

文章编号:1001-9081(2013)02-0472-04

doi:10.3724/SP.J.1087.2013.00472

# 新的基于稀疏表示单张彩色超分辨率算法

杨 玲, 刘怡光\*, 黄蓉刚, 黄增喜

(四川大学 计算机学院, 成都 610065)

(\*通信作者电子邮箱 liuyg@scu.edu.cn)

**摘要:**传统的基于学习的超分辨率算法普遍采用样本库来训练字典对,训练时间长且对样本库依赖较大。针对传统算法的不足,提出一种新的单张彩色图像超分辨率算法。该方法基于稀疏编码超分辨率模型,利用图像自相似性和冗余特性,并结合图像金字塔结构,采用低分辨率图像本身来训练高、低分辨率图像块的字典对。同时,针对彩色图像,该算法采用一种基于稀疏表示的彩色图像存储技术,将彩色图像的三通道值组合成一个向量进行图像稀疏处理,以更好地维持原始图像细节信息。实验结果表明,与传统的超分辨率算法相比,该算法不但有更好的视觉效果和更高的峰值信噪比(PSNR),而且计算速度快。

**关键词:** 基于学习的超分辨率; 稀疏编码; 字典对; 图像金字塔; 彩色图像存储

**中图分类号:** TP391.41    **文献标志码:** A

## New approach for super-resolution from a single color image based on sparse coding

YANG Ling, LIU Yiguang\*, HUANG Ronggang, HUANG Zengxi

(College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610065, China)

**Abstract:** Traditional learning-based super-resolution algorithms generally adopt training images for learning dictionary pairs, they are time-consuming, and the results strongly depend on the training images. To address these problems, a new super-resolution approach from a single color image was proposed based on sparse coding model. According to image self-similarity and redundancy features, this algorithm utilized low-resolution image itself for training dictionary pairs, combined with image pyramid structure. Meanwhile, in view of color images, the sparse representation based color image storage technology was used, which concatenated the values of three channels to a single vector and directly represented them sparsely. The experimental results illustrate that the proposed method not only can generate high-resolution images with better visual effects and higher Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) but also has less computation time.

**Key words:** learning-based super-resolution; sparse coding; dictionary pair; image pyramid; color image storage

## 0 引言

超分辨率(Super-Resolution, SR)是研究如何从同一场景的一幅或多幅低分辨率图像恢复出其对应的高分辨率图像的技术<sup>[1-2]</sup>。该技术广泛应用于军事侦察监控、医学图像诊断、遥感影像、高分辨率视频等领域<sup>[2-3]</sup>。

超分辨率的研究方向分为基于单张图像的超分辨率和基于多帧图像的超分辨率。多帧图像的超分辨率将多张低分辨率图像看成是高分辨率图像经过不同几何变换、模糊以及下采样得到,并结合图像亚像素配准技术重建出该高分辨率图像。该算法对输入要求较高。近年来,单张图像的超分辨率算法研究因其输入的简单性得到更广泛的关注。本文主要研究基于单张彩色图像的超分辨率。

目前,单张图像的超分辨率算法包括:基于插值的算法、基于重建的算法和基于学习的算法。基于插值的算法(如双线性插值、Bicubic 插值<sup>[4]</sup>等)实现较简单但实现超分辨率的能力有限;基于重建的方法利用图像降质模型,提出各种先验重建超分辨率图像,这些先验有全变分(Total Variation,

