基于信号稀疏表示的非参数基函数特征提取理论研究进展和展望*

范 虹[1], 孟庆丰[2], 王凤妮[3]
(1. 陕西师范大学 计算机科学学院, 西安 710062; 2. 西安交通大学 机械工程学院, 西安 710049; 3. 边防学院信息化研究实验室, 西安 710108)

摘 要: 有效的信号特征提取技术在信号的分析、增强、压缩、复原等领域起着重要的作用,是模式识别、智能系统和故障诊断等诸多领域的基础和关键。虽然目前研究者提出了很多方法来解决这个问题,然而处理效果并不理想。非参数基函数特征提取是一种基于稀疏表示的特征提取方法,方法的核心是将观察信号分解为一组最好匹配信号局部结构的特征波形的线性展开,这些特征波形是由非参数基函数特征波形估计方法计算所得。详细描述了非参数基函数特征提取方法的理论思想,介绍了该方法的最新研究进展及其存在的问题,最后指出了该方法进一步发展的方向。

关键词: 特征提取; 信号分解; 稀疏性; 非参数基函数
中图分类号: TN911.6 **文献标志码**: A **文章编号**: 1001-3695(2012)05-1613-05
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.05.003

Advances and perspective on nonparametric basis feature extraction based on sparse representation

FAN Hong[1], MENG Qing-feng[2], WANG Feng-ni[3]
(1. *School of Computer Science, Shannxi Normal University, Xi' an* 710062, *China*; 2. *School of Mechanical Engineering, Xi' an Jiaotong University, Xi' an* 710049, *China*; 3. *Information Research Laboratory, Border Defense Academy, Xi' an* 710108, *China*)

Abstract: The feature extraction of signal content into semantic parts plays a key role in applications such as analysis, enhancement, compression, restoration, and more, is a foundational and key technique for many fields such as pattern recognition, intelligent system and machinery fault diagnosis. Although proposed many approaches to tackle this problem in recent years, they had many disadvantages. Nonparametric basis feature extraction (NBFE) is a decomposition method based on sparse representation of signals and images. The main idea of NBFE is to decompose the observed signal into a series expansions of waveforms which best matches the signal local structures. These waveforms are calculated by the nonparametric waveform estimation method. This paper introduced the theory of NBFE. Also, it described the advances on NBFE. Finally, this paper pointed out the several main problems and anticipated further research directions.

Key words: feature extraction; signal decomposition; sparsity; nonparametric basis

0 引言

在信号和图像处理中,通常认为观测值是由不同的源信号混合而成的。最简单的混合模型是线性瞬时的,可表示为 $X = AS + N$,其中 $X \in \mathrm{R}^{m\times K}$ 和 $S \in \mathrm{R}^{n\times K}$ 分别为观测信号和源信号,$N \in \mathrm{R}^{m\times K}$ 是噪声,$A \in \mathrm{R}^{m\times n}$ 是混合矩阵。如何在观测信号 X、混合矩阵 A 和源信号 S 都是未知的情况下,仅根据某些假设条件从混合信号中提取或恢复出源信号,并使其具有较好的稀疏表示成为很多信号和图像处理问题,如压缩、重构、抑噪和特征提取等的研究热点。因此,研究快速、有效的信号稀疏表示算法,将有利于推动信号和图像处理领域研究的开展,为信号和图像表示提供新的理论与方法,具有重要的理论意义。

随着各种变换域处理技术(如傅里叶变换、小波变换、奇异值分解等)的发展,尤其自 Mallat 等人[1]提出了信号在过完备字典上进行分解的思想以来,稀疏表示(sparse representation)方法在信号和图像表示领域得到认可,稀疏表示理论逐渐成为备受关注的课题,并被广泛应用于信号分解和编码[2~4]、去噪[5,6]、压缩[7~9]、参数估计[10]、模式识别[11~15]等领域。但由于目前国内外的研究主要集中于稀疏表示字典的设计、稀疏分解算法以及稀疏表示模型在信号或图像处理中的应用,所用的一些方法诸如追踪方法(如基追踪、正交匹配追踪等方法)在获取信号或图像的稀疏表示时,易受字典相干性的影响,重构能力十分有限,或者对系数的稀疏性要求较高,或者计算复杂度太高,处理效果并不理想,仍有很多重点和难点问

