

# 基于压缩感知原理的融合判别信息的协作表示方法\*

项凤涛,王正志,袁兴生

(国防科技大学 机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 410073)

**摘要:**提出了一种用于视觉分类任务的低计算复杂度且有效的图像表示方法。把协作表示和判别信息结合在统一框架内,是基于协作表示分类方法的一种扩展形式。测试样本的协作表示系数是稀疏的,这种基于冗余和过完备的表示对于遮挡和伪装而言是鲁棒的;此外,通过最小化类内散布矩阵和最大化类间散布矩阵的判别信息的挖掘,对于视觉分类问题也是很有帮助。在一些基准数据库上的实验表明,提出的方法相对于现有的方法而言能够获得更有竞争力的表现。

**关键词:**视觉分类;人脸识别;协作表示;判别模型;稀疏表示

**中图分类号:**TP391 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2013)05-0091-05

## Discriminative and collaborative representation for visual classification based on compressive sensing

XIANG Fengtao, WANG Zhengzhi, YUAN Xingsheng

(College of Mechatronics Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** A low computation complexity, which is a very efficient representation of image for visual classification tasks, is presented. The collaborative representation was combined with discriminative ingredient in a unified framework, which is an extended version of collaborative representation-based classification. The coefficients of collaborative representation of test samples are sparse and robust to occlusion or other disguises based on redundant and over-complete dictionary. Besides, the discriminative information was exploited by minimizing the within-class scatter and maximizing the between-class scatter, which is very helpful for visual classification tasks. Experimental results on some widely used benchmark datasets indicate that the proposed method can achieve competitive performance with other existing works.

**Key words:** visual classification; face recognition; collaborative representation; discriminative model; sparse representation

视觉分类一直是一个活跃的研究领域,近些年,视觉分类和识别在不同的数据库上取得了令人印象深刻的研究成果。随着数字通信、数据获取、数字信号处理等理论和技术的发展,研究人员正遭遇数据洪流的困扰<sup>[1]</sup>。在模式识别领域,科学家和工程师们也面临着同样的问题。他们一直想达到且在追求的目标是使识别算法更快,计算复杂度更低,对于伪装和退化更具有鲁棒性。

模式识别研究的核心是目标的哪类特征可以把有判别力并且信息量丰富的信息传递给机器人或者智能体用来识别<sup>[2]</sup>。设计一个模式识别系统需要谨慎对待以下几点<sup>[3]</sup>:定义模式类别、感知环境、模式表示、特征提取和选择、聚类分析、分类器设计和学习、训练和测试样本的选择以及性能评价。最关键的两个问题是模式的表示和分类,它们对其他阶段的影响很大且很大程度上决定了识别系统的成败。训练和测试图像的维数往

往是很大的,因此降低样本的维度变得十分重要。一些著名的降维方法相继提出,比如主成分分析(PCA),独立成分分析(ICA),局部保留投影(LPP),线性判别分析(LDA)等。

近期,稀疏表示和压缩感知在理论和应用方面吸引了大多数研究者的兴趣。随着人类视觉系统中大脑V1区稀疏表示机制<sup>[4]</sup>的提出和凸优化技术的发展,它们在视觉应用方面得到了广泛的研究,包括:信号分类<sup>[5-6]</sup>,人脸识别<sup>[7]</sup>,图像分析<sup>[8]</sup>,纹理分类<sup>[9]</sup>和目标分类<sup>[10]</sup>。此类方法把识别问题作为通过训练样本构成的冗余完备基,对测试样本进行稀疏表示,该稀疏表示可以通过 $l_1$ -范数最小化得到有效计算。基于稀疏表示的分类方法,关键的是提取的特征数量是否充分和稀疏表示方法是否得当。这种通过使用重建机理的分类方法的原理如图1所示。

Huang等<sup>[6]</sup>率先提出用于信号分类的稀疏表

\* 收稿日期:2013-01-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60835005)

