

墨西哥帽小波和归一化伪 Zernike 矩的图像配准

丁南南

(中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

摘要: 图像配准是现代图像处理技术中的一项关键技术, 在许多实际的应用领域都占有举足轻重的地位。文中介绍了一种结合尺度相互作用模型下墨西哥帽小波和归一化伪 Zernike 矩的图像配准方法。首先利用尺度相互作用模型下加入尺度因子的墨西哥帽小波分别提取参考图像和实时图像中的特征点, 然后利用归一化伪 Zernike 矩不变量的方法和双向匹配策略对参考图像和实时图像的特征点进行匹配, 用迭代加权最小二乘法估算出最佳仿射变换参数, 最后用所得变换参数对实时图像进行变换和重采样来实现图像配准。实验结果表明: 该算法能够精确提取和匹配特征点, 有效地消除误匹配点对, 被测加噪实物图像的特征点均方根误差为 0.41, 达到了像素级配准精度。

关键词: 图像配准; 墨西哥帽小波; 归一化伪 Zernike 矩; 双向匹配; 迭代加权最小二乘法

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2014)04-0072-05

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2014.04.018

Image Registration Based on Mexican-hat Wavelets and Normalized Pseudo-Zernike Moments

DING Nan-nan

(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences,
Changchun 130033, China)

Abstract: Image registration is a key technique in modern image processing, and it is very important in many real applications. A method for image registration combining scale-interaction of Mexican-hat wavelets and normalized Pseudo-Zernike moments is proposed. First, feature points are extracted using scale-interaction of Mexican-hat wavelets in the reference image and sensed image respectively. Then, normalized Pseudo-Zernike moments and a bidirectional matching strategy are used to match them, and iterative weighted least square method is used to estimate the best affine transform parameters. At last, the sensed image is transformed and resampled to accomplish the image registration. The experiment indicates that the proposed algorithm extracts feature points and matches them exactly and eliminates wrong matched points effectively. The RMSE of the feature points of images of practicality with Gaussian noise is 0.41 and it achieves pixel precision registration result.

Key words: image registration; Mexican-hat wavelets; normalized Pseudo-Zernike moments; bidirectional match; iterative weighted least square method

0 引言

图像配准技术是当今图像处理的一个研究热点, 在机器视觉、空间遥感技术、多幅图像融合、图像超分辨率重建以及医学影像^[1-3]等领域都有广泛应用。其目的是将不同时间或不同观察点或不同图像传感器拍摄的同一场景的图像进行合理的叠加。按照所使用的方法, 图像配准可以分为基于灰度的配准和基于特征的配准。

基于特征的配准是目前最常用的方法之一, 对图

像变形或者遮挡、图像灰度变化等都具备很好的适应力。这种方法主要包含了特征提取和特征匹配两个关键步骤。图像特征可以是点特征、线特征以及区域特征, 而线特征和区域特征在应用中往往也会转化成点特征进行后续应用, 如区域的重心、线的端点和中心点等^[4]。

特征点提取的目的是在图像中快速、准确地检测到对于一般的图像几何变形和降质具有鲁棒性的特征点。David G. Lowe^[5]提出的 SIFT 特征匹配方法已经

收稿日期: 2013-06-05

修回日期: 2013-09-16

网络出版时间: 2014-01-28

基金项目: 国家“863”高技术发展计划项目(2012AA7031010B)

作者简介: 丁南南(1985-), 男, 博士, 助理研究员, 主要从事数字图像处理方面的研究。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140128.1148.037.html>

被广泛验证对于图像的尺度变化甚至是仿射变形都具有良好的鲁棒性。Bay 等提出的 SURF 算法是一种基于 SIFT 的改进算法^[6],这种方法延续了 SIFT 方法所使用的基本框架,并且以匹配数目等指标对 SURF、GLOH、SIFT 等算法进行了比较。