收稿日期: 2011-10-18; **修回日期**: 2011-11-28 **基金项目**: 国家自然科学基金资助项目(50875196,60873119);陕西省自然科学基金资助项目(SJ08F17)

作者简介: 范虹(1969-),女,宁夏人,副教授,博士,主要研究方向为信号处理、模式识别(fanhong@snnu.edu.cn);孟庆丰(1959-),男,河北人,教授,博士,主要研究方向为机械信号处理、动态分析、机械设备监测与诊断;王凤妮(1973-),山西人,讲师,硕士,主要研究方向为智能信息处理.

题需要解决。为了改进这一不足,Sattar 等人[16]提出了一种基于信号稀疏表示的非参数基函数特征提取算法,用模板信号通过一个数字滤波器组生成一系列与信号相关的非参数基函数,通过因子分析从噪声环境中提取出最稀疏表示的特征信号,增强了原有参数基函数方法的灵活性。本文详细介绍了非参数基函数特征提取方法的理论思想,并介绍了该算法的最新研究进展及其存在的问题,最后指出了算法进一步发展的方向。

1 稀疏表示理论基础

稀疏信号表示理论是从多种信号处理应用中发展起来的,是以多尺度分析理论为基础,并在此基础上进行延伸、拓展,形成了相应框架理论。其核心就是用尽可能少的已知元素去表示待分析的信号,这也是它们被称为稀疏信号表示理论的原因。

由信号展开理论知道,任一给定信号 $f\in \mathrm{R}^n$ 都可以表示为一个大小可以计算的时频字典 D 中的一组时频原子 $(\phi_\gamma(t))_{\gamma\in\Gamma}$ 的线性组合

$$f=\sum_{\gamma\in\Gamma}\alpha_\gamma\phi_\gamma \tag{1}$$

其中,$\alpha\in\mathrm{R}^K$ 为表示系数向量(解向量)。记 D 的零子空间的生成向量为 Q,即 $\mathrm{null}(D)=\mathrm{span}(Q)$ 或 $DQ=0$,则式(1)的解可以写为

$$\alpha=\alpha^*+Qz,z\in\mathrm{R}^{K-n} \tag{2}$$

其中,$\alpha^*=D^{\mathrm{T}}[DD^{\mathrm{T}}]^{-1}f$。由于时频字典 D 是冗余、过完备的时频原子字典,因此 f 有多种可能的表示形式。

稀疏分解的目的是用超完备字典中最符合待分解信号特点的匹配原子稀疏表示待分解信号,也就是寻找非零元最少的系数向量 α,即求解

$$(P_0):\min_{\alpha\in\mathrm{R}^K}\|\alpha\|_0\quad \mathrm{s.t.}\ D\alpha=f \tag{3}$$

这是一个 NP 难题,采用某种稀疏度量 $d(\cdot)$ 逼近 $\|\cdot\|_0$ 可获得稀疏解。此时优化问题变为

$$\min_{\alpha\in\mathrm{R}^K}d(\alpha)\quad \mathrm{s.t.}\ D\alpha=f \tag{4}$$

目前常用的稀疏度量函数为 l_p 范数:$d(\alpha)=\|\alpha\|_p=\sum_{i=1}^{K}(|\alpha_i|^p)^{\frac{1}{p}}$,$0<p\leqslant 1$。当 $p=1$ 时,即 l_1 范数作为稀疏度量函数,则此优化方法就是基寻踪[17];当 $0<p\leqslant 1$ 时,优化方法为 FOCUSS 算法[18,19]。

