

基于参数设计字典的稀疏表示方法^①

刘传山

贵州工程应用技术学院 信息工程学院, 贵州 毕节 551700

摘要: 稀疏化是压缩感知理论的关键, 对信号恰当的稀疏表示能提高恢复的精度. 本文提出一种基于参数字典的稀疏表示方法, 把参数字典设计作为一个优化问题来分析, 通过交替迭代的方式求得参数方程的可行解, 进而生成参数字典. 本文的参数字典设计方法较其他方法而言能获得较优的近似解, 且该方法产生的优化字典更符合紧框架特性.

关键词: 参数字典; 压缩感知; 稀疏化; 稀疏重构

中图分类号: F407.67; TP301.6

文献标志码: A

文章编号: 1673-9868(2014)7-0156-06

压缩感知是通过压缩采样技术实现大量信息(信号)表示为小数据集. 在这一过程中, 信号的稀疏性或可压缩性是进行压缩感知的重要前提和理论基础, 因此压缩感知理论一个重要的研究方向就是信号的稀疏表示. 通常情况下实现信号的稀疏表示的方式是在标准基坐标或者正交基下进行投影, 然而, 实际上许多信号在正交基下的投影并不是稀疏的^[1]. 在这样的情况, 为了实现信号的稀疏表示就不能简单地采用正交投影, 转而利用过完备字典. 也就是说, 对于信号 $f \in R^n$ 可以表示为 $f = Dx$, 其中 $D \in R^{d \times N}$ 是一个过完备字典, 过完备字典中列数大于行数, 即 $d < N$. 目前, 过完备字典广泛用于信号处理和数据分析, 一是使用小波进行信号稀疏表示时, 如 Gabor 表示下信号的时间序列原子结构, 虽然通过频率参数和高斯函数参数的选取, Gabor 变换可以选取很多纹理特征, 但是 Gabor 是非正交的, 不同特征分量之间有冗余^[2]. 这导致很难找到恰当的能实现信号稀疏化的正交基^[3-4]; 二是前期关于大数据集在过完备字典下的稀疏研究, 为信号的稀疏化提供了有利的技术实现. 例如在去卷积等线性逆问题、X 射线断层摄影, 甚至信号去噪等问题上, 都采用了过完备字典来进行稀疏表示^[5]. 因此, 压缩感知作为一种逆问题引入过完备字典有助于问题的优化求解.

字典学习的目标在于针对特定的数据集训练一种字典, 实现以较少的字典原子对数据集进行稀疏表示. 当前, 许多研究关注于固定字典的稀疏编码的设计, 特别是使用少量原子的线性混合代替预先定义初始字典的方式进行字典学习. 如 Aharon 等利用 K 均值聚类交替地进行稀疏编码和字典更新. Jenatton 等采用树结构的稀疏表示方式在线性时间完成了稀疏编码计算. Mairla 等在简单的字典重建方法基础上进一步发展一种判别式方法来建立字典. 这里, 本文提出一种基于参数字典的稀疏表示方法, 把参数字典设计作为一个优化问题来分析, 通过交替迭代的方式求得参数方程的可行解, 进而生成参数字典.

1 字典设计

目前构造过完备字典有两种方法^[6], 一种是通过字典学习来构造过完备字典, 该方法采用一个初始字

① 收稿日期: 2013-12-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(61303227); 中央高校基本科研业务费专项资金资助(XDJK2014C002).

作者简介: 刘传山(1972-), 男, 山东泰安人, 硕士, 主要从事图像、信号处理, 网络系统分析方面的研究.

典作为训练集,通过多重迭代训练得到一类信号的最稀疏近似;另外一种字典构造方法,叫做字典设计.字典设计的基本思想在于:数据由字典元素按照一定方式构成,而字典是由许多参数和相应的含参函数组成,这些函数是构造字典的基本元素.

