

生物医学信号处理研究综述

胡广书 汪梦蝶

(清华大学医学院, 北京, 100084)

摘要: 生物医学信号处理在生命科学研究、保健、疾病的预防、治疗以及医疗仪器产业中具有重要的意义。由于生物医学信号来自于人体, 受生理、心理的影响, 信号具有多样性和复杂性的突出特点, 加之其特殊的应用目的, 因此生物医学信号处理需要多学科的理论。本文较为全面地讨论了生物医学信号处理的主要内容, 即生物医学信号的种类、特点和对其处理的主要环节, 生物医学信号处理所涉及的理论内容, 并以心电和脑电为例介绍了生物医学信号处理的应用。然后介绍了生物医学信号处理的新进展, 简要回顾了现代信号处理近十年来的热点内容, 即 Hilbert-Huang 变换、压缩感知及信号的稀疏表达。最后对生物医学信号处理研究方向进行了展望。

关键词: 生物医学信号; 数字信号处理; 心电信号; 脑电信号; Hilbert-Huang 变换; 压缩感知

中图分类号: TN911.72 **文献标志码:** A

Survey on Biomedical Signal Processing

Hu Guangshu, Wang Mengdie

(School of Medicine, Tsinghua University, Beijing, 100084, China)

Abstract: Biomedical signal processing plays an important role in life science research, prevention and treatment of diseases and medical instrument industry. Since biomedical signal is detected from human beings, it can be diverse and complicated due to physiological and psychological reasons. This paper summarizes and classifies the commonly used biomedical signals, features and the corresponding processing approaches. The applications of biomedical signal processing on electrocardiogram (ECG) and electroencephalogram (EEG) signal are introduced. New advances in biomedical signal processing in recent years are also deliberated. Finally, some thoughts are provided with respect to the future researches on biomedical signal processing.

Key words: biomedical signal; digital signal processing; electrocardiogram; electroencephalogram; Hilbert-Huang transform; compressive sensing

引 言

生物医学信号是人体生命信息的集中体现, 是窥视生命现象的一个窗口。因此, 深入进行生物医学信号检测与处理理论与方法的研究对于认识生命运动的规律、探索疾病预防与治疗的新方法以及发展医疗仪器这一高新技术产业都具有极其重要的意义。正因为如此, 国内外对于生物医学信号检测与处

理(简称生物医学信号处理)理论与方法的研究都给予极大的重视。例如,国际生物医学工程的权威期刊长期开辟了“生物医学信号处理”专栏,每届国际生物医学工程年会(IEEE/EMBS)中生物医学信号处理的论文占有将近 1/3 的比重。中国生物医学工程学会及中国电子学会也都有相应的生物医学信号处理的分会。

人体给出的信号非常丰富,每一种信号都携带着对应一个或几个器官的生理或病理的信息。由于人体结构的复杂性,因此可以从人体不同的“层次”得到各类信号,如器官的层次(心脏、脑、肝脏和肾脏等)、系统的层次(心血管系统、神经系统和内分泌代谢系统等)以及细胞的层次。这些信号可大致如下。

(1) 电生理信号。其中最重要的是心电信号(Electrocardiogram, ECG)、脑电信号(Electroencephalogram, EEG)和肌电信号(Electromyogram, EMG)。另外是胃电信号(Electrogastrogram, EGG)、视网膜信号(Electroretinogram, ERG)以及眼电信号(Electro-oculogram, EOG)等。这些电信号源自于人体内细胞膜内外的电位差(幅度约 70 mV),亿万细胞的电活动通过人体组织传到体表,并叠加在人体不同部位形成了相应的电生理信号。只要人的生命特征存在,这些电生理信号总存在,因此,称其为“主动”信号。与此相对应的是一类“被动”的电生理信号,主要是诱发电位信号(Evoked potential, EP)和事件相关电位信号(Event-related potential, ERP)。它们是在利用声、光或体干对受试者刺激的情况下诱发电位信号。获得 EP 信号不需要受试者特殊的参与,而获得 ERP 信号需要受试者的主动参与,因此 ERP 又称为认知电位信号,它是受试者在对某个问题进行认知加工时,从头颅表面记录到的脑电信号。诱发电位信号又包含视觉诱发电位、听觉诱发电位、体感诱发单位和脑干听觉诱发电位等不同的类型。另一类电生理信号是神经细胞放电信号(Spike),它又称为神经元的动作电位(Action potential, AP),通过将电极(单个或多个)插入神经组织内而记录。AP 在研究大脑的信息处理过程中具有非常重要的地位,它是被大脑选中的信息载体,是大脑中信息传递的通用语言。在看东西时,大脑“看”到的信息不是落在视网膜上的光线强度,而是由数百万的视神经细胞把光强的信息转换成动作电位序列再传递给大脑;同样在听声音时,大脑“听”到的信息也不是声波的幅度和频率调制模式,而是近 3 万个听神经纤维根据声音的信息所产生的动作电位序列。不仅大脑处理外界感觉输入的过程要从动作电位序列开始,大脑发给运动神经元的指令也是一长串的动作电位。因此,要想揭示大脑的奥秘,想知道外界信息如何在大脑中被编码和感知,几乎都要从对动作电位的研究开始。对神经元放电信号进行检测和分类(Spike sorting)是研究大脑中信息编码、传递等过程的基础性工作。

(2) 非电生理信号。人体给出的非电生理信号非常丰富,它们又可分为:由器官运动所产生的信号:如心音、脉搏、颈动脉搏动(carotid pulse, CP)、呼吸、鼾声及柯氏音等;压力信号:如血压、眼压及消化道内压等;人体光电信号:如光电脉搏、血氧饱和度等;耳声发射信号(Otoacoustic emissions, OAE):这是一种产生于耳蜗,经听骨链及鼓膜传导释放入外耳道的音频信号。OAE 的发现是现代听觉生理学的重要突破之一,它说明耳蜗不仅能将外界声信号转换成生物电信号传入中枢神经以引起听觉,而且能主动地发射音频信号。OAE 又分为自发性耳声发射(Spontaneous OAE, SOAE)和诱发性耳声发射(Evoked OAE, EOAE)两种。OAE 可用于耳蜗生理机制的研究和临床听力学检查,因此是近 10 多年来听力学领域非常活跃的研究课题。

(3) 人体生理特征信号。包括指纹、掌形、面部、虹膜、步态等。这种利用生理/行为特征进行鉴别的技术称为生物特征识别(Biometrics),其中指纹识别已广泛应用于身份验证。

(4) 生化信号。这是每一个人到医院进行化验时生化分析仪所给出的信号,种类非常多,如血浆中的葡萄糖和胰岛素含量随时间变化所得到的信号等。

(5) 生物信息。由于人类基因组计划(Human genome project, HGP)的实施和现代生物学的飞速发展,人们正在获得海量的生物学数据。生物信息最基本的表达形式是一维的分子排列顺序,如核酸序列和氨基酸序列,其中最基本的是 DNA 序列。生物信息处理的任务是生物学数据的研究、存档、显示、

处理和模拟,基因遗传和物理图谱的处理,核苷酸和氨基酸序列分析,新基因的发现和蛋白质结构的预测,寻找基因组信息结构的复杂性及遗传语言的根本规律等,由此并形成了一个的学科,即生物信息学(Bioinformatics)^[1]。生物医学信号处理中的典型算法,如去噪、傅里叶变换、建模、判别与聚类分析等都在生物信息处理中获得了应用^[2],因此生物信息处理是生物医学信号处理的又一个应用领域。

(6) 医学图像。图像是一维信号向二维信号的扩展,因此,医学图像处理是生物医学信号处理的一个重要领域。医学图像的内容极其丰富,如超声、X光透视(X-Ray)、X-CT(X-computed tomography)、核磁(Magnetic resonance imaging, MRI)和正电子发射(Positron emission computed tomography, PET)等。

生物医学信号处理的任务是根据所研究的某一类生物医学信号特点,应用信息科学的理论和方法,研究对信号采集的最优方案,研究如何从含噪的记录中提取出生物医学信号中所蕴含的信息,并对它们进行分析、解释和分类,并最终应用到临床实际和进一步的科学研究。

1 生物医学信号概述

1.1 生物医学信号的特点

由于生物医学信号来自于人体,因此它有着一些显著的特点。正是由于这些特点决定了对其处理的复杂性和算法的多样性。

(1) 生物医学信号的种类繁多,各种信号形态和包含的信息不同,因此处理方法也不同。

(2) 信号的幅度甚小,如心电信号在 mV 级,脑电信号在 μV 级(5~100 μV),而诱发电位信号的幅度更小,约 10 μV 以下。

(3) 噪声强。最普通的是 50 Hz 工频噪声,它一方面来自于信号记录仪器,另一方面来自于人体自身。人体是电的导体,易感应出工频噪声;其次是信号记录时受试者移动所产生的肌电噪声,由此引起电极移动所产生的信号基线漂移;另外,凡是记录中所含有的不需要成分都是噪声,如记录胎儿心电时混入的母亲心电。

(4) 随机性强且一般是非平稳信号。由于生物医学信号要受到生理和心理的影响,因此属于随机信号。心电信号具有准周期性,但每一心拍之间都不会完全相同。脑电和语音信号都是非平稳的随机信号,在实际工作中都是将它们分成一个个小的时间段,在每一小段内假定它们是平稳的。