作者简介:项凤涛(1986—),男,安徽太和人,博士研究生,E-mail: xiangfengtiao@nudt.edu.cn;

王正志(通信作者),男,上海人,博士,教授,博士生导师,E-mail: wangzhengzhi@126.com

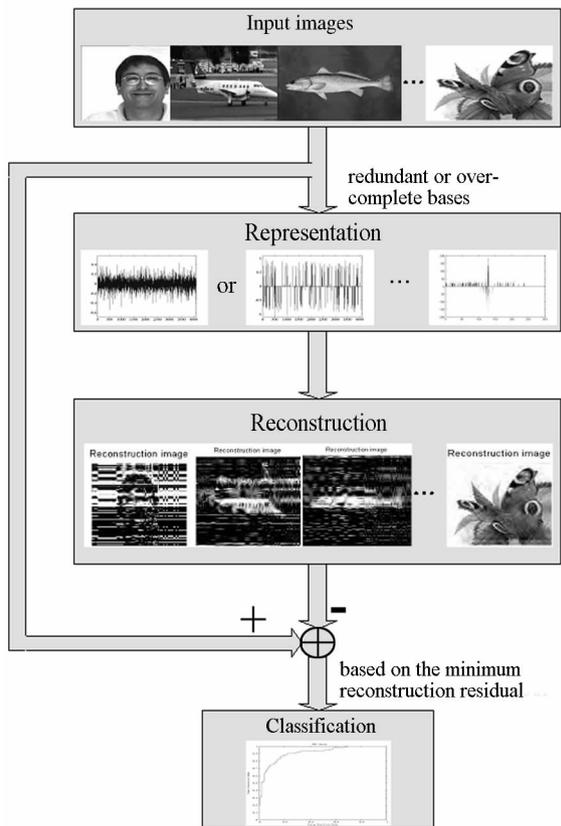


图 1 使用重建方法进行视觉分类的原理图  
Fig. 1 The architecture of visual classification using reconstruction methods

示(SRSC),接着 Wright 等<sup>[7]</sup>提出基于稀疏表示的分类器(SRC),在人脸识别方面取得了巨大的成功,成为稀疏表示在模式识别领域应用的一个催化剂;Yang 等<sup>[10]</sup>提出稀疏编码的线性空间金字塔匹配方法(ScSPM),成功在一些基准数据库上进行图像分类,取得了不错的实验结果。虽然如此,仍有研究人员<sup>[11-13]</sup>开始对过分强调  $l_1$ -范数稀疏约束的分类方法提出了质疑,它们认为在基于稀疏表示的分类器中真正起作用的是协作表示,没有了  $l_1$ -范数凸优化处理,计算复杂度也大大降低,并通过大量的实验证明了该想法。Shi 等<sup>[11]</sup>提出没有任何理论和经验证据表明  $l_1$ -范数对于表示系数的稀疏约束可以提升识别性能和鲁棒性。此外, $l_1$ -范数约束增加了识别算法的计算复杂度,迭代优化过程也使计算成本过高。Rigamonti<sup>[12]</sup>使用浅模块结构的分类流程估计稀疏性对于目标识别和图像分类的影响,发现在特征提取阶段使用简单卷积的滤波器和在字典学习中加入稀疏约束优化的识别性能相当。他们认为稀疏项在图像分类问题中除加重计算负担外对于图像分类问题没有明显的帮助。Zhang 等<sup>[13]</sup>揭示了基于稀疏表示分类器性能如此之好的真正原因是协作表示,并非大多数文献过分强调的  $l_1$ -范数稀疏

约束,并提出基于协作表示的分类器(CRC)。

本文的工作是在协作表示框架中引入判别信息,是对协作表示分类器的一个扩展,命名为基于判别和协作表示的分类器(DCR)。文中除了运用协作表示的优势外,判别信息的引入对于分类识别问题也很有帮助,通过最小化类内差异和最大化类间差异使分类识别性能得到有效提升。我们认为对于一个视觉分类识别问题有效的表示方法是要在泛化和鉴别力之间保持适当的权衡。在一些基准数据库上的实验验证了提出方法的有效性,得到了改善的分类识别性能。

