

基于 K-SVD 和稀疏表示的数字调制模式识别

王振宇¹ 秦立龙² 刁俊良¹

(解放军电子工程学院 合肥 230037)¹ (国防科学技术大学电子科学与工程学院 长沙 410073)²

摘要 为了提高数字信号调制模式识别在低信噪比下的正确率,通过分析基于稀疏表示的模式识别,提出了一种基于 K-SVD 和稀疏表示的特征提取方法。该方法首先引入主成分分析对样本进行降维,然后利用 K-SVD 算法构造稀疏字典并构建稀疏线性模型,最后通过 ℓ^1 范数最优化求解测试样本的稀疏系数,根据稀疏系数的分布提取特征值。利用支持向量机分类器进行信号的分类识别,仿真研究证明,新方法提取的特征值具有较好的有效性。

关键词 调制识别,稀疏字典,稀疏表示,支持向量机

中图分类号 TN911.7 文献标识码 A

Digital Modulation Recognition Based on Sparse Representation and K-SVD

WANG Zhen-yu¹ QIN Li-long² DIAO Jun-liang¹

(Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China)¹

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)²

Abstract With the analysis of the pattern recognition based on sparse representation, a new feature extraction method using K-SVD and sparse representation was proposed to improve the accuracy of the digital modulation recognition under the low signal-to-noise ratio. Firstly, the principle component analysis was put forward to reduce the dimensionality of the samples. Secondly, the sparse dictionary was constructed by the algorithm of K-SVD. Finally, the sparse representation of the sample was calculated by ℓ^1 -minimization, and the feature was extracted according to the distribution of the sparse coefficient values. The identification problem was solved by using SVM classification machine. The simulation results indicate that the performance of this feature values extracted by this new algorithm is feasible in engineering application.

Keywords Modulation recognition, Sparse dictionary, Sparse representation, Support vector machine

1 引言

在现有的调制模式自动识别的框架内,调制模式自动识别一般采用统计模式识别方法^[1]。目前应用较多的特征提取方法有基于时频分析的方法^[2];基于累积量的方法^[3];基于谱相关法的方法^[4]等等。然而以上很多通用算法都是在信噪比较高时才能对信号进行识别,在信噪比降低到 10dB 以下时识别率明显下降,大大降低了算法的有效性。吕铁军等人通过对信号调制规律的研究,首次提出从信号的分形维数提取特征参数,并在识别 CW、MPSK、MFSK 中取得了很好的效果^[5];王建新等人利用星座图的方法得到了识别 MASK、MPSK、MQAM 信号的特征参数^[6]。以上两种方法提取的特征对噪声不敏感,在低信噪比下依然有着很高的识别率,但是识别的信号种类较少。为了满足识别要求,研究具有抗噪声性能好、识别信号类型多、分类性能优的调制模式自动识别方法很有意义。

冗余字典上的稀疏表示是目前一个快速发展的领域,在许多基础的信号和图像处理中取得了目前最好的效果^[7]。基

本的模型表明自然信号能够被表示(或逼近)成预先定义的原子信号的线性组合,而且这些组合系数是稀疏的,也就是说大部分系数是 0(或接近 0)^[8]。不同信号的稀疏分布不同,因此稀疏分布包含了一定的分类信息,可以应用于模式识别领域中。

针对通信信号调制模式的特点,本文提出一种新的特征提取方法。该方法根据稀疏系数的分布提取特征并利用 SVM 进行调制样式的分类识别。本文将其分类性能与基于高阶累积量和基于循环谱的两种识别算法作了比较。仿真结果表明:利用稀疏表示提取的特征值具有很好的特征均值和方差,提高了识别的正确率,从而说明了算法的有效性。

2 稀疏表示简述

稀疏线性模型理论由于成功应用于信号去噪、盲源分离、参数估计、压缩采样、人脸识别等很多领域,在近几年得到了众多学者的研究和关注。广义上的稀疏线性模型的数学表达为:

$$y = Ax + n \quad (1)$$

到稿日期:2012-12-29 返修日期:2013-05-08 本文受国家自然科学基金项目(61040007)资助。

王振宇(1956—),男,硕士,副教授,主要研究方向为嵌入式系统设计,E-mail: tank2908988@163.com; 秦立龙(1988—),男,博士生,主要研究方向为调制模式识别; 刁俊良(1967—),男,副教授,主要研究方向为装备管理。