TV)<sup>[5]</sup>先验、边界平滑先验<sup>[6]</sup>以及梯度轮廓先验<sup>[7]</sup>等,这些算法的难点在于先验的建立,不足在于先验具有局限性;基于学习的超分辨率算法是近年来的研究热点,它是通过学习高、低分辨率图像特征块之间的关系,估计高频细节,最后预测高分辨率图像的方法。1999 年, Freeman 等<sup>[8]</sup>提出利用马尔可夫网络模型来建立高、低分辨图像块的对应关系,然后根据贝叶斯最大后验估计(Maximum A Posteriori, MAP)准则,使用最速下降法求出局部最大值。该方法构建几十万图像块对生成马尔可夫网络,需要耗费大量的训练时间。后来, Datsenko 等<sup>[9]</sup>提出了将学到的先验信息融入到全局 MAP 的惩罚函数中,提高了超分辨率的质量,但训练时间依然很长,而且先验知识的不确定性,导致算法不够稳定。为了减少训练量, Chang 等<sup>[10]</sup>提出局部线性嵌入(Local Linear Embedding, LLE)的流形学习算法,首先对低分辨率图像块中像素点的局部嵌入系数进行估计,然后使用相同的系数的线性组合恢复其高分辨率图像块。该方法不足在于对所有图像块采用相同的近邻数目,容易产生欠拟合或过拟合现象。最近, Yang 等<sup>[11]</sup>提出一种基于稀疏表示(sparse representation)的超分辨率学习算

收稿日期:2012-08-06;修回日期:2012-09-21。基金项目:国家自然科学基金资助项目(61173182,61179071);四川省国际科技合作与交流研究计划项目(2012HH0004);四川省应用基础项目(2011JY0124)。

**作者简介:**杨玲(1987-),女,重庆人,硕士研究生,主要研究方向:计算机视觉、图像超分辨率; 刘怡光(1972-),男,四川内江人,教授,博士,主要研究方向:计算机视觉、图像处理、神经网络、机器智能; 黄蓉刚(1979-),男,四川富顺人,博士研究生,主要研究方向:机器视觉; 黄增喜(1985-),男,广西百色人,博士研究生,主要研究方向:图像处理、生物特征识别、稀疏表示。

法有很好的效果,成为近年来国际上超分辨率领域的一个热点研究方向,但它需要依赖大量图像库图像,通过对高、低分辨率图像块之间稀疏系数进行学习来构建高、低分辨率图像块稀疏字典对。总体而言,传统的基于学习的超分辨率算法计算时间长,对训练图像库依赖大,而且传统的超分辨率算法普遍采用亮度通道进行处理,容易丢失图像细节。

本文在此稀疏表示的超分辨率模型基础上,采用低分辨率图像自身训练得到高、低分辨率块之间的对应关系,建立稀疏字典对,减少了对其他图像的依赖;同时采用图像金字塔结构,增加训练的图像特征块;此外,针对彩色图像,本文还引入了基于稀疏表示的彩色图像存储技术<sup>[12]</sup>,将RGB三通道颜色特征表示成一个向量进行稀疏处理,该技术的优点还在于它不需改变正交匹配追踪算法(Orthogonal Matching Pursuit,OMP)<sup>[13]</sup>和K-奇异值分解算法(K-Singular Value Decomposition,K-SVD)<sup>[14]</sup>的实现过程。本文基于以上这些改进,提出一种新的基于稀疏表示的超分辨率算法。该算法不仅减少了训练量和训练时间,而且避免了传统算法采用亮度通道进行超分辨率的可能局限性。实验结果表明,该算法比传统算法计算时间短,所得超分辨率图像视觉效果更好,峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio,PSNR)也更高。

## 1 稀疏表示超分辨率模型

设输入的单张低分辨率彩色图像为 $X$ ,其大小为 $m \times n, m$ 和 $n$ 是图像像素个数,超分辨率算法的目的是恢复其高分辨率图像 $Y$ ,使其大小为 $km \times kn, k$ 是分辨率提高因子。

根据超分辨率学习算法的基本思想,首先需要训练得出高、低分辨率图像块之间的对应关系,建立稀疏字典对。设 $\{X_L, Y_H\}$ 为训练样本对, $X_L = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 表示一组低分辨率图像特征块, $Y_H = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 表示其对应高分辨率图像的高频特征块,其中 $N$ 是特征块的个数,图像特征块均用列向量表示。利用稀疏表示理论建立高、低图像块之间的关系如下:

$$\begin{cases} \min \| \alpha_L \|_0 \quad \text{s. t.} \quad \| X_L - D_L \alpha_L \|_2^2 \leq \varepsilon \\ \min \| \alpha_H \|_0 \quad \text{s. t.} \quad \| Y_H - D_H \alpha_H \|_2^2 \leq \varepsilon \\ \alpha_L = \alpha_H \end{cases} \quad (1)$$