(5) 非线性。非线性信号源于非线性系统的输出。当然,线性系统也可能产生非线性的输出。例如,一个线性放大器在其动态范围之内的输出和输入呈线性关系,但一旦该放大器“饱和”,则输出和输入不再是线性关系。线性系统是人们针对复杂对象而提出的理想化模型。在多数情况下,这一假设只是近似成立。在人体体表采集到的电生理信号(如 ECG, EEG 和 EMG)都是细胞膜电位通过人体系统后在体表叠加的结果,因此这些信号严格地说都是非线性信号,但目前都是把它们当作线性信号来处理。1998 年提出的 Hilbert-Huang 变换是处理非平稳和非线性信号的一个有力的工具。

(6) 混沌现象。人体是一个高度复杂的非线性动力学系统,该系统的输出不但带有非线性特点,而且带有混沌的特点。混沌的科学定义目前还没有统一的说法,粗略地说,混沌现象是指发生在确定性系统中的貌似随机的不规则运动,其行为却表现为不确定性,即不可重复、不可预测。混沌是非线性动力学系统的固有特性,是非线性系统普遍存在的现象。心脏系统是一个典型的非线性动力学系统,这体现在心率变异性信号的混沌特点^[3-4]。此外,癫痫患者的脑电信号、肌电信号等也具有混沌特点。

(7) 多通道信号。人体生理信号分布在体表,不同部位的信号自然携带有不同的特征,这也就为研究人体状况提供了更充分的依据。因此,心电一般取 12 导联,心电体表标测取 64 导联或更多,而脑电和事件相关电位系统已有 256 导联。这一特点决定了在生物医学信号处理中要特别关注多通道信号处理算法和时间、空间相结合的算法。

1.2 生物医学信号处理的主要环节

尽管对不同生理信号处理的目的不同,但生物医学信号处理一般都包含如下主要环节。

(1) 信号的采集。由于生物医学信号非常微弱,且采集的对象是人体,因此信号采集的质量将直接影响后续的处理。采集的关键是设计出高水平的生理信号放大器,除了要求该放大器要有足够高的放大倍数、符合要求的频带外,特别要求有高的共模抑制比、高的输入阻抗和好的 50 Hz 工频陷波,强调高的安全性,如电源与信号前端的双重隔离等。此外,对于多通道采集的场合,特别强调各个导联的放大器的一致性。由于生理信号的频率一般都比较低,即除了心音信号的频率可以到 500 Hz 外,其他均在 150 Hz 以下,因此抽样频率比较容易得到满足。

(2) 去噪。去噪是生物医学信号处理中的关键环节。去噪最基本的方法是线性滤波和小波去噪,其核心概念是将含噪信号投影到一系列的空间即频带,并对噪声空间的分量施加各种阈值,然后进行信号重建。此外,自适应噪声抵消、基于奇异值分解和匹配滤波的去噪方法等各自都有着特定的应用。基于信号盲源分离(Blind source separation, BSS)的方法在去噪中也获得了广泛的应用。BSS 的典型算法有主分量分析、独立分量分析和典型相关分析等。文献[5]将 BSS 用于去除癫痫脑电中的噪声,取得了很好的效果。在生物医学信号处理中有一种特殊的去噪方法,即相干平均,它多用在诱发单位的提取。将几十次甚至上百次刺激得到的响应在时域对齐后相加以增加信噪比,从而得到对冲激的真实响应。但累加平均失去了每一次响应的动态特征,这在很多应用场合是不希望的。因此,少次累加或单次提取的诱发响应的获得是人们所期盼的,但这一问题至今还没有得到很好解决。

(3) 信号特征提取。信号是信息的载体,信息体现在信号的特征上。因此,信号特征的提取是一切信号处理任务的核心环节。信号的特征很多,主要有:

时域特征:如信号的周期、瞬变点的位置、幅度和上升、下降沿的时间以及两个瞬变点的间隔等。显而易见,一个不随时间变化的直流信号除了能给出信号的幅度外不再包含其他任何的信息,一个慢变的信号所包含的信息也非常贫乏。因此,信号中所包含的信息主要体现在信号的瞬变点或瞬变的区域中。瞬变点又称为信号的奇异点。奇异点抽象为两种模式,一是边缘的突变,这相当于在该处迭加了一个阶跃信号;另一个是峰值的突变,这相当于在该处迭加了一个冲激信号。这两种情况分别对应了信号的极值点和转折点,如图 1 所示。图 1 中 $x(t)$ 在 t_1, t_2 处有拐点,在 t_3 处有阶跃点,在 t_4 处有峰值点。因此,信号奇异性检测是时域信号处理的主要任务,小波变换是完成此目标的强有力的工具。由于心电信号具有准周期的特点,因此心电信号特征的提取主要是在时域进行。

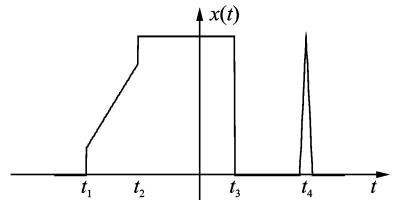


图 1 信号中的奇异点

Fig. 1 Singularities in the signal

频域特征:主要是信号的频谱范围和形态,如谱峰的个数、宽度及各个谱峰之间的距离等。由于脑电信号具有很强的随机性且是非平稳,因此对脑电信号特征的提取主要是在频域进行,如 δ, θ, α 及 β 节律的提取。

随机信号的特征:这主要是随机信号的数字特征,如均值、方差、自相关函数和功率谱等。高阶统计量在某些方面会有着特殊的应用,对平稳信号 $x(n)$,其三阶相关定义为

$$r_x(m_1, m_2) = E\{x(n+m_1)x(n)x(n+m_2)\} \quad (1)$$

式中: $E\{\ast\}$ 表示取均值运算。若 $x(n)$ 均值为零,则其三阶相关等于其三阶累积量 $C_x(m_1, m_2)$ 。 $x(n)$ 的三阶谱定义为 $C_x(m_1, m_2)$ 的二维傅里叶变换,即

$$P_x(\omega_1, \omega_2) = \left(\frac{1}{2\pi}\right)^2 \sum_{m_1=-\infty}^{\infty} \sum_{m_2=-\infty}^{\infty} C_x(m_1, m_2) \exp[-j(\omega_1 m_1 + \omega_2 m_2)] \quad (2)$$

统计阶次大于 2 的谱称为多谱 (Polyspectra), 三阶谱又称为双谱 (二阶谱即是功率谱)。由双谱进一步得出的双谱指数 (Bispectral index, BIS) 已于 1996 年被美国批准用于麻醉监护。

基于信号模型的特征:对信号建模是信号处理中常用的方法,而模型的参数可很好地体现信号的特征。如自回归模型的系数和残余能量就充分地体现了信号的特征,其在心音等生理信号的分类中取得了很好的效果。平稳信号 $x(n)$ 的 AR 模型定义为白噪声 $u(n)$ 激励一个线性全极点系统的输出,即

$$x(n) = - \sum_{k=1}^p a_k x(n-k) + u(n) \quad (3)$$

式中: p 为模型的阶次; a_k 为模型的系数,它很好地体现了信号的特征。

(4) 应用。将信号处理的结果用于实际应用是最终目标。其应用方式可直接,如各类心电仪器上给出的诊断结果,也可间接,如通过判别分析将该信号归入“正常”或“异常”类。

2 生物医学信号处理的理论

生物医学信号处理是信号与信息处理学科的重要而又特殊的应用领域。而今天的信号处理几乎都是数字信号处理,所以生物医学信号处理的理论主要依赖于数字信号处理的理论。由于生物医学信号处理的多样性、复杂性,并与人的健康及生命直接相关,因此,除了数字信号处理的理论外,生物医学信号处理的理论还需要众多学科的相关理论,如医学、生物学、模式识别、机器学习、信号的建模与仿真等。

2.1 数字信号处理的理论

数字信号处理的理论总体上可以分为 3 大部分,即经典数字信号处理、统计数字信号处理和现代数字信号处理。

(1) 经典数字信号处理。包括离散信号和离散系统分析、Z 变换、离散傅里叶变换 (DFT)、快速傅里叶变换 (FFT)、抽样定理、IIR 和 FIR 滤波器设计、有限字长问题及数字信号处理的硬件实现等。其研究的对象是确定性信号和线性移不变系统。

(2) 统计数字信号处理。它研究的对象主要是平稳随机信号。在自然界所遇到的信号基本上都是随机的,所以研究随机信号的分析 and 处理非常重要。对这一类信号研究的方法主要是统计的方法或“估计”的方法,其内容包括随机信号的描述、平稳随机信号的定义和性质、自相关函数估计、经典功率谱估计和现代功率谱估计,维纳滤波和自适应滤波等^[6]。

(3) 现代数字信号处理。现代数字信号处理主要针对非平稳和非线性信号的分析与处理。傅里叶变换是信号分析与处理的基本工具,它将表征信号的两个重要的物理量,即“时间”和“频率”联系起来。但傅里叶变换的不足在 20 世纪的 40 年代已被人们所认识,因此提出了短时傅里叶变换和时-频联合分析的概念。傅里叶变换的不足体现在 3 个方面:缺乏时间和频率的定位功能;对于非平稳信号的局限性,即体现不出频率内容随时间的变化;在分辨率方面缺乏自适应性,其含意是:傅里叶变换在时域和频域的分辨率受不定原理的制约,不能同时最小,但实际情况是,对时域中的快变信号,期望好的时域分辨率并可忽视其频率分辨率,反之,对慢变信号,没有必要强调好的时域分辨率,可转而追求好的频率分辨率。但傅里叶变换做不到这一符合实际的要求。应该说,傅里叶变换的这 3 点不足正是推动信号处理理论发展的原动力。其发展成果推出了一系列的现代信号处理的理论,如时-频联合分析(包括短时傅里叶变换、Gabor 变换、Wigner 分布及 Cohen 类分布);滤波器组及小波变换等。1998 年提出的 Hilbert-Huang 变换不但适用于非平稳信号,而且适用于非线性信号的分析与处理。

