

基于稀疏表示的自适应图像超分辨率重建算法*

张 垚^{1a,1b}, 徐 斌², 周尚波^{1a,1b}, 郑 坚^{1a}

(1. 重庆大学 a. 计算机学院; b. 信息物理社会教育部重点实验室, 重庆 400030; 2. 重庆市涪陵区职业教育中心语言教研组, 重庆 408100)

摘 要: 针对图像高分辨率重建过程中稀疏解的存在性和唯一性问题以及超分辨率图像的边缘特征和平滑噪声的关系进行了研究, 提出了局部正则化参数自适应选取的方法。结合联合构造字典的算法, 在重建过程中动态调整正则化参数。通过对图像的超分辨率实验证明, 改进的算法具有较高的可行性, 能有效平衡超分辨率图像的边缘特征和平滑噪声两者的关系, 与传统的超分辨率重建算法相比, 有更高的峰值信噪比。

关键词: 超分辨率; 自适应正则化; 联合字典

中图分类号: TP391; TP301.6

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2013)03-0938-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.03.077

Image super-resolution with adaptive regularization sparse representation

ZHANG Yao^{1a,1b}, XU Bin², ZHOU Shang-bo^{1a,1b}, ZHENG Jian^{1a}

(1. a. School of Computer, b. Key Laboratory of Dependable Service Computing in Cyber Physical Society, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400030, China; 2. Chinese Teaching & Research Group, Chongqing City Fuling District Occupation Education Center, Chongqing 408100, China)

Abstract: Conduct research on the existence and uniqueness of sparse resolution in super-resolution image reconstruction and the relationship of edge feature and smoothing noise of super-resolution image. In order to solve these problems, this paper proposed the mean of adaptive regularization. Combining with joint over-complete dictionary, it realized dynamically adjust the regularization parameter. Through super-resolution image reconstruction experiment, it demonstrates that this algorithm is working efficiently and balances edge features and smoothing noise well, which has high PSNR compared with the traditional algorithm.

Key words: super-resolution; adaptive regularization; joint dictionary

图像超分辨率重建(SRIR)主要是从一幅或多幅低分辨率(LR)图像恢复出高分辨率(HR)图像,使图像具有更丰富的细节特征。作为一种无须升级硬件设备,但可以获得高分辨率图像的方法,图像超分辨率重建有很广阔的应用前景。在医学和卫星观测中,低分辨率图像给病灶诊断和地形分析造成了极大的困难,所以超分辨率图像重建在这两个领域有广泛的应用。

由于低分辨率图像数量的不足,病态配准以及未知的模糊操作使超分辨率重建问题成为严重的病态问题^[1]。为解决这一问题,人们先后提出了最大后验模型(MAP)、胡伯马尔可夫随机场(Markov random field,ERF)和总变差(total variation)等一系列模型^[2]。双线性插值和双三次插值等基于超分辨率重建方法的差值方法也引起了广泛的讨论^[3~5],但是这些方法容易产生带有寄生波纹和锯齿现象的过度光滑图像。文献[6~9]尝试获得低分辨率图像和高分辨率图像之间的共生先验知识。文献[6]率先使用机器学习的方法进行超分辨率重建,通过MRF来学习建立LR与HR图像之间的先验知识,并使用置信传播进行求解。文献[7]拓展了文献[6]的方法,使用原始先验知识增强了模糊的图像边缘。然而,这些方法通常需要数以百万计的LR/HR图像对来作为训练样本数据库。为了减小样本数据的复杂度,文献[8]受流行学习方法的启发,提出

了局部线性嵌入的方法。假设LR和HR图像的局部流行区域具有相似性,他们的方法通过对近邻图像块进行线性组合以产生HR图像。这种方法减少了样本数据库的复杂度,但容易产生过拟合或欠拟合的现象。