2 基本非参数基函数特征提取算法

长度为 N 的信号 y 是由两部分组成:有用信号 s 和噪声信号 v,记为

$$y(n)=s(n)+v(n)\quad n=1,\cdots,N \tag{5}$$

非参数基函数特征提取(nonparametric basis feature extraction,NBFE)的基本原理是让模板信号 x 和观察信号 y 经过同样的滤波器组进行变换[11],这样就可以在各个相互线性无关的子频带内依据最小均方差原理单独进行匹配过程,最后将各子频带内的最优估计 $\hat{s}_i$ 求和得到 s 的最佳估计 $\hat{s}$。

a)使模板信号 x 通过滤波器组 $\{h_i(n)\}(i=1,\cdots,L)$,由输出得到各个频带内的一组基函数 $\{\underline{\phi_i}\}_{i=1}^{L}$,其中:

$$\phi_i'=[\phi_i(1)\quad \phi_i(2)\quad \cdots\quad \phi_i(N)]\quad i=1,2,\cdots,M \tag{6}$$

b)将每一个基函数输入到参数矢量为 $\boldsymbol{b}_i$、长度为 $P+1$ 的 FIR 滤波器后,对应的输出序列为

$$\hat{s}_i=\sum_{k=0}^{P}b_{ik}\phi_i(n-k)=\Phi_i\boldsymbol{b}_i\quad i=1,\cdots,L \tag{7}$$

其中:

$$\Phi_i=\begin{bmatrix}\phi_i(1) & 0 & \cdots & 0\\ \phi_i(2) & \phi_i(1) & \cdots & 0\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ \phi_i(P+1) & \phi_i(P) & \cdots & \phi_i(1)\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ \phi_i(N) & \phi_i(N-1) & \cdots & \phi_i(N-P)\\ 0 & \phi_i(N) & \cdots & \phi_i(N-P-1)\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ 0 & 0 & \cdots & \phi_i(N)\end{bmatrix},\boldsymbol{b}_i=\begin{bmatrix}b_i(1)\\ b_i(2)\\ \vdots\\ b_i(P)\end{bmatrix}$$

则给定信号的估计值为 L 个序列的和:

$$\hat{s}=\sum_{i=1}^{L}\hat{s}_i \tag{8}$$

利用式(4),估计信号可以表示为

$$\hat{s}=(\phi_1,\cdots,\phi_L)\begin{pmatrix}b_1\\ \vdots\\ b_L\end{pmatrix}=\Phi\boldsymbol{b} \tag{9}$$

未知参数矢量 $\boldsymbol{b}$ 的计算原则是在每个子频带内使估计信号和观察信号的平方差的欧几里德范数

$$J(\Phi,\boldsymbol{b})=\|\sqrt{W}(y-\hat{s})\|^2=(y-\Phi\boldsymbol{b})W(y-\Phi\boldsymbol{b}) \tag{10}$$

最小。加权矩阵 W 在此为一个正定埃尔米特矩阵,通常情况下取单位矩阵。最优参数矢量为

$$\boldsymbol{b}_{\mathrm{opt}}=(\Phi^{\mathrm{T}}W\Phi)^{-1}\Phi^{\mathrm{T}}Wy \tag{11}$$

该方法虽然不需要用任何参数来表达基函数,但在很大程度上依赖于模板信号的选取,模板信号与实际信号逼近的程度直接影响了提取结果的精度。

3 非参数特征提取算法的发展与应用

由第 2 章的基本思想可知,即使在含噪的情况下,NBFE 依然是一种有效的稀疏表示方法。然而在算法提出之初,并没有立即受到众多学者的关注,因而在算法的改进及其应用方面很少见到相关的文献。直到近几年,随着西安交通大学孟庆丰教授课题组对该算法的再次研发,才使该算法的优势日益彰显[20~27]。2004 年,孙敬远等人[20]将该算法应用于机械信号的特征提取,即使在信号频带和噪声重叠的情况下,也能将信号分离和提取出来,取得了良好的效果,为算法的进一步推广研究奠定了基础。2009 年,Meng 等人[21]提出用形状和位置可调的非参数原子对原算法进行改进,使算法能够提取位置和形状随时间发生变化的信号特征,比原算法更具柔性。在这期间,范虹等人[23~27]也针对原算法提取的信号特征精度过多依赖于模板信号的缺陷进行了深入研究,结合原算法与匹配追踪(MP)算法改进提出了一种新的自适应信号分解算法[25~27],并