B. S. Manjunath 等^[7]提出了一种基于尺度相互作用模型的特征提取方法,这个方法对图像中的短线段,线段端点,角点和其他有曲率剧烈变化的情况反应灵敏。而几乎是同时,A. Dobbins 等^[8]以人体生物视觉的角度阐释了尺度相互作用模型的原理以及可行性。而墨西哥帽小波则是由于它的各向同性使得对角度不敏感因而与 Gabor 小波相比更适合用来提取特征^[9-11]。

文中提出了一种尺度相互作用的墨西哥帽小波和归一化伪 Zernike 矩相结合的图像配准方法。该方法利用尺度相互作用的墨西哥帽小波提取特征点,并加入了尺度因子来避免由于图像的尺度差异导致的特征点定位不一致问题。之后利用归一化伪 Zernike 矩计算特征点周围的圆形邻域的特征描述矢量。特征点匹配过程利用双向匹配策略,在估计几何变换参数时用迭代加权最小二乘法减小误匹配点的影响。

1 算法介绍

1.1 尺度相互作用的墨西哥帽小波提取图像特征点

1.1.1 尺度相互作用模型

以 Gabor 小波作为空间滤波函数,尺度相互作用模型可以用下面的式子来表示^[10]:

$$Q_{ij}(x,y,\theta)=f(W_i(x,y,\theta)-\gamma W_j(x,y,\theta)) \tag{1}$$

其中, $W_i(x,y,\theta)$ 和 $W_j(x,y,\theta)$ 分别是在 (x,y) 位置、 θ 方向上的 i 尺度和 j 尺度的 Gabor 小波变换系数; $Q_{ij}(\cdot)$ 是特征检测函数; $f(\cdot)$ 是非线性变换函数; γ 是尺度因子。

若 $Q_{ij}(\cdot)$ 在 (x,y) 位置取得局部极值,则认为该位置为潜在特征点位置,即:

$$Q_{ij}(x,y,\theta)=\max_{(x',y')\in N_{xy}}Q_{ij}(x',y',\theta) \tag{2}$$

其中, N_{xy} 是 (x,y) 周围一定大小的邻域。

1.1.2 墨西哥帽小波

定义二维墨西哥帽小波为:

$$\text{Mex}(X)=(2-X^2)e^{(-\frac{X^2}{2})} \tag{3}$$

其中, $X=(x^2+y^2)^{\frac{1}{2}}$, (x,y) 是 X 的坐标。

将墨西哥帽小波代替 Gabor 小波利用到尺度相互作用模型中:

$$Q_{ij}(X)=|M_i(X)-\gamma M_j(X)| \tag{4}$$

其中,

$$\gamma=2^{-(i-j)} \tag{5}$$

简单起见, γ 取 1,墨西哥帽小波表示为:

$$M_i(X)=2^{-i}\text{Mex}(2^{-i}\cdot X)=2^{-i}(2-2^{-2i}X^2)e^{(-\frac{2^{-2i}X^2}{2})} \tag{6}$$

令 $2^{-i}=\sigma_i$, 则有:

$$M_i(X)=\sigma_i(2-\sigma_i^2X^2)e^{(-\frac{\sigma_i^2X^2}{2})} \tag{7}$$

对于灰度图像 $I(X)$, 响应值 $R_{ij}(X)$ 为:

$$\begin{aligned} R_{ij}(X)&=I(X)\otimes Q_{ij}(X)= \\ &I(X)\otimes(M_i(X)-M_j(X))= \\ &I(X)\otimes M_i(X)-I(X)\otimes M_j(X) \end{aligned} \tag{8}$$

其中, \otimes 表示二维卷积运算。

若 $R_{ij}(\cdot)$ 在 X 位置取得局部极值,则认为该位置为潜在特征点位置,即:

$$R_{ij}(X)=\max_{X\in N_x}Q_{ij}(X) \tag{9}$$

其中, N_x 是 X 周围一定大小的邻域。

表 1 是将一幅没有失真的图像分别和五幅进行过失真和降质处理后的图像进行比较得出的重复出现的局部极大值点统计情况。

表 1 重复特征点统计

图像失真和降质形式	N_o	N_d	N_r	$R_{rd}/\%$
旋转 90 度	46	46	46	100
模糊处理	46	45	42	91
亮度变化	46	46	44	96
对比度变化	46	48	41	89
加入椒盐噪声	46	51	41	89
加入高斯噪声	46	46	38	83