式中, $\mathbf{y} \in R^{m \times 1}$ 表示测量信号, m 表示测量维数, $\mathbf{A} \in R^{m \times n}$ ($m < n$) 称为冗余字典, \mathbf{A} 中的列称为原子, $\mathbf{x} \in R^{n \times 1}$ 表示待求变量, 要求是稀疏信号, 即只有很少一部分非零元素, n 表示信号维数, $\mathbf{n} \in R^{m \times 1}$ 表示模型噪声。

用稀疏线性模型求解就是在满足 $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{n}$ 的条件下, 寻求最稀疏解 $\hat{\mathbf{x}}$, 即解决如下的最优化问题:

$$(\ell^0) \quad \hat{\mathbf{x}} = \operatorname{argmin} \|\mathbf{x}\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2 \leq \varepsilon \quad (2)$$

式中, $\|\mathbf{n}\|_2 < \varepsilon$, $\|\cdot\|_0$ 表示 ℓ^0 范数, $\|\cdot\|_2$ 表示 ℓ^2 范数, 当冗余字典 \mathbf{A} 和 \mathbf{x} 的稀疏度 T (即 \mathbf{x} 的非零元素的个数) 满足 RIP 条件时^[9], 求解得到的 $\hat{\mathbf{x}}$ 即为唯一的最稀疏解 \mathbf{x}_0 , 但是上述优化问题是一个 NP 难题, 往往难以求出最优解。因此, 当 \mathbf{x}_0 足够稀疏时, 式(2) ℓ^0 范数最优化问题的解与式(3) ℓ^1 范数最优化问题的解是相等的:

$$(\ell^1) \quad \hat{\mathbf{x}} = \operatorname{argmin} \|\mathbf{x}\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2 \leq \varepsilon \quad (3)$$

最稀疏解通过下式求解:

$$\hat{\mathbf{x}} = \operatorname{argmin} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2^2 + \tau \|\mathbf{x}\|_1 \quad (4)$$

参数 τ 在函数中起着平衡损失项和惩罚项的作用, τ 值越小, $\hat{\mathbf{x}}$ 越不稀疏, 反之亦然。对于参数 τ 的选择, 可以参照文献[10]的 L-curve 方法进行。

3 冗余字典的构造

为了使用稀疏表示, 要求源信号必须满足一定的稀疏性。一般来说, 数字通信信号在时域并不满足稀疏特性, 但是经过某种变换后在变换域是稀疏的, 典型的变换有 DCT、FFT、小波变换、小波包变换等^[11]。以 FFT 变换为例, 对每一帧的数据进行 FFT 变换并取变换后的前半段数据作为频率域的稀疏信号, 结果如图 1 所示。

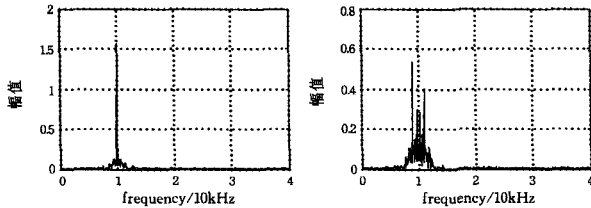


图 1 不同信号的 FFT 频谱示意图 (SNR=10dB)

从图 1 可以看出, 经 FFT 等变换以后的信号大部分幅值取值接近于零, 同时又有很小部分幅值较大, 即信号经过变换后是稀疏的, 可以进行稀疏分解。

假定任意一类 i 都有足够多的训练样本, 我们可以直接利用变换后的训练样本来构造冗余字典。我们将给定的第 i 类的 n_i 个变换后的训练样本作为以上稀疏表示模型中冗余字典中的列集, 即令:

$$\mathbf{A}_i = [\mathbf{v}_{i,1}, \mathbf{v}_{i,2}, \dots, \mathbf{v}_{i,n_i}] \in R^{m \times n_i} \quad (5)$$

具体到本文中的调制模式识别, 就是将每一帧数据作为列向量, 由这些列向量作为训练样本构成过完备字典。我们定义一个新的矩阵 \mathbf{A} , 其列向量由 k 个类别的训练样本构成。

$$\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_k] \in R^{m \times n} \quad (6)$$