近 10 年来新发展起来的“压缩感知”理论,其发展的动力是经典的 Shannon 抽样定理所需要的抽样

频率过高以致数据量太大,而实际的物理信号在频域多稀疏这一客观事实,目的是发展新的抽样策略。压缩感知的理论正在迅速发展,吸引了众多学科的关注,并具有重大的理论和应用前景。时-频联合分析、滤波器组、小波变换、Hilbert-Huang 变换和压缩感知技术请见文献[7]。

数字信号处理自身在理论上所涉及的范围也极其广泛。除了电路理论、信号与系统外,其最重要的理论基础就是数学。微积分、概率统计、随机过程、高等代数、数值分析、近世代数、复变函数等都在数字信号处理中得到了广泛的应用。因此这些理论也是生物医学信号处理的理论基础。

2.2 医学和生物学的理论

生物医学信号来自于人体,处理的任务要为认识生命现象、健康护理、治病防病服务,因此,从事生物医学信号处理的工作者一定要掌握医学和生物学的基本知识,这也是有别于其他信号处理领域(如语音、振荡、通信)之处。

2.3 模式识别的理论

模式识别是人工智能学科的一个重要领域。模式指存在于时间和空间并且可以区分是否相同或相似的事物,更准确地说,模式指这些事物时间和空间分布的信息^[8]。模式识别的任务是将某一具体事物正确分类。模式识别由 4 个部分组成,即数据获取、预处理、特征提取和选择、分类决策。模式识别的前 3 个部分和生物医学信号处理的前 3 个环节完全相同,而模式识别的第 4 部分正是生物医学信号处理的最后应用环节,因此,生物医学信号处理和模式识别有着非常紧密的联系。

在模式识别的分类决策中,主要有判别分析和聚类分析两大类。判别分析是在已知若干类的情况下,将一个新的样本判别属于那一类;而聚类分析是先有一堆样本,并不知道它们属于那一类,而是根据一定的准则(如特征的相似程度)将它们分成若干类。判别分析的方法很多,如贝叶斯决策理论、线性判别函数、非线性判别函数及支持向量机(Support vector machine, SVM)等。医生看病可视为一个典型的模式识别过程。医生根据病人的特征,如心、脑电图、图像和生化指标等,判断出病人患了那一类病及其程度,最后给出治疗方案。生物医学信号处理的一个重要应用是借助于计算机实现对疾病的自动诊断,因此生物医学信号处理一定要和模式识别紧密结合。

2.4 机器学习和专家系统的理论

机器学习和专家系统是人工智能的重要领域。机器学习是研究如何使用机器(即计算机)来模拟人类学习活动的—门学科,它已在数据挖掘、计算机视觉、生物特征识别、医学诊断、DNA 测序、语音和手写识别及机器人等领域获得了广泛的应用。专家系统是指具有专门知识和经验的计算机智能程序系统。该系统通过对人类专家的问题求解能力的建模,采用人工智能中的知识表示和知识推理技术来模拟通常由专家才能解决的复杂问题,达到具有与专家同等解决问题能力的水平。这种基于知识的系统设计方法是以知识库和推理机为中心而展开的,即专家系统 = 知识库 + 推理机。模式识别、机器学习和专家系统又和人工神经网络(Artificial neural network, ANN)有着密切的联系。这些学科的发展都离不开信号处理,因为它们都需要得到信号的特征才能进行识别、学习和推理。而生物医学信号处理要想获得更深入、更智能化的应用成果,也必须充分利用这些人工智能的新理论。

2.5 建模与仿真的理论

如果能够将人体解剖学、生理学及人与外界作用的物理过程能用数学的方法精确描述,并建立起相应的数字化模型,那么人对自身的认识将会产生质的飞越。至今,人们已建立了种种人体形态和功能等效的数学模型,如血液动力学模型、代谢动力学模型、生物电场分布模型等^[9]。生理系统的建模与仿真与生物医学信号处理有着密切的联系。人们总是利用对某一个生理系统的知识建立一个初步的模型,然后利用实验数据和模型的输出不断比较以调整模型的参数,最后得到一个符合实际的模型,即信号处

理的结果。因此,信号处理支持模型的建立,而建立好的模型又可用来验证信号处理的结果。总之,由于生物医学信号的多样性、复杂性及应用的特殊要求,一个好的、真正可用于实际的生物医学信号处理算法需要多个学科知识的交叉和融合。

3 生物医学信号处理的应用

生物医学信号至今已在临床和生命学科的研究中获得了广泛的应用,而基于生物医学信号处理、医学成像系统和计算机的医疗仪器已成为现代化医院的重要组成部分。随着科学技术的发展,现代医学也已由过去的定性诊断逐渐转变为强调定量诊断。而定量诊断的依据即是病人的生理信号、医学图像和生化指标等。本文仅以在临床广泛应用的心电信号和脑电信号为例说明它们应用的领域和要解决的问题。

3.1 心电信号的应用

在例行的体检和普通门诊中,心电图是被检查最多的项目之一。如今的心电图机已由过去的只有单纯描记功能的模拟机器转变为具有测量和给出初步诊断功能的数字化仪器,即智能化心电图机。实现智能测量和诊断,依赖的是机器中的CPU和心电信号处理算法。心电床旁中心监护仪、心电Holter也是广泛应用的心电类仪器,此外还有心电工作站、运动心电图、远程医疗及监护、基于手机的家庭监护及可穿戴式测量与监护仪器。在这些仪器中,对心电信号的处理无一例外地包含了去噪、特征检测和病类判别3个环节,在监护类仪器中还要有报警功能。

心电信号中最重要的特征是R波、P波、T波的位置、幅度和形态,此外还有S-T段的形态、Q波、S波、QRS宽度、U波、心室晚电位(Ventricular late potentials, VLP)及T波交替(T wave alternans, TWA)等。心电R波检测是所有其他心电特征检测和自动诊断的基础,其检测的精度直接影响到仪器的性能,检测精度至少应该在99%以上(按60次/m,1h心跳是3600次,1%的误差即36次被误检)。R波自动检测已有近40年的历史,从早期的差分域值法、模板匹配法、积分法、滤波器组法,发展到20世纪90年代,基于小波变换的算法逐渐成为主流^[10],文献[11]提出了将小波变换和数学形态学相结合的算法。至今,新的R波检测算法仍然在不断被提出,如文献[12]提出了一个将R波检测和心电数据压缩相结合的算法,目的是使算法在用于可穿戴心电监护仪时具有实时分析功能并降低仪器的功耗,算法对R波的检测精度达到了99.64%。由于P、S及T波的幅度远低于R波,且形态多变(如倒置、双相等),因此,对它们的准确检测非常困难。完成了P、Q、R、S和T等波形的检测,即可计算出R-R间隔,从而得到瞬时心率以及P-R间隔、QRS宽度、P-T间隔及S-T段形态等参数。这些参数总的又可分为两类:(1)心电形态学的信息;(2)心电节律的信息,它们是心电图临床诊断的重要依据。

根据检测出的参数、心脏疾病的原理和医生的临床经验,建立起各种心律异常的数学模型,从而对心电信号作出判别,决定是否异常,如异常,又属于哪一类异常。这一工作即是心电的自动诊断,它也是信号处理的应用。心电异常的种类很多,如激动形成异常(包括窦性心律失常、室性早搏、房性早搏、交界性早搏、快速室上性心律失常、室性二联律和室性三联律)及激动传导异常(包括房室传导阻滞、室内传导阻滞和逸搏心律)等。对各种异常心电诊断的过程无疑是一个模式识别的过程,同样,其判别程序也是一个专家系统。心电自动诊断已有几十年的历史,人们提出的方法很多,如统计模式识别、模糊模式识别、人工神经网络、支持向量机等。文献[13]提出了一个基于信号稀疏表达和独立分量分析的心电自动诊断算法,文献[14-15]分别提出了基于开关Kalman滤波的半监督式和基于Logistic回归的储备池计算的心电分类方法。

在心电图的自动分析中,心率变异性在过去的20多年中一直受到了人们广泛的注意,非线性动力学的理论对其研究中发挥了重要的作用。此外,高频心电、体表心电标测等也是心电研究的有意义的

方面。

3.2 脑电信号的应用

人类的大脑无疑是自然界中最精密也是最复杂的巨系统。进入 21 世纪后,人们对脑科学的研究呈现了巨大的热情。例如,继美国 101 届国会将从 1990 年 1 月 1 日开始的 10 年命名为脑的 10 年后,2013 年 4 月,美国总统奥巴马又宣布启动历时 10 年“大脑基金计划”计划,将从 2016 年起,总投资约 45 亿美元。几乎与此同时,欧盟已于 2013 年 1 月启动了 10 年内投入 10 亿欧元的“人类大脑计划”;2015 年 4 月,日本的脑计划也宣布启动;“中国脑计划”也在酝酿启动中^[16]。开展脑科学研究的目的是:(1)阐明脑的功能和机理;(2)保护大脑,即脑疾病的预防、治疗及延缓衰老;(3)进一步开发大脑。脑科学的研究主要有两个大的研究方向:(1)微观层次的研究,包括神经生物学、分子生物学和细胞生物学等学科;(2)宏观层次的研究,即通过大脑宏观层次的测量来分析大脑内部隐含的生理、病理信息。目前,大脑宏观层次的测量的主要是脑电图和脑部成像两大类。

