

文章编号:1001-9081(2010)01-0078-04

## 基于邻域阈值萎缩法的图像去噪方法的优化

李柯材, 张曦煌

(江南大学 信息工程学院, 江苏 无锡 214122)

(hntk\_xmk@163.com)

**摘要:**小波域去噪是一种新兴的图像去噪方法,邻域阈值萎缩法是小波域阈值图像去噪方法中的一种,其原理是根据邻域窗口内所有小波系数的平方和的大小对该窗口中心的小波系数进行处理。提出一种优化改进的小波域图像去噪方法,该方法先用均方差准则的无偏估计,在小波域每一个子带确定一个最优的阈值和邻域窗口,然后引入一个细节增强因子 $P$ ,采取映射方式优化邻域阈值萎缩法中小波系数收缩因子,最后通过小波系数的收缩估计得到真实系数的估计。通过实验证明,该方法取得了比邻域阈值萎缩法更高的PSNR值,同时对图像细节进行增强,得到了更佳的视觉效果。

**关键词:**阈值;邻域窗口;图像去噪;增强因子;映射;小波系数

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

## Optimized image denoising method based on neighborhood threshold shrinkage approach

LI Ke-cai, ZHANG Xi-huang

(School of Information Technology, Jiangnan University, Wuxi Jiangsu 214122, China)

**Abstract:** Wavelet denoising is a new image denoising method. Neighborhood threshold shrinkage method is one of the wavelet domain threshold image denoising methods. Its principle is that according to the square of all the wavelet coefficients in the neighborhood window, it processes the wavelet coefficients in the center of the window. An improved image denoising method of optimization in the wavelet domain was proposed. At first, the proposed method determined an optimal threshold and the window of the neighborhood using unbiased risk estimation of mean square error criterion in the wavelet domain for each sub-band; then introduced a detailed enhancement factor of  $P$ , and a mapping function in order to optimize the shrinkage factor for the wavelet coefficient; at last, the estimation of the true coefficients were obtained by the shrinkage estimation of wavelet coefficients. The experimental results show that the proposed method obviously outperforms the neighborhood threshold shrinkage method in the ratio of peak signal to noise. At the same time, it effectively enhances image details, and effectively improves the visual quality of the image.

**Key words:** threshold; neighborhood window; image denoising; enhancement factor; map; wavelet coefficient

### 0 引言

小波变换因其具有良好的时-频局部化特性,在信号和图像去噪领域得到了广泛的应用。传统的小波域去噪方法是对小波系数进行萎缩处理,如Donoho提出的硬阈值和软阈值去噪法<sup>[1]</sup>。但该方法本身存在一些不足之处,硬阈值函数具有不连续性,重构所得的信号会产生伪吉布斯效应;而软阈值方法估计后的小波系数和分解得到的小波系数总存在恒定的偏差,直接影响着重构信号与真实信号的逼近程度。对此,人们提出了许多改进算法,如VisuShrink<sup>[2]</sup>、SureShrink<sup>[3]</sup>等算法。近几年,Cai和Silverman等人提出的NeighCoeff和NeighBlock方法<sup>[4]</sup>,在此基础上,Chen等人又提出了邻域阈值萎缩法,即:NeighShrink方法<sup>[5]</sup>,即根据邻域窗口内所有小波系数的平方和的大小来决定处于该窗口中心的小波系数是置零还是收缩。实验显示,邻域阈值萎缩法在保留图像细节方面优于普通软硬阈值方法。

本文提出了一种基于优化的邻域阈值萎缩法,它是对现存NeighShrink方法的改进。该方法先用均方差准则的

无偏估计<sup>[6]</sup>,为每一个子带确定最优的阈值和邻域窗口,接着,引入一个细节增强因子 $P$ ,通过映射函数来优化小波系数的收缩因子,增强图像的细节。实验结果表明,用该方法处理含噪后的图像,在统计上和视觉效果上,都明显优于邻域阈值萎缩法(NeighShrink方法)。

### 1 小波 NeighShrink 方法<sup>[8]</sup>

由于小波变换实际上是对同一信号分别进行各尺度的低通和高通滤波,所以由此得到的小波系数在一个较小邻域内应该有一定的相关性。因此,Cai等人<sup>[7]</sup>提出了针对一维信号的基于相邻系数的小波阈值去噪方法。设 $w_{j,k}$ 是一维有噪信号的小波系数:

$$S_{j,k}^2 = w_{j,k-1}^2 + w_{j,k}^2 + w_{j,k+1}^2 \quad (1)$$

其中, $S_{j,k}^2$ 表示当前系数 $w_{j,k}$ 的邻域窗口中系数的平方和。小波系数的收缩估计式为:

$$\hat{w}_{j,k} = \beta_{j,k} \cdot w_{j,k} \quad (2)$$

其中,收缩因子 $\beta_{j,k}$ 定义为:

收稿日期:2009-07-09;修回日期:2009-09-17。

作者简介:李柯材(1983-),男,河南周口人,硕士研究生,主要研究方向:图形图像处理;张曦煌(1962-),男,江苏无锡人,教授,主要研究方向:图形图像处理、嵌入式系统、无线网络。

$$\beta_{j,k} = \left(1 - \frac{\lambda^2}{S_{j,k}^2}\right)_+ \quad (3)$$

其中  $\lambda$  为 universal 阈值:

$$\lambda = \sigma \sqrt{2\log(N)} \quad (4)$$

$N$  为一维信号的长度,  $\sigma$  是原图像的噪声标准差:

$$\hat{\sigma} = \text{Median} \frac{(|Y_{i,j}|)}{0.6745} \quad (5)$$

Chen 等人<sup>[8]</sup>将其推广到二维情况,对于大小为  $M \times N$  的二维图像而言,对每一个小波系数  $W_{j,k}$ ,需要考虑以它为中心的一个邻域窗口  $B_{j,k}$ ,设其大小为  $L \times L$ ,为了四周对称,一般取  $L = 3, 5, 7, \dots$ 。设:

$$S_{j,k}^2 = \sum_{i,l \in B_{j,k}} W_{i,l}^2 \quad (6)$$

其中,  $B_{j,k}$  是以  $(j,k)$  为中心的方窗,图1为取  $3 \times 3$  邻域窗口的示意图。

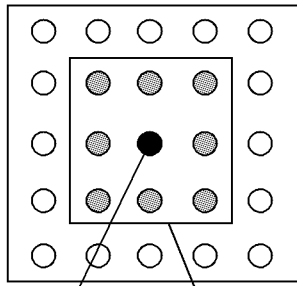


图1  $3 \times 3$  邻域示意图

则针对二维图像小波系数的收缩估计式,从形式上看和式(2)完全相同,所不同的是:

$$\lambda = \sigma \sqrt{2\log(MN)}$$

## 2 优化的图像去噪理论

### 2.1 均方差准则的无偏估计<sup>[6,9]</sup>

理想阈值是在均方差准则下的最优阈值, SUREShrink 阈值是使用比较多的理想阈值之一,它是在 SURE<sup>[9]</sup> (Stein Unbiased Risk Estimation) 准则下得到的阈值,是均方差准则的无偏估计,并且 SURE 阈值接近于理想阈值。现用该无偏估计<sup>[6]</sup>为每一个小波子带计算最优的阈值和邻域窗口,主要过程描述如下:

选择给定子带  $h$  的阈值  $\lambda^h$  和邻域尺寸  $L^h$ , 使  $SURE(w_h, \lambda, L)$  最小化,即:

$$(\lambda^h, L^h) = \arg \min_{\lambda, L} SURE(w_h, \lambda, L) \quad (8)$$

其中,

$$SURE(w_h, \lambda, L) = N_h + \sum_n \|g_n(w_n)\|_2^2 + 2 \sum_n \frac{\partial g_n}{\partial w_n} \quad (9)$$

其中,  $N_h$  为子带  $h$  上的小波系数个数:

$$\|g_n(w_n)\|_2^2 = \begin{cases} \frac{\lambda^4}{S_n^4} w_n^2, & \lambda^2 < S_n^2 \\ w_n^2, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

$$\frac{\partial g_n}{\partial w_n} = \begin{cases} -\lambda^2 \frac{S_n^2 - 2w_n^2}{S_n^4}, & \lambda^2 < S_n^2 \\ -1, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中  $S_n^2$  表示当前系数  $w_n$  的邻域窗口中系数的平方和。

