

基于多级纹理频谱特征与 PCA 的人脸识别算法

党鑫鹏, 刘文萍*

(北京林业大学 信息学院, 北京 100083)

(* 通信作者电子邮箱 wendyl@vip.163.com)

摘要:针对主成分分析(PCA)算法在人脸识别中识别率低的问题,提出一种图像纹理频谱特征与 PCA 相结合的人脸识别算法。该算法利用纹理单元算子提取人脸图像纹理频谱特征,然后用 PCA 对所提取的特征降维,最后利用最近邻(KNN)分类器进行人脸识别。在 ORL 人脸库和 Yale 人脸库上对所提出的算法进行了测试,识别率均高于 PCA、模块化二维 PCA(M2DPCA)等方法,分别为 96.5% 和 95%。实验结果表明了该算法的有效性和准确性。

关键词:人脸识别;图像纹理频谱;纹理单元;主成分分析;K 最近邻分类器

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A

Face recognition algorithm based on multi-level texture spectrum features and PCA

DANG Xin-peng, LIU Wen-ping*

(College of Information, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: To improve the recognition rate of Principal Component Analysis (PCA) algorithm in face recognition, a new algorithm combining the image texture spectrum feature with PCA was proposed. Firstly, the texture unit operator was used to extract the texture spectrum feature of the face image. Secondly, PCA approach was used to reduce the dimensions of the texture spectrum feature. Finally, K-Nearest Neighbor (KNN) classification was chosen to recognize the face. ORL and Yale face database were used to test the proposed algorithm, and the recognition accuracies were 96.5% and 95% respectively, which were higher than those of PCA and Modular Two-Dimensional PCA (M2DPCA). The experimental results demonstrate the efficiency and accuracy of the proposed algorithm.

Key words: face recognition; image texture spectrum; texture unit; Principal Component Analysis (PCA); K-Nearest Neighbor (KNN) classification

0 引言

人脸识别技术作为一种图像分析和图像理解技术^[1],现已广泛应用在社会安全保障、身份认证以及军事法律等领域。人脸作为一种生物特征,具有唯一性和稳定性,已成为安防检查的一种重要特征。因此,人脸识别技术的准确性与高效性对保障社会安全有重要意义。

人脸识别主要有特征提取与分类识别两个步骤。特征提取是用一定的方法提取表征人脸图像的特征数据,通常有基于几何特征的方法、基于模板匹配的方法^[2-4]以及基于代数特征的方法^[5-9]。特征的稳定性以及有效性直接影响到人脸识别结果的准确性,因此特征提取方法非常重要。分类识别是对测试样本进行特征匹配的一个过程。采用纹理分析方法提取人脸图像纹理特征具有快速、准确的优点,能提取出人脸图像局部的细微特征以及人脸的轮廓信息(如眉毛、眼睛、鼻子和下巴等)。纹理频谱(Texture Spectrum, TS)^[10]方法作为一种图像灰度范围内的纹理分析技术,具有以下优点:1)准确地描述了图像的局部特征;2)算法简单快速。TS方法对图像中的每一个像素点采用与之最匹配的一个局部邻域值标记该像素点,准确地表示了该像素点周围的纹理信息。TS方法目前多用于纹理分析^[11]和图像分割^[12-13]领域。主元分析方法(Principal Component Analysis, PCA)是一种经典的人脸识

别方法,其基本思想是对高维的人脸图像数据进行降维,并提取主元特征,构造特征空间。训练样本与待识别样本分别投影到特征空间得到投影系数,用投影系数作识别。本文首先利用 TS 方法提取人脸图像的纹理特征,然后利用 PCA 方法对提取的特征降维,构造特征空间,并把训练样本与测试样本投影到特征空间得到投影系数,最后用 K-最近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)分类器作识别;并建立了一个基于 TS 特征与 PCA 方法的人脸识别系统。该系统在各个标准人脸数据库上都有较高的人脸识别准确率。系统流程如图 1 所示。