1.1.3 加入尺度因子的墨西哥帽小波

从表 1 的数据可以看出,局部极大值点检测结果良好,但这些结论都是相同尺度图像下得到的,对于不同尺度的图像,由于墨西哥帽小波的中心峰的大小和对应图像区域的关系是不同的,因此局部极大值点的位置就会出现不一致。为了补偿图像间的尺度差异,在墨西哥帽小波中加入尺度因子 s_p ^[12]:

$$\begin{aligned} M_i(\frac{X}{s_p})= \\ \sigma_i(2-\sigma_i^2((\frac{x}{s_p})^2+(\frac{y}{s_p})^2))e^{(-\frac{\sigma_i^2((\frac{x}{s_p})^2+(\frac{y}{s_p})^2)}{2})} \end{aligned} \tag{10}$$

加入尺度因子可以抵消尺度变化对于局部极大值点定位的影响。

1.2 归一化伪 Zernike 矩描述符特征点匹配

Cho Hnak The 等^[13]从抗噪性、冗余度、重建性对旋转矩、复数矩、Legendre 矩、Zernike 矩和伪 Zernike 矩进行了详细的分析和研究,发现伪 Zernike 矩性能最优。而且相比于 Zernike 矩,在相同阶的情况下,伪 Zernike 矩具有更多的低阶矩。由于低阶矩越多,抗噪

声的能力越强,因此伪 Zernike 矩对形状的微小改变和噪声具有更好的鲁棒性。

1.2.1 伪 Zernike 矩

伪 Zernike 矩定义为:

$$Z_{m,n} = \frac{(m+1)}{\pi} \iint_{D^2} V_{m,n}^*(\hat{x}, \hat{y}) I(\hat{x}, \hat{y}) d\hat{x} d\hat{y} \quad (11)$$

其中, $m=0,1,2,\dots,\infty, 0 \leq |n| \leq m, V_{mn}(\hat{x}, \hat{y})$ 即为伪 Zernike 多项式, $*$ 表示复数共轭; $I(\hat{x}, \hat{y})$ 是单位圆内图像灰度函数。

又有:

$$V_{m,n}(\hat{x}, \hat{y}) = V_{m,n}(r, \theta) = R_{m,n}(r) e^{in\theta} \quad (12)$$

其中, $r = \sqrt{\hat{x}^2 + \hat{y}^2}$; $\theta = \tan^{-1}(\frac{\hat{y}}{\hat{x}})$, 而 $R_{m,n}(r)$ 是

下式表示的径向多项式:

$$R_{m,n}(r) = \sum_{s=0}^{m-n} \frac{(-1)^s (2m+1-s)!}{s! (m-n-s)! (m+n+1-s)!} r^{m-s} \quad (13)$$

则伪 Zernike 矩的极坐标表示形式为:

$$Z_{m,n} = \frac{(m+1)}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^1 I(r, \theta) V_{m,n}^*(r, \theta) r dr d\theta \quad (14)$$

对于数字图像,积分用求和代替,即:

$$Z_{m,n} = \frac{(m+1)}{\pi} \sum_i \sum_j V_{m,n}^*(i, j) I(i, j) \quad (15)$$

其中, $i^2 + j^2 \leq 1$ 。

1.2.2 伪 Zernike 矩的旋转不变性

如果 φ 是旋转角度, $Z'_{m,n}$ 是旋转后图像的伪 Zernike 矩,则:

$$Z'_{m,n} = Z_{m,n} \exp(-in\varphi) \quad (16)$$

$$|Z'_{m,n}| = |Z_{m,n} \exp(-in\varphi)| = |Z_{m,n}| \quad (17)$$

可以看出,图像旋转后伪 Zernike 矩仅仅具有相位的移动,而模值保持不变。

1.2.3 归一化伪 Zernike 矩

伪 Zernike 矩的不变性主要表现在它的旋转不变性上,而不具有比例不变性。改进的伪 Zernike 矩^[14]在计算时用矩的归一化代替图像的归一化:

1) 计算出图像的(0,0)阶几何矩 $m_{0,0}$:

$$m_{0,0} = \iint I(x, y) dx dy \quad (18)$$

2) 计算各阶伪 Zernike 矩 $Z_{m,n}$;

3) 归一化伪 Zernike 矩:

$$Z_{m,n}^G = \frac{Z_{m,n}}{m_{0,0}} \quad (19)$$

4) 取归一化伪 Zernike 矩的模 $|Z_{m,n}^G|$ 作为图像的不变特征,从理论上可以严格证明具有比例不变性和旋转不变性^[7]。

为了兼顾匹配速度与准确率,伪 Zernike 矩的阶数都选 6 阶,又因为 $|Z_{m,n}| = |Z_{m,-n}|$, 所以只需计算 $n \geq$

0 的情况。

建立特征点描述矢量, m 取 5, 则维数为 21:

$$\mathbf{p}_d = [|Z_{0,0}^G|, \dots, |Z_{m,n}^G|, \dots, |Z_{5,5}^G|] \quad (20)$$

对于参考图像中特征点 p_i 的描述矢量 \mathbf{p}_{d_i} , 待配准图像中特征点 p'_j 的描述矢量 \mathbf{p}'_{d_j} , 它们的相似性度量定义为:

$$C_{ij} = d(\mathbf{p}_{d_i}, \mathbf{p}'_{d_j}) = \sum_{l=1}^L |p_{d_i}(l) - p'_{d_j}(l)| \quad (21)$$

其中, \mathbf{C} 是特征点距离矩阵; $p_{d_i}(l)$ 和 $p'_{d_j}(l)$ 分别是矢量 \mathbf{p}_{d_i} 和 \mathbf{p}'_{d_j} 中的任意一个元素; L 是每个特征点描述矢量的维数。

在矩阵 \mathbf{C} 中, 如果 C_{ij} 在它所在的行和列都是最小值, 则认为特征点 p_i 和 p'_j 是一对匹配特征点。这相当于运用了双向匹配策略, 即在特征点集 P 中, 与点 p'_j 距离最小的是点 p_i , 相应地, 特征点集 P' 中, 与点 p_j 距离最小的是点 p_i 。

1.3 迭代加权最小二乘法

找到匹配点对之后, 需要根据匹配对求解图像之间的变换模型参数。仿射变换模型可以描述摄像机的平移、旋转、缩放运动, 是一种常用的坐标变换模型。采用 6 参数的仿射变换模型来描述图像间的几何变换关系:

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m_0 & m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 & m_5 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = \mathbf{M} \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} \quad (22)$$

其中, \mathbf{M} 为仿射变换矩阵; (x, y) 、 (x', y') 为参考图像 I_1 和实时图像 I_2 中对应匹配点 p 和 p' 的像素坐标。

仿射变换模型有 6 个未知参数, 理论上至少需要 6 个方程才能够解出, 即需要 3 对不共线的特征点。令 $(x_i, y_i) \in I_1$, $(x'_i, y'_i) \in I_2$ 为一对匹配角点, 其中 $i = 1, 2, \dots, k$, $\mathbf{m} = [m_0, m_1, \dots, m_5]^T$, 对 k 组匹配点对, 可以得到 $2k$ 个关于参数 $\{m_0, m_1, \dots, m_5\}$ 的线性方程, 写成矩阵形式是:

$$\mathbf{A}\mathbf{m} = \mathbf{b} \quad (23)$$

在实际中, 匹配对的个数 k 一般都会大于 3, 因此用最小二乘法 (LSM) 来计算变换参数。若 $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ 可逆, 它的解就可以表示为:

$$\mathbf{m} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \quad (24)$$

虽然最小二乘法能够快速求解出模型的参数, 但是这种方法的前提是假设提取到的匹配点都是正确的, 而实际中并不能完全保证, 如果有个别点误差较大, 就会严重影响估计结果, 从而使图像配准失败。