脑电图是无创并低价的脑测量手段,无论是在神经内科还是在神经外科都获得了广泛的应用,几乎是神经科门诊必做的检查项目之一,同时在脑的认知研究中也起着重要的作用。

3.2.1 临床应用

临床应用在以下几个方面:(1)癫痫的定位、诊断、预后及疗效分析;(2)精神性疾病(如精神分裂症、躁狂抑郁症、精神异常等)的诊断;(3)脑外伤及脑部是否有器质性病变的诊断;(4)麻醉深度监护。

3.2.2 脑电生物反馈治疗

生物反馈是用专门设计的传感器和电子仪器记录与人的心理、生理过程有关的某些生物学信息,并把这生物学信息加以处理、放大,以机体能感知和理解的方式,如视觉(不同频率闪烁的 LED、翻转棋盘格、灯光颜色、游戏等)和听觉(音乐或不同频率的声音)的方式呈现出来,让机体直观地看到或听到它,并学会会有意识地主动调节自己的生物学信息(即实现信息的反馈),如降低或升高血压、调节心率等,当人们经过适当的训练后学会会有意识地控制自身的心理及生理活动,从而实现生理功能的恢复,并达到心身平衡。因此,生物反馈更加强调个体的主观能动作用。目前应用较多的是脑电生物反馈,其他还有肌电、心率和血压等生物反馈。脑电生物反馈主要应用于抑郁、失眠、偏头痛、癫痫、儿童注意力缺陷/多动症等与神经有关的顽固性疾病的治疗,文献[17]利用脑电生物反馈在癫痫治疗方面进行了探索性的研究。

3.2.3 认知研究

事件相关电位(Event-related potential, ERP)是受试者在对某个问题进行认知加工时,从头颅表面记录到的脑电信号,它需要受试者的主动参与,因此 ERP 又称认知电位信号。基于 ERP 的认知研究是探索脑功能的一个重要手段。

3.2.4 脑机接口

正常情况下大脑和外部环境的通信需要通过外周神经和肌肉通道来完成,在神经和肌肉受损(如瘫痪)的情况下,脑机接口(brain-computer interface, BCI)可提供一种非肌肉控制的通信通道,用脑打电话、开灯等活动即是 BCI 的一个基本动作。BCI 通过脑电、大脑皮层电位图和各种脑成像技术来实现。由于脑电无创,因此被广泛研究,其中最常用的是如下 4 种脑电信号:(1)视觉诱发单位;(2)mu 和 beta 节律;(3)事件相关电位;(4)慢皮层电位。在脑机接口研究中,去噪、诱发单位的单次提取、盲源分离和分类等信号处理算法被广泛应用。

BCI 的研究在国内外的高校和相关研究单位正在如火如荼地进行中,相关的论文及书籍很多,如文献[18-21]是近年来较有影响的论文,此处不再赘述。

4 数字信号处理领域最新理论简介

数字信号处理的理论也是生物医学信号处理的理论,包括 Hilbert-Huang 变换,压缩感知及信号的稀疏表达。

4.1 Hilbert-Huang 变换

描述非平稳和非线性信号的一个有力工具是瞬时频率(Instantaneous frequency, IF)。若信号 $x(t)$ 可表为 $x(t) = a(t)\cos\varphi(t)$ 的形式,再构成复信号 $z(t) = a(t)e^{j\varphi(t)}$,则 IF 定义为

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi(t)}{dt} \quad (4)$$

IF 在理解和使用中存在着一系列的问题,包括:

(1) 频率定义为信号周期的倒数,即 $f = \frac{1}{T}$,显然,为了得到频率,至少需要 1 个周期的信号长度。

按这个推理,小于 1 个周期的数据将无法得到它的频率。

(2) 式(4)的微分给出的是单值函数,如果 $x(t)$ 包含 2 个以上的 IF,那么式(4)的定义失效。

(3) 由 $x(t) = a(t)\cos\varphi(t)$ 得到 $z(t) = a(t)e^{j\varphi(t)}$ 最常用的方法是利用 Hilbert 变换

$$\hat{x}(t) = x(t) * \frac{1}{\pi t} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (5)$$

然后再构成解析信号^[22]

$$z(t) = x(t) + j\hat{x}(t) = a(t)e^{j\varphi(t)} \quad (6)$$

由式(6)的解析信号求解 IF,要求信号 $x(t)$ 必须满足 Bedrosian 定理^[23]。该定理的基本含意是:对实的幅度调制信号 $x(t) = a(t)\cos\varphi(t)$, $a(t)$ 的频谱 $A(j\Omega)$ 和 $\cos\varphi(t)$ 的频谱必须可以分开,且 $A(j\Omega)$ 处在低频端, $\cos\varphi(t)$ 的频谱处在高频端,这等效要求 $x(t)$ 是窄带信号。

(4) 式(4)针对模拟信号,对数字信号无法求其微分。美籍华人科学家黄锷(Norden E. Huang)教授针对非平稳和非线性信号的分析,于 1998 年提出了一个称之为 Hilbert-Huang 变换(HHT)的新算法,从而为非平稳,特别是非线性信号的分析与处理开辟了一个高效和新颖的途径^[24],也解决了上述针对 IF 的若干问题。HHT 包括两个主要的步骤:经验模式分解(Empirical mode decomposition, EMD)和 Hilbert 谱分析。EMD 将一个复杂的信号分解为一系列的简单信号,这一分解既不像傅里叶变换、小波变换或其他变换那样预先选定基函数,也不像滤波器组那样按照固定的频带做子带分解,而是取决于信号本身,因而它自适应且高效。分解出的简单信号有许多特点,主要是:(a)数量有限且少量;(b)满足 Bedrosian 定理,以便求出瞬时频率;(c)该分解取决于信号的局部性质,因而特别适用于非平稳和非线性信号。经 EMD 得到的一个个简单分量称之为固有模式函数(Intrinsic mode function, IMF)。将每一个 IMF 求 Hilbert 变换,得到相位函数,再进一步得到其瞬时频率,最后得到信号的能量随时间和频率的分布,称之为 Hilbert 谱。1998 年后,黄锷教授和他的合作者又陆续发表了 20 余篇论文^[25-32],对 HHT 进一步改进和深化,使之成为在信号处理领域相对独立且又具有创新性的重要内容,并被应用于不同领域^[33-34]。

一个 IMF 应满足:(1)在其时间区间内,其极值点的数目和过零点的数目应该相等,或最多差一个;(2)在其时间区间内的任一点,分别由信号的局部最大和局部最小定义的上、下包络的均值为零。图 2 是一个分解后的 IMF 波形,显然,它满足上述两个条件。

经验模式分解的过程又称为筛选过程,其步骤如下:

(1)对信号 $x(t)$,找出其局部最大值点和局部最小值点,再利用 3 次样条函数分别对这些局部最大值点和局部最小值点进行插值得到 $x(t)$ 的上包络 $u(t)$ 和下包络 $l(t)$ 。令 $m_1(t) = \frac{[u(t) + l(t)]}{2}$,则 $m_1(t)$

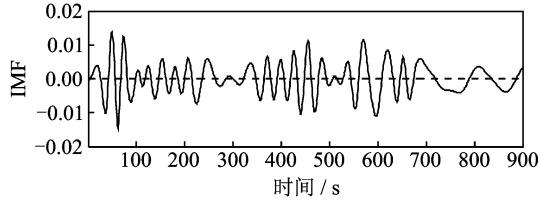


图2 一个 IMF 波形

Fig. 2 Waveform of IMF

为上、下包络的均值。再令

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (7)$$

从而完成 1 次迭代。第 1 次迭代得到的 $h_1(t)$ 一般不符合 IMF 的要求, 需要进入下一步继续迭代运算。

(2) 找 $h_1(t)$ 的局部最大和最小值点, 同样利用 3 次样条函数对其插值得到上、下包络 $u_{11}(t), l_{11}(t)$, 求出它们的均值曲线 $m_{11}(t)$, 从而得到 $h_{11}(t) = h_1(t) - m_{11}(t)$ 。检查 $h_{11}(t)$ 是否符合 IMF 的条件, 如果不符合, 继续上述迭代过程, 直到

$$h_{1k}(t) = h_{1(k-1)}(t) - m_{1k}(t) \quad (8)$$

符合 IMF 的条件。并令

$$c_1(t) = h_{1k}(t) \quad (9)$$

则 $c_1(t)$ 是筛选出的第 1 个 IMF 分量, 上述过程完成了第 1 次筛选。

(3) 令

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (10)$$

显然, 它是原信号和第 1 个 IMF 分量之差, 将其视为信号 $x(t)$, 重复步骤(1, 2), 可得

$$r_2(t) = r_1(t) - c_2(t)$$

$$\vdots$$

$$r_m(t) = r_{m-1}(t) - c_m(t)$$

式中: $c_2(t), \dots, c_m(t)$ 为新筛选出的 IMF 分量。该分解过程直到 $r_m(t)$ 变成一个单调函数, 或只含有一个极值点时停止。这样, 信号 $x(t)$ 就被分解成 m 个 IMF 分量和最后的残余 $r_m(t)$ 之和, 即

$$x(t) = \sum_{k=1}^m c_k(t) + r_m(t) \quad (11)$$

式中: $r_m(t)$ 为一个简单的趋势函数, 或一个常数。

上述分解保证了 IMF 信号 $c_k(t)$ 满足 Hilbert 变换的条件, 并由此得到时变的幅度和瞬时频率, 从而构成解析信号 $z_i(t) = c_i(t) + j\hat{c}_i(t) = a_i(t)e^{j\phi_i(t)}$, 并由此得到其时变的幅度和瞬时频率。然后, 可用两种方法来表示信号的特征: (1) 将得到的 m 个瞬时频率画在同一个平面上, 以显示信号 $x(t)$ 的频率内容是随时间变化的情况; (2) 将时变幅度和瞬时频率一起考虑, 得到信号能量的时频分布, 即 Hilbert 谱。对 $x(t) = \sin[2\pi(300t + 150)t] + \sin[2\pi(300t + 50)t]$ 这样含有两个线性增长频率的非平稳信号, 其 Hilbert 谱如图 3 所示。

