

一种改进的 KAZE 特征检测描述算法

汪方斌^{1,2*}, 储朱涛^{1,2**}, 朱达荣^{1,2}, 刘涛^{1,2}, 徐德军^{1,2}, 许露³

¹安徽建筑大学机械与电气工程学院, 安徽 合肥 230601;

²安徽建筑大学建筑机械故障诊断与预警重点实验室, 安徽 合肥 230601;

³安徽省建筑科学研究设计院, 安徽 合肥 230001

摘要 KAZE 特征检测与描述算法在图像匹配方面具有较好的性能。然而, KAZE 算法中 Perona-Malik(P-M)模型的解不具有唯一性, 而且图像弱边缘在尺度空间中易被平滑。为此, 提出一种改进的 KAZE 特征检测描述算法(CKAZE)。首先, 基于 KAZE 原理与能量泛函构建自适应扩散滤波函数; 然后, 研究解的唯一性及图像滤波过程中的边缘保持能力; 最后, 提出 CKAZE 算法, 利用 Mikolajczyk 标准数据库图像进行特征匹配实验, 对其性能进行验证。结果表明, 对高斯模糊、光照、旋转缩放、视觉变换而言, CKAZE 算法的特征匹配正确率分别较 KAZE 算法高 4.555%、2.138%、0.656%、1.981%, 特征检测和描述的精度提高。

关键词 图像处理; 图像匹配; 特征检测和描述; KAZE; 自适应扩散滤波

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.091007

An Improved KAZE Feature Detection and Description Algorithm

Wang Fangbin^{1,2*}, Chu Zhutao^{1,2**}, Zhu Darong^{1,2}, Liu Tao^{1,2}, Xu Dejun^{1,2}, Xu Lu³

¹School of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei, Anhui 230601, China;

²Key Laboratory of Construction Machinery Fault Diagnosis and Early Warning Technology of Anhui Jianzhu University, Hefei, Anhui 230601, China;

³Anhui Institute of Building Research & Design, Hefei, Anhui 230001, China

Abstract For image matching, the KAZE feature detection and description algorithm has demonstrated a number of advantages. However, the solution of Perona-Malik (P-M) model adopted by KAZE is not unique, and the weak edges of image are prone to be smoothed in scale spaces by nonlinear diffusion filter function when the feature points are detected. To overcome these problems, an improved KAZE feature detection and description algorithm for image matching (CKAZE) is proposed. Firstly, an adaptive diffusion filter is built based on the principle of KAZE and energy functional. Then, the solution uniqueness and the edge preserving capacity of the proposed adaptive diffusion filter function are studied during filtering process. Finally, the CKAZE is constructed and its performance is validated through image matching experiments on Mikolajczyk benchmark image dataset. The results demonstrate that the correct rates of feature matching through CKAZE is 4.555%, 2.138%, 0.656% and 1.981% higher, respectively, than those by KAZE for Gauss blurring, illumination, rotation zoom and visual transformation, which indicate that the accuracy of feature detection and description is improved by CKAZE.

Key words image processing; image matching; feature detection and description; KAZE; adaptive diffusion filtering

OCIS codes 100.3008; 100.2000; 100.2960

收稿日期: 2018-03-19; 修回日期: 2018-04-09; 录用日期: 2018-04-23

基金项目: 安徽省高校自然科学研究重大项目(KJ2017ZD42)、安徽省自然科学基金(1808085ME125)、安徽建筑大学博士启动基金(2015QD04)、安徽省高校自然科学研究项目(KJ2018A0519)

* E-mail: wangfb@ahjzu.edu.cn; ** E-mail: zhutaochu@ahjzu.edu.cn

1 引言

图像匹配是在不同的背景环境下找出同一目标的对应关系,是图像配准的基础,也是运动追踪、人脸识别、图像拼接等领域的关键步骤^[1-8]。匹配算法分为基于灰度值和基于特征两大类^[9-11],其中,基于特征的方法既可以在静态情况下对视觉变化、光照变化有很好的稳健性,又可以在动态的情况下实现很好的匹配效果,特征检测简单、时效性好,在实际中应用较多,但对尺度变换的图像匹配性能较差。

1999年,Lowe提出了基于尺度不变特征(SIFT)算法,并于2004年进行了改进^[12]。该算法除在旋转变换、视觉变换和光照变换等情况下具有较好的稳健性外,对尺度变换图像的匹配性能亦较好;但SIFT算法计算数据量大、效率较低。2008年,Bay等^[13]在此基础上提出加速稳健特征(SURF)算法,计算速度显著提高,但在检测特征时,SURF与SIFT算法都是采用高斯核函数建立线性尺度空间,使得边缘区域与非边缘区域的扩散程度相同,尺度空间中图像存在边缘和细节丢失的现象。2012年,Alcantarilla等^[14]采用非线性扩散滤波建立尺度空间,提出KAZE算法,该算法稳健性好、局部精度高,且具有良好的边缘保持功能,应用广泛^[15-18]。