对改进算法的自适应性、收敛性等性能作了研究,验证了改进算法的可靠性。改进算法在提取一个信号特征成分之后依照匹配追踪的原理更新信号余量,并且自适应调整模板信号,然后在新的信号余量中继续寻找计算其他特征成分的最好估计。这个过程一直重复执行,直到信号余量的能量小于预先设定的阈值。改进后的算法有力地克服了原有算法对模板信号的依赖,同时还有效地改进了 MP 算法需要预先定义基函数的不足,取得了一些喜人的成绩。图 1 所示为改进后算法对式(12)所定义仿真信号 y 的分解结果,作为对比同时给出了 MP 算法和 EMD 方法对同一信号的分解结果,分别如图 2 和 3 所示。

$$y(n)=15s(n,15,0.15,14.65,-\pi/2)+6g(n,0.2,0.7,28.5,\pi/4)+2\sin(2\pi\cdot 20\cdot nT+\pi/8)\quad n=1,2,\cdots,1024 \tag{12}$$

其中:函数 s 为衰减因子为 15、阻尼衰减的初始时刻为 0.15、频率为 14.65 和初始相位为 $-\pi/2$ 的冲击信号;函数 g 为 Gabor 原子。

实验结果表明,改进后的算法能够十分理想地匹配信号中的各个特征波形,比 MP 和 EMD 算法展示了更加良好的稀疏性,体现出改进算法的实用性和有效性。经模拟与实验数据的测试,验证改进后的算法尤其适合于提取那些信号特征不明确、信号发生时刻未知的瞬态信号,以及多个未知信号特征混合而成的不确定信号。

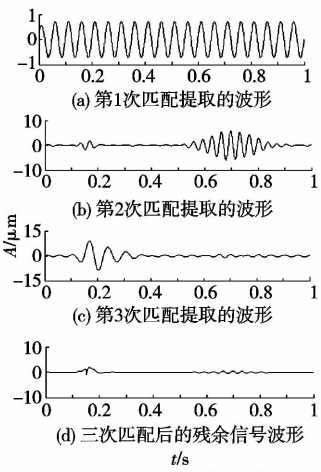

图1　NBFE方法对仿真信号的提取结果

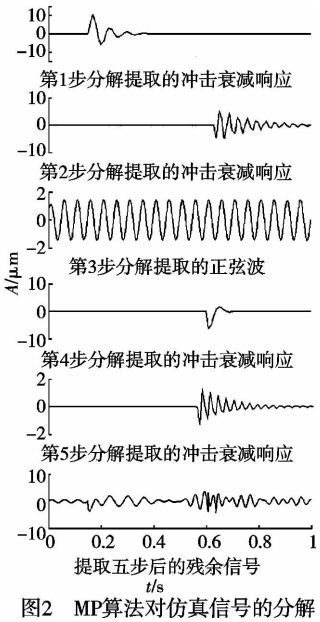

图2　MP算法对仿真信号的分解

随着许多学者研究的不断深入,NBFE 已由最初只能提取一个特征信号的算法改进为目前可以提取多个信号特征的自适应算法。因而其应用也从起初生物医学电信号的特征提取逐步延伸到其他应用领域,特别是在机械故障信号的特征提取领域中取得了一定的成效[20,21,24~26,28]。当然,NBFE 在其他领域如医学信号处理、语音信号处理甚至医学图像处理方面的应用还有待于更进一步的研究,相信能有不凡的表现。

4　现存的主要问题和进一步的研究方向

非参数特征提取算法在信号和图像稀疏表示方面是一项富有成效的重要表示方法,它的提出逐步得到了许多研究者的关注,它的应用范围也在不断地推广。然而由于其崭新的理论面貌和独到的应用特点,NBFE 还存在着很多问题值得深入研究。作为稀疏表示的特征提取技术,笔者认为在其后续研究中,以下几个方面的问题亟待解决:

a)滤波器组的选取。从算法的原理可以看出,为了计算出待分析信号 s 的估计 $\hat{s}$,需要首先确定用于延迟扩展每一个基函数的 FIR 滤波器的参数矢量 $\boldsymbol{b}$,而参数矢量 $\boldsymbol{b}$ 则完全依赖于滤波器组和模板信号的选取。因此,如何选取滤波器组和模板信号依然是实现该方法的关键所在。