## 1 相关工作介绍

### 1.1 压缩感知背景知识

自 Candès, Tao<sup>[14-15]</sup>和 Donoho<sup>[16]</sup>提出压缩感知(Comprehensive Sensing, CS)理论以来,CS 得到了不同领域研究人员的关注并得到了广泛的应用。CS 的前提条件是可压缩的信号或图像在适当的基底上用很少数量的线性、非自适应的投影能够包含用来重建和处理的足量信息。在我们想要从少量的线性测量中恢复信号的时候,不得不处理  $l_0$ -范数优化问题及其变体。

$$\min_x \|x\|_0 \text{ subject to } \|Ax - y\|_2^2 \leq \epsilon \quad (1)$$

$$\min_x \|y - Ax\|_2 \text{ subject to } \|x\|_0 \leq \epsilon \quad (2)$$

其中式(1)是著名的基追踪问题(Basis Pursuit, BP),式(2)是广泛研究的 LASSO 问题。阈值  $\epsilon$  的大小取决于干扰项的标准差,  $\|\cdot\|_0$  是  $l_0$ -范数,表示向量中非零项的个数。一般情况下,最优化问题(1)和(2)的求解都是 NP 难问题,通常使用贪婪算法或者松弛逼近方法近似求解。其中  $l_1$ -范数最小化方法作为上述问题的凸松弛得到了广泛的研究。

$$\min_x \|x\|_1 \text{ subject to } \|Ax - y\|_2^2 \leq \epsilon \quad (3)$$

图 2 给出了  $l_1$ -范数优化可以作为  $l_0$ -范数稀疏化逼近解的直观几何解释。

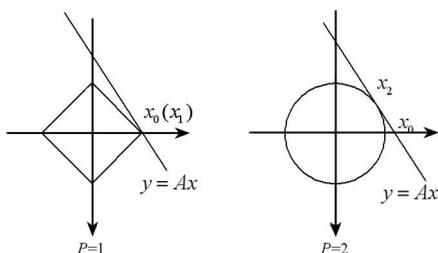


图 2  $y = Ax$  的  $l_p$ -范数求解的直观几何解释  
Fig. 2 Geometry of  $l_p$  ( $p = 1, 2$ ) norm within the  $R^2$  space of the solution of  $y = Ax$ .

## 1.2 基于稀疏表示的分类

基于稀疏表示的分类器 (SRC) 由 Wright 等<sup>[7]</sup>提出,用于富有挑战性的鲁棒人脸识别问题。他们极大地推动了稀疏表示在计算机视觉和模式识别领域的研究。假定训练样本有  $s$  类,用  $A = [A_1, A_2, \dots, A_s]$  代表,  $A_i$  代表第  $i$  类训练样本。首先, SRC 用训练样本的线性组合  $y \approx A\alpha$  来表示测试图像。测试样本  $y$  可以通过最小化如下方程进行编码:

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \{ \|y - A\alpha\|_2 + \gamma \|\alpha\|_1 \} \quad (4)$$

其中  $\hat{\alpha} = [\hat{\alpha}_1; \hat{\alpha}_2; \dots; \hat{\alpha}_s]$ ,  $\hat{\alpha}_i$  是对应的第  $i$  类向量的编码系数,预设标量值  $\gamma$  是用来调整重构误差和稀疏项的权重。该方法的分类原理是每类的重构误差中最小的类就是目标类。

$$r_i(y) = \|y - A_i \hat{\alpha}_i\|_2, \text{ for } i = 1, 2, \dots, s \quad (5)$$

$$\text{identity}(y) = \arg \min_i \{ r_i \} \quad (6)$$

对于遮挡和退化的情况,用单位矩阵作为遮挡字典来编码退化误差。退化的测试样本表示如下:

$$y = y_0 + e = A\alpha + e = [A \quad I] \begin{bmatrix} \alpha \\ \alpha_e \end{bmatrix} \doteq B\omega \quad (7)$$