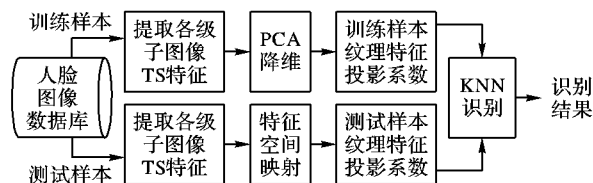


图 1 基于多级 TS 特征与 PCA 方法的人脸识别系统流程

图 1 中的训练样本与测试样本分别采用标准人脸数据库中每一个人的不同人脸图像(训练样本与测试样本无交集),识别结果为该系统对测试人脸图像的人脸识别准确率。

1 本文提出的人脸识别算法

本文提出的人脸识别算法(本文称之为 TS + PCA),其算

收稿日期:2012-01-16;修回日期:2012-03-08。

基金项目:中央高校基本科研业务专项资金资助项目(YX2011-28);国家 973 计划项目(2009CB421105)。

作者简介:党鑫鹏(1989-),男,山西临汾人,硕士研究生,主要研究方向:人脸识别、数字图像处理;刘文萍(1971-),女,河北清苑人,副教授,博士,主要研究方向:数字图像处理、视频分析与检索、模式识别、人工智能。

法流程如图2所示。首先,把图像分成四级,用TS方法提取每一级人脸图像的纹理特征;然后,用PCA方法对提取的每一级人脸图像纹理特征进行降维,得到每一级图像的特征空间,把每一级图像的原高维特征投影到特征空间,得到每一级图像的投影系数;最后,用KNN分类器完成人脸识别。不同的人脸图像具有不同的纹理特征,而同一个人的人脸纹理特征则具有很强的相似性。采用纹理分析技术能得到稳定的人脸纹理特征,从而得到较高的人脸识别准确率。

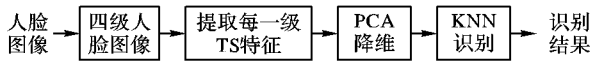


图2 计算一幅图像纹理频谱序列算法流程

1.1 TS特征提取方法

TS特征的提取基于纹理单元(Texture Unit, TU), TU通过制定像素窗口中心点像素灰度值与周围像素灰度值之间的大小关系建立关系序列。对于一个 3×3 的像素窗口, 设中心点像素灰度值为 p_0 , 周围像素灰度值为 $p_i (i = 1, 2, \dots, 8)$ 。定义一个包含8个元素的纹理单元算子(Texture Unit Operator, TUO), $TUO = \{E_1, E_2, \dots, E_8\}$, 设 E_i 是纹理单元算子中的第 i 个元素的值, E_i 的大小由式(1)计算得到:

$$E_i = \begin{cases} 0, & p_i < p_0 \\ 1, & p_i = p_0; i = 1, 2, \dots, 8 \\ 2, & p_i > p_0 \end{cases} \quad (1)$$

图3为一个 3×3 像素窗口(图(a))转换成一个TU窗口(图(b))。

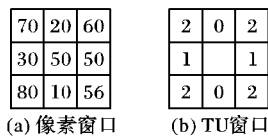


图3 基本的纹理单元算子

设 E_i 起始位置为TU窗口左上角, 按顺时针方向排列得到一个 $TUO = \{2, 0, 2, 1, 2, 0, 2, 1\}$ 。TUO中的每一个元素可以有三种不同的取值, 8个元素一共有 3^8 种不同的算子, 包含了中心像素8个不同方向的纹理信息, 详细地反映了图像的纹理细节信息。对于每一种算子, 用式(2)得到该算子对应的纹理标签(Texture Unit Label, TUL):

$$TUL = \sum_{i=1}^8 3^{i-1} E_i; TUL \in \{0, 1, \dots, 6560\} \quad (2)$$

其中 E_i 是 $TUO = \{E_1, E_2, \dots, E_8\}$ 单元中的第 i 个元素的值。TU窗口的起始位置可以在 3×3 邻域的任意一个位置, TU算子中8个元素值的顺序不唯一, 本文把TU窗口的左上角作为TUO的起始位置。对图3(a)所示的像素窗口, 首先把像素窗口转换为一个TU窗口, 左上角作为起始位置得到 $TUO = \{2, 0, 2, 1, 2, 0, 2, 1\}$, 由式(2)得到TUL值为3854。计算图像中每个像素的TUL就得到整幅人脸图像的TS特征, TS特征反映的是一幅图像中不同纹理单元的频率。公式如下:

$$H_i = \sum_{x,y} I\{f_i(x,y) = i\}; i = 0, 1, \dots, 6560 \quad (3)$$

其中 $I\{A\} = \begin{cases} 1, & A \text{ 为真} \\ 0, & A \text{ 为假} \end{cases} \quad (4)$

TS特征反映了人脸图像中细微结构的分布, 如点、边及面部平坦区域。人脸有固定的结构, 直接求整幅人脸图像的TS特征, 得到的是人脸图像整体轮廓。若加入人脸图像的结

构信息, 突出人脸中比较重要的部分, 如眼睛、鼻子、嘴巴等, 会在很大程度上增强提取的特征所包含的信息。因此, 为了更好地表示人脸, 加入人脸空间结构信息, 把人脸图像分成 n 区域 R_0, R_1, \dots, R_{n-1} 。则加入人脸空间结构信息的TS特征表示为:

$$H_{i,j} = \sum_{x,y} I\{f_i(x,y) = i\} I\{(x,y) \in R_j\} \quad (5)$$

其中: $i = \{0, 1, \dots, 6560\}, j = \{0, 1, \dots, n-1\}$ 。

式(5)既包含了图像的纹理信息, 又包含了人脸的空间结构信息, 能表征人脸固有的特征。但对于每一级图像就有6561个特征, 多级则维数过高。本文采用PCA方法对每一级图像的特征降维。

1.2 PCA方法降维

PCA方法的核心是霍特林(Karhunen-Loeve, K-L)变换, K-L变换把高维度数据映射到特征空间, 得到投影系数, 同时降低维数空间。PCA方法降维过程概述如下:

设有 M 个向量组成的矩阵 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_M\}^T$, 其中 x_i 为 N 维的向量, 则 X 为 $N \times M$ 维的矩阵。

设矩阵 X 的均值向量 ψ 为:

$$\psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (6)$$

每个向量 x_i 与均值 ψ 的差值向量 A_i 为:

$$A_i = x_i - \psi \quad (7)$$

定义矢量的协方差矩阵 C 为:

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i A_i^T \quad (8)$$

X 是 $N \times M$ 维的矩阵, 则 C 为 $N \times N$ 维的矩阵。求解协方差矩阵 C 的特征值与特征向量, 将特征向量按照特征值大小从大到小排序, 得到转换矩阵 W 。再把矩阵 X 投影到 W 中, 得到投影系数。K-L变换前后向量的数量没有发生变化, 但是变换前后向量的数值发生了变化, 出现了许多极小的数值, 删除较小冗余的分量, 保留必要的分量, 完成对高维数据的降维。

本文算法采用PCA方法对样本图像对应每一级所提取的特征值进行降维, 再把每幅图像每一级特征降维后得到的投影系数连接起来作为每张图像的有效鉴别特征。最后获得的有效鉴别特征减少了特征维数, 同时加入了人脸空间结构信息, 减少了对单一图像纹理特征下局部有效鉴别信息的丢失。同时增加了对姿态以及局部光线变化的鲁棒性, 提高了算法的准确率。

1.3 KNN分类器

KNN分类器是最近邻分类器(1-Nearest Neighbor Classification, 1NN)的推广, 是一种简单成熟的分类方法。1NN将所有训练样本的特征都作为代表点, 在分类时需计算待识别样本的特征到所有训练样本对应特征的距离, 选取与待识别样本距离最近的样本作为结果。KNN分类器选出待识别样本的 k 个最近邻, 选取 k 近邻中属于某一类最多的类作为结果。为了克服单个样本的偶然性, 本文采用KNN分类器作为识别分类器。