滤波器组的作用是将信号分解到多个子频带得到一组线性无关的基函数,使得可以在各个子频带单独处理信号。对于理想的情况,各子滤波器之间的频率响应应该是尽可能不相互重叠,使各子频带之间保持相对独立,以满足基函数之间线性无关的要求。此外,由于本算法后续特征波形的提取需要将各子频带的输出进行组合,因此所选取的滤波器组还应尽可能地满足完全重构条件。

目前,为了满足滤波器组的完全重构,使得提取的特征波形尽可能地逼近真实信号,通常采用文献[16]中的低通原型滤波器,如下所示:

$$\begin{cases}\dfrac{1}{M}H_0(f)=\begin{cases}1-M|f| & |f|<1/M\\ 0 & \text{其他}\end{cases}\\[2ex] \dfrac{1}{M}h_0(n)=\dfrac{1}{M}\left(\dfrac{\sin(\pi n/M)}{\pi n/M}\right)^2\end{cases} \tag{13}$$

由该低通原型滤波器调制所得的滤波器组中各子滤波器的频率响应函数 $H_k(f)$ 满足条件

$$\left|\sum_{k=1}^{M}H_k(f)\right|=1 \tag{14}$$

从利于实现的角度,令原型低通滤波器 $h_0(n)$ 的长度为 $N_f=lM$,其中 l 为正整数。子滤波器的个数 M 越大,则频率分辨率越高。滤波器的长度 N_f 越大,即 l 越大,则子滤波器的相互独立性越好。

由于滤波器组的选取是影响提取结果的关键因素,合适的滤波器组的构建必将使得算法的分解结果更逼近于理想值。自适应滤波器组的应用研究,应该有助于获得更加匹配于观察信号结构的模板信号,进而改善信号的提取精度,获取更佳的稀疏性。

b)模板信号的选取。算法中的非参数基函数由模板信号生成,这样做的优点是可以在基函数中融入先验知识,使得对提取的特征波形更有目的性。然而从另一个角度来看,模板信号 x 的选择就显得非常重要了。图 4 给出了分别以正弦、高斯及冲击信号为模板信号对一冲击信号(观察信号)的提取结果。由于正弦和高斯信号与观察信号的特征结构相差太大,因而图中几乎没有提取到观察信号的特征信息;但采用与观察信号特征相似的冲击信号作为模板信号(图中观察信号与模板信号仅幅值不同)时,会获得非常好的结果。

通常要求一个好的模板信号应该能够尽可能多地包含观察信号的先验信息,同时尽可能好地去逼近具有物理解释的真实波形,否则,提取的结果将与真实情况偏离太大[24]。以下是目前可以利用的几种途径:

(a)对于白噪声叠加的整周期信号,一种好的思路是通过样本平均来消除噪声干扰,保留样本中具有很好物理解释的真实信号,从而形成一个“纯”的模板信号,即采用多个信号同步平均的方法:

$$x = \frac{1}{J}\sum_{j=1}^{J} y_j \tag{15}$$

上述平均过程需要注意的一个问题是必须保持各样本信号 y_i 在时间方向上同步,即样本信号中的特征波形必须在各样本信号中有相同的起始时刻,一个可行的解决方法是采用时域平均方法。

(b)对已有模板信号不断进行加权、更新获取新的模板信号。

$$x_j = x_{j-1} + (1-\lambda)[y_j - x_{j-1}] \tag{16}$$

式中 $\lambda < 1$ 为遗忘因子。这个过程实际上是一个不断积累学习的过程。

(c)通过实验方法获得模板信号。

(d)利用其他的方法得到模板信号。例如,采用负指数衰减正弦函数作为处理一类冲击信号的模板,并按照方法(b)不断地改善模板信号;或通过将信号进行小波变换、将复合小波表示的特征波形进行离散化等途径获得。