来自同一类别的测试样本 $\mathbf{y} \in R^m$ 可以被该类训练样本的线性组合逼近:

$$\mathbf{y}_i = \alpha_{i,1} \mathbf{v}_{i,1} + \alpha_{i,2} \mathbf{v}_{i,2} + \dots + \alpha_{i,n_i} \mathbf{v}_{i,n_i} \quad (7)$$

所以 \mathbf{y}_i 的线性表示可以重写为 $\mathbf{y}_i = \mathbf{A}\mathbf{x}$ 。其中: $\mathbf{x}_0 = [\alpha_{1,1}, \alpha_{1,2}, \dots, \alpha_{1,n_1}, \alpha_{2,1}, \alpha_{2,2}, \dots, \alpha_{i,n_i}, \dots, \alpha_{k,n_k}]^T$ 。因为 $m \ll n$, 所以 \mathbf{A} 是欠完备的矩阵, 我们就可以根据内点法求出其稀疏解, 即数 \mathbf{x}_0 除了在有限的位置上非零, 大部分都为零。

然而诸如 DCT、FFT 和小波等变换没有自适应的能力, 不能随着信号的变化作出相应的变化, 一经选定, 必须用它来分析所有的待分析数据, 如果直接使用训练样本来构造冗余字典则无法充分反映数据样本的特性, 有时难以达到令人满意的效果。K-均值奇异值分解 (K-Means Singular Value Decomposition, K-SVD)^[12] 是一种性能优良的信号稀疏分解方法, 在图像去噪、特征提取等方面已有成功应用, 这种方法能根据输入信号的不同作出自适应的变化。K-SVD 算法是在如下目标函数的基础上展开的:

$$[\hat{\mathbf{A}}, \hat{\mathbf{X}}] = \operatorname{argmin} \|\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X}\|_F^2 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{x}_i\|_0 < T \quad (8)$$

式中, $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_i\}_{i=1}^N$ 为需要进行稀疏表示的信号集, \mathbf{X} 是一组列向量集, 它的每一个元素均为 \mathbf{Y} 中元素的稀疏表示。

K-SVD 算法对目标式(8)进行迭代计算。假设 \mathbf{A} 是已知且固定的, 那么式(8)演变成如下形式:

$$\|\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X}\|_F^2 = \sum_{i=1}^N \|\mathbf{y}_i - \mathbf{A}\mathbf{x}_i\|_2^2 \quad (9)$$

即分解成为 N 个互不相同的计算问题:

$$\operatorname{argmin} \{ \|\mathbf{y}_i - \mathbf{A}\mathbf{x}_i\|_2^2 \} \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{x}_i\|_0 < T \quad (10)$$

K-SVD 算法的具体实现步骤为^[13]:

①字典初始化, 一般情况下直接将训练样本 $\{\mathbf{y}_i\}_{i=1}^N$ 按列排列组成初始字典;

②进行稀疏编码, 使用一种追踪算法 (BP, MP, OMP 等) 依据式(10)计算稀疏系数;

③逐列更新字典, 设 E_k 为抽取字典第 k 列的误差:

$$\mathbf{E}_k = \mathbf{Y} - \sum_{j \neq k} \mathbf{a}_j \mathbf{x}_j \quad (11)$$

对 E_k 进行奇异值分解, 得到的向量作为字典第 k 列的更新。当字典逐列更新完毕后重复步骤②, 直到达到最大迭代次数。

在稀疏表示中, 构建一个合适的字典至关重要。由上述推导可知, K-SVD 获得的字典与传统的完备字典 (如 FFT、DCT、小波、Gabor 字典) 相比, 可以自适应地根据训练信号提取特征, 因而具有更强的稀疏表示能力。所以本文在使用变换后的训练样本构造冗余字典 \mathbf{A} 后, 利用 K-SVD 算法对字典进行寻优迭代, 自适应地按照上述流程获取用于稀疏表示的过完备字典 $\hat{\mathbf{A}}$ 。得到 $\hat{\mathbf{A}}$ 后即可按式(4)求得稀疏解 \mathbf{x}_0 。