### 2.2 图像细节增强

为了让较细的细节得到增强,而让较粗的细节增强效果减弱<sup>[10]</sup>。对此,本文在不同的尺度  $j$  上把  $\beta_{x,y}$  从  $0 \sim 1$  分别映射到  $0 \sim T_j$ 。定义如下:

$$T_j = \frac{J-j}{J-1} \times P + 1; j = 1, 2, \dots, J \quad (12)$$

其中,  $P$  为增强因子,其取值范围为  $0 \sim 1$ ,  $0$  表示不进行细节增强,而  $1$  表示进行最大的细节增强。  $J$  为最大分解级数,通常取为  $3$ ,  $j$  为各个分解级数。从式(12)可以看出,  $T_j$  和  $j$  为线性关系。当  $j$  等于  $J$  时,  $T_j = 1$ ; 当  $j$  等于  $1$  时,  $T_j = P + 1$ 。本文采用的映射函数为:

$$\beta_{x,y}^{\text{new}} = T_j \cdot \sqrt{\beta_{x,y}} \quad (13)$$

本文之所以采用这种映射关系,主要是基于如下分析。

由于可以由式(3)得到:

$$\beta_{x,y} = \left(\frac{S_{x,y}^2 - \lambda^2}{S_{x,y}^2}\right) \quad (14)$$

其中:  $(S_{x,y}^2 - \lambda^2)$  和  $\lambda^2$  分别表示信号和噪声的能量水平,即  $\beta_{x,y}$  表示信号和噪声的能量水平的比值,而  $\sqrt{\beta_{x,y}}$  才是表示幅度的比值,因此用它来修正小波系数更合理。本文的试验结果也表明,使用  $\sqrt{\beta_{x,y}}$  确实能取得优于使用  $\beta_{x,y}$  的结果。

关于  $\beta_{x,y}$  和  $\beta_{x,y}^{\text{new}}$  映射关系,如图2所示。从图2可以看出,当增强因子  $P$  为  $0$  时,  $T_j$  达到最小值  $1$ ,  $a, b, c$  点重合。则式(12)变为:

$$\beta_{x,y}^{\text{new}} = \sqrt{\beta_{x,y}} \quad (15)$$

当  $T_j > 1$  时,  $\beta_{x,y}^{\text{new}}$  在  $ab$  段的值大于  $1$ , 由于这一部分所对应小波系数的邻域窗内的系数平方和是比较大的,也就是说,这部分的小波系数代表图像细节或边缘的可能性较大,因此将它们乘以一个大于  $1$  的修正因子可以达到增强图像细节或边缘的目的。  $P$  越大,  $T_j$  越大,  $ab$  段越长,被增强的小波系数就越多。但是,如果增强多大,则图像会因为细节或边缘太突出而显得不自然,而一些源于噪声的小波系数也会因被增强而影响图像去噪效果。所以本文把  $P$  的取值范围限定为:  $0 \sim 1$ 。

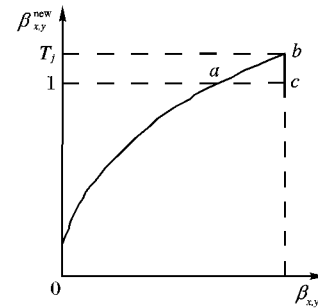


图2  $\beta_{x,y}$  和  $\beta_{x,y}^{\text{new}}$  的映射关系图

## 3 基于优化的图像去噪算法

虽然 NeighShrink 方法取得了良好的去噪效果,但其也存在有问题:1) NeighShrink 方法只根据经验选取邻域窗口的大小,常产生较大的偏差;2) 所有的小波域子带都使用 universal 阈值,而 universal 阈值不是最优的阈值;3) NeighShrink 方法中,为了达到削弱噪声的目的,所有的小波系数都被收缩了,这样做的结果是,在降低噪声的同时,图像细节或边缘也被削弱了。

根据上述的分析,本文将采用均方差准则的无偏估计,为每个小波域子带求得最佳的阈值和邻域窗口,然后引入一个

细节增强因子  $P$ , 采取映射的方式来优化小波系数的收缩因子, 增强图像的细节, 通过小波系数的收缩估计得到真实系数的估计。

该算法的具体步骤如下:

- 1) 把含有噪声的图像进行小波分解。
- 2) 采用均方差准则的无偏估计, 根据式 (6)、(8)、(9)、(10)、(11), 为小波域每一个子带确定一个最优的阈值。
- 3) 按照步骤 2) 的做法, 为小波域每一个子带确定一个最优的邻域窗口。
- 4) 根据步骤 2) 和 3) 所求得的最优阈值和邻域窗口, 由式 (3)、(6) 分别求出收缩因子  $\beta_{x,y} = \left(1 - \frac{\lambda^2}{S_{x,y}^2}\right)_+$  和  $S_{x,y}^2 = \sum_{i,l \in B_{x,y}} W_{i,l}^2$ 。
- 5) 引入一个增强因子  $P$ , 由式 (12) 把  $\beta_{x,y}$  从 0 ~ 1 分别映射到 0 ~  $T_j$ 。
- 6) 根据采用的映射函数式 (13), 由式 (3)、(6)、(13) 得到新的收缩因子  $\beta_{x,y}^{\text{new}}$ 。
- 7) 通过小波系数的收缩估计, 由式 (2)、(13) 得到得到真实系数的估计。
- 8) 进行小波反变换, 得到去除噪声后的图像。