KNN分类器有多种距离测度方法, 常用的有:

1) 欧氏距离。

$$D^2(S, M) = \sum_{i=1}^N (S_i^2 - M_i^2) \quad (9)$$

2) 绝对值距离。

$$D(S,M) = \sum_{i=1}^N |S_i - M_i| \tag{10}$$

3) 马氏距离。

$$D(S,M) = - \sum_{i=1}^N \frac{S_i M_i}{\sqrt{\lambda_i}} \tag{11}$$

4) 余弦距离。

$$D(S,M) = - \cos(S,M) = - \frac{\sum_{i=1}^N S_i M_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^N S_i^2 \sum_{i=1}^N M_i^2}} \tag{12}$$

其中: N 是 TS 有效鉴别特征的维数, S_i 和 M_i 分别表示为训练样本和测试样本在第 $i(i \in [1,N])$ 维投影系数。本文对所有距离测度方法进行了实验,结果表明采用欧氏距离作为测度方法的分类器识别效率最高,以下的实验结果皆是采用欧氏距离作为距离测度标准。

2 实验结果及分析比较

本文的实验对象基于英国剑桥 Olivetti 实验室(Olivetti Research Laboratory, ORL)人脸数据库与耶鲁大学(Yale)人脸数据库的所有样本图像。为了验证 TS + PCA 算法的有效性,对比了 TS + PCA 算法与传统 PCA 算法、局部二值模式算法(Local Binary Pattern, LBP)^[14]、模块二维主分量分析方法(Modular Two-Dimensional PCA, M2DPCA)^[15]以及基于 PCA 算法的小波包变换方法^[16]的实验结果,给出了各种算法的识别率比较结果。其中,LBP 方法是一种经典的基于纹理分析的人脸识别方法,与 TS 方法类似;M2DPCA 方法是 PCA 方法的一种重要改进方法,具有一定的意义;基于小波包变换提取特征的人脸识别方法是近年来发展较快的一种方法。

2.1 ORL 人脸数据库实验结果

ORL 人脸数据库共有 40 人,每人 10 幅图片,包括人种、性别、面部表情、姿态变化以及面部眼镜遮挡变化,是人脸识别研究经典的人脸数据库。

实验作了两个方面的研究:一方面研究特征维数与识别率的关系;另一方面研究训练样本数、测试样本数与识别率的关系。为了研究特征维数与识别率的关系,实验选取每个人的前 5 幅图像作为训练样本,剩余的 5 幅图像作为测试样本,训练样本和识别样本总数均为 200。图 4 给出了 TS + PCA 方法与 PCA 方法在不同维数下的实验结果比较。为了研究训练样本数、测试样本数与识别率的关系,在 90 维范围内对 TS + PCA、PCA、LBP、改进的 M2DPCA 以及小波包 + PCA 方法做实验,取每种方法的最高识别率作比较,结果如表 1。

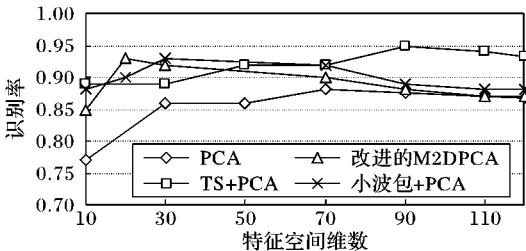


图 4 ORL 上各方法在不同维数下的识别率

在图 4 中,TS + PCA 方法与 PCA 方法在 90 维左右取得最高的识别率;改进的 M2DPCA 方法在 20 维左右识别率达到最高;小波包 + PCA 方法在 30 维左右识别率最高。对于 TS + PCA 方法,当维度大于 90 时,识别率反而下降。取每一

种方法的最高识别率作对比,TS + PCA 方法的识别率最高。

由表 1 可知,当训练样本数为 5 时,TS + PCA 方法的识别率为 95%,高于另外四种方法;当训练样本数为 7,测试样本数为 3 时,TS + PCA 方法的识别率为 96.5%,仍高于另外四种方法。