HHT 自 1998 年被首次提出后, 在过去的 15 年中, 已获得了长足的进展, 这些进展集中体现在 EMD 算法的改进, 包括归一化 HHT、集总平均 EMD 和互补集总平均 EMD^[35-37]。

4.2 压缩感知

压缩感知 (Compressive sensing, CS) 又称压缩传感, 它为一种新的信号抽样策略, 即模拟/信息转换 (Analog to information converter, AIC) 提供了理论基础。AIC 突破了经典抽样定理的限制 ($f_s \geq 2f_h$),

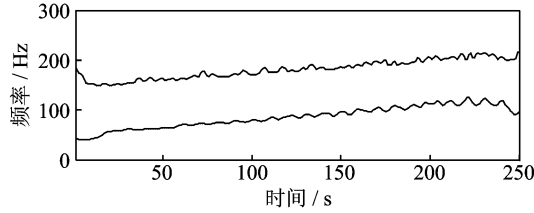


图3 含有两个线性增长频率的非平稳信号的 Hilbert 谱

Fig.3 Hilbert spectrum of nonstationary signal containing two linear increasing frequencies

用远小于 Nyquist 率的抽样频率对信号抽样,然后利用算法来对原信号进行准确,或近似准确地恢复,这等效于将对信号的抽样和压缩合并为一步实现。CS 利用了绝大部分物理信号所具有的一个基本特点,即其频谱多是稀疏的,如窄带信号或多带信号^[38]。

如果 N 维信号 \mathbf{x} 最多只有 k 个非零元素,则称 \mathbf{x} 是 k 稀疏的。所有 k 稀疏信号的集合记为 Σ_k ,即

$$k = \# \{i: x(i) \neq 0\} \tag{12}$$

$$\Sigma_k = \{\mathbf{x}: \|\mathbf{x}\|_0 \leq k\} \tag{13}$$

构造一个测量矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$,且 $M \ll N$ 。利用 Φ 对信号 \mathbf{x} 进行测量,设得到离散测量值是 $\mathbf{y}, \mathbf{y} \in \mathbf{R}^M$,即

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \tag{14}$$

目的是希望能由 \mathbf{y} 唯一地恢复出 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^N$ 。显然,式(14)是一个欠定方程,它有无穷多解,因此无法实现唯一地恢复 \mathbf{x} 。为了求解,必须对方程施加一定的约束条件,即

$$P_J: \min J(\mathbf{x}) \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \tag{15}$$

式中: $J(x)$ 为目标函数; P_J 为对应 $J(x)$ 的解的名称。选定不同的 $J(x)$ 得到不同的解。从 Winner 滤波开始,构造 $J(x)$ 最著名的方法是利用 l_2 范数,即定义 $J(x) = \|\mathbf{x}\|_2^2$ 。但是,最小 l_2 范数解等效于最小平方解。最小平方解测量信号能量,它着眼于信号整体的平方误差最小,因此,得到的解 \mathbf{x} 不具有稀疏性,因此无法用于稀疏信号 \mathbf{x} 的恢复。

由于 l_0 范数描述了信号的稀疏性,而又假设了 \mathbf{x} 是 k 稀疏的,因此求解 \mathbf{x} 的一个合理方法是选择 $J(x) = J_0(x) = \|\mathbf{x}\|_0$,即

$$P_0: \min \|\mathbf{x}\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \tag{16}$$

但是 \mathbf{x} 中的 k 个非零元素的位置未知,当然也不确定。由于 \mathbf{x} 的长度是 N ,由式(16)可恢复出 C_N^k 个 \mathbf{x} 。这是一个组合的最小化问题,又称为 NP-hard 问题。为解决 NP-hard 所带来的求解困难问题,人们提出了两个实用的算法:(1)基于 l_1 范数的基追踪(Basis pursuit, BP)^[39]算法,(2)贪婪算法其代表性的算法是各种匹配追踪(Matching pursuits, MP)算法^[40-11]。BP 算法的核心思想是令目标函数 $J(\mathbf{x}) = J_1(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x}\|_1$ 为最小,即

$$P_1: \min \|\mathbf{x}\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \tag{17}$$

在 CS 的文献中,测量矩阵 Φ 又称为编码器,由已知的 \mathbf{y} 求解未知 \mathbf{x} 的过程称为解码器,它代表了由 $\mathbf{R}^M \rightarrow \mathbf{R}^N$ 这一映射,记之为 Δ 。这样,式(17)的 P_0 优化问题可简记为 $\Delta_0(\Phi \mathbf{x})$,同理,式(17)的 P_1 优化问题可简记为 $\Delta_1(\Phi \mathbf{x})$ 。因此,上面的问题又可表述为在什么条件下式成立

$$\Delta_0(\Phi \mathbf{x}) = \mathbf{x}; \quad \Delta_1(\Phi \mathbf{x}) = \mathbf{x}; \quad \Delta_0(\Phi \mathbf{x}) = \Delta_1(\Phi \mathbf{x}) \tag{18}$$

由于 $\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x}$,故这些答案都和测量矩阵 Φ 密切相关。因此研究 Φ 应具有的性质和如何对其设计是 CS 理论中的一个极其重要的问题。对 Φ 的描述,主要应用为:

(1) 矩阵零空间性质(Null space property, NSP)

定义 1 矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 的零空间定义为

$$N(\Phi) = \{x: \Phi x = 0, x \in \mathbf{R}^N\} \quad (19)$$

定义 2 矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 被称为具有常数 $\gamma \in (0, 1)$ 的 k 阶零空间性质^[41-42], 如果

$$\|h_T\|_1 \leq \gamma \|h\|_1 \quad (20)$$

对矩阵 Φ 的任意化零向量 $h \in N(\Phi)$ 和任意满足 $\#T \leq k$ 的下标集合都成立

$$T \subset \{1, 2, \dots, N\} \quad (21)$$

式中: $T \subset \{1, 2, \dots, N\}$ 为下标集合; T^c 为 T 的补集。

(2) 矩阵的 spark

定义 3 矩阵 Φ 的 spark 是其最小的线性相关的列数^[43], 记为 $\text{spark}(\Phi)$ 。

(3) 矩阵的相干性

定义 4 列归一化后矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 的相干性定义为

$$\mu(\Phi) = \max_{1 \leq i < j \leq N} |\langle \phi_i, \phi_j \rangle| \quad (22)$$

(4) 矩阵的约束等距性质(Restricted isometry property, RIP)。

定义 5 令整数 $k=1, 2, 3, \dots$, 对所有的 k 稀疏信号 $x \in \Sigma_k$, 等距常数 δ_k 满足以下最小标量

$$(1 - \delta_k) \|x\|_2^2 \leq \|\Phi x\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|x\|_2^2 \quad (23)$$

如果 $\delta_k \in (0, 1)$, 则称矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 满足 k 阶的 RIP 并具有等距常数 δ_k 。

在 CS 的文献中, 利用 $N(\Phi)$, $\text{spark}(\Phi)$, $\mu(\Phi)$ 和 RIP 研究如何通过 $y = \Phi x$ 唯一地恢复 x 的论文占有很大的比重。主要结论是:

(1) 对任意的向量 $y \in \mathbf{R}^M$ 和 $M \times N$ 矩阵 Φ , 如果 x 的稀疏度满足

$$\|x\|_0 = k < \frac{1}{2} \text{spark}(\Phi), \quad \text{或} \quad \|x\|_0 = k < \frac{1}{2} \left(1 + \frac{1}{\mu(\Phi)}\right) \quad (24)$$

则测量系统 $y = \Phi x$ 有唯一解 $x \in \Sigma_k$, 即 $\Delta_0(\Phi x) = x$ 。

(2) 若 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 满足 $2k$ 阶的 RIP 且 $\delta_{2k} < 1$, 则对所有 k 稀疏信号 x , 有 $\Delta_0(\Phi x) = x$ 。

(3) 若 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 满足 $2k$ 阶的 RIP 且 $\delta_{2k} < \sqrt{2} - 1$, 则对所有 k 稀疏信号 x , 有 $\Delta_1(\Phi x) = x$ 。显然, $\delta_{2k} < \sqrt{2} - 1$ 也是 $\Delta_0(\Phi x) = \Delta_1(\Phi x)$ 的条件。

(4) 如果 Φ 是随机矩阵, 则 Φ 以大概率具有 RIP 性质。随机矩阵可能来自于高斯分布、伯努利分布或亚高斯分布。

由以上讨论可看出, CS 要解决的问题是: 用尽可能小的测量数 M 得到测量 $y \in \mathbf{R}^M$, 然后通过合理设计测量矩阵 Φ 和恢复算法重建出 $x \in \mathbf{R}^N$ 。由于 $M \ll N$, 这即实现了对 x 的低抽样率抽样, 又可实现信号的稀疏表达。上述 4 点结论为 y 唯一地恢复 x 提供了理论基础和构建 Φ 的思路。