#### 4 实验与结果分析

实验选用 Matlab 7.0 为仿真平台, 为了验证本文所提算法的效果, 选用了 Peppers、Cameraman、Barbara 灰度图像作为实验对象, 图像大小均为  $512 \times 512$ , 如图 3 所示。这三幅图像是数字图像处理中广泛使用的图像, 具有典型性。不用 VisuShrink、SureShrink、NeighShrink (邻域阈值收缩法)、FeatShrink 方法<sup>[11]</sup>、BLS-GSM<sup>[12]</sup> 方法及小波软阈值法和硬阈值法进行去噪效果比较。除了 FeatShrink 方法使用平移不变小波变换, 其他几种方法均使用离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT), 选择 sym8 为小波基函数, 实现 4 个分解层。其中小波软阈值法和硬阈值法采用 Donoho 全局阈值。从主观和客观两个方面去噪效果的比较考虑, 做了两个实验。



图 3 实验测试 Peppers 图、Cameraman 图和 Barbara 图

**实验 1** 在不同高斯噪声水平下, 几种方法的去噪性能对比。为原图像添加标准差分别为 10、20、30、40、50 和 60 的高斯随机噪声, 经过几种方法的去噪处理, 实验结果如表 1 ~ 表 3 所示。其中, 本文方法在表 1、表 2 中均为  $P = 0$  时的实验结果, 在表 3 中有  $P = 0, P = 0.6$  的实验结果, 标记为: “本文  $P = 0.6$ , 本文  $P = 0$ ”。其中标记 “VS = VisuShrink, NS = NeighShrink, SS = SureShrink, FS = FeatShrink, BW = 本文方法”。

1) 峰值信噪比较: 采用 PSNR 值作为图像去噪性能优越的评价标准之一。①由表 1、表 2 数据可以看出, 用本文提出的算法对加噪图像处理, 其 PSNR 值比 VisuShrink、SureShrink、NeighShrink 算法的 PSNR 值提高 1.0 ~ 2.0 dB; 在较小噪声情况下, 其 PSNR 值也高于 FeatShrink 算法的 PSNR

值。FeatShrink 方法是当前一个尖端的图像去噪算法, 它采用复杂的平移不变的小波变换, 同时, 也充分利用了小波系数尺度内和尺度间的依赖关系。由表 3 数据可以看出, 本文算法的 PSNR 值明显高出小波软阈值法和硬阈值的 PSNR 值, 平均提高 4.0 ~ 5.0 dB; 比 BLS-GSM 方法的 PSNR 值平均高 1 ~ 1.5 dB; 同时, 注意到随着增强因子  $P$  的增大, 本文算法的 PSNR 值则有所降低, 经计算, 其降低程度随噪声水平的增加而减少。②5 种方法对多纹理的 Barbara 图去噪的 PSNR 曲线比较, 如图 4 所示。从图 4 可以直观地看出, 本文方法的 PSNR 值明显高于其他 4 种方法的 PSNR 值, 一致高出 FeatShrink 方法的 PSNR 值, 这说明本文方法比 FeatShrink 方法更为健壮。

表 1 Peppers 图几种去噪方法的 PSNR 值比较 dB

$\sigma$	VS	NS	SS	FS	本文方法
10	30.70	32.87	32.76	33.65	34.78
20	27.77	30.30	29.83	30.17	31.41
30	26.17	28.56	28.08	29.29	29.72
40	25.15	27.25	26.92	28.41	28.64
50	24.27	26.26	26.09	27.66	27.12
60	23.66	25.47	25.45	26.85	26.30

表 2 Cameraman 图几种去噪方法的 PSNR 值比较 dB

$\sigma$	VS	NS	SS	FS	本文方法
10	29.49	33.30	32.71	34.03	34.36
20	26.45	29.24	28.83	30.05	31.53
30	24.92	27.20	26.74	28.66	29.07
40	24.01	25.98	25.59	27.64	27.12
50	23.22	25.10	24.75	26.89	26.28
60	22.57	24.39	24.05	25.91	25.37