其中: $\alpha_L$ 为 $X_L$ 关于字典 $D_L$ 的稀疏表示, $\alpha_H$ 为 $Y_H$ 关于字典 $D_H$ 的稀疏表示, $\varepsilon$ 是非常小的正数,稀疏关联是 $\alpha_H = \alpha_L$ 。根据式(1),可得到稀疏字典对 $\{D_L, D_H\}$ 。

给定字典对 $\{D_L, D_H\}$ ,依次对低分辨率图像 $X$ 的每个特征块 $x_k^L$ 求解关于字典 $D_L$ 的稀疏表示 $\alpha_k^L$ ,即求解下面最小化问题:

$$\alpha_k^L = \arg \min \| \alpha_k^L \|_0 \quad (2)$$

$$\text{s. t.} \quad \| x_k^L - D_L \alpha_k^L \|_2^2 \leq \varepsilon$$

该最小化问题可以采用迭代反向投影(Iterative Back Projection,IBP)算法<sup>[15]</sup>、OMP算法等求解。

由于该稀疏表示 $\alpha_k^L$ 同时也是高分辨率图像的高频信息块在字典 $D_H$ 下的稀疏表示,所以对应高频图像块可以通过 $D_H \alpha_k^L$ 来重建。最后的高分辨率图像的高频分量就是通过拼接这些高频图像块得到。

## 2 本文算法

在稀疏表示的超分辨率模型中有两个关键问题:字典对训练和图像特征块提取。本文算法针对这两方面进行改进:

一方面结合图像金字塔,利用低分辨率图像自身来训练稀疏字典对;另一方面引入基于稀疏表示的彩色图像存储技术,RGB三通道的特征图像块被组合成一个向量进行稀疏处理,增强了图像特征信息。

### 2.1 字典对学习算法

对于两个字典 $D_L$ 和 $D_H$ ,在式(1)中已建立了其关于训练样本对 $\{X_L, Y_H\}$ 的稀疏关联。该训练样本对的产生通常是从训练样本库的图像中采集图像块得到,这种方法的实验结果对图像库的依赖程度很大。由于图像自身有一定的自相似性,存在很多冗余信息,因此本文提出采用图像自身获得训练样本对,以实现字典对的学习。

为了学习更多关于低分辨率图像特征块与高分辨率图像特征块之间的联系,首先,对低分辨率图像 $X$ 反复利用Gaussian滤波器进行图像平滑和下采样,得到的训练高分辨率图像的Gaussian金字塔。假设该Gaussian金字塔由0层(最大尺度层,即图像 $X$ )到第 $n$ 层,记第 $i$ 层为 $G_i^H(X)$ ,则有:

$$G_i^H(X) = \begin{cases} X, & i = 0 \\ \text{Reduce}(G_{i-1}^H(X)), & 0 < i \leq n \end{cases} \quad (3)$$

其中:Reduce函数表示用Gaussian滤波器进行图像平滑和下采样操作。通过式(3)可以得到如图1所示的金字塔结构。

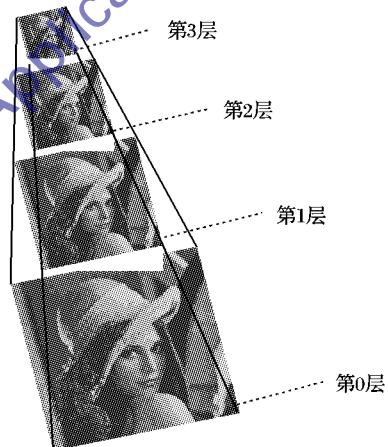


图1 图像 Gaussian 金字塔结构

其次,对由式(3)所建立的金字塔结构中的每个图像先按超分辨率提高因子 $k$ 进行平滑下采样,再按尺度因子 $k$ 向上插值放大,得到其对应的低分辨率金字塔结构。建立方法如下:

$$G_i^L(X) = \text{Expand}(\text{Reduce}(G_i^H(X))) ; 0 \leq i \leq n \quad (4)$$