为了产生字典,我们需要对连续参数进行取样,而问题是怎样选取参数才是最优的.因此字典设计可以描述为:找到一个合适的参数字典,该字典的格拉姆矩阵接近于 ETF 的格拉姆矩阵.因此,一类对信号具有较好稀疏表示能力的字典,可以通过拟合信号函数中的参数进行取样来生成,这样的字典是等角紧框架的,具有良好的稀疏恢复能力^[7].在后续实验中,我们将进一步展示参数设计字典相对于一般的稀疏字典在信号稀疏表示和恢复上的优势.参数字典另一个好处只需要存储生成字典的函数和参数,不需要保留整个字典,这大大地节约了存储开销.通常情况下,字典矩阵的尺度远远大于对应的参数矩阵.

1.1 参数字典设计

在这个部分把参数字典设计作为一个优化问题来分析.假定 $\mathbf{D}_r \in \Omega$ 是一个参数字典, $\mathbf{r}$ 是一个参数矩阵,其中 γ_i 表示 $\mathbf{r}$ 的第 i 列, Ω 是一个参数字典集合. $\mathbf{D}_r$ 的每一列被称为一个原子,用 d_i 表示(对应参数 γ_i).为了选择合适的 $\mathbf{r}(\mathbf{r} \in \mathcal{R}$, 其中 $\mathcal{R}$ 是参数集),需要引入对象函数.在这个部分我们设计一个趋近于 ETF 的字典,使其具有良好的稀疏能力.考虑一个正则化矩阵 $\mathbf{D}$,其相干度 μ_D 的定义为^[8]

$$\mu_D = \max_{i,j: j \neq i} \{ | \langle d_i, d_j \rangle | \} \quad (1)$$

一个列正则化字典 $\mathbf{D}_c$ 被称为 ETF, 仅当存在 $\gamma: 0 < \gamma < \pi/2$

$$\text{且满足 } | \langle d_i, d_j \rangle | = \cos(\gamma): \forall i, j \quad i \neq j \quad (2)$$

Strohmer 等人在文献[9]中指出如果在参数字典集合 Ω 中存在满足 ETF 的特征表示,则符合 ETF 特性的 $d \times N$ 一致性框架矩阵是如下表达式的解集

$$\arg \min_{\mathbf{D} \in \Omega} \{ \mu_D \} \quad (3)$$

该式表明符合 ETF 的字典,其 μ 值应该是最小的.为了进一步研究 μ_D 的下确界,文献[10]提出了一种理论框架,该理论指明当 $\mathbf{D} \in R^{d \times N}$ 满足统一框架要求时,则有

$$\mu_D \geq \mu_G = \sqrt{\frac{N-d}{d(N-1)}} \quad (4)$$

当且仅当 $\mathbf{D}$ 是 ETF 时,式(4)才成立.换言之,当 $N \leq \frac{d(d+1)}{2}$ 时式(4)成立.

Θ_d^N 是一个 $d \times N$ 的格拉姆矩阵集合.如果 $\mathbf{G}_G \in \Theta_d^N$,则 $\mathbf{G}_G$ 的对角元素的值和非对角元素的绝对值分别是 1 和 μ_G .判别一个矩阵 $\mathbf{D} \in R^{d \times N}$ 是否是 ETF,一个简单的方法是通过计算 $\mathbf{D}$ 的格拉姆矩阵与 $\mathbf{G}_G \in \Theta_d^N$ 的最小距离来判断^[11].一个 ETF 的字典的距离表达式如下

$$\min_{\mathbf{r} \in \Theta_d^N, \mathbf{G}_G \in \Theta_d^N} \| \mathbf{D}_r^T \mathbf{D}_r - \mathbf{G}_G \|_\infty \quad (5)$$

$\| \cdot \|_\infty$ 算子表示矩阵所有元素的最大绝对值.实际上,我们可以采用不同的范数空间来简化该问题,这里采用 L_2 范数来优化这个问题.基于这样的前提下,当在参数字典集合 Ω 中不存在符合 ETF 的子集时,我们可以寻找一种近似不相干字典来逼近 ETF 条件.这里,矩阵的 L_2 范数是通过 Frobenius 范数表示.因此(5)式表示为

$$\min_{\mathbf{r} \in \Theta_d^N, \mathbf{G}_G \in \Theta_d^N} \| \mathbf{D}_r^T \mathbf{D}_r - \mathbf{G}_G \|_F^2 \quad (6)$$