近年来,稀疏表征被用在图像处理中,如图像压缩、图像去噪,以及图像修复中,并取得了很好的效果。最近几年中,基于超分辨率图像重建的稀疏表征方法赢得了广泛的关注并取得了一些成果^[9,10]。文献[9]中提出了超分辨率重建的稀疏表示框架,自适应地选择了最邻近的图像块进行重建。但是,重建需要构造两个庞大的字典,并且字典是通过随机选取图像对来训练的,因此十分耗时。文献[10]采用联合过完备字典的方法使情况有所改观。文献[9,10]中的方法避免近邻图像块数目的认为选择,但是实验中的正则化参数需要凭经验取得,对噪声比较敏感。在本文中,采用基于图像块的方法。在HR/LR图像对相同稀疏表示的目标下,联合构造HR/LR过完备字典(over complete dictionary)。然后,使用低分辨率字典获得图像的稀疏表示,最终以非线性自适应的方式重建高分辨率图像。与文献[10]直接使用固定参数的方法相比,本文提出的非线性自适应方法在未知噪声方差的情况下,无论是从视觉上还是峰值信噪比(PSNR)上都取得了更好的效果。

收稿日期: 2012-08-12; 修回日期: 2012-09-26 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(611103114)

作者简介: 张垚(1987-),男,河南南阳人,硕士研究生,主要研究方向为图像处理(zhangyao_cold@gmail.com);周尚波(1963-),男,广西南宁人,教授,博士,主要研究方向为混沌及其控制理论、图像处理、信息安全、物理工程计算及计算机仿真技术等;郑坚(1987-),福建三明人,硕士研究生,主要研究方向为图像处理。

1 图像的稀疏表示和联合字典构造

1.1 图像的稀疏表示

设 X 为一高分辨率图像, Y 为其对应的低分辨率图像, x 为超分辨率图像 X 中的一块, y 为低分辨率图像 Y 中与 x 对应的一块, 则图像的一般降质模型如图 1 所示。

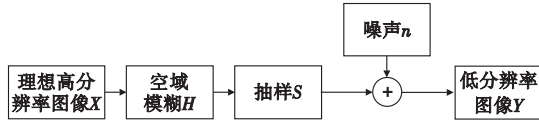


图1 低分辨率图像产生过程

这一过程可用式(1)表示

$$x = SHy + n = Ly + n \quad (1)$$

其中: H 为模糊滤波器, S 为下采样操作算子, 它们合在一起可用 L 来表示; n 为噪声。超分辨率重建问题其实就是降质的一个反问题, 如图 2 所示。

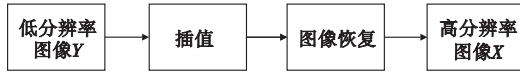


图2 高分辨率图像重建过程

式(1)可近似写为

$$x \approx Ly \quad (2)$$

D_h, D_l 分别为 HR/LR 图像对训练得到的过完备字典, 则图像块 x, y 得到关于 D_h, D_l 的线性表示分别为

$$\begin{cases} x = D_h \alpha_h & \alpha_h \in \mathbb{R}^K \text{ 且 } \|\alpha_h\| \leq K \\ y = D_l \alpha_l & \alpha_l \in \mathbb{R}^K \text{ 且 } \|\alpha_l\| \leq K \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\alpha_h, \alpha_l \in \mathbb{R}^K$ 表示 x 和 y 对应的稀疏系数。若 α_h, α_l 相等, 则可以根据低分辨率图像块 y 得到的稀疏系数 α 求得高分辨率图像 x 。

为保证 y 在 D_l 中能得到最稀疏的表示, 稀疏约束用对 α 的零范数的约束即 $\|\alpha\|_0 < n$ 来表征。当给定图像信号 x 和字典 D_h , 则基于稀疏表示的图像反问题的目标是找到最稀疏的表示, 即解式(4):

$$\min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|FDl - Fy\|_2^2 \leq \varepsilon \quad (4)$$

其中: F 是一个单位矩阵或特征提取算子。在式(4)中保证系数 α 尽可能接近 y 。但是由于解式(4)为 NP 问题, 通常只考虑近似的解法。匹配追踪算法(match pursuit)及其改进算法正交匹配追踪算法(orthogonal match pursuit)是最原始的解法^[11]。这两种方法都应用了贪心的思想, 每次选择一个最优的原子与前一步的残差的内积达到最大。

虽然要获得式(4)的精确解被证明是一个 NP 难题, 但文献[12]的研究表明, 如果系数 α 足够稀疏, 那么可用 1-范数代替零范数, 即转换为解式(5)的问题:

$$\min_{\alpha} \|\alpha\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|FDl\alpha - Fy\|_2^2 \leq \varepsilon \quad (5)$$