其中  $y_0$  是原始图像,  $e$  代表退化项。分类原理不变,上述稀疏表示和重构误差的残差框架可以重写为

$$\hat{\omega} = \arg \min_{\omega} \{ \|y - B\omega\|_2 + \gamma \|\omega\|_1 \} \quad (8)$$

$$r_i(y) = \|y - A_i \hat{\alpha}_i - I \hat{\alpha}_e\|_2, \text{ for } i = 1, 2, \dots, s \quad (9)$$

Wright 等通过广泛的实验比较了在 SRC 中不同的特征给识别性能带来的影响,比如 Fisherface, Eigenface 和 Randomface。实验表明分类中真正有帮助的是特征的维度是否足够,而不是选取特征的类型,并取得了良好的实验结果。

## 1.3 基于协作表示的分类

正如文献[7]等表明的那样, SRC 成功的核心是加在表示系数向量上的  $l_1$ -范数稀疏项约束。然而 Zhang 等<sup>[13]</sup>提出在 SRC 和其他相关工作中稀疏项的作用被过分强调,他们提出真正起作用的是协作表示,而不是  $l_1$ -范数稀疏项的约束。他们在 SRC 中用  $l_2$ -范数取代  $l_1$ -范数取得了可比较的人脸识别结果,命名为 CRC,其框架为

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \{ \|y - A\alpha\|_2 + \gamma \|\alpha\|_2 \} \quad (10)$$

CRC 分类原理与 SRC 类似,同样是重建残差最小的为目标类。

冗余字典的列数大于行数,冗余表示在图像去噪和恢复方面已经取得了成功的应用。而人脸

识别问题多数情况下训练样本数并不充分,这种情况下不得不用所有类的训练样本构造冗余字典。SRC 中,作者就是在一个由所有样本组成冗余字典上表示测试样本,并加上  $l_1$ -范数稀疏项。

正则化的最小二乘方程式有解析解,对其右边求导得到

$$\hat{\alpha} = (A^T A + \lambda I)^{-1} A^T y \quad (11)$$

CRC 采用的分类机制是结合了表示残差和表示系数的  $l_2$ -范数的比值作为分类的依据。

$$r_i(y) = \|y - A_i \hat{\alpha}_i\|_2 / \|\hat{\alpha}_i\|_2 \quad (12)$$

实验表明,在人脸识别方面 CRC 的识别性能与 SRC 几乎相当,但极大地降低了计算复杂度,缩短了计算时间。

## 2 用于视觉分类的协作和判别表示

### 2.1 结合作表示和判别因素的原因

文献[13]中, Zhang 等通过大量实验证明了在 SRC 人脸识别中协作表示的真正作用。随后,他们提出了松弛的协作表示<sup>[17]</sup> (RCR) 和稀疏表示的判别式字典学习<sup>[18]</sup> (FDDL),用于挖掘测试样本中特征的判别性和相似性。近年来,结合重构表示和判别表示的目标分类方法得到了广泛研究。在一定程度上,稀疏表示或协作表示可以作为重构表示方法,此类方法是保留尽量多的信息以准确地逼近测试样本,它们是任务独立的。而判别表示并不能为重建提供原始数据,这类任务相关的方法往往在分类识别问题中表现良好。本文旨在提出一个新的用于视觉分类任务的表示框架,结合重构模型和判别信息的分类器,以提升分类的准确率和鲁棒性。本文中的重建模型就是协作表示,将提供用于更新重建表示的足量冗余信息,其中的判别模型使得用于视觉分类的表示更有效且鲁棒。