其中:Reduce函数与式(3)一致,Expand函数表示将图像插值放大到与 $G_i^H(X)$ 一样大小。

最后利用前面建立的两个金字塔,建立高分辨率图像的高频信息的金字塔,如下:

$$L_i^H = G_i^H(X) - G_i^L(X) \quad (5)$$

该金字塔计算了高低金字塔图像的差值,包含图像高频信息。根据所获得的金字塔结构,所需训练样本对中低分辨率样本块 $X_L$ 可由低分辨率金字塔结构 $G_i^L(X)$ 的图像块构成,而对应的高分辨率样本块 $Y_H$ 的高频信息块可由高频信息金字塔结构 $L_i^H$ 中的图像块构成。

由此获得训练样本对 $\{X_L, Y_H\}$ 之后,对于式(1)第一个最小化问题,即获得字典 $D_L$ 和对应稀疏表示 $\alpha_L$ ,求解如下:

$$\{D_L, \alpha_L\} = \arg \min \| \alpha_L \|_0 \quad (6)$$

$$\text{s. t.} \quad \| X_L - D_L \alpha_L \|_2^2 \leq \varepsilon$$

本文采用K-SVD字典学习算法求解该最小化问题。获

得  $\mathbf{D}_L$  和  $\boldsymbol{\alpha}_L$  后, 由于  $\boldsymbol{\alpha}_H = \boldsymbol{\alpha}_L$ , 式(1) 的第二个最小化问题的求解转化为:

$$\{\mathbf{D}_H\} = \arg \min \| \mathbf{Y}_H - \mathbf{D}_H \boldsymbol{\alpha}_L \|_2^2 \quad (7)$$

这是一个广义逆问题, 该问题求解如下:

$$\begin{aligned} (\mathbf{D}_H \boldsymbol{\alpha}_L - \mathbf{Y}_H) \boldsymbol{\alpha}_L^T &= \mathbf{0} \Rightarrow \\ \mathbf{D}_H \boldsymbol{\alpha}_L \boldsymbol{\alpha}_L^T &= \mathbf{Y}_H \boldsymbol{\alpha}_L^T \Rightarrow \\ \mathbf{D}_H &= \mathbf{Y}_H \boldsymbol{\alpha}_L^T (\boldsymbol{\alpha}_L \boldsymbol{\alpha}_L^T)^{-1} \end{aligned} \quad (8)$$

## 2.2 彩色图像特征提取

目前针对彩色图像的超分辨率处理方法主要有两种。一种方法是对彩色图像 R、G、B 通道分别采用灰度图像超分辨率算法进行处理, 但是由于这三个通道在空间上存在不一致性, 往往导致结果出现色彩失真。另一种普遍采用的方法是将 RGB 颜色空间转化为 YUV 空间, 利用人眼对亮度信息比较敏感, 对图像亮度分量进行灰度图像超分辨率, 其他分量采用简单的双三次插值。这种处理方法简单, 但不可避免地会导致一些图像细节信息的丢失。针对以上存在的问题, 本文直接将 RGB 三通道看成一个图像块进行处理, 采用一种新的彩色图像存储技术, 该技术是由 Mairal 等<sup>[12]</sup>针对稀疏表示提出的彩色图像的处理方法, 通过定义新的内积形式, 考虑 RGB 三颜色通道之间的联系, 保证重建的块能维持原始三通道颜色的平均值信息。