迭代加权最小二乘法 (IWLSM) 的本质是迭代求解一个目标函数的最小值的问题。目标函数定义为:

$$\Psi(\boldsymbol{M}) = \sum_{i=1}^k \omega_i \|f(p_i', \boldsymbol{M}) - p_i\|^2 \quad (25)$$

其中, p_i 和 p_i' 是参考图像和实时图像中的一对匹配点, $\|f(p_i', \boldsymbol{M}) - p_i\|^2$ 为 p_i' 经过仿射变换映射到参考图像的坐标系后的坐标与 p_i 的坐标间的误差; ω_i 是和这个误差相关的权值; $\boldsymbol{M} = [m_0, m_1, \cdots, m_5]^T$ 是两幅图像之间的仿射变换参数矢量。

联立式(22)和式(25), 可以将目标函数写为:

$$\Psi(\boldsymbol{M}) = \sum_{i=1}^k \omega_i [(m_0x' + m_1y' + m_2 - x)^2 + (m_3x' + m_4y' + m_5 - y)^2] \quad (26)$$

计算变换参数的过程即为求解最优化问题

$$\min_{\boldsymbol{M}} \Psi(\boldsymbol{M}) \quad (27)$$

的过程。

具体的算法步骤如下:

1) 首先将初始权值 $\omega_i^{(1)}$ 全部设为 1, 利用最小二乘法对所有匹配点对求解初始变换参数 $\boldsymbol{M}^{(1)}$, 并计算每个匹配点对的初始误差值:

$$e^{(1)}(i) = \|f(p_i', \boldsymbol{M}^{(1)}) - p_i\|^2, i = 1, 2, \cdots, k \quad (28)$$

2) 如果某个匹配点对的误差大于一定阈值(每个匹配点对的误差平均值), 则删除该点对, 保留下来的匹配点对的权值也根据此次迭代误差的大小重新设定。

$$\omega^{(n)}(i) =$$

$$\begin{cases} 0 & \text{if } e^{(n-1)}(i) \geq \overline{e^{(n-1)}} \\ [1 - (\frac{e^{(n-1)}(i)}{\overline{e^{(n-1)}}})^2] & \text{otherwise} \end{cases} \quad (29)$$

其中, $\overline{e^{(n-1)}}$ 是 $e^{(n-1)}(i)$ 的平均值。

3) 通过更新的权值 $\omega^{(n)}(i)$ 用最小二乘法计算新的变换参数 $\boldsymbol{M}^{(n)}$ 。

4) 利用 $\boldsymbol{M}^{(n)}$ 计算每个匹配点对的误差值:

$$e^{(n)}(i) = \|f(p_i', \boldsymbol{M}^{(n)}) - p_i\|^2, i = 1, 2, \cdots, k \quad (30)$$

5) 如果

$$\overline{e^{(n)}} < T \text{ or } n > N \quad (31)$$

或者迭代次数达到设定的最大迭代数则停止迭代, 用剩下的匹配对来计算模型参数作为最后结果, 否则, 返回到步骤 2。

2 仿真实验和结果分析

对实拍图像进行实验, 采用所有匹配点对之间的均方根误差作为精度判定指标:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^k \|f(p_i', \boldsymbol{M}) - p_i\|^2}{k}} \quad (32)$$