表 1 ORL 上各方法在不同训练样本数下的识别率

算法	训练样本数	测试样本数	识别率/%
PCA	5	5	88.0
LBP	5	5	77.5
改进的 M2DPCA	5	5	93.0
小波包 + PCA	5	5	92.9
TS + PCA	5	5	95.0
PCA	7	3	90.0
LBP	7	3	85.5
改进的 M2DPCA	7	3	94.3
小波包 + PCA	7	3	94.0
TS + PCA	7	3	96.5

2.2 Yale 人脸数据库实验结果

Yale 人脸数据库由耶鲁大学计算视觉与控制中心创建,包含 15 位志愿者的 165 张图片,每个 1 张图片,包含光照、表情和姿态的变化。

在 Yale 人脸数据库上,采用与 ORL 人脸数据库上一样的实验方式。为了研究特征维数与识别率的关系,选择每个人的前 5 幅图像作为训练样本,剩余的 6 幅图像作为测试样本,实验结果如图 5 所示。为了研究训练样本数、测试样本数与识别率的关系,在 90 维范围内对以上五种方法做实验,取每种方法的最高识别率作比较,结果如表 2 所示。

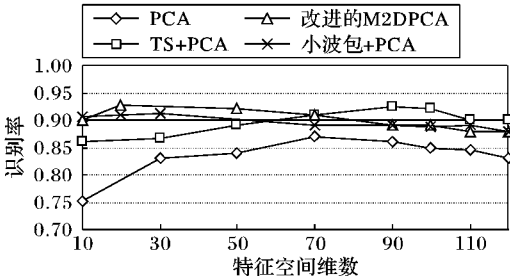


图 5 Yale 上各方法在不同维数下的识别率

表 2 Yale 上各方法在不同训练样本数下的识别率

算法	训练样本数	测试样本数	识别率/%
PCA	5	6	87.0
LBP	5	6	80.0
改进的 M2DPCA	5	6	92.7
小波包 + PCA	5	6	91.3
TS + PCA	5	6	92.5
PCA	7	4	91.5
LBP	7	4	87.0
改进的 M2DPCA	7	4	94.0
小波包 + PCA	7	4	93.0
TS + PCA	7	4	95.0

在图 5 中,改进的 M2DPCA 方法与小波包 + PCA 方法在 20 维左右识别率最高,原始 PCA 方法以及本文提出的 TS + PCA 方法在 90 维左右识别率最高。其中,改进的 M2DPCA 方法的最高识别率与 TS + PCA 的最高识别率比较相近,并且都高于另外两种方法。

由表2可知,当训练样本数为5时,TS+PCA方法的识别率为92.5%,略低于改进的M2DPCA方法,但高于另外三种方法;当训练样本数为7,测试样本数为4时,TS+PCA方法的识别率为95%,高于改进的M2DPCA方法,同时高于另外三种方法。

3 结语

本文介绍了一种新型的基于纹理的人脸识别方法,利用纹理分析技术提取人脸图像的TS特征,保障了特征的稳定高效性;PCA算法对高维的特征降维,解决了维数过高的问题;KNN分类器完成人脸识别,识别率高于PCA算法和LBP算法。然而,光照变化会对识别率产生影响,如何提高该方法在复杂情况下的识别率是进一步研究的重点。

参考文献:

- [1] 薛冰,郭晓松,蒲鹏程. 人脸识别技术综述[J]. 四川兵工学报, 2010, 31(7): 119-121.
- [2] SAMALIA F. Face recognition using hidden Markov models[D]. Cambridge: University of Cambridge, 1994.
- [3] 张练兴, 罗烈. 置信度判别嵌入式隐马尔可夫模型人脸识别[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(5): 1987-1990.
- [4] SIGARI M H. Best wavelength selection for Gabor wavelet using GA for EBCG algorithm [C]// ICMV 2007: International Conference on Machine Vision. Piscataway: IEEE, 2007: 35-39.
- [5] KIRBY M, SIROVICH L. Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(1): 103-108.
- [6] NICHOLL P, AMIRA A. DWT/PCA face recognition using automatic coefficient selection[C]// Proceedings of the 4th IEEE International Workshop on Electronic Design. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2008: 390-393.
- [7] ZHU YULIAN, LIU JUN, CHEN SONGCAN. Semi-random subspace method for face recognition [J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(9): 1358-1370.
- [8] HYVÄRINEN A, KARHUNEN J, OJA E. Independent component analysis [M]. New York: John Wiley & Sons, 2001: 147-164.
- [9] 黄璞, 陈才扣. 基于局部人脸图像的ICA人脸识别方法[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(11): 2550-2553.
- [10] HE D-C, WANG L. Texture Unit, texture spectrum, and texture analysis [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1990, 28(1): 509-513.
- [11] 陆春君, 陈松灿, 谭晓阳. 基于纹理频谱子集的纹理识别[J]. 江南大学学报: 自然科学版, 2007, 6(6): 753-757.
- [12] BARCELO A, MONTSENY E, SOBREVILLA P. Fuzzy texture unit and fuzzy texture spectrum for texture characterization[J]. Fuzzy Sets and Systems: Image Processing, 2007, 158(3), 239-252.
- [13] HUNG C-C, PHAM M, ARASTEH S, *et al.* Image texture classification using texture spectrum and local binary pattern [C]// IGARSS 2006: IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway: IEEE, 2006: 2750-2753.
- [14] AHONEN T, HADID A, PETIKAINEN M. Face description with local binary patterns: application to face recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12): 2037-2041.
- [15] 张岩, 武玉强. 改进的模块2DPCA人脸识别算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(7): 228-230.
- [16] 杨颖娟. 基于PCA算法和小波包变换的人脸识别技术[J]. 微电子学与计算机, 2011, 28(1): 92-94.
- [17] DO T T, GAN L, NGUYEN N, *et al.* Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing [C]// 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway: IEEE, 2008: 581-587.
- [18] MO QUN, SHEN YI. Remark on the restricted isometry property in orthogonal matching pursuit[EB/OL]. [2012-01-18]. http://www.paper.edu.cn/index.php/default/en_releasepaper/content/4408549.
- [19] MALEH R. Improved RIP analysis of orthogonal matching pursuit [EB/OL]. [2012-01-18]. <http://arxiv.org/abs/1102.4311>.
- [20] 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): 267-270.
- [21] CANDÈS E J, TAO T. Decoding by linear programming[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2005, 51(12): 4203-4215.
- [22] WRIGHT J, MA Y. Dense error correction via ℓ_1 -minimization [C]// ICASSP 2009: IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2009: 3033-3036.
- [23] 邓承志. 图像的稀疏表示及其应用研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2008.
- [24] GEORGHIADES A S, BELHUMEUR P N, KRIEGMAN D J. From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(6): 643-660.
- [25] 方红, 杨海蓉. 贪婪算法与压缩感知理论[J]. 自动化学报, 2011, 37(12): 1413-1421.

(上接第2315页)

- [4] YANG A Y, ZHOU Z, MA Y, *et al.* Towards a robust face recognition system using compressive sensing [C]// Proceedings of Interspeech: 11th Annual Conference of the International Speech Communication Association. Makuhari, Chiba: [s. n.], 2010: 2250-2253.
- [5] WRIGHT J, GANESH A, YANG A Y, *et al.* Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227.
- [6] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4665.
- [7] SHA W. Orthogonal matching pursuit algorithm for compressive sensing [CP/OL]. [2011-09-01]. <http://www.eec.hku.hk/~wsha/Freecode/freecode.htm>.
- [8] KARABULUT G Z, MOURA L, PANARIO D, *et al.* Flexible tree-search based orthogonal matching pursuit algorithm [C]// ICASSP '05: IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2005: 673-676.
- [9] NEEDELL D, VERSHYNIN R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 310-316.
- [10] 刘亚新, 赵瑞珍, 胡绍海, 等. 用于压缩感知信号重建的正则化自适应匹配追踪算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(11): 2713-2717.