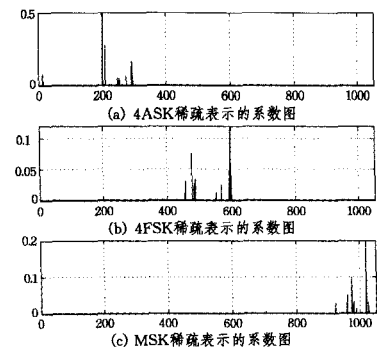


图 2 基于稀疏表示的系数图 (SNR=10dB)

由图 2 可以看出, 不同调制方式 \mathbf{x}_0 的稀疏分布不同, 因此利用稀疏表示进行分类识别是完全可行的。

4 特征提取算法

4.1 实验数据的产生和处理

利用 MATLAB 产生 7 种常用数字信号的仿真数据,这 7 种数字调制信号为:2ASK、4ASK、2FSK、4FSK、4PSK、8PSK、MSK,主要调制参数为:载频 $f_c = 10\text{kHz}$,采样频率 $f_s = 100\text{kHz}$,MSK 码元速率 $f_b = 4 \times f_c / 5$,其他信号码元速率为 $f_b = 2000\text{B}$,频率偏移量 $\Delta f = 2000\text{Hz}$ 。通过上述步骤产生的仿真数据在使用前,先将连续的长数据分割成便于处理的数据段,每段有 1024 个采样数据,这一过程称为分帧。然后利用 FFT 或小波等变换对每一帧的样本进行稀疏化处理。

如果直接使用以上数据,稀疏表示的计算量将非常庞大。为了进一步提高数据的处理速度,对输入的数据进行降维预处理是非常重要的和必要的。本文采用 PCA 法^[14]对分类器输入数据进行降维预处理,取变换后数据的前 50 维作为数据的主成分,其累积贡献率已经达到 92.7% 以上,满足工程实践的需要。

4.2 特征的提取

本文利用 FFT 变换和降维后的数据进行字典的训练和稀疏分解。如图 2 所示,得到稀疏解 x_0 后,如何根据其分布特征进行分类识别,是本文的关键。本文提出一种特征计算方法,令:

$$x_f = \frac{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} \alpha_{i,j} [n_i(i-1) + j]}{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} \alpha_{i,j}} \quad (12)$$

式中, k 为调制类别总数, n_i 为每一类训练样本的总数, $\alpha_{i,j}$ 为 x_0 对应位置的值。 x_f 反映了稀疏稀疏的中心位置,不同的调制模式稀疏表示后的稀疏聚集位置不同,可以作为分类识别的特征。

通常将均值和方差作为指标来评价特征参数的好坏:均值差别越大,类间分离越好;方差越小,类内聚集越好。对 7 种调制信号加入信噪比为 0~20dB 的噪声,并且以 1dB 间隔对每种信号各提取 150 个特征(50 个特征用于后文支持向量机的学习,100 个特征用于测试分类正确率),计算特征参数的均值。均值差别越大,表示类间分离越好,仿真结果如图 3 所示。

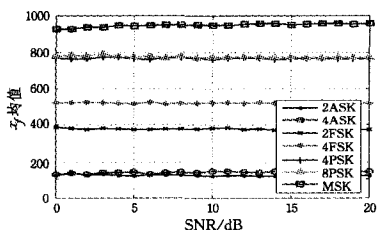


图 3 特征参数随信噪比变化曲线图

特征参数的方差如表 1 所列。特征方差越小,表示类内聚集性越好。

表 1 归一化特征参数的方差

信号	0dB	5dB	10dB	15dB	20dB
2ASK	0.1195	0.0681	0.0497	0.0205	0.0113
4ASK	0.1910	0.0635	0.0532	0.0322	0.0206
2FSK	0.0617	0.0428	0.0316	0.0115	0.0104
4FSK	0.0562	0.0393	0.0214	0.0012	0.0003
4PSK	0.0159	0.1246	0.1184	0.0863	0.0728
8PSK	0.2357	0.2183	0.1784	0.1337	0.0717
MSK	0.0925	0.1015	0.0919	0.0610	0.0306