假设两个  $n \times n$  彩色图像块  $\mathbf{x}$  和  $\mathbf{y}$  都表示为  $(R, G, B)^T$  形式的列向量, 则该彩色图像存储技术使用如下内积形式:

$$\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = \mathbf{x}\mathbf{y}^T + \frac{\gamma}{n^2} \mathbf{x}^T \mathbf{K}^T \mathbf{K} \mathbf{y} = \left( \mathbf{I} + \frac{\alpha}{n} \mathbf{x} \mathbf{K} \right)^T \left( \mathbf{I} + \frac{\alpha}{n} \mathbf{y} \mathbf{K} \right) \quad (9)$$

其中:  $\gamma = 2a + a^2$ ,  $a$  参数用于控制 RGB 三个颜色通道之间的联系程度。矩阵  $\mathbf{K}$  的定义如下:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{J}_n & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{J}_n & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{J}_n \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中  $\mathbf{J}_n$  表示一个矩阵元素全为 1 的  $n \times n$  矩阵。

根据式(9) 定义的内积形式, 式(2) 和式(6) 分别转化为:

$$\boldsymbol{\alpha}_k^L = \arg \min \| \boldsymbol{\alpha}_k^L \|_0 \quad (11)$$

$$\text{s. t. } \left\| \left( \mathbf{I} + \frac{\alpha}{n} \mathbf{K} \right) (\mathbf{x}_k^L - \mathbf{D}_L^L \boldsymbol{\alpha}_k^L) \right\|_2^2 \leq \varepsilon$$

$$\{\mathbf{D}_L, \boldsymbol{\alpha}_L\} = \arg \min \| \boldsymbol{\alpha}_L \|_0 \quad (12)$$

$$\text{s. t. } \left\| \left( \mathbf{I} + \frac{\alpha}{n} \mathbf{K} \right) (\mathbf{X}_L - \mathbf{D}_L \boldsymbol{\alpha}_L) \right\|_2^2 \leq \varepsilon$$

由式(11)和式(12)可以看出, 该内积不但能保持稀疏表示中三通道颜色信息之间的联系, 而且不需改变稀疏表示求解算法(OMP 算法和 K-SVD 算法)的实现, 只需将图像块和字典乘以  $\mathbf{I} + \frac{\alpha}{n} \mathbf{K}$ 。

## 3 实验结果与分析

为了验证所提出的算法的有效性, 首先选取一些典型的彩色图像: butterfly、parrots 和 face 分别进行尺度放大 2 倍、3 倍和 4 倍的超分辨率仿真实验。实验中, 式(8)的参数设置为  $\gamma = 5.5$ ,  $a = -1 + \sqrt{1 + \gamma}$ ; 选取  $5 \times 5$  图像块, 重叠部分为 3 个像素。实验效果如图 2 所示。

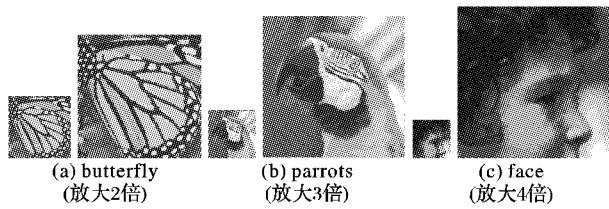


图 2 不同尺度放大超分辨率结果

另外, 实验从视觉效果上将本文算法与 Bicubic 插值算法、局部线性嵌入(LLE)方法、Yang 等<sup>[11]</sup>提出的基于稀疏表示方法的超分辨率结果进行比较, 其中以 parrots 为例, 视觉比较结果如图 3 所示。可以看出 Bicubic 插值方法产生的图像边界有明显的锯齿效应; LLE 容易产生过度平滑效果; Yang 等的算法<sup>[11]</sup>较前两种算法有明显改进, 效果较好, 但图像某些细节仍需改善。相比较而言, 本文算法采用 RGB 三通道信息进行图像超分辨率, 能更好地维持图像细节信息, 因而所产生的超分辨率图像比前面三种算法在图像边界和细节方面又有进一步的提高。