尽管 CS 所涉及的理论内容已有了很长的历史, 但学术界把文献[44-45]的发表看作是 CS 的开端。2006 年以来, CS 引起了众多学科的极大兴趣, 至 2013 年, 与 CS 有关的论文已超过 1000 余篇^[46], 读者可以在网站 <http://dsp.rice.edu/CS> 上看到并下载其中大部分论文。

CS 的概念从诞生那一天起, 在各个领域的应用也获得了迅速的进展。在上述 CS 的网站上收集了大量的有关 CS 应用论文, 内容涉及图像压缩、医学成像、计算生物学、地球物理、超光谱成像、压缩雷达成像、天文学、通信、遥感、计算机工程等。实际上, CS 可应用于一切需要由某些线性测量的结果来重建信号和图像的领域, 特别是当完备的测量的获得是昂贵的、长时间的、危险的, 或者是不可能的场合。例如, 一幅核磁共振(MRI)图像的扫描时间多在 30 m 以上, 使病人躺在机器中常有不舒服的感觉, 甚至是恐怖感。再例如, 临床上广泛应用的 X-CT, 其 X-射线的剂量还是较大的。为了减轻对人体的伤害, 人们自然希望在保持同样的图像清晰度的情况下能使 X-射线的强度尽量地小, 且成像时间尽量地短。这

就是 CS 在医学成像中备受重视的重要原因。

在 CS 的应用中,美国 RICE 大学于 2006 年推出了单像素相机方案^[47-48],引起了人们极大的兴趣并屡屡被提及。实际上,CS 最重要、最直接也是最受人们期待的应用是正在发展中的模拟/信息转换。目前,所提出的方案主要是:(1)随机抽样^[49-50]; (2)随机滤波器^[51]; (3)随机卷积^[52]; (4)随机解调(Random demodulation/ demodulator, RD)^[53-54]; (5)多陪集(Multi-coset)抽样^[55]; (6)调制宽带转换器(Modulated wideband converter, MWC)^[56-57]; (7)Nyquist-folding 系统^[58]; (8)分段压缩感知^[59]等。

应指出的是,上述方案离实际的工程应用还有一定的距离,因此,模拟/信息转换的理论目前还在继续发展中。这些年来提出的模拟/信息转换方案中有两个值得关注:RD 和 MWC。此外,近年来在 MWC 方案基础上又提出了“Xampling”方案^[60-62]。Xampling 提出者称其为模拟信号的压缩感知,前缀“X”表示“CS+Sampling”,或“压缩+Sampling”。Xampling 并不是指某一个具体的抽样方案,而是提出了一个统一而且可行的模拟/信息转换方案所应遵循的准则,从而为 AIC 的进一步发展给出了理论基础。

4.3 信号的稀疏表达

信号的稀疏表达,就是用高效的算法在保持信号不被破坏的情况下最大可能的降低信号的维数。现代信息技术的飞速发展使得每天都在产生着海量的数据,如语音、图像、视频及生物信息学等领域,这给信息的采集、处理、传输和存储都带来了沉重的负担。人们早就发现,一个高维数据所包含的信息并不正比于它的长度,也不正比于其带宽,而决定于其内部的结构。例如,实际的语音信号和图像数据之间包含有很强的相关性,通过正交变换可以显著地将信号能量浓缩到少数系数上。前已述及,对 N 维信号 x ,若 $\|x\|_0 \leq k$,则说 x 是 k 稀疏的, k 越小越好。如何使 k 最小,这即是对信号建立最优稀疏模型的问题,也是信号稀疏表达要解决的问题。

众所周知,正交变换(如 DFT, DCT, DWT 等)都具有去除信号中的相关性并将信号的能量集中于少数系数上的能力,且运算简单,因此被认为是一类“优雅”的变换。但是,正交变换也有其不足,这主要是当信号中包含多种模式时,利用单一的正交基不能很好地“匹配”所要分解的信号,因此也不能有效地实现信号的稀疏表达。

离散傅里叶变换的核函数是正交基,它对于谐波信号、均匀平滑的信号非常有效。但是,当信号中存在有间断点和尖脉冲时,这些间断点和尖脉冲的频谱将分布在几乎整个频率轴上,因此将在所有的频带上都产生大的系数,从而无法得到好的稀疏表示。小波变换在奇异性检测方面的优越性能使得它在表示具有有限断点的平滑分段连续信号方面是最优的,同时对具有复杂纹理结构的图像也具有很强的优势,以致 JPG2000 选取小波作为变换编码的工具。但是,由于图像的边缘具有不连续性,并且是按空间分布的,因此,小波在处理图像边缘方面的效果不理想。另外,当一个信号在高频端具有窄带分量时,小波也不能给出好的表示。

当一个信号或图像含有多种模式时,用单一的固定的基就不能取得理想的稀疏表示。这促使人们去考虑是否应该用多个“基函数”构成一个混合的“基”来自适应信号的特征。也就是说,用混合的“基”中的不同成分去匹配信号中的不同模式,以取得最佳的稀疏效果。这里所说的混合的“基”在文献中称为字典(Dictionary, D)。 D 实际上是一个变换矩阵 $\Psi \in \mathbf{R}^{N \times L}$,且 $L \geq N$,即 $D = \{\psi_j; j \in L\}$ 。列向量 ψ_j 的长度等于 N ,它又称为原子。

给定信号 $x \in \mathbf{R}^N$,现在寻求其稀疏表达 $u \in \mathbf{R}^L$ 。希望 u 是 x 最稀疏的表示,于是有

$$\min \|u\|_0 \quad \text{s. t} \quad x = \Psi u \quad (25)$$

如果所使用的字典 Ψ 能适应信号的特点,则式(25)以大的希望存在稀疏解 u 。由于 $L \geq N$,因此式(25)是一个欠定方程。此处再一次遇到 NP-Hard 问题,求解的方法同样可以利用基追踪算法和贪婪算

法。将式(25)和式(16)相比较,可以看出二者非常相似。这反映出压缩感知和稀疏表达有着内在的联系。信号稀疏表达的研究已有 20 多年的历史,也是近 10 年来现代信号处理中的重要内容,并已经影响到众多领域的应用,它的发展也为 CS 的提出和发展提供了理论基础。国际著名学术期刊“Proceedings of the IEEE”在 2010 年专门开辟了“Applications of Sparse Representation and Compressive Sensing”的专辑,把稀疏表达和压缩感知结合在一起进行讨论。

在信号的稀疏表示中有两个核心的问题要解决:一是如何设计最优的字典 D ,二是如何从 D 中选取最优的 m 个原子。文献[63]对字典发展的历史和字典设计问题进行了较为全面的讨论。该文指出,一个好的字典应具有:(1)定位功能;(2)多分辨率功能;(3)自适应功能;(4)几何不变性和过完备功能。目前提出的字典有两类:解析字典和学习字典。解析字典包括:Curvelets 变换^[64],Contourlets 变换^[65]和 Bandelets 变换^[66]等。学习字典的种类很多,此处仅仅列出其名称:(1)最优方向法(Method of optimal directions,MOD)^[67];(2)正交基法^[68];(3)归纳主成分分析^[69];(4)K-奇异值分解^[70]。文献[71]是对字典学习的一篇较新的综述。

4.4 HHT 和 CS 在生物医学信号处理中的典型应用

信号处理学科领域的每一个新进展都会马上在生物医学信号处理中得到应用,HHT 和 CS 也是如此。由于 HHT 特别适用于非平稳和非线性信号的分解及特征提取,因此它在脑电、肌电、心音和心电等信号中获得了广泛的应用。如文献[72]报告了在心音特征提取中的应用,文献[73]报告了在心电特征提取中的应用;文献[74]是利用 HHT 处理驾驶员的心率变异性信号以防止疲劳驾驶;文献[75]利用 HHT 同时提取心电和脑电的特征以预测癫痫的发作;文献[76]对 HHT 进行了改进,一是将小波变换嵌入 EMD 分解,二是改进迭代的停止准则,并将其应用到低信噪比情况下弱信号的检测。

CS 的最大优势是以低于 Nyquist 率的频率对信号抽样,即将抽样和压缩合在一步完成,这在以无线局域网(Wireless body area networks, WBAN)为基础的健康护理和监护中有着特别的应用。基于心电等生理信号的移动监护多是电池供电,网络对数据的传输和存储也有限制,因此希望低功耗和减少数据量。文献[77]将 CS 和块稀疏贝叶斯学习(Block sparse bayesian learning,BSBL)理论相结合后用于无线心电采集,显著降低了抽样频率和功耗;文献[78]将 CS 和 BSBL 用于胎儿心电的远程监护,目的也是降低了抽样频率和功耗;文献[79]则是将 CS 用于传感器阵列的生物医学信号采集系统,目的不但要降低功耗、减少数据,而且要减少电极的面积,该文献报道了一个 16 通道采集系统的设计结果。CS 能工作的一个重要前提是信号在时(空)域,或变换域是稀疏的,但有的生理信号不完全满足这一要求,如脑电信号。因此,人们也非常关注如何揭示这一类信号的其他结构特点,如分段平滑性、低秩性及正交性等。文献[80-81]报道了这方面的进展。文献[82]是 CS 在语音中的应用。