由图 3 和表 1 可得,总体上,待识别信号的特征均值向量差别较大(各参数曲线间距离较大),方差较小,所以提取的分类特征能够实现信号的类间、类内识别。对于 MSK 和 MF-SK 信号来说,在整个信噪比下,其类间和类内分离都较好,所以提取的分类特征能够实现其类间、类内识别。对于 MASK 和 MPSK 信号来说,由于其类内的特征均值向量差别较小,因此很难对它们进行类内识别,理论上只能进行类间识别。总之,以上提取的特征参数提供了待识别信号的差别信息,可作为本文原始特征集的元素。在提取上述特征的基础上,可以进一步进行调制模式识别。

5 识别性能分析

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类器^[15]通用性较好,结构简单,鲁棒性强,弥补了神经网络分类器存在的固有问题,并且对于解决小样本、非线性以及高维模式识别问题具有很大的优越性^[16]。本文使用径向基 SVM 测试算法的有效性,得到信号的类间分类正确率,如表 2 所列。

表 2 不同调制方式分类正确率(%)

SNR	MASK	MFSK	MPSK	MSK
0dB	100.00	99.50	97.50	91.00
2dB	99.50	99.00	99.00	92.00
4dB	100.00	100.00	99.50	93.00
6dB	100.00	99.50	99.00	92.00
8dB	100.00	100.00	98.50	96.00
10dB	100.00	100.00	100.00	97.00
12dB	100.00	100.00	99.50	96.00
14dB	100.00	100.00	100.00	99.00
16dB	100.00	100.00	100.00	99.00
18dB	100.00	100.00	99.50	100.00
20dB	100.00	100.00	100.00	99.00

表 2 所列的计算机仿真结果表明:无需任何先验知识,在信噪比为 0dB~20dB,识别类型较多的情况下,基于稀疏系数的特征识别方法在低信噪比下就能够得到较高的调制模式正确识别率。

将本文基于 K-SVD 的稀疏模式识别方法与基于传统完备字典的识别方法进行对比。计算机仿真 10 次,取平均后的结果如图 4 所示。

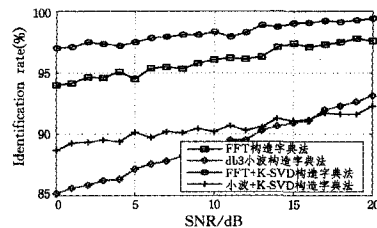


图 4 不同字典构造方法识别率分析

由图 4 可知,使用 K-SVD 算法对字典进行优化后的分类性能明显优于未进行优化的字典,说明与直接使用训练样本构成字典的方法相比,利用 K-SVD 构造的字典能够更好地分析信号,具有更强的稀疏表示能力,获得的特征表现出更好的分类性能。并且对信号进行稀疏处理时,不同的处理方法获得的正确率差异较大,进一步说明了合适的字典对于稀疏表示的重要性。

为了进一步说明新算法的有效性,我们选取参考文献

(下转第 91 页)

- [6] Li J, Wang J H. Design and research of remote debugger and upgraded system for DSP[J]. Semiconductor Photonics and Technology, 2009, 15(1): 89-93
- [7] Dai Zhi-chao, Xiang Ying. Design of Remote Upgrade of Equipment Monitoring System Software[C]//2010 Second International Conference on Information Technology and Computer Science. 2010; 462-465
- [8] 何宾, 朱红林. 基于 GPRS 的 DSP 程序远程升级的研究与实现

(上接第 67 页)

献[3,4]中提取的特征值进行对比,以 7 种信号的整体识别正确率为参照,计算机仿真 10 次取平均值,结果如图 5 所示。

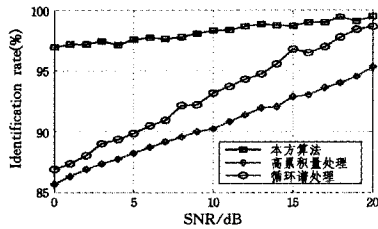


图 5 不同特征提取方法识别率分析

由图 5 可见,稀疏系数表示提取的特征值明显优于其他两种算法,在低信噪比下,其他两种算法的性能大大下降,信噪比为 0dB 时,循环谱处理法识别率为 87%,高阶累积量处理法只有 86%,而本文方法识别率为 97%以上。我们从图中还可以直观地观察到,本文的方法对于高斯白噪声具有很强的抗噪性,其有效性远在传统方法之上,原因在于稀疏性使信号的能量集中在一部分,投影后的数据中噪音减少了,但有用的信息未受影响,将两者各自的优点结合起来,最后得到的特征参数的鲁棒性得到了提高。