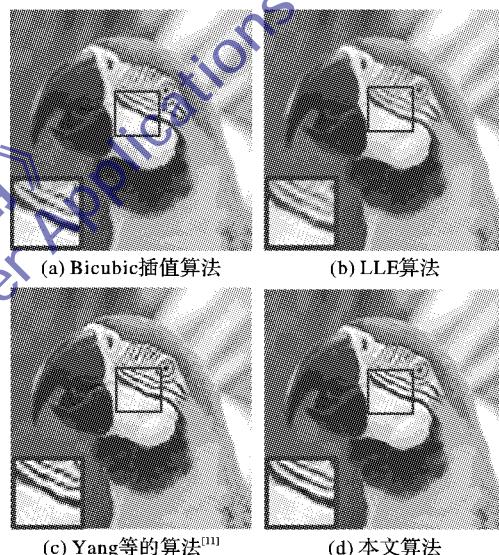


图 3 parrots 采用不同算法得到的 3 倍尺度放大超分辨率结果

为了进一步验证本文算法, 采用峰值信噪比  $R_{PSNR}$  对算法的实验结果进行客观的评价。 $R_{PSNR}$  的定义如下:

$$R_{PSNR} = 10 \times \lg (255^2 / R_{MSE}) \quad (13)$$

$$R_{MSE} = \frac{1}{k^2 mn} \sum_{i=0}^{km-1} \sum_{j=0}^{kn-1} \| \mathbf{Y}(i, j) - \mathbf{Y}_{true}(i, j) \|_2^2 \quad (14)$$

其中:  $R_{MSE}$  是重建算法所得超分辨率图像  $\mathbf{Y}$  与真实超分辨率图像  $\mathbf{Y}_{true}$  之间的均方误差, 它们的大小均为  $km \times kn$ 。为计算  $R_{PSNR}$  值, 将输入的图像作为真实超分辨率图像, 其按尺度因子缩小后的图像作为输入的低分辨率图像。一般而言, 算法所得  $R_{MSE}$  越小, 即  $R_{PSNR}$  越大, 算法所得图像质量越好。仿真实验中本文算法与其他算法的  $R_{PSNR}$  结果如表 1, 可以看出本文方法的  $R_{PSNR}$  值相对于其他方法有不同程度的提高。

表 1 不同算法对图像进行超分辨率所得结果  $R_{PSNR}$  对比 dB

图像	Bicubic 算法	LLE 算法	Yang 算法 <sup>[10]</sup>	本文算法
parrots	28.0962	27.5028	29.2165	29.3261
face	28.6508	28.8143	29.0877	29.2497
flower	28.5532	28.8676	29.1501	29.2218

此外, 本文采用低分辨率图像自身对字典对进行训练, 不但避免对训练图像库的依赖, 而且从计算时间来看, 训练字典

对所需时间明显减少。表2显示了用本文算法和其他算法对face进行超分辨率所需时间的对比,由此可以进一步验证本文算法在时间上具有很大的优势。

表2 不同算法对face进行超分辨率的计算时间比较 s

算法	训练字典时间	总时间
Yang 算法 <sup>[11]</sup>	21 360. 730	22 356. 290
本文算法	461. 161	468. 662

## 4 结语

针对单张彩色图像的超分辨率重建问题,本文在稀疏表示的超分辨率模型基础上,提出利用金字塔结构增强用低分辨率自身训练高低分辨率字典的能力;同时结合RGB颜色通道的稀疏表示方法,增强了对彩色图像块的信息提取。实验结果表明,本文所提出的单张彩色图像的超分辨率方法能够获得更好的效果。此外,本文不需要额外的训练图像,一方面提高了对不同图像类型的自适应性,另一方面也加快了字典训练速度。如何利用图像自身获得更强的稀疏表示能力将是下一步的研究方向。