### 2.2 基于判别和协作表示的分类

很多文献<sup>[12-13]</sup>在分类识别任务中直接或间接地强调测试样本的协作表示的作用,所以结合判别和协作表示的想法是合理的。协作表示方法用来寻找所有训练样本的弱稀疏的线性组合以用来更好地描述测试样本,它们不需要训练数据的任何先验信息;判别方法以不同的原理设计,更适合分类问题,它们假定训练样本的先验信息是已知的。通过表示系数  $\alpha$  的最大化类间分布和最小化类内分布,相应表示为  $S_B(\alpha)$  和  $S_W(\alpha)$ ,来使测试样本的表示系数更具有判别性。 $S_W(\alpha)$  和  $S_B(\alpha)$  的定义如下:

$$S_W(\alpha) = \sum_{i=1}^s \sum_{\sigma_k \in \alpha_i} (\sigma_k - m_i)(\sigma_k - m_i)^T \quad (13)$$

$$S_B(\alpha) = \sum_{i=1}^s n_i(m_i - m)(m_i - m)^T \quad (14)$$

其中  $n_i$  表示  $A_i$  类的训练样本数,  $m_i$  和  $m$  分别表示系数  $\alpha_i$  和  $\alpha$  的平均向量。

在此,定义判别模型为类内散步矩阵和类间散步矩阵迹的差。从以上分析我们知道,  $l_2$ -范数约束和  $l_1$ -范数约束在识别性能上表现相当,前提是当训练样本不充分时,使用所有的训练数据而不是单单某一类的训练样本来表示测试图像。为了使表示对分类更有效,我们提出了判别和协作表示的分类机制。

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \{ \|y - A\alpha\|_2^2 + \gamma \|\alpha\|_2^2 + \beta f(\alpha) \} \quad (15)$$

其中  $\gamma$  和  $\beta$  是平衡协作表示和判别信息的正则化参数。

$$\begin{aligned} f(\alpha) &= \text{tr}(S_W(\alpha) - S_B(\alpha)) \\ &= \|\alpha - M_i\|_2^2 - \sum_{j=1}^s \|M_j - M\|_2^2 \end{aligned} \quad (16)$$

其中  $M_j$  和  $M$  代表第  $j$  类和所有类的平均向量矩阵。 $\gamma \|\alpha\|_2^2 + \beta f(\alpha)$  的凸性在文献[18]中给出了详细证明,感兴趣的读者可以参考。通过对方程(15)进行求导,可以得到解析解为

$$\hat{\alpha} = (A^T A + \gamma \cdot I + \beta \cdot I)^{-1} (A^T y + \beta \cdot M_i) \quad (17)$$

分类阶段,每一类的表示残差依然作为分类的依据。另外,表示系数也带有对识别有帮助的判别信息,与 CRC 相似,其分类原理如下

$$r_i = \frac{\|y - A_i \alpha_i\|_2}{\|\alpha_i\|_2} \quad (18)$$

其中  $A_i$  和  $\alpha_i$  分别代表训练样本集和第  $i$  类的表示系数向量。测试样本的分类为

$$\text{identity}(y) = \arg \min_i \{ r_1(y), r_2(y), \dots, r_s(y) \} \quad (19)$$

提出的 DCR 算法的步骤总结如下

- (1) 输入训练样本和测试样本。
- (2) 规范化由训练样本组成的字典  $A$  的列,得到单位化的  $l_2$ -范数。

(3) 在字典  $A$  上对  $y$  进行编码

$$\hat{\alpha} = (A^T A + \gamma \cdot I + \beta \cdot I)^{-1} (A^T y + \beta \cdot M_i)$$

其中  $M_i$  是第  $i$  类编码系数的平均向量矩阵。

(4) 计算表示残差如下

$$r_i = \|y - A_i \alpha_i\|_2 / \|\alpha_i\|_2。$$

(5) 输出识别结果

$$\text{identity}(y) = \arg \min_i \{ r_i(y) \}。$$

## 3 实验与分析

### 3.1 人脸识别

人脸识别算法的进展和人脸数据库的获取关联在一起,在可控条件下,不同的影响因素得到不同的面部图像,在此使用常用的 Extended Yale B 数据库。和已有工作类似,权值参数通过交叉验证方式确定,本实验中  $\gamma = 0.001$ ,  $\beta = 0.005$ 。