由 Lagrange 乘数法, 以上模型可归结为求解以下优化问题:

$$\alpha^* = \arg \min_{\alpha} \|Fy - FDl\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \quad (6)$$

在式(6)中用 λ 代替了式(5)中的 ε , 来平衡重建误差逼近项和解的稀疏性。关于式(6)的求解有很多标准化算法。

由于式(6)只解决了局部图像块最优解, 并不能解决邻近块之间的兼容性, 因此本文使用光栅对整个图像从左到右、从上到下进行扫描。要使超分辨率重建 $D_h\alpha$ 和先前得到的高分辨率邻近块保持一致, 需将式(6)改写为

$$\min_{\alpha} \|\tilde{D}\alpha - \tilde{y}\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \quad (7)$$

其中: $\tilde{D} = \begin{bmatrix} FD_l \\ \beta PD_h \end{bmatrix}, \tilde{y} = \begin{bmatrix} Fy \\ \beta\omega \end{bmatrix}$ 。参数 β 控制低分辨率输入的匹

配与邻近高分辨率块之间的平衡; 矩阵 P 的作用是提取当前目标块和先前已重建高分辨率图像重叠的部分; ω 包含的是先前已重建的高分辨率图像重叠部分的值。在本文的实验中, 将 β 设定为 1。求解出系数 α^* 后, 与 y 对应的高分辨率块 x 可由式(8)得出

$$x = D_h \alpha^* \quad (8)$$

那么基于稀疏表示的超分辨率算法整个流程如下(表示为张量积的形式):

a) 输入: 高低分辨率字典 D_h, D_l , LR 图像 Y 。

b) 初始化: 令 HR 图像 $X=0$, 并使用双三次插值的方法使 Y 有与 X 有相同的大小($Y=Y^t$)。

c) 对 Y^t 中的每一块 y 进行如下操作: 求 y 的平均值 $m, r = \|y - m\|_2$ 。

d) 提取图像块 y 的梯度特征 y' 。

e) 解最优化方程式(7), 得到最优化稀疏系数 α^* 。

f) 求出高分辨率图像块梯度特征:

$$x' = D_h \alpha^*$$

g) 高分辨率图像块:

$$x = (c \times r) \cdot x' + m, c \text{ 为常量}$$

h) 把 x 放入 HR 图像的对应位置, 得到 HR 图像 X 。

i) 输出: 高分辨率图像 X 。

1.2 联合字典构造

字典在整个图像重建过程中的作用也是举足轻重的。可以说, 字典构造的好坏直接影响着图像重建的好坏, 一个好的字典构造算法可以使图像处理的结果更加完美。

假设给定的图像对为 $P = \{X_h, Y_l\}$, 其中 $X_h = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是高分辨率样本块, 低分辨率样本块为 $Y_l = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 。本文的目标是学习一个字典对, 使高低分辨率图像块有相同的稀疏表示系数。字典对可以通过解式(9)(10)逐个求得

$$D_h = \arg \min_{D_h, Z} \|X^h - D_h Z\|_2^2 + \lambda \|Z\|_1 \quad (9)$$

$$D_l = \arg \min_{D_l, Z} \|X^l - D_l Z\|_2^2 + \lambda \|Z\|_1 \quad (10)$$

为了提高精确度并优化代码, 对 D_h, D_l 联合求解, 为:

$$\min_{D_h, D_l, Z} \frac{1}{N} \|X^h - D_h Z\|_2^2 + \frac{1}{M} \|Y^l - D_l Z\|_2^2 + \lambda \left(\frac{1}{N} + \frac{1}{M} \right) \|Z\|_1 \quad (11)$$

其中: M 和 N 分别为高低分辨率图像块的维数。如果进一步简化, 式(11)可重写为

$$\min = \|X_c - D_c Z\|_2^2 + \lambda \|Z\|_1 \quad (12)$$

其中: $X_c = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{n}} X^h \\ \frac{1}{\sqrt{n}} Y^l \end{bmatrix}, D_c = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{n}} D_h \\ \frac{1}{\sqrt{n}} D_l \end{bmatrix}$ 。因此, 使用上式就可以使用