4.5 生物医学信号处理新进展

文献[21]是 2011 年出版的介绍生物医学信号处理新进展的电子书。主要内容包括:(1)神经科学中的分解技术;(2)用于大规模生物医学数据集的探索式矩阵分解技术;(3)子空间技术和生物医学时间序列分析;(4)用于生物医学时间序列分析的经验模式分解(即 Hilbert-Huang 变换)技术;(5)用于 SPECT 图像分类的单变量与多变量监督学习的比较;(6)用于计算机辅助诊断系统的脑功能图像处理;(7)用于阿兹海默症早期检测的功能图像分类技术;(8)阿兹海默症的脑磁图时频分析;(9)用于肌强直性营养不良症磁共振成像诊断支持的机器学习法;(10)利用独立分量分析去除生物医学图像中的伪影;(11)是否有可能将已有信息结合进微阵列分析中;(12)用于无创脑机接口设计中事件相关电位单次提取的混合效应模型;(13)用于心壁异常运动检测的相似性函数稀疏学习;(14)用空间分集技术从心电图图中估计心房颤动信号;(15)超声图像分析的方法及其应用;(16)血管内的超声序列重建和分析。

5 结束语

文献[83]提出了中国生物医学信号处理发展的思路和策略,作者认为该文的一些提法至今仍有参考价值。在此基础上,本文就做好生物医学信号处理提几点建议:

(1) 一定要把生物医学信号处理方法的研究和医学紧密结合,只有这样才能深刻理解每一类生物医学信号的特点和其所蕴含的生理意义,也才能真正将信号处理的结果用于实际,基于此,较好的科研方式是信号处理工作者和医生紧密结合。

(2) 鉴于目前中国期刊上生物医学信号处理论文的水平不够高的情况,期望科研工作者,特别是研究生,不要只满足于从国外的网站上拿数据,或是仅采用仿真数据,或是仅使用少量的实际数据就给出结论。可靠和实用的生物医学信号处理算法一定是要来自于临床需求并经过临床的验证。

(3) 由于生物医学信号受生理、心理的支配,不但种类多而且随机性强,因此,不存在一个“最好”的算法能对所有类型的生物医学信号处理都适用。这也就是说,需要将多个算法有机地结合起来以最有效地完成自己的任务,而且特别要注意学科的交叉,如模式识别、人工智能等,把这些学科的最新成果融入信号处理中。

(4) 对生物医学信号处理,不但要注意将时-频两个域紧密地集合起来,而且要注意时-空的结合,特别是对于心电、脑电这些多通道信号,不同导联的结合尤为重要。

(5) 期望生物医学信号处理工作者能注意加强和中医的结合,使得以定性和凭借经验为主的中医能更多的量化,以使祖国传统医学更加发扬光大。

(6) 生物医学信号处理的算法无疑要强调鲁棒性、准确性及可重复性,但这往往使处理算法变得很复杂。在数字化医疗仪器(特别是监护仪)中,还特别强调实时性。因此,实用的生物医学信号处理算法要在保证准确性的前提下在复杂性和实时性之间取得折中。

由于生物医学信号来自于人体器官、组织及细胞,因此存在信号的多样性、复杂性及应用的特殊性等突出特点。随着现代医学对定量诊断和精确治疗的要求越来越高,因此,生物医学信号处理的应用领域也越来越迅速扩展。正因为生物医学信号的上述属性,因此吸引了众多学科的信号处理工作者到该领域来“探宝”。可以说,生物医学信号处理领域充满了挑战性和创新机会,其给科研工作者带来的激动犹如攀登珠穆朗玛峰一样使人对它充满了激情和期待。

参考文献:

- [1] 张阳德. 生物信息学[M]. 北京:科学出版社, 2004.
Zhang Deyang. Bioinformatics[M]. Beijing: Science Press, 2004.
- [2] 崔光照,曹祥红,王延峰,等. 生物信息学中的数字信号处理方法研究[J]. 科学技术与工程, 2005,5(20):1494-1502.
Cui Guangzhao, Cao Xianghong, Wang Yanfeng, et al. Digital signal processing in bioinformatics[J]. Science Technology and Engineering, 2005,5(20):1494-1502.
- [3] 廖旺才,胡广书,杨福生. 心率变异性的非线性动力学分析及其应用[J]. 中国生物医学工程学报,1996,15(3):193-201.
Liao Wangcai, Hu Guangshu, Yang Fusheng. Dynamical parameter analysis of heart rate variability and the applications[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 1996,15(3):193-201.
- [4] 彭静,彭承琳. 混沌理论和方法在医学信号处理中的应用[J]. 国际生物医学工程杂志,2006,29(2):123-127.
Peng Jing, Peng Chenglin. Application of medical signal processing based on theory and method of chaos[J]. International Journal of Biomedical Engineering, 2006,29(2):123-127.
- [5] Sardouie S H, Shamsollahi M B, Albera L, et al. Denoising of ictal EEG data using semi-blind source separation methods based on time-frequency priors[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2015,19(3):839-847.
- [6] 胡广书. 数字信号处理理论、算法与实现[M]. 3版. 北京:清华大学出版社,2012.
Hu Guangshu. Digital signal processing theory, algorithm and implementation[M]. 3rd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2012.
- [7] 胡广书. 现代信号处理教程[M]. 2版. 北京:清华大学出版社,2015.

- Hu Guangshu. Modern signal processing[M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2015.
- [8] 边肇祺. 模式识别[M]. 2版. 北京:清华大学出版社,2000.
Zhaoqi Bian. Pattern Recognition[M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2000.
- [9] 白净. 生理功能数字仿真与无创成像[M]. 南京:江苏科学技术出版社,2004.
Bai Jing. Digital simulation of physiological function and noninvasive imaging[M]. Nanjing: Phoenix Science Press, 2004.
- [10] Li C, Zheng C, Tai C. Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms[J]. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 1995, 42(1): 21-28.
- [11] 刘少颖, 卢继来, 郝丽, 等. 基于数学形态学和小波分解的 QRS 波群检测算法[J]. *清华大学学报*, 2004, 44(6): 852-855.
Liu Shaoying, Lu Jilai, Hao Li, et al. Detection of QRS complex using mathematical morphology and wavelet transform[J]. *Journal of Tsinghua University*, 2004, 44(6): 852-855.
- [12] Deepu C J. A joint QRS detection and data compression scheme for wearable sensors[J]. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 2015, 62(1): 165-175.
- [13] Huang Huifang, Hu Guangshu, Zhu Li. Sparse representation-based heartbeat classification using independent component analysis[J]. *Journal of Medical Systems*, 2012, 36(3): 1235-1247.
- [14] Miguel A E. Electrocardiogram classification using reservoir computing with logistic regression[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2015, 19(3): 892-898.
- [15] Oster J. Semisupervised ECG ventricular beat classification with novelty detection based on switching Kalman filters[J]. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 2015, 62(9): 2125-2134.
- [16] 百度百科脑科学计划[EB/OL]. <https://www.baidu.com>, 2015-9-1.
Baidu Encyclopedia Human Brain Project[EB/OL]. <https://www.baidu.com>, 2015-9-1.
- [17] Zhao Longlian, Wu Wenqing, Liang Zuoqing. Changes in EEG measurements in intractable epilepsy patients with neurofeedback training[J]. *Progress in Natural Science*, 2009, 19(11): 1509-1514.
- [18] Gerwin S, Eric C L, et al. Brain-computer interfaces using electrocorticographic Signals[J]. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2011(4): 140-154.
- [19] Murat A, Betts P, Mohammad M, et al. Noninvasive brain-computer interfaces for augmentative and alternative communication[J]. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2014(7): 31-49.
- [20] Erwei Y, Zongtan Z, Jun J, et al. A dynamically optimized SSVEP brain-computer interface speller[J]. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 2015, 62(6): 1447-1456.
- [21] Górriz J M, Elmar W L, Javier R, et al. Recent advances in biomedical signal processing[M]. Hilversum: Bentham Science Publishers, 2011.
- [22] Cohen L. Time-frequency analysis: Theory and applications[M]. New York: Prentice Hall, 1995.
- [23] Bedrosian E. On the quadrature approximation to the Hilbert transform of modulated Signals[J]. *Proc IEEE*, 1963, 51: 868-869.
- [24] 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[C]//*Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. London: The Royal Society, 1998: 903-995.
- [25] Huang N E, Shen Z, Long S R. A new view of nonlinear water waves: The Hilbert spectrum 1[J]. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 1999, 31(1): 417-457.
- [26] Wu Z, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1-41.
- [27] Huang N E, Wu M L C, Long S R, et al. A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis[C]//*Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. London: The Royal Society, 2003, 459(2037): 2317-2345.
- [28] Huang N E, Attoh-Okine N O. Hilbert-Huang transform in engineering[M]. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2005.
- [29] Huang N E, Shen S S. Hilbert-huang transform and it's applications[M]. New Jersey: World Scientific Publishing, 2005.
- [30] Huang N E, Wu Z. A review on Hilbert Huang transform: Method and its applications to geophysical studies[J]. *Reviews of Geophysics*, 2008, 46(2).
- [31] Huang N E, Wu Z, Long S R, et al. On instantaneous frequency[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(2): 177-229.
- [32] Huang N E, Chen X, Lo M T, et al. On Hilbert spectral representation: A true time-frequency representation for nonlinear and nonstationary data[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2011, 3(1/2): 63-93.
- [33] 姚莉, 李磊民. 一种免疫算法与 SVR 的 Hilbert-Huang 边界优化[J]. *数据采集与处理*, 2012, 27(2): 196-201.
Yao Li, Li Leimin. The boundary optimization of Hilbert-Huang based on an immune algorithm and the SVR [J]. *Journal of*

Data Acquisition and Processing, 2012,27(2):196-201.