$\| \cdot \|_F$ 表示 Frobenius 范数.式(6)是一个非凸优化问题.对该问题的求解有两种可能性,即可能存在于一个解集,还有一种就是可能无解(比如由于不总是存在 $N \times d$ 的 ETF 字典,故 Θ_d^N 是空,则(6)无解.为了便于求解,可以扩展 Θ_d^N 到一个非空凸集 Λ^N .

$$\Lambda^N = \{ \mathbf{G} \in R^{N \times N}: \mathbf{G} = \mathbf{G}^T, \text{diag } \mathbf{G} = 1, \max_{i \neq j} |g_{i,j}| \leq \mu_G \} \quad (7)$$

把 Θ_d^N 集合松弛到 Λ^N 集,(6)式可以表示为

$$\min_{\mathbf{r} \in \mathcal{R}, \mathbf{G}_{\mathbf{G}} \in \Delta^N} \|\mathbf{D}_{\mathbf{r}}^T \mathbf{D}_{\mathbf{r}} - \mathbf{G}\|_F^2 \quad (8)$$

通过对约束集合的松弛,保证了(8)式至少有一个解.后面实验将证明字典的格拉姆矩阵趋近于 Δ^N ,对信号具有更好的稀疏表示能力.

本文提出了一种有效的方法来寻求(8)式的近似解,该方法类似于交替最小化方法,确保了在每次迭代中对对象函数值是非递增的.由于目标是非负的,根据李雅普诺夫稳定性第二定理,这种方法确保了目标函数的逐步约减并快速收敛.

1.2 参数字典生产算法

解(8)式的标准方法是交替投影法.该方法采用交替迭代的方式投影当前的解到可行解集中.在有限维环境下,当可行解集是凸集时,算法收敛到 $\Omega \cap \Delta^N$ 中的一个解;当 $\Omega \cap \Delta^N = \varphi$ 时,算法分别在 Ω 和 Δ^N 有一个解.因此可以得到一个在 Δ^N 上投影的表达式,但在可行解字典集上的投影建立公式化的表达式就不那么容易.因此,本节采用一种类似交替最小化的方法来解决这个问题.在交替最小化框架下,通过在 Ω 和 Δ^N 中交替选择最新解,以确保目标函数值在每步迭代过程中不会增加,并趋于稳定.如果算法收敛,这固点(解)存在于 $\Omega \cap \Delta^N$ 中,或者是分别在 Ω 和 Δ^N 集合中的两个点.

本文提出的方法借鉴了交替最小化的思想,但迭代过程是不一样的,不同之处在于在集合 Δ^N 中去更新当前解.本文提出方法选择一个在当前解和 Δ^N 集上投影之间的一点.这样修正的原因在于通过在 Δ^N 上的投影,改变了格拉姆矩阵的结构,以便在 Ω 中选择新的点.而标准的交替最小化方法选择这样的点比较困难.通过该方法当 $\mathbf{D}_{\mathbf{r}}$ 近似于 Δ^N 时,就可以逐步去逼近在 Δ^N 中的投影,在后续的步骤中,可以对 $\mathbf{D}$ 进行更新,同时不会增加(8)式的值.

算法1给出了参数字典设计流程.算法在第4行建立了在 Δ^N 上的投影,在6行给出了在 Ω 中选择一个靠近 $\mathbf{G}_{R+1}$ 的点.后面的内容将分析4,6行如何完成更新的过程.