## 参考文献:

- [1] KER S, KANADE T. Limits on super-resolution and how to break them [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(9): 1167–1183.
- [2] PARK S C, PARK M K, KANG M G. Super-resolution image construction: a technical overview [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(3): 21–36.
- [3] 曾强宇, 何小海, 陈为龙. 基于改进量化约束集的压缩视频超分辨率重建算法[J]. 计算机应用, 2011, 31(1): 151–153, 166.
- [4] KEYS R C. Cubic convolution interpolation for digital image processing [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1981, 29(6): 1153–1160.
- [5] MARQUINA A, OSHER S J. Image super-resolution by TV-regularization and Bregman iteration [J]. Journal of Scientific Computing, 2008, 37(3): 367–382.
- [6] DAI S Y, HAN M, XU W, et al. Soft edge smoothness prior for alpha channel super resolution [C]// Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2007: 1–8.
- [7] SUN J, XU Z B, SHUM H-Y. Image super-resolution using gradient profile prior [C]// Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2008: 1–8.
- [8] FREEMAN W T, PASZTOR E C, CARMICHAEL O T. Learning low-level vision [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 40(1): 25–47.
- [9] ELAD M, DATSENKO D. Example-based regularization deployed to super-resolution reconstruction of single image [J]. The Computer Journal, 2007, 52(1): 15–30.
- [10] CHANG H, YEUNG D-Y, XIONG Y-M. Super-resolution through neighbor embedding [C]// Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2004. 275–282.
- [11] YANG J C, WRIGHT J, HUANG T S, et al. Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861–2873.
- [12] MAIRAL J, ELAD M, SAPIRO G. Sparse representation for color image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(1): 53–69.
- [13] PATHY C, REZAIIFAR R, KRISHNAPRASAD P S. Orthogonal matching pursuit: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition [C]// Proceedings of the 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway: IEEE, 1993: 40–44.
- [14] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311–4322.
- [15] CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 1998, 20(1): 33–61.

(上接第471页)

- [6] CHAVEZ P S, Jr, SIDES S C, ANDERSON J A. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: Landsat TM and SPOT panchromatic [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1991, 57(3): 295–303.
- [7] YÉSOU H, BESNUS Y, POLET Y. Extraction of spectral information from Landsat TM data and merger with SPOT panchromatic imagery—a contribution to the study of geological structures [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1993, 48(5): 23–26.
- [8] CHOI J, YU K, KIM Y. A new adaptive component-substitution-based satellite image fusion by using partial replacement [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(1): 295–309.
- [9] LI SHUTAO, KWOK J T, WANG YAONAN. Using the discrete wavelet frame transform to merge Landsat TM and SPOT panchromatic images [J]. Information Fusion, 2002, 3(1): 17–23.
- [10] CHEN SHAO-SHUI, SU HONGBO, ZHANG RENHUA, et al. Fusing remote sensing images using à trous wavelet transform and empirical mode decomposition [J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(3): 330–342.
- [11] JENSSSEN R. Kernel entropy component analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(5): 847–860.
- [12] SUN JUN, XU WENBO, FENG BIN. A global search strategy of quantum-behaved particle swarm optimization [C]// Proceedings of IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems. Piscataway: IEEE, 2004: 111–116.
- [13] WEI X Y, XU H P, LI J W, et al. Comparison of diverse approaches for synthetic aperture radar images pixel fusion under different precision registration [J]. IET Image Processing, 2011, 5(8): 661–670.
- [14] THUNG K-H, PARAMESRAN R, LIM C-L. Content-based image quality metric using similarity measure of moment vectors [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(6): 2193–2204.
- [15] 余二勇, 王润生, 徐学文. 基于统计模型的遥感图像多分辨率融合方法[J]. 电子学报, 2008, 36(3): 490–493.
- [16] LUO XIAOQING, WU XIAOJUN. New metric of image fusion based on region similarity [J]. Optical Engineering, 2010, 49(4): 047006-1–047006-13.