- [34] 他得安,李颖,刘成成.基于希氏变换的超声基频算法估计骨小梁间距[J].数据采集与处理,2015,30(2):319-327.
Ta Dean, Li Yin, Liu Chengcheng. Trabecular bone spacing estimation based on Hilbert transform and fundamental frequency estimation method[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015,30(2):319-327.
- [35] Wu Zhaohua, Huang Ne. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method[J]. Proc Roy Soc London, 2004,460A: 1597-1611.
- [36] Wu Zhaohua, Huang Ne. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis,2008,1(1):1-41.
- [37] Wu Zhaohua, Huang Ne. On the filtering properties of the empirical mode decomposition[J]. Advances in Adaptive Data Analysis,2010,2(4):397-414.
- [38] Mallat S G, Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. Signal Processing, IEEE Transactions on, 1993, 41(12): 3397-3415.
- [39] Chen S S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. Siam J Sci Comput, 1998,20(1):33-61.
- [40] Elad M. Sparse and redundant representations: From theory to applications in signal and image processing[M]. New York, NY: Springer,2010.
- [41] Foucart S, Rauhut H. A mathematical introduction to compressive sensing[M]. Basel: Birkhäuser, 2013.
- [42] Davenport M A, Duarte M F, Eldar Y C, et al. Introduction to compressed sensing[J]. Preprint, 2011, 93: 1-64.
- [43] Donoho D L, Elad M. Optimally sparse representation in general (nonorthogonal) dictionaries via l_1 minimization[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2003, 100(5): 2197-2202.
- [44] Candès E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Trans Inform Theory,2006,52(2):489-509.
- [45] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Trans Inform Theory,2006,52(4):1289-1306.
- [46] Kutyniok G. Theory and applications of compressed sensing[J]. GAMM-Mitt, 2013,36(1):79-101.
- [47] Duarte M F, Davenport M A, Takhar D, et al. Single-pixel imaging via compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 83.
- [48] Chan W L, Charan K, Takhar D, et al. A single-pixel terahertz imaging system based on compressed sensing[J]. Applied Physics Letters, 2008, 93(12): 121105.
- [49] Laska J, Kirolos S, Massoud Y, et al. Random sampling for analog-to-information conversion of wideband signals[C]//Design, Applications, Integration and Software, 2006 IEEE Dallas/CAS Workshop on. [S. l.]:IEEE, 2006: 119-122.
- [50] Ragheb T, Kirolos S, Laska J, et al. Implementation models for analog-to-information conversion via random sampling[C]//Circuits and Systems, MWSCAS 2007, 50th Midwest Symposium on. Seattle, USA;IEEE, 2007: 325-328.
- [51] Tropp J A, Wakin M B, Duarte M F, et al. Random filters for compressive sampling and reconstruction[C]//2006 IEEE International Conference Acoustics, Speech, Signal Processing. [S. l.]: IEEE, 2006:872-875.
- [52] Romberg J. Compressive sensing by random convolution[J]. Sian J Imaging Sciences, 2009,2(4): 1098-1128.
- [53] Kirolos S, Laska J, Wakin M, et al. Analog-to-information conversion via random demodulation[C]//Design, Applications, Integration and Software, 2006 IEEE CAS Workshop on. Dallas, USA;IEEE, 2006: 71-74.
- [54] Tropp J, Laska J N, Duarte M F, et al. Beyond Nyquist: Efficient sampling of sparse bandlimited signals[J]. Information Theory, IEEE Transactions on, 2010, 56(1): 520-544.
- [55] Lexa M, Davies M, Thompson J. Multi-coset sampling and recovery of sparse multiband signals[J]. University of Edinburgh Institute of Digital Communications Technical Report, 2011: 9.
- [56] Mishali M, Elron A, Eldar Y C. Sub-Nyquist processing with the modulated wideband converter[C]//Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), 2010 IEEE International Conference on. Dallas, USA;IEEE, 2010: 3626-3629.
- [57] Mishali M, Eldar Y C. From theory to practice: Sub-Nyquist sampling of sparse wideband analog signals[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 375-391.
- [58] Fudge G L, Bland R E, Chivers M, et al. A Nyquist folding analog-to-information receiver[C]//Signals, Systems and Computers, 2008 42nd Asilomar Conference on. Pacific Grove, USA;IEEE, 2008: 541-545.
- [59] Taheri O, Vorobyov S. Segmented compressed sampling for analog-to-information conversion: Method and performance analysis[J]. Signal Processing, IEEE Transactions on, 2011, 59(2): 554-572.
- [60] Mishali M. Xampling: Compressed sensing of analog signals[M]. London: Cambridge University Press,2012.
- [61] Mishali M. Xampling: Signal acquisition and processing in union of subspaces[J]. IEEE Trans Signal Process,2011,59(10): 4719-4734.
- [62] Mishali M. Xampling: Analog to digital at sub-Nyquist rates[J]. IET Circuits Devices Syst, 2011,5(1): 8-20.
- [63] Rubinstein R, Bruckstein A M, Elad M. Dictionaries for sparse representation modeling[J]. Proceedings of the IEEE, 2010,

98(6): 1045-1057.

- [64] Candes E, Demanet L, Donoho D, et al. Fast discrete curvelet transforms[J]. *Multiscale Modeling & Simulation*, 2006, 5(3): 861-899.
- [65] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation[J]. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [66] Peyre G, Mallat M. Surface compression with geometric bandelets[J]. *ACM Trans Graph*, 2005, 24: 601-608.
- [67] Engan K, Aase S O, Hakon H J. Method of optimal directions for frame design[C]// *Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on*. Phoenix, USA; IEEE, 1999: 2443-2446.
- [68] Lesage S, Gibonval R, Bimbot F, et al. Learning unions of orthonormal bases with thresholded singular value decomposition[C]// *Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP'05), IEEE International Conference on*. Philadelphia, USA; IEEE, 2005, 5: v/293-v/296.
- [69] Vidal R, Ma Y, Sastry S. Generalized principal component analysis (GPCA)[J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 2005, 27(12): 1945-1959.
- [70] Elad M, Aharon M, Bruckstein A M. The K-SVD: An algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representations[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2006, 15(12): 3736-3745.
- [71] Tošić I, Frossard P. Dictionary learning[J]. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 2011, 28(2): 27-38.
- [72] Hung T H, Chou C C, Fang W C, et al. Time-frequency analysis of heart sound signals based on Hilbert-Huang transformation[C]// *Consumer Electronics (ISCE), 2012 IEEE 16th International Symposium on*. Harrisburg, USA; IEEE, 2012: 1-3.
- [73] Paithane A N, Bormane D S. Electrocardiogram signal analysis using empirical mode decomposition and Hilbert spectrum[C]// *Pervasive Computing (ICPC), 2015 International Conference on*. Pune, India; IEEE, 2015: 1-4.
- [74] Hsu C M, Lian F L, Huang C M, et al. Heart rate variability signal processing for safety driving using Hilbert-Huang transform[C]// *Computer, Consumer and Control (IS3C), 2014 International Symposium on*. Taichung, China; IEEE, 2014: 434-437.
- [75] Phomsiricharoenphant W, Ongwattanakul S, Wongsawat Y. The preliminary study of EEG and ECG for epileptic seizure prediction based on Hilbert-Huang transform[C]// *2014 7th Biomedical Engineering International Conference (BMEiCON)*. Yichang, China; IEEE, 2014: 1-4.
- [76] Yan J, Lu L. Improved Hilbert-Huang transform based weak signal detection methodology and its application on incipient fault diagnosis and ECG signal analysis[J]. *Signal Processing*, 2014, 98: 74-87.
- [77] Balouchestani M, Raahemifar K, Krishnan S. New sampling approach for wireless ECG systems with compressed sensing theory[C]// *Medical Measurements and Applications Proceedings (MeMeA), 2013 IEEE International Symposium on*. Quebec, Canada; IEEE, 2013: 213-218.
- [78] Zhang Z, Jung T P, Makeig S, et al. Compressed sensing for energy-efficient wireless telemonitoring of noninvasive fetal ECG via block sparse Bayesian learning[J]. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 2013, 60(2): 300-309.
- [79] Shoaran M, Afshari H, Schmid A. A novel compressive sensing architecture for high-density biological signal recording[C]// *2014 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS)*. Lausanne, Switzerland; IEEE, 2014: 13-16.
- [80] Liu Y, De Vos M, Gligorijevic I, et al. Multi-structural signal recovery for biomedical compressive sensing[J]. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 2013, 60(10): 2794-2805.
- [81] Liu Y, De Vos M, Huffel S V. Compressed sensing of multi-channel EEG signals: The simultaneous cosparsity and low rank optimization[J]. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 2015, 62(8): 2055-2061, 2015.
- [82] 潘海琦, 杨震, 徐琬婷, 等. 一种基于压缩感知的说话人识别参数分析[J]. *数据采集与处理*, 2015, 30(2): 399-407.
Pan Haiqi, Yang Zhen, Xu Longting, et al. Parameter of speaker recognition based on compressed sensing[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2015, 30(2): 399-407.
- [83] 杨福生. 论生物医学信号处理研究的学科发展战略[J]. *国外医学: 生物医学工程分册*, 1992, 15(4): 203-212.
Yang Fusheng. Scientific strategy of biomedical signal processing[J]. *Foreign Medical Sciences: Biomedical Engineering Fascicle*, 1992, 15(4): 203-212.

作者简介:



胡广书(1945-),男,教授,博士生导师,研究方向:生物医学信号的检测与处理、医学图像处理及数字化医疗仪器。hgs-dea@tsinghua.edu.cn。



汪梦蝶(1988-),女,博士研究生,研究方向:生物医学信号处理、医学图像处理及医学成像系统。