算法1: 参数设计

- (1) 初始化: $k=1, \mathbf{D}_{\mathbf{r}_1} \in \Omega, \{\alpha_i\}_{1 \leq i \leq K}: 0 < \alpha_i \leq 1$
- (2) 当 $k \leq K$ 执行下列步骤, 否则执行步骤 8
- (3) $\mathbf{G}_{\mathbf{r}_k} = \mathbf{D}_{\mathbf{r}_k}^T \mathbf{D}_{\mathbf{r}_k}$
- (4) $\mathbf{G}_{P_{k+1}} = \min_{\mathbf{G} \in \Delta^N} \|\mathbf{G}_{\mathbf{r}_k} - \mathbf{G}\|_F$
- (5) $\mathbf{G}_{R_{k+1}} = \alpha_k \mathbf{G}_{P_{k+1}} + (1 - \alpha_k) \mathbf{G}_{\mathbf{r}_k}$
- (6) $\mathbf{G}_{\mathbf{r}_{k+1}} \in \mathbf{D}_{\mathbf{r}_k} \cup \{\forall \mathbf{D} \in \Omega: \|\mathbf{D}^T \mathbf{D} - \mathbf{G}_{R_{k+1}}\|_F < \|\mathbf{G}_{\mathbf{r}_k} - \mathbf{G}_{R_{k+1}}\|_F\}$
- (7) $k = k + 1$, 执行步骤 2
- (8) 结束

1) 在 Δ^N 上的投影

在公式(8)中, $\mathbf{G}$ 是 Hermitian 矩阵,通过改变其非对角元素的符号($g_{i,j}$ 与 $g_{j,i}$),可以到一个新的矩阵 $\tilde{\mathbf{G}} \in \Delta^N$.而 $\mathbf{D}_{\mathbf{r}}^T \mathbf{D}_{\mathbf{r}}$ 在 Frobenius 空间中与 $\mathbf{G}$ 有类似的符号变换关系.理论上在 Frobenius 范数空间,在一个集合中寻找一个点的最近元素实际上就是将该点在集合上进行投影.由于 Δ^N 是凸集,则投影是唯一的.对于给定的 $\mathbf{G}_{\mathbf{d}} = \mathbf{D}^T \mathbf{D}; \mathbf{D} \in R^{d \times N}$, $\mathbf{G}_{\mathbf{d}}$ 在 Δ^N 上的投影可以通过如下算子关系建立

$$g_{P_{i,j}} = \begin{cases} \text{sign}(g_{\mathbf{d}_{i,j}}) \mu_{\mathbf{G}} & i \neq j \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

其中 $\mu_{\mathbf{G}}$ 在(4)式中已定义.该参数结合 $\mathbf{G}_{\mathbf{r}_k}$ 被用于找到在算法1中第四行的 $\mathbf{G}_{P_{k+1}}$.

2) 参数更新

假定 $\mathbf{D}_{\mathbf{r}}$ 是个在 $\mathcal{R}$ 上可导的函数,故(8)式在 $\mathcal{R}$ 上也是可导的.根据算法1的第六行,求解 $\mathbf{r}_{k+1}$ 可以采用梯度下降法.当固定 $\mathbf{G}_{R_{k+1}}$ 时,作为基于 $\mathcal{R}$ 的最小化问题,可以进一步改(8)式为

$$\min_{\mathbf{r} \in \mathcal{R}} \varphi(\mathbf{r}), \varphi(\mathbf{r}) = \|\mathbf{D}_{\mathbf{r}}^T \mathbf{D}_{\mathbf{r}} - \mathbf{G}_{R_{k+1}}\|_F^2 \quad (10)$$

通过矩阵函数的链式规则可以得到(10) 式的梯度

$$\nabla_{\varphi}(\mathbf{I}) = \nabla_{\mathbf{r}} \mathbf{D}_{\mathbf{r}} \nabla_{\mathbf{D}_{\mathbf{r}}} \varphi = 4 \nabla_{\mathbf{r}} \mathbf{D}_{\mathbf{r}} (\mathbf{D}_{\mathbf{r}} \mathbf{D}_{\mathbf{r}}^{\mathbf{T}} \mathbf{D}_{\mathbf{r}} - \mathbf{D}_{\mathbf{r}} \mathbf{G}_{k+1}) \quad (11)$$

然后通过迭代使用梯度下降去搜索(10) 的局部最小解. 设 $\mathbf{I}_k^{[0]} = \mathbf{I}_k$, 则迭代更新规则如下:

$$\mathbf{I}_{k+1}^{[l+1]} = \mathbf{I}_k^{[l]} - \epsilon \nabla_{\mathbf{r}} \varphi |_{\mathbf{I}_k^{[l]}} \quad (12)$$

ϵ 表示一较小的正数, 其恰当的取值可以约减函数(10) 每步的迭代更新值. 在这个框架下, $\mathbf{I}_{k+1} = \lim_{l \rightarrow \infty} \mathbf{I}_{k+1}^{[l]}$. 事实上, 在算法执行过程中, 当迭代达到一定次数或者 $\nabla_{\mathbf{r}} \varphi |_{\mathbf{I}_k^{[l]}}$ 已经变得很小时, 算法就会终止. 算法 2 给出参数更新的步骤.