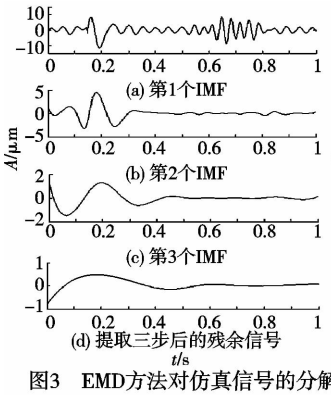

图3　EMD方法对仿真信号的分解

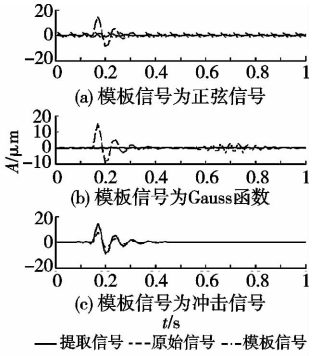

图4　不同模板信号对冲击信号的提取结果

以上几种方法可以根据实际情况选择性地交互使用,改善模板信号,尽量达到最佳效果。但是,由于现实中的信号往往是灰色甚至是黑色的,从传感器中获得的观察数据也非常复杂,通常由多种特征波形叠加而成,即使通过上述方法的联合使用,想要构造出反映准确数据结构的模板信号也是比较困难的,因此,自适应模板信号的研究是完善算法的理想途径,范虹等人[25~27]已率先在此方面作了初步尝试,并取得了比较满意的效果。另一方面,在条件允许的情况下,可以针对不同的情况,建立相应的包含有信号先验信息的模板信号库,以达到良好的提取效果,进而能更好地稀疏地表示各种信号内容。

c)子频带选取。选定了具有 M 个子滤波器的滤波器组并获得了模板信号 x 之后,还有一个问题需要考虑,即在后续算法实施之前还应进行子频带选择。也就是说,在 M 个子频带中挑选出个数 $\leqslant M$ 的子频带集合。这样做的一个明显原因是可以简化后续的信号特征提取过程;另一个原因是滤波器组将模板信号分解到 M 个子频带,这些子频带遍布了离散模板信号的整个频率空间,由于模板信号的不同频率成分通常有大有小,不可能均匀分布于频率轴上,因此小能量的频率成分易受到噪声的干扰,对后续算法不利,所以为保证精度,这些小的分量应该去除。此外,在待分析信号中,常常存在由各种干扰造成的伪点,它们不属于要提取的特征波形,因此也应剔除。

子频带选择可通过模板信号在各子频带能量的相对大小来实现。设模板信号在各子频带内的能量(即子频带内基函数的能量)为

$$E_i = |\phi_i|^2 \quad i = 1,2,\cdots,M \tag{17}$$

则可按式(18)选择能量较大的子频带

$$\min_I \left\{ \frac{\sum_{i\in I} E_i}{\sum_{i=1}^{M} E_i} \right\} \geqslant \gamma \tag{18}$$

其中,γ 是根据经验得出的小于 1 的能量比参数,集合 I 对应按照式(18)选取的能量较大的子频带的集合。这样,模板信号空间被划分为信号空间 I 和噪声空间 $\bar{I}$。

对于待分析的信号 y,经上述子频带选择后,其子频带也应与 I 相对应。如果信号中存在前述的伪点,则 I 还应进一步压缩。由于本文描述的方法是通过模板信号与待分析信号之间的匹配完成的,两者的各子频带之间必定存在着一定的相似性,所以剔除伪点就是剔除两者不相似的子频带。目前采用的方法类似于模式识别中特征选择的剔减特征法[29],是从子频带集合中逐个剔除伪点所处的子频带。

设待分析信号 y 在 I 各子频带内的能量为

$$E_i^y = |y_i|^2 \quad i \in I \tag{19}$$

为剔除伪点所处的子频带,采用距离测度作为模板信号与待分析信号之间的相似性测度。根据伪点的特点,应用 Chebyshev 与 Euclid 距离之比定义无量纲判据

$$J(I_k) = \frac{\max\limits_{i\in I_k} |E_i^y - E_i^s|}{[\sum_{i\in I_k}(E_i^y - E_i^s)^2]^{1/2}} \tag{20}$$