用单一的学习策略来联合构造两个过完备字典。值得注意的是, D_h, D_l 并不是简单的线性结合, 否则, 过完备字典的学习过程将会因 SR 样本而异。

研究表明, 联合过完备字典的构造算法整个流程如下:

a) 输入: 训练样本对 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ 以及字典大小 K 。

- b) 初始化:初始化冗余字典对 D_h, D_l 。
 c) for $i = 1, 2, \dots, N$ do
 d) 固定字典对 D_h, D_l , 通过求解式(11)逐列更新 Z 。
 e) 固定系数 Z , 开始更新字典对 D_h, D_l , 分别解目标方程:

$$\arg \min_{D_h} \{ \| X_h - D_h Z \|_2^2 \}, \arg \min_{D_l} \{ \| X_l - D_l Z \|_2^2 \}$$

依次更新字典对的每一列

f) end for

g) 直至收敛。

h) 输出:字典对 D_h, D_l 。

2 自适应 SRIR 算法

由式(7)可知,式中的正则化参数 λ 对重建算法非常重要,若偏小,不能有效消除高频噪声;若过大,图像会丢失很多边缘信息。

在以往的超分辨率图像恢复算法中假设图像没有噪声,这显然与真实自然情况相违背。对噪声图像的处理,一些算法把 SRIR 和去噪分开处理,这样虽然有一定的去噪效果,但容易造成部分图像细节丢失。

文献[10]的算法中使用固定的参数 λ ,实验参数需要凭经验取得,对噪声比较敏感;本文把 SRIR 与去噪融合在同一过程中,这样既能很好地保留图像的特征,又能有很好的去噪效果。为方便动态选取 λ ,把 λ 改写为

$$\alpha^* = \arg \min_{\alpha} \{ \lambda(\alpha) \| \alpha \|_1 + \| D_l \alpha - y \|_2^2 \} \quad (13)$$

正则化参数 $\lambda(\alpha)$ 必须能根据拟合误差能量和正则能量的动态变化来动态调节,以自适应地均衡重建图像的高频和低频特征,使其在一定正则化条件下充分逼近观测图像。所以, $\lambda(\alpha)$ 的选取应该满足以下条件:

a) $\lambda(\alpha)$ 必须是一个光滑函数,满足求导运算的条件。

b) $\lambda(\alpha)$ 必须使正则化泛函为凸函数。因为只有当正则化泛函为凸函数时,其局部极小值才是全局极小值。

c) $\lambda(\alpha)$ 必须关于数据项和正则项 $\| \alpha \|_1$ 单调上升。

图像重建过程中,在图像的平滑部分应避免噪声放大;在图像边缘部分,应使图像的边缘细节特征得到加强。因此, $\lambda(\alpha)$ 必须能根据图像的特征进行自适应调节。根据以上特点,这里以文献[13]的工作为基础,采用如下方法自适应调节 $\lambda(\alpha)$

$$\lambda(\alpha) = 1 - \frac{\delta_y^2 / \| D_l^T \alpha - y \|_2^2}{\max(\delta_y^2 / \| D_l^T \alpha - y \|_2^2)} \quad (14)$$

其中: δ_y^2 为低分辨率图像块的均方差; $\| D_l^T \alpha - y \|_2^2$ 的作用是防止将噪声点误判为图像边缘,避免对噪声的放大。在图像边缘区域,由于图像的细节特征较为丰富,所以 $\| D_l^T \alpha - y \|_2^2$ 取值大, $\lambda(\alpha)$ 取值小,能够减小平滑,实现边缘细节的加强;而在平滑区域 $\| D_l^T \alpha - y \|_2^2$ 取值小, $\lambda(\alpha)$ 取值较大,有效地抑制了寄生波纹和锯齿的产生。

显然 $\lambda(\alpha)$ 满足条件 a) c)。文献[13]中已经证明 $\lambda(\alpha)$ 满足条件 b)。

在高分辨率图像重建过程中,对每一低分辨率图像块按式(14)计算一次 $\lambda(\alpha)$,用做邻近块恢复时的正则化参数。这样能使 λ 根据图像的特征动态地选取合适的值。