Extended Yale B 数据库中包含 38 个人,2414 个正面人脸图像,不同控制光照条件下每个人大约 64 幅图像,图 3 给出了一些例子。为了保证公平比较,对原始人脸图像作预处理,把图像裁剪并且规范化为  $50 \times 45$ 。在接下来的人脸识别实验

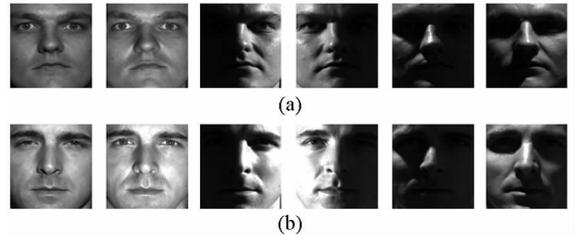


图 3 Extended Yale B 数据库中的一些示例

Fig. 3 Some instances of extend Yale B

中使用的特征脸的维数分别是 90、160、300。每人中随机选择的 32 幅图像作为训练样本,剩下的作为测试样本,本例中训练样本相对充足。在 NN、SVM<sup>[19]</sup>、DKSVD<sup>[20]</sup>、SRC<sup>[7]</sup>、CRC<sup>[13]</sup>、FDDL<sup>[18]</sup> 和 DCR 的比较结果如表 1。从表中可以

表 1 Extended Yale B 上不同方法的对比试验

Tab. 1 The comparison of recognition accuracy among various methods on the extend Yale B database

Dimensions	90	160	300
NN	56.89%	60.38%	62.49%
SVM	84.12%	85.81%	87.67%
DKSVD	66.54%	71.52%	79.23%
SRC	88.93%	91.74%	92.89%
CRC	88.67%	91.82%	92.90%
FDDL	89.39%	91.84%	93.28%
DCR	89.83%	92.35%	94.16%

看出 SRC 和 CRC 的识别率相差无几,此外,在相同维度的特征向量时,用协作表示方法(SRC、CRC、DCR)的识别率比其他经典方法至少高出 4.6%。实验中,我们提出的 DCR 方法的识别性能比其他现有方法要好,说明了判别信息的引入对于重建类识别方法性能的提升的确很有帮助。

### 3.2 目标分类

本节验证提出的方法在目标识别任务的性

能,所选用的基准数据库是 COIL100。COIL100 数据库是 COIL20 的一个扩展的彩色图像数据库,它含有 100 类,每类含有 72 幅图像,它是把目标物放在一个转台上旋转一周,每旋转 5 度捕捉一张图像,一些目标物的灰度图像如图 4 所示。使用前 36 个图像作为训练样本,剩下的用来测试。为了保证公平比较,试验中保留的特征向量的维数是 300,通过交叉验证得到的权值参数为  $\gamma = 0.001$ 、 $\beta = 0.05$ ,详细的实验结果见表 2。考虑到数据库的特殊性,由于数据获取的方式,使得类内差异和类间差异比较大,类别数相对较多。从表中可见,提出的 DCR 方法要好于其他方法,相比较而言至少高出 3%。可能因为类内差异和类间差异大,对于自身对称的目标个体而言,识别率相比不对称的要高,对于总体而言,这也许就是 FDDL 的识别率甚至比 SVM 还要低的缘故。融入判别信息后,除了表示系数和残差外,对于分类识别也提供了更多有益的判别信息,提出的算法的识别率要提高很多。该实验再次验证了结合判别信息对于协作表示类的识别方法是有帮助的。