其中:$k = 1,2,\cdots$ 表示剔减次数,I_k 为第 k 次剔减过程的子频带集合。定义

$$J(I_k) \geqslant \eta \tag{21}$$

式中 η 为大于 1 的距离比参数,由经验确定。如果式(21)成立,那么与式(20)相应的子频带应剔除。

由于阈值 η 的选取对算法的速度有很大的影响,因此要求其必须具备以下三方面的要求:(a)具有适用性,能适合所选取的各种不同的滤波器组;(b)保证算法有低的计算量;(c)保证迭代次数不应太多。然而,好的阈值选择策略还没有受到研究者的高度重视,目前的研究成果也很少。因此,在这方面的研究是很有必要的。

d)建立基于 NBFE 稀疏分解的评价方法[30]　目前对于稀疏分解的评价方法还未得到深入研究,研究者在研究稀疏分解算法过程中,评价的方法也不统一。常用的评价指标包括重构信噪比、峰值信噪比等,这些评价方法是否适用于基于 NBFE 稀疏分解的方法、是否还有更佳的评价体系?这些问题的研究将引起人们的逐步重视。

e)推广 NBFE 的应用领域。非参数特征提取算法目前在信号的分解领域取得了良好的效果,然而对于其在复杂背景的医学图像中的应用,现在国际、国内均未见这方面的研究成果。然而随着医学图像的普及应用,医学图像处理逐渐成为图像处

理领域的研究重点之一。特别是从 MRI 问世以来,大量图像数据的处理一直困扰着许多医务工作者,若依常规方式逐层解读,不但诊断工作量大,还容易造成医生的疲劳,导致误诊或漏诊率的上升。因此,为了提高对病灶诊断的正确性和效率,很有必要提出一种适用于复杂背景 MR 图像的特征提取算法,客观定量地提取和分析影像特征,解决人眼视觉的局限,提高阅片速度,为后续的进一步处理提供良好的基础。值得注意的是,改进后的自适应非参数特征提取算法在分解信号或图像时,完全可以不依赖于信号或图像的先验知识,而 MR 图像在分析之前对研究者来说是完全盲的,因此把非参数基函数特征提取算法应用于医学 MR 图像的特征提取应该有非常广阔的研究前景。

5　结束语

信号和图像分解(分离)在信号、图像处理中有着重要的作用,非参数特征提取方法以稀疏表示信号为根本对混合信号进行分离,并能较好地分离出隐含在混合信号中的独立信号源。然而,由于非参数特征提取算法在提出之初并未得到众多学者的关注,仅在近几年才再次得到进一步研发,因而在其理论和应用上还有许多可以进一步完善的地方,尤其在信号稀疏表示中的良好效果,使其在该领域的研究必然有着光明的前景。

本文详细描述了非参数基函数特征提取方法的理论思想,并介绍了该方法的最新研究进展及其存在的问题,最后指出了该方法进一步发展的方向,以期引起更多研究者对这一领域的关注,进而能够提出更多具有学术价值和工程实用意义的改进方法,为解决工程实用问题提供了新的方案和途径。

参考文献:

[1] MALLAT S,ZHANG Zhi-feng. Matching pursuits with time-frequency dictionaries [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1993, 41(12):3397-3415.

[2] MARCELLIN M,GORMISH M,BILGIN A,*et al*. An overview of JPEG-2000[C]//Proc of Data Compression Conference. 2000:523-541.

[3] 张新鹏,王朔中. 基于稀疏表示的密写编码[J]. 电子学报,2007,35(10):1892-1896.

[4] 庄永文. 基于稀疏编码理论的自然图像处理研究[D]. 厦门:厦门大学,2008.

[5] ELAD M, AHARON M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2006,15(12):3736-3745.

[6] 尹忠科,解梅,王建英. 基于稀疏分解的图像去噪[J]. 电子科技大学学报,2006,35(6):876-878.