表 3 Barbara 图几种去噪方法的 PSNR 值比较 dB

$\sigma$	软阈值	硬阈值	BLS-GSM	本文 $P = 0.6$	本文 $P = 0$
10	24.72	26.90	32.78	33.15	33.94
20	23.12	24.03	28.71	28.92	30.59
30	22.56	22.97	26.37	26.48	27.03
40	22.26	22.49	24.65	25.73	26.16
50	22.02	22.15	23.04	24.66	25.09
60	21.80	21.87	22.43	23.90	24.21

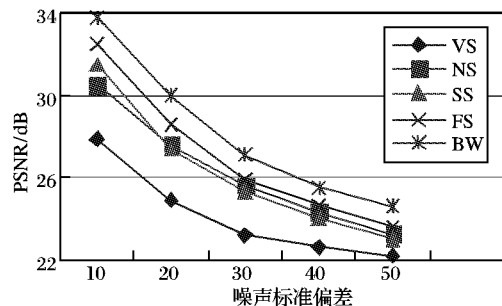


图 4 5 种方法对 Barbara 图去噪的 PSNR 曲线比较

2) 小波分解级数对去噪性能的影响及本文算法运行时间的分析: ①在进行小波多尺度分解时, 运算精度随尺度的增加呈非线性增加, 同时分解失真的可能性变大, 这都会导致重构后的误差增大, 因此一般选择尺度时为 3 ~ 4 层为宜。本文方法经过实验可得, 选择 4 层时 PSNR 值最高, 实验效果较好。②实验的平台为: Intel CPU Pentium4 2.4 GHz, 内存为 512 MB。经多次试验可得, 本文算法的平均运行时间是 16 s, 用时间换取了良好的去噪效果。

实验2 几种方法对含噪图像进行去噪后的图像的视觉效果比较。选用纹理信息比较丰富的 Barbara 图像作为实验对象,添加标准差为 30 的高斯随机噪声,截取了去噪后 Barbara 的局部图像来对比分析,如图 5 所示。

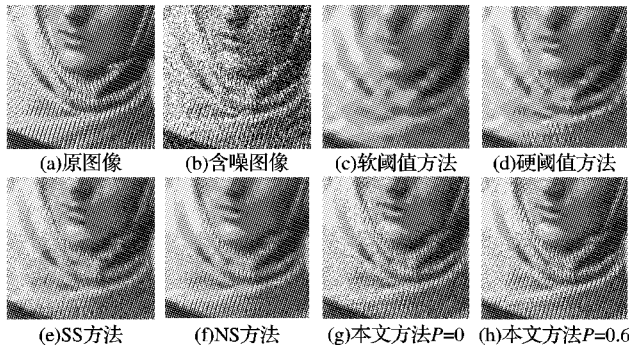


图5 Barbara 图几种方法在  $\sigma = 30$  时去噪后的局部图像

通过观察图 5 中的所有图像可看到,用软阈值方法处理得到的图像比较模糊;硬阈值方法得到的图像显得视觉失真;SureShrink 方法得到的图像残存了较多的伪像;用本文方法处理得到的图像(g)、(h)视觉效果最好,比 NeighShrink 方法得到的图像清晰。从图 5 中各图的头巾的纹理可以看出,随着  $P$  值的增加,图(h)的细节明显被增强了,而且增强效果优于图(g),另外,从视觉上看,噪声增强的现象并不明显。针对以上两个实验分析可知,在实际处理时,本文方法的  $P$  值选取应在峰值信噪比和增强细节之间寻求平衡。

## 5 结语

本文提出了一种基于优化的小波域图像去噪方法,对 NeighShrink 方法(邻域阈值萎缩法)进行了改进。该方法先利用均方差准则的无偏估计,为小波域每一个子带,优化阈值和邻域窗口,减少了偏差;接着,引入一个细节增强因子  $P$ ,通过映射函数优化了小波系数的收缩因子,增强了图像的细节。实验结果表明,经过本文方法去噪后图像的峰值信噪比

NeighShrink 方法有较大的改善,比 NeighShrink 方法得到的图像清晰。同时,随着  $P$  值的增大,图像的细节得到了增强,并且噪声增强的现象并不明显。