结束语 本文针对 7 种常用的数字调制信号进行了仿真,仿真结果表明:利用 K-SVD 算法进行稀疏表示提取的特征值具有更好的特征均值和方差,提高了识别的正确率,充分说明新算法有一定的有效性。但是该算法也有一定的局限性,即该算法在求解稀疏系数时,现有的求解方法计算量庞大而使得算法性能下降,寻找一个性能更好的求解最小范数的优化算法也是今后研究的方向之一。随着稀疏表示研究的深入,越来越多的学者加入到这一新兴方向的研究队伍中,新算法也层出不穷,相信以上问题以后会得到解决。

参考文献

- [1] Dobre O A, Abdi A, Bar-Ness Y, et al. Blind modulation classification: a concept whose time has come[C]//IEEE Sarnoff Symposium. 2005; 223-228
- [2] Hassan K, Dayoub I, Hamouda W. Automatic modulation recognition using wavelet transform and neural network[C]//Pro-

- [9] 姜晓梅, 李祥和, 任朝荣, 等. 基于 ARM 的 IAP 在线及远程升级技术[J]. 计算机应用, 2008, 28(2): 519-521
- [10] 邱杰凡, 李栋, 石海龙, 等. EasiCache: 一种基于缓存机制的低开销传感器网络代码更新方法[J]. 计算机学报, 2012, 35(3): 555-567
- [11] Thanh T, Nam P N, Vu T H, et al. A framework for secure remote updating of bitstream on runtime reconfigurable embedded platforms[C]//2012 Fourth International Conference on Communications and Electronics. 2012; 471-476
- [2] 姜晓梅, 李祥和, 任朝荣, 等. 基于 ARM 的 IAP 在线及远程升级技术[J]. 计算机应用, 2008, 28(2): 519-521
- [3] 吕新正, 魏平, 肖先赐. 利用高阶累积量实现数字调制信号的自动识别[J]. 电子对抗技术, 2004, 19(6): 3-6
- [4] 郭黎利, 齐琳, 王东凯. 软件无线电中基于谱相关理论的调制模式识别技术[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2004, 125(6): 799-802
- [5] 吕铁军, 郭双冰, 肖先赐. 调制信号的分形特征研究[J]. 中国科学(E 辑), 2001, 31(6): 508-513
- [6] 王建新, 宋辉. 基于星座图的数字调制方式识别[J]. 通信学报, 2004, 25(6): 166-173
- [7] Chen J Z, Grigorieff N. SIGNATURE: a single-particle selection system for molecular electron microscopy[J]. J. Struct. Biol, 2007, 157(1): 168-173
- [8] David W, Ben H, Erickson G. The Laplacian of Gaussian and arbitrary z-crossings approach applied to automated single particle reconstruction[J]. Journal of Structural Biology, 2007, 159(1): 122-134
- [9] 杨荣根, 任明武, 杨静宇. 基于稀疏表示的人脸识别方法[J]. 计算机科学, 2010, 37(9): 267-278
- [10] Batu O, Cetin M. Parameter Selection in Sparse-driven SAR I-magine[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(4): 3040-3050
- [11] 冯燕, 何明一, 宋江红. 基于独立成分分析的高光谱图像数据降维及压缩[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(12): 2871-2875
- [12] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Trans. On Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322
- [13] 余丰, 奚吉, 赵力, 等. 基于 CS 与 K-SVD 的欠定盲源分离稀疏分量分析[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2011, 41(6): 1127-1131
- [14] Zhou G, Yang Z, Wu Z, et al. Non-orthogonal joint diagonalization with diagonal constraints[J]. Progress in Natural Science, 2008, 18(6): 735-739
- [15] 何晓琴, 白勇, 冉启阳. 基于支持向量机的 Freegate 软件流量检测研究[J]. 计算机科学, 2012, 39(11): 89-90
- [16] 张翔, 田金文, 肖晓玲, 等. 支持向量机及其在医学图像分类中的应用[J]. 信号处理, 2004, 20(2): 208-212