[7] BRYT O, ELAD M. Compression of facial images using the K-SVD algorithm[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation,2008,19(4):270-282.

[8] DAVENPORT M,DUARTE M,WAKIN M,*et al*. The smashed filter for compressive classification and target recognition [C]//Proc of Computational Imaging V at SPIE Electronic Imaging. 2007.

[9] 王春光,刘金江,孙即祥. 基于稀疏分解的心电数据压缩算法[J]. 中国生物医学工程学报,2008,27(1):13-17.

[10] 王峰. 基于稀疏分解的宽带信号波达方向估计[D]. 成都:西南交通大学,2007.

[11] HUANG K,AVIYENTE S. Sparse representation for signal classification[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. 2007.

[12] YANG A,WRIGHT J,MA Y,*et al*. Feature selection in face recognition:a sparse representation perspective,UCB/EECS-2007-99[R]. Berkeley:University of California,2007:1-34.

[13] WRIGHT J,YANG A,SASTRY S,*et al*. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis Machine Intelligence,2009,31(2):210-227.

[14] YAN Shui-cheng,WANG Huan. Semi-supervised learning by sparse representation[C]//Proc of SIAM International Conference on Data Mining. 2009:792-801.

[15] QIAO Li-shan,CHEN Song-can,TAN Xiao-yang. Sparsity preserving projections with applications to face recognition[J]. Pattern Recognition,2010,43(1):331-341.

[16] SATTAR F,SALOMONSSON G. Nonparametric waveform estimation using filter bank[J]. IEEE Trans on Signal Processing,1996,44(2):240-247.

[17] CHEN S S. Basis pursuit[D]. Stanford:Stanford University,1995.

[18] ENGAN K,RAO B,KREUTZ-DELGADO K. Frame design using FOCUSS with method of optimal directions(MOD)[EB/OL]. (1999). http://www.ux.uis.no/norsig/norsig99/articles/engan.pdf.

[19] 杜小勇,胡卫东,郁文贤. 推广的正则化 FOCUSS 算法及收敛性分析[J]. 系统工程与电子技术,2005,27(5):922-925.

[20] 孙敬远,孟庆丰. 非参数波形提取方法及应用[J]. 西安交通大学学报,2004,38(3):266-269.

[21] MENG Qing-feng,SUN Jing-yuan,FAN Hong,*et al*. Feature waveform extraction based on shape-and position-adapted nonparametric waveform atoms[C]//Proc of World Congress on Computer Science and Information Engineering. 2009:180-184.

[22] 孟庆丰,孙敬远,焦李成. 基于形状和位置可调非参数原子的信号波形提取方法[J]. 西安交通大学学报,2006,40(8):928-931.

[23] FAN Hong,FENG Wu-wei,MENG Qing-feng,*et al*. Feature extraction based on nonparametric waveform estimation and matching pursuit [C]//Proc of IEEE International Conference on Information Acquisition. 2006:556-561.

[24] 范虹,冯涛,孟庆丰,等. 非参数特征提取中模板信号的选取[J]. 计算机工程与应用,2007, 43(18):75-77.

[25] 范虹,孟庆丰,张优云. 基于改进匹配追踪算法的特征提取及其应用[J]. 机械工程学报,2007,43(7):115-119.

[26] FAN Hong,MENG Qing-feng,ZHANG You-yun,*et al*. Matching pursuit based on nonparametric waveform estimation[J]. Digital Signal Processing, 2009,19(4):583-595.

[27] 范虹,孟庆丰. 基于非参数基函数的自适应信号分解算法[J]. 电子学报,2010,38(6):1371-1376.

[28] VAIDYANATHAN P P. Multirate systems and filter banks[M]. Upper Saddle River:Prentice-Hall Inc,1993.

[29] 孙即祥. 现代模式识别[M]. 长沙:国防科学技术大学出版社,2002.

[30] 李映,张艳宁,许星. 基于信号稀疏表示的形态成分分析:进展和展望[J]. 电子学报,2009,37(1):146-152.