## 参考文献:

- [1] DONOHO D L. Denoising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613 - 627.
- [2] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425 - 455.
- [3] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. Journal of the American Statistical Assoc, 1995, 90(12): 1200 - 1224.
- [4] CAI T T, SILVEMAN B W. Incorporating information on neighbouring coefficients into wavelet estimation[J]. The Indian Journal of Statistics, 2001, 63(2): 127 - 148.
- [5] CHEN G Y, BUI T D, KRZYSAK A. Image denoising using neighbouring wavelet coefficients[J]. Integrated Computer-Aided Engineering, 2005, 12(1): 99 - 107.
- [6] 周登文, 申晓留. 基于最大似然估计的自适应图像降噪[J]. 计算机工程, 2009, 4. 35(8): 236 - 238.
- [7] CAI T T, SILVEMAN B W. Incorporating information on neighbouring coefficients into wavelet estimation[J]. The Indian Journal of Statistics, 2001, 63(2): 127 - 148.
- [8] CHEN G Y, BUI T D, KRZYSAK A. Image denoising using neighbouring wavelet coefficients[J]. Integrated Computer-Aided Engineering, 2005, 12(1): 99 - 107.
- [9] ZHANG FENGXIA, CHENG LIZHI, PENG SILONG. A new interscale and intrascale orthonormal wavelet thresholding for SURE-based image denoising[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2008, 15(1): 139 - 142.
- [10] 傅彩霞, 杨光. 一种新的具有增强效果的小波域图像去噪方法[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(1): 51 - 55.
- [11] BALSTER E J, ZHENG Y F, EWING R L. Feature-based wavelet shrinkage algorithm for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2024 - 2039.
- [12] PROTILLA J, STRELA V, WAINWRIGHT M J, et al. Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(11): 1338 - 1351.

(上接第 70 页)

选取。实验结果表明,该方法可以实现匹配点对的无误匹配。不足之处在于不能像 LOWE 算法一样得到数量众多的匹配点对,这也是下一步要改进的地方。

另外本文提出的基于全局距离约束匹配过程可以单独作为其他针对平移旋转的特征匹配算法的最后精匹配筛选,它快速准确,能实现匹配点对的无误匹配。

## 参考文献:

- [1] HARTLEY R, GUPTA R. Linear pushbroom cameras[C]// 3rd European Conference on Computer Vision. New York: Springer-Verlag, 1994: 555 - 566.
- [2] 李志刚. 边界重叠图像的一种快速拼接算法[J]. 计算机工程, 2000, 26(5): 37 - 38.
- [3] CHALECHALE A, NAGHDY G, MERTINS A. Sketch-based image matching using angular partitioning systems[J]. IEEE Transactions on Man and Cybernetics, 2005, 35(1): 28 - 41.
- [4] ZHU Q, WU B, XU Z. Seed point selection method for triangle constrained image matching propagation[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2006, 3(2): 207 - 211.
- [5] FAUGERAS O. Realtime correlation-based stereo: Algorithm, implementations and applications [EB/OL]. [2009 - 05 - 20]. [ftp://ftp.inria.fr/INRIA/publication/publi-pdf/RR/RR-2013.pdf](http://ftp.inria.fr/INRIA/publication/publi-pdf/RR/RR-2013.pdf).

- [6] DANI P, CHADHURI S. Automated assembling of images: Image montage preparation[J]. Pattern Recognition, 1999, 28(3): 431 - 445.
- [7] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91 - 110.
- [8] 庄志国, 孙惠军, 董继扬, 等. 基于角点检测的图像匹配算法及其在图像拼接中的应用[J]. 厦门大学学报, 2007, 46(4): 501 - 505.
- [9] 李海超, 张广军. 基于旋转不变的角点匹配方法[J]. 红外与激光工程, 2008, 37(3): 561 - 564.
- [10] HARRIS C G, STEPHEN M. A combined corner and edge detector [EB/OL]. [2009 - 05 - 20]. [http://www.csse.uwa.edu.au/~pk/Research/MatlabFns/Spatial/Docs/Harris/A\\_Combined\\_Corner\\_and\\_Edge\\_Detector.pdf](http://www.csse.uwa.edu.au/~pk/Research/MatlabFns/Spatial/Docs/Harris/A_Combined_Corner_and_Edge_Detector.pdf).
- [11] 胡明昊, 任明武, 杨静宇. 一种快速实用的特征点匹配算法[J]. 计算机工程, 2004, 30(9): 31 - 33.
- [12] TORDOFF B J, MURRAY D W. Guided-MLESAC: Faster image transform estimation by using matching priors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1523 - 1533.