3 仿真结果及分析

鉴于 MATLAB 强大的科学计算机处理能力和出色的图像

处理功能,本文提出的自适应算法在 MATLAB7.13 下进行仿真。

3.1 评价客观评价指标

本文对实验结果的客观测试标准采用峰值信噪比(PSNR)和均方根误差(RMSE),其计算公式为

$$\text{PSNR} = 20 \times \log_{10}(255 / \sqrt{\text{MSE}}) \quad (15)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\text{MSE}} \quad (16)$$

其中 MSE 的计算公式为

$$\text{MSE} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \| O - X \|^2 \quad (17)$$

其中: O 和 X 分别表示原始高分辨率图像和对低分辨率图像进行超分辨率处理后的高分辨率图像。

3.2 实验效果

实验中,本文对三种超分辨率图像重建算法的结果进行比较(双三次插值法、文献[10]的方法、本文方法),主要对图像进行3倍放大后的效果进行考察。为了减小高低分辨率样本的维数差别,这里首先对低分辨率图像进行上插值使得高低分辨率图像具有一样的大小,然后再分别提取图像的一阶、二阶倒数作为特征。样本块选用 5×5 大小,重叠部分为4个像素,由于邻近块之间只相差一个像素,因此用上一块计算得出的 λ 作为下一块重建的正则化参数具有较高的可行性。本实验选取字典大小为1024。



图3 三种方法对比图



图4 Girl图像局部放大图

3.3 统计特性分析

从图4的局部放大结果上看,本文算法相对于其他两种方法有较好效果,与文献[10]方法处理的图像相比,女孩鼻子上的雀斑更清晰,图片的寄生波纹明显减少。图片边缘细节特性更突出,平滑的地方没有使噪声放大,图片整体效果比较自然。为了更明确地表现本文中算法的优越性,表1、2比较了三种方法计算出的图像的 PSNR、RMSE(均方根误差)。

表1 不同方法处理后图像的 PSNR 值

图像	双三次插值	文献[10]的方法 $\lambda = 0.3$	本文算法
Lena	32.794 678	34.016 386	35.022 206
flower	37.197 505	37.277 086	38.060 146
girl	31.699 140	32.302 982	33.336 294

表2 不同方法处理后图像的 RMSE 值

图像	双三次插值	文献[10]等方法 $\lambda = 0.3$	本文算法
Lena	7.360	6.770	6.478
flower	3.530	3.362	3.322
girl	5.912	5.658	5.496

从表1、2可以看出,本文算法得到的结果 PSNR 值比双三次插值要好很多,比文献[10]的算法平均高出 0.94 dB,三幅图片的均方根误差均优于双三次差值和文献[10]的方法。在噪声方差未知的情形下,根据图像的特性,判断当前处理的图

像块是边缘还在平滑区域,针对不同区域选用不同的正则化参数,从而获得图像更好的 PSNR 值。

4 结束语

本文针对图像的降质过程,结合人眼的视觉特性,提出一种改进型的基于稀疏表示的图像超分辨率重建算法。实验结果证明了本文方法的有效性。相比于其他方法,本文算法可以得到更高的峰值信噪比,且自适应正则化参数的提出和联合稀疏编码超完备字典的构造极大地提高了算法还原的精确度。另外,针对不同场景的图像构建不同的过完备字典,将有效提高重建的速度和还原的精度,这将是未来的一个研究方向。

参考文献:

- [1] BAKER S, KANADE T. Limits on super-resolution and how to break them [C] // Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2000: 372-379.
- [2] 浦剑, 张军平. 基于词典学习和稀疏表示的超分辨率方法[J]. 模式识别与人工智能, 2010, 23(3): 335-340.
- [3] DAI Sheng-yang, HAN Mei, XU Wei, *et al.* Soft edge smoothness prior for alpha channel super resolution [C] // Proc of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. 2007: 1-8.
- [4] SUN Jian, XU Zong-ben, SHUM H Y. Image super-resolution using gradient profile prior [C] // Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2008: 1-8.
- [5] HOU H, ANDREWS H. Cubic spline for image interpolation and digital filtering [J]. IEEE Trans on Acoustics, Speech and Signal

Processing, 1978, 26(6): 508-517.