首先对文中方法的旋转和尺度不变性分别进行试验评估。图 1 是对三幅实物图像进行实验的结果, 表 2 是图 1 的实验数据。

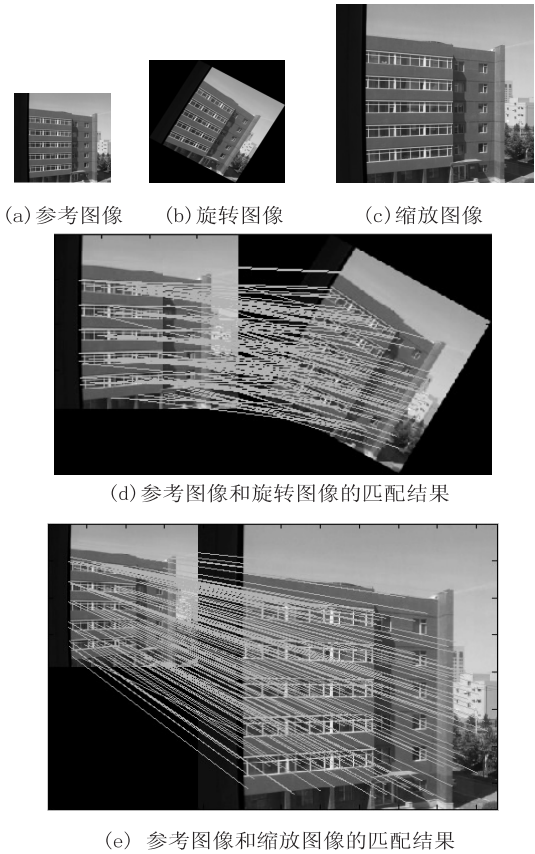


图 1 经过旋转和缩放的图像和原图匹配结果

表 2 图 1 实验数据

变换类型	实测角度/度	实测尺度/1	RMSE/1
旋转 30 度	29.998	0.998 1	0.02
放大 2 倍	0.005 4	1.996	0.11

从图 1 和表 2 可以观察到, 对于具有旋转和缩放变换的图像, 文中的方法都能将所提取出的特征点进行匹配, 经过计算得到实测的旋转角度和缩放倍数都跟理论值非常接近。

接下来要对一幅参考图像及另一幅未知变换参数的待配准图像进行配准, 为了验证文中方法对噪声的鲁棒性, 在待配准图像中加入了高斯噪声。用文中的方法以及基于 SIFT(文献[5])的方法分别实验, 结果如图 2 和表 3 所示。

表 3 加噪的实拍图像实验数据

方法	RMSE/1
基于 SIFT 的方法	0.47
文中方法	0.41

3 结束语

提出了一种尺度相互作用的墨西哥帽小波和归一

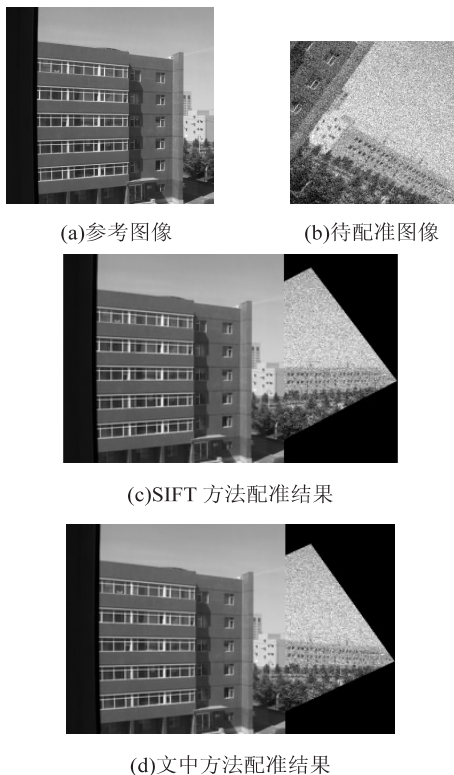


图 2 实物图像的对比实验结果

化伪 Zernike 矩相结合的图像配准方法。该方法利用尺度相互作用的墨西哥帽小波提取图像中的特征点,而且采用了在墨西哥帽小波中加入尺度因子的方法来解决不同尺度图像特征点定位不一致的问题。之后利用归一化伪 Zernike 矩计算特征点周围的圆形邻域的特征描述矢量,该矢量具有严格的旋转不变性以及尺度不变性。特征点匹配过程利用双向匹配策略,提高了匹配的可靠性,在估计几何变换参数时用迭代加权最小二乘法减小误匹配点的影响,并给出了图像配准的评价准则,精度分析可以看出对应点匹配的均方根误差在一个像素范围之内。