算法 2: 参数更新

(1) 初始化: $l=1, 1 \leq L, \mathbf{I}_k^{[0]} = \mathbf{I}_k, \epsilon \in R^+, \varphi(\mathbf{I}) = \|\mathbf{D}_{\mathbf{r}}^{\mathbf{T}} \mathbf{D}_{\mathbf{r}} - \mathbf{G}\|_{\mathbf{F}}^2$

(2) 对于 $l \leq L$, 执行下面步骤, 否则执行步骤 5

(3) $\mathbf{I}_{k+1}^{[l+1]} = \mathbf{I}_k^{[l]} - \epsilon \nabla_{\mathbf{r}} \varphi |_{\mathbf{I}_k^{[l]}}$

(4) $l=l+1$ 转到步骤 2 执行

(5) $\mathbf{I}_{k+1} = \mathbf{I}_{k+1}^{[L]}$

进一步分析算法 1 的收敛性能, 定理 1 给出了其收敛性保证.

定理 1 设 $\mathbf{D}_{\mathbf{r}}$ 是可微的, 则算法 1 以 $\mathbf{I}_0 \in \Upsilon$ (Υ 是一紧致集合) 作为起点集合, 能够收敛到一个固点集.

从算法 1 中可以看出, 每一次参数更新步骤都能够减少 $\mathbf{G}_{\mathbf{r}_k}$ 与 $\mathbf{G}_k$ 间的距离. 且(8) 式在 Γ 上是连续的, 则解空间是一个紧致空间. 定理 1 可以通过 Bolzano-Weierstrass 理论来证明, 该定理确保了在字典 $\{\mathbf{D}_{\mathbf{r}_k}\}_{k \in N}$ 序列中至少存在一个聚点, 且算法 1 的第六行避免了连续聚点的存在, 因此聚点只能是一个固点集合.

2 实验及分析

为了展现参数设计字典的优势, 本节针对稀疏音频处理过程设计了一个字典方案. 对于稀疏音频处理目前大多数方法是通过对训练样本的拟合来建立稀疏字典. 例如, 一些研究者采用基于 Gammatone 滤波组的参数字典实现对音频的稀疏表示, 该方法与人类听觉系统的信息获取过程类似. 本文将展示参数字典设计提升音频信号的稀疏表示能力, 其基于 Gammatone 恢复精度也大大提升. 实验在 matlab 平台下进行, 先完成 Gammatone 字典的初始化, 然后进行参数学习, 并最终生成适应声音信号参数设计字典.

Gammatone 字典的生成函数如下

$$g(t) = at^{n-1} e^{-2\pi b t} \cos(2\pi f_c t) \quad (13)$$

其中

$$B = f_c / Q + b_{\min}$$

f_c 是中心频率, $n \in N, a, b, Q, b_{\min}$ 是常数. 该字典的最优参数选择是比较困难的事情, 通常采用的参数是将与听觉脉冲(gammatone 脉冲) 对应的原子项作为字典参数, 而这些参数在实际应用中并不是最优参数. 本节的目标是优选这些参数以便稀疏方法能更好地表示数据特征.

字典通过采样参数 $g(t-t_c)$ 产生, 这里 t_c 表示时间偏移. 在本节中 $\mathbf{r} = [t_c, f_c, n, b]^{\mathbf{T}}$ 是优化参数. 参数 f_c 用于确定频率域的偏移量, n 和 b 分别用来控制原子项在时间域的偏移时间和宽度, 参数 a 被用来正则化原子项的单位长度. $\{\gamma_i\}_{1 \leq i \leq N}$ 表示一参数集合, $g_{\gamma_i}(t)$ 是由 γ_i 产生的原子项. 参数矩阵 $\mathbf{I}$ 和参数字典 $\mathbf{D}_{\mathbf{r}}$

分别由 γ_i 和 $g_{\gamma_i}(\lfloor t f_{\text{samp}} \rfloor)$ 作为列, f_{samp} 表示采样频率.

