou Hai-lun. Fault Diagnosis of Bearing Acoustic Emission Signals Based on Improved Wavelet Threshold Denoising and LMD[J]. Science Technology and Engineering, 2014, 14(33): 86-91 (in Chinese)
艾延廷, 冯研研, 周海仑. LMD 和改进小波阈值去噪的轴承声发射信号故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2014, 14(33): 86-91
- [10] Zhu Xiao-jun, Fan Liu-juan, Lv Shi-qin, et al. Application Research of LMD Method in EEG Signal Processing[J]. Computer Science, 2012, 39(2): 273-275 (in Chinese)
朱晓军, 樊刘娟, 吕士钦, 等. LMD 方法在脑电信号处理中的应用研究[J]. 计算机科学, 2012, 39(2): 273-275
- [11] Hou Gao-yan, Lv Yong, Li You-rong, et al. LMD Morphology Compared with EEMD Morphology in the Fault Diagnosis[J]. Instrument Technique and Sensor, 2014(8): 107-110 (in Chinese)
侯高雁, 吕勇, 李友荣, 等. LMD 形态学与 EEMD 形态学在故障诊断中的对比研究[J]. 仪表技术与传感器, 2014(8): 107-110
- [12] Zhang Xiao-nan, Liu Jian-ping. LMD algorithm and time-frequency analysis of motor imagery signal[J]. Modern Electronics Technique, 2013, 36(17): 55-58 (in Chinese)
张晓楠, 刘建平. LMD 算法与运动想象脑电信号的时频分析[J]. 现代电子技术, 2013, 36(17): 55-58
- [13] Tao Ke, Zhu Jian-jun. A Hybrid Indicator for Determining the Best Decomposition Scale of Wavelet Denoising[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2012, 41(5): 749-755
- [14] Wu Fu-mei, Yang Yuan-xi. GPS/INS Integrated Navigation by Adaptive Filtering Based on Wavelet Threshold De-noise[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2007, 36(2): 124-128
- [15] Zhang Zhe-tao, Zhu Jian-jun, Kuang Cui-lin, et al. Multi-threshold Wavelet Packet De-noising Method and Its Application in Deformation Analysis[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2014, 43(1): 13-20 (in Chinese)
章浙涛, 朱建军, 匡翠林, 等. 小波多阈值去噪法及其在形变分析中的应用[J]. 测绘学报, 2014, 43(1): 13-20