参考文献:

[1] 张红颖,张加万,孙济洲.改进 Demons 算法的非刚性医学

图像配准[J]. 光学精密工程,2007,15(1):145-150.

[2] 覃凤清,何小海,陈为龙,等.一种图像配准的超分辨率重建[J]. 光学精密工程,2009,17(2):409-416.

[3] 聂宏宾,侯晴宇,赵明,等.基于似然函数 EM 迭代的红外与可见光图像配准[J]. 光学精密工程,2011,19(3):657-663.

[4] Zitova B, Flusser J. Image registration methods: A survey[J]. Image and vision computing, 2003, 21(11):977-1000.

[5] David G L. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.

[6] Bay H, Tuvellars T, Van G L. SURF: Speeded up robust features[C]//Proceedings of the European conference on computer vision. [s. l.]: [s. n.], 2006:404-417.

[7] Manjunath B S, Shekhar C, Chellappa R. A new approach to image feature detection with applications[J]. Pattern recognition, 1996, 29(4):627-640.

[8] Dobbins A, Zucker S W, Cynader M S. Endstopping and curvature[J]. Vision research, 1989, 29(10):1371-1387.

[9] Antoine J P, Vanderghyest P, Murenzi R. Two-dimensional directional wavelets in image processing[J]. International journal of imaging systems and technology, 1996, 7(3):152-165.

[10] Bhattacharjee S, Kutter M. Compression tolerant image authentication[C]//Proc of IEEE international conference on image processing. Chicago, USA: [s. n.], 1998:435-439.

[11] 朱世元,王凤英.一种基于特征点和伪 Zernike 矩的数字图像水印算法[J]. 山东理工大学学报(自然科学版), 2007, 21(5):88-92.

[12] 丁南南,刘艳滢,朱明.尺度相互作用墨西哥帽小波提取图像特征点[J]. 液晶与显示, 2012, 27(1):125-129.

[13] The C H, Chin R T. On image analysis by the methods of moments[J]. IEEE transaction on pattern analysis and machine intelligence, 1988, 10(4):496-513.

[14] 杨迪,孙劲光,何巍,等.基于伪 Zernike 矩归一化的人脸特征提取方法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(35):163-165.

(上接第 71 页)

[6] 王欣,罗代升,王正勇.基于改进谱减算法的语音增强研究[J]. 成都信息工程学院学报, 2007, 22(2):201-204.

[7] 职振华,马建芬.改进的谱减法在语音增强中的应用[J]. 电声技术, 2008, 32(2):46-48.

[8] 洪晓芬.基于谱减法的改进语音增强方法[J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(22):5453-5454.

[9] 林琴,张道信,吴小培.一种基于改进谱减法的语音去噪新方法[J]. 计算机技术与发展, 2007, 17(7):63-66.

[10] 丁伟,吴小培.基于改进谱减方法的语音增强研究[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(9):98-100.

[11] Liu Huanhuan, Yu Xiaoqing, Wan Wanggen, et al. An improved spectral subtraction method[C]//Proc of 2012 international conference on audio, language and image processing. [s. l.]: [s. n.], 2012:790-793.

[12] 张仁志,崔慧娟.谱相减法语音增强技术中“音乐噪声”的抑制[J]. 电声技术, 2005(5):35-38.

墨西哥帽小波和归一化伪Zernike矩的图像配准

作者：[丁南南, DING Nan-nan](#)

作者单位：[中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春, 130033](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

ISTIC

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年, 卷(期): 2014(4)

本文链接: http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201404018.aspx