为进一步分析 Gammatone 字典的设计方法, 这里研究整个算法迭代过程中的字典特征. 对象函数值的递减特性表明了算法的稳定性.

图 1 展示不同 α 下式(8) 的解, 实验结果表明对象函数每步迭代的值都是递减的. 同时从图中可以看出 α 值越小算法收敛越缓慢(曲线平缓). 尽管 α 使用较大的值可以加快收敛速度, 但实际上其解的精确

性不如选择处于中位数附近的值. 当然在另外一组实验中, 也发现了 $\alpha = 0.5$ 时, 较少的迭代次数获取了较好的解.

由于算法 1 产生的字典具备等角紧框架的特性, 该字典的所有奇异值 SV 是相等的, 因此进一步通过比较紧框架字典与字典的 SV 来分析算法的性能. 一个紧框架字典 $R^{n \times d}$ 有 d 个非零奇异值, 图 2 展示了不同迭代次数下的字典 SV 的曲线. 从图 2 中可以看出在每一次迭代后设计字典的 SV 非常接近紧框架字典的 SV. 对于标准的紧框架字典而言, 其字典的 SV 是相等的, 图中直线表示. 可以看出随着字典尺度的增加, 参数字典的紧框架特性越好, 这种特性更有利于实现数据的稀疏表示和重构.

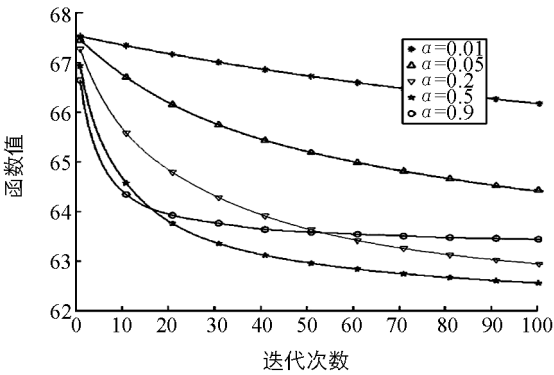
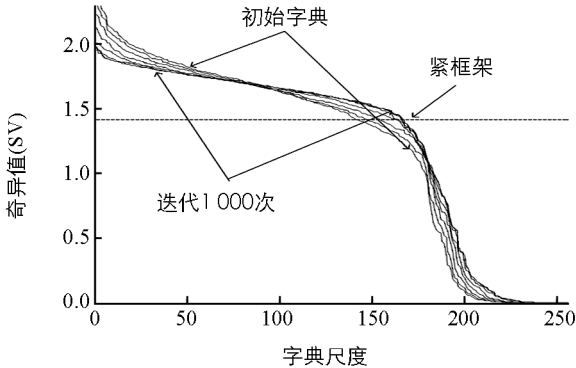
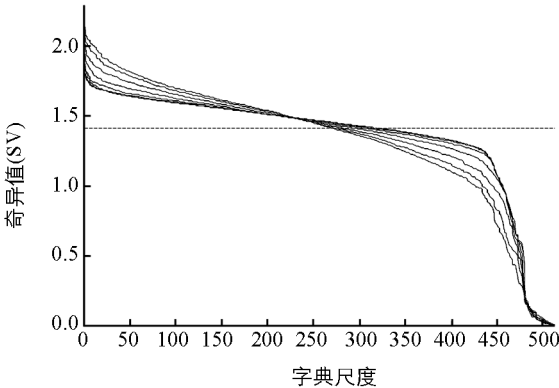


图 1 对于常数 α 不同取值下式(8)的解曲线图

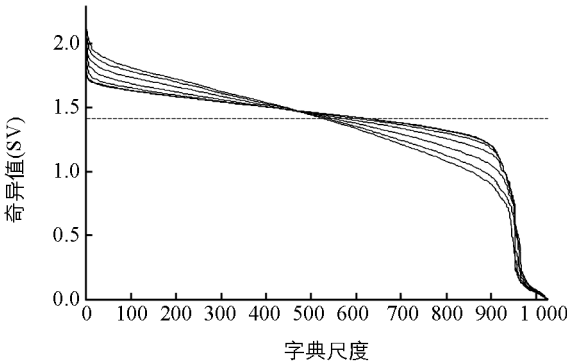
可以看出随着字典尺度的增加, 参数字典的紧框架特性越好, 这种特性更有利于实现数据的稀疏表示和重构.