- [6] FREEMAN W T, PASZTOR E C, CAMICHAEL O T. Learning low-level vision [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 40(1): 25-47.
- [7] SUN Jian, ZHENG Nan-ning, HAI Tao, *et al.* Image hallucination with primal sketch priors [C] // Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE Computer Society, 2003: 729-736.
- [8] CHANG H, YEUNG D Y, XIONG Y. Super-resolution through neighbor embedding [C] // Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2004: 275-282.
- [9] YANG Jian-chao, WRIGHT J, HUANG T S, *et al.* Image super-resolution via sparse representation of raw image patches [C] // Proc of IEEE Conference on Computer Vision Pattern Recognition. 2008: 1-8.
- [10] YANG Jian-chao, WRIGHT J, HUANG T S, *et al.* Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873.
- [11] 白凌云, 梁志毅, 徐志军. 基于压缩感知信号重建的自适应正交多匹配追踪算法 [J]. 计算机应用研究, 2011, 28(11): 4060-4063.
- [12] DONOHO D L. For most large underdetermined systems of linear equations, the minimal l_1 -norm solution is also the sparsest solution [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(6): 907-934.
- [13] KANG M G, KATESAGGELOS A K. General choice of the regularization functional in regularized image restoration [J]. IEEE Trans on Image Processing, 1995, 4(5): 594-602.

(上接第 925 页)

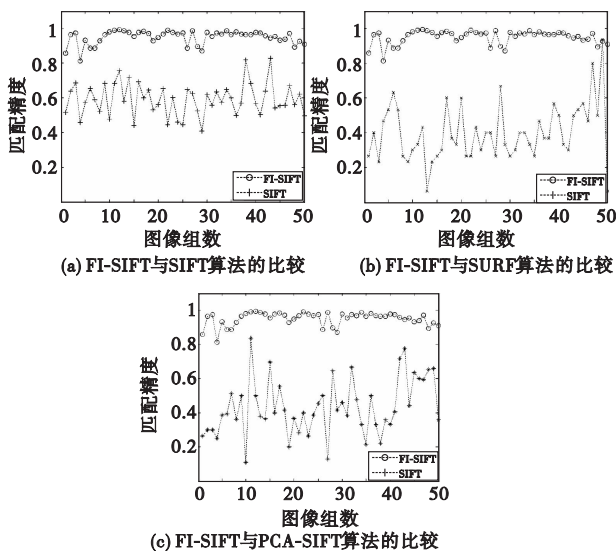


图5 FI-SIFT与已有算法的比较

4 结束语

现在日常生活和网络中存在着大量镜像的图片,但是在图像识别领域中应用最广泛的 SIFT 及其改进算法却对此类图片的识别能力很低。本文针对此问题对 SIFT 算法进行改进,提出了 FI-SIFT 算法,将特征点描述向量映射到极坐标系,根据角度对特征向量进行重组,逆变换为直角坐标后再进行匹配。实验结果证明,改进后的算法对图像镜像变换的匹配精度有了明显提高。

参考文献:

- [1] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features [C] // Proc of the 11th IEEE International Conference on Computer Vision. 1999: 1150-1157.
- [2] LOWE D G. Distinctive image feature from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [3] 吴锐航, 李绍滋, 邹丰美. 基于 SIFT 特征的图像检索 [J]. 计算机应用研究, 2008, 25(2): 478-481.
- [4] 党建武, 宋岩, 王阳萍. 基于 SIFT 特征检测的图像拼接优化算法研究 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29(1): 329-332.
- [5] 尹文杰, 韩军伟, 郭雷, 等. 基于显著区域的图像自动标注 [J]. 计算机应用研究, 2011, 28(10): 3925-3928.
- [6] 王万同, 刘鹏飞, 韩志刚. 基于 SIFT 和 NCC 的多源遥感影像配准方法 [J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(3): 10-12.
- [7] YAN Ke, RAHUL S. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors [C] // Proc of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2004: 511-517.
- [8] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, *et al.* SURF: speed-up robust features [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [9] ALAA E, HAKIM A, FARAG A A. CSIFT: a SIFT descriptor with color invariant characteristics [C] // Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2006: 1978-1983.
- [10] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.