图 4 COIL100 数据库中一些样本图像

Fig. 4 Some samples of the COIL100 dataset

## 4 结论

本文提出了一种基于协作和判别的表示方法用于视觉分类任务,它结合了两种方法的优点,我们把它分别用于人脸识别和目标分类任务中。该方法是 CRC 的一个扩展版本,它把协作表示和判别信息结合在一个统一的框架内。提出的 DCR 方法的分类能力有两个方面,一方面,它可以由对应训练样本集较好地表示测试样本,其他类的表示则相对较差,该表示对于遮挡等退化因素是鲁棒的;另一方面,它产生的表示系数通过最小化类内差异和最大化类间差异包含用于分类有益的判别信息。该方法有效地挖掘了样本的相似性和鉴别性,并且相对于已有方法而言,获得了不错的实验性能。今后应在一些更有挑战性的、大规模的目标分类数据库上做更多的研究,以验证本方法的普适性。

表 2 COIL100 数据库上对比实验结果

Tab. 2 Results of recognition rate on COIL100 dataset

Methods	NN	SVM	SRC	FDDL	CRC	DCR
Recognition rate (%)	71.14	78.62	73.34	80.83	72.08	81.97

## 参考文献 (References)

- [1] Baraniuk R G. More is less: signal processing and the data deluge[J]. Science, 2011, 331: 717 - 719.
- [2] Yang A Y, Wright J, Ma Y. Feature selection in face recognition: a sparse representation perspective [R]// Technical Report No. UCB/ECS - 2007 - 99. 2007, University of California at Berkeley.
- [3] Jain A K, Duin R P W, Mao J. Statistical pattern recognition: a review[J]. IEEE Trans PAMI, 2000, 22(1): 4 - 37.
- [4] Olshausen B A, Field D J. Sparse coding with an overcomplete basis set: a strategy employed by V1? [J]. Vision Research, 1997, 37(23): 3311 - 3325.
- [5] Haupt J, Castro R, Robert N. Compressive sampling for signal classification [C]//Proceedings of Fortieth Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, CA. 2006: 1430 - 1434.
- [6] Huang K, Aviyente S. Sparse representation for signal classification [C]//Neural Information Processing Systems, 2006: 609 - 616.
- [7] Wright J, Yang A, Ganesh A. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Trans. on PAMI, 2009, 31(2): 210 - 227.
- [8] Bach F, Mairal J, Ponce J. Sparse coding and dictionary learning for image analysis[C]//CVPR, San Francisco, USA, 2010: 1 - 8.
- [9] Liu L, Fieguth P. Texture classification using compressed sensing[C]//Proceedings of Canadian Conference Computer and Robot Vision. 2010: 71 - 78.
- [10] Yang J, Yu K, Gong Y H. Linear spatial pyramid matching using sparse coding for image classification[C]//Proceedings of CVPR, Miami, FL, USA, 2009: 1 - 8.
- [11] Shi Q, Eriksson A, Shen C H. Is face recognition really a compressive sensing problem? [C]//Proceedings of CVPR. 2011, 553 - 560.
- [12] Rigamonti R, Brown M A, Lepetit V. Are sparse representations really relevant for image classification? [C]//Proceedings of CVPR, Colorado Springs, USA, 2011: 1 - 8.
- [13] Zhang L, Yang M, Feng X. Sparse representation or collaborative representation: which helps face recognition? [C]//Proceeding of ICCV. 2011: 1 - 8.
- [14] Candès E, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Trans. on Information Theory, 2006, 52(2): 489 - 509.
- [15] Candès E, Romberg J, Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. Comm. Pure and Applied Math., 2006, 59(8): 1207 - 1223.
- [16] Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Trans. on Information Theory, 2006, 52(4): 1289 - 1306.
- [17] Yang M, Zhang L, Zhang D. Relaxed collaborative representation for pattern classification [C]//Proceedings of CVPR, Rhode Island, 2012: 1 - 8.
- [18] Yang M, Zhang L, Feng X C. Fisher discrimination dictionary learning for sparse representation [C]//Proceedings of ICCV, Barcelona, Spain, 2011: 1 - 8.
- [19] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(27): 1 - 27.
- [20] Zhang Q, Li B. Discriminative K-SVD for dictionary learning in face recognition [C]//Proceedings of CVPR, San Francisco, USA, 2010: 1 - 8.