(a) 尺度为256的设计字典的SV



(b) 尺度为512的设计字典的SV



(c) 尺度为1024的设计字典的SV

图 2 参数设计字典的奇异值曲线

3 总 结

在近似求解的稀疏化模式下, 稀疏近似方法能够实现对稀疏信号的恢复. 参数字典设计实际上是寻找优化的参数集, 而这一问题通常难以获得精确解. 而本文的参数字典设计方法较其他方法而言能获得较优的近似解, 该方法通过优化字典生成参数, 产生符合紧框架特性的参数字典. 实验表明提出的参数字典设计方法具有较好的收敛特性和紧框架特性.

参考文献:

[1] 张春梅, 尹忠科, 肖明霞. 基于冗余字典的信号超完备表示与稀疏分解 [J]. 科学通报, 2006, 51(6): 628—633.

- [2] 黄丽雯, 庞 柯, 汪 鑫, 等. 基于小波包分析的颅颌面纹理特征提取方法 [J]. 西南师范大学学报: 自然科学版, 2013, 38(11): 059—063.
- [3] ELAD M, MILANFAR P, RUBINSTEIN R. Analysis Versus Synthesis in Signal Priors [J]. Inverse Problems, 2007, 23(3): 947—968.
- [4] 彭茂玲, 陈善雄, 余光琳. 一种基于压缩感知的入侵检测方法 [J]. 西南大学学报: 自然科学版, 2014, 36(2): 186—192.
- [5] SUSTIK M, TROPP J, DHILLON I, et al. On the Existence of Equiangular Tight Frames [J]. Linear Algebra and Its Applications, 2007, 426(2/3): 619—635.
- [6] JACQUES L, DE VLEESCHOUWER C. A Geometrical Study of Matching Pursuit Parametrization [J]. IEEE Trans. Signal Processing, 2008, 56(7): 2835—2848.
- [7] GUNAWARDANA A, BYRNE W. Convergence Theorems for Generalized Alternating Minimization Procedures [J]. The Journal of Machine Learning Research, 2005(6): 2049—2073.
- [8] GEDALYAHU K, TUR R, ELDAR Y C. Multichannel Sampling of Pulse Streams at the Rate of Innovation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(4): 1491—1504.
- [9] TUR R, ELDAR Y C, FRIEDMAN Z. Innovation Rate Sampling of Pulse Streams with Application to Ultrasound Imaging [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(4): 1827—1842.
- [10] GRIBONVAL R, NIELSEN M. Sparse Representations in Unions of Base [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2003, 49(12): 3320—3325.
- [11] BLUMENSATH T, DAVIES M. Gradient Pursuits [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2008, 56(6): 2370—2382.

The Method of Sparse Representation Based on Parameter Dictionary Design

LIU Chuan-shan

School of Information Engineering, Guizhou University of Engineering Science, Bijie Guizhou 551700, China

Abstract: Sparsity is the key to compressed sensing theory. The appropriate sparse representation can improve the accuracy for signal recovering. In this article, we propose a method based on the parameter dictionary design for sparse representation. This means that the parameter dictionary design is considered as an optimization problem. Further, through the alternating iterative method, we can obtain a feasible solution of parametric equations and produce a parameter dictionary. The parameter dictionary design can acquire the approximate optimum solution compared to other methods. In the parameter dictionary design framework, the dictionary thus produced is in better accordance with the tight frame property.

Key words: parameter dictionary; compressed sensing; sparisty; sparse reconstruction

责任编辑 崔玉洁