KAZE算法基于Perona和Malik提出的P-M模型实现各向异性扩散^[19],然而,P-M模型存在逆向扩散,本质上是一个病态方程,方程的解可能不唯一甚至不存在^[20]。另外,KAZE算法在构建相同尺度空间时,图像细节或纹理区域的弱边缘易被快速平滑^[21],使描述向量之间的距离非常小,而出现特征误匹配现象。

针对KAZE算法存在的不足,本文提出一种基于自适应扩散滤波函数的CKAZE算法。介绍了KAZE算法的原理,分析了自适应扩散滤波函数的构建,以及基于该函数的CKAZE算法非线性扩散方程解的唯一性与滤波过程中图像弱边缘保留的问题,通过高斯模糊、光照变换、旋转缩放变换、视觉变换实验对CKAZE算法的性能进行验证。

2 KAZE算法原理

KAZE算法将不同尺度上图像亮度的变化看成某种流动函数的散度,利用非线性扩散方程对图像进行扩散滤波构建非线性尺度空间。非线性扩散方程为

$$\frac{\partial L}{\partial t} = \text{div}[c(x, y, t) \nabla L], \quad (1)$$

式中: L 表示图像的亮度; div 表示散度; ∇ 代表梯度;时间 t 是尺度参数,其值越大,表示图像的结构越简单; $c(x, y, t)$ 是坐标点 (x, y) 处的传导函数,它取决于局部图像差分结构和减小图像局部边缘扩散的梯度,定义为

$$c(x, y, t) = g[\nabla L_{\delta}(x, y, t)], \quad (2)$$

式中 ∇L_{δ} 是指原始图像 L 在 δ 尺度上经过高斯滤波后的梯度。目前,传导函数 g 有3种形式^[22]:

$$g_1 = \exp\left(-\frac{|\nabla L_{\delta}|^2}{k^2}\right), \quad (3)$$

$$g_2 = \frac{1}{1 + |\nabla L_{\delta}|^2/k^2}, \quad (4)$$

$$g_3 = \begin{cases} 1, & |\nabla L_{\delta}| = 0 \\ 1 - \exp(-3.315k^8 |\nabla L_{\delta}|^{-8}), & |\nabla L_{\delta}| > 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中对比度因子 k 的值为梯度图像 ∇L_{δ} 直方图70%百分位上的值,其中, g_2 比较常用^[14,23]。对(1)式进行隐式差分后,采用加性算子分裂(AOS)算法构建尺度空间,获得方程的解为^[24]

$$L^{i+1} = [\mathbf{I} - (t_{i+1} - t_i) \sum_{l=1}^m \mathbf{A}_l(L^i)]^{-1} L^i, \quad (6)$$

式中 \mathbf{I} 是单位矩阵, t_i 是进化时间, \mathbf{A}_l 是三对角占优矩阵, L_i 表示非线性尺度空间第 i 层图像亮度。

KAZE算法在非线性尺度空间中寻找像素点的Hessian矩阵局部极大值来检测特征点。将每个像素点的Hessian矩阵值与当前层 i 、上层 $i+1$ 和下层 $i-1$ 的 $\delta_i \times \delta_i$ 的矩形窗口内所有像素点的Hessian矩阵值进行比较(为加速计算,窗口大小选取为3 pixel \times 3 pixel),如果该点的Hessian矩阵值大于这26个像素点的Hessian矩阵值和设定的阈值(本文取0.001),则该点为特征点。为了获得旋转不变描述符,需要计算特征点的主方向。方法是,以特征点为中心点,选取半径为 $6\delta_i$ 的圆形区域,对所在区域内像素点计算一阶微分,再以张角为 60° 、步长为0.15 rad的扇形区域绕特征点转动,转动过程中累加一阶微分 L_x 、 L_y 的值,得到特征点的描述矢量 \mathbf{d} :

$$\begin{cases} \omega = \sum L_x + \sum L_y \\ \theta = \arctan(\sum L_x / \sum L_y) \\ \mathbf{d} = (\omega_{\max}, \theta |_{\omega = \omega_{\max}}) \end{cases} \quad (7)$$

再以特征点为中心,选取大小为 $24\delta_i \times 24\delta_i$ 的矩形区域,并划分成大小相等的16块子区域,且相邻区

域有 $2\delta_i$ 的重合,使用高斯核($2.5\delta_i$)对子区域内像素点的一阶微分使用高斯核进行加权计算,从而得到一个描述向量 \mathbf{d}_v :

$$\mathbf{d}_v = \left(\sum L_x, \sum L_y, \sum |L_x|, \sum |L_y| \right). \quad (8)$$

再使用高斯窗口($1.5\delta_i$)对这 16 个子区域描述向量 \mathbf{d}_v ,进一步加权计算和归一化,得到一个 64 维描述符。

3 CKAZE 算法

3.1 CKAZE 算法传导函数

从(3)~(5)式可以看出,KAZE 算法之所以能在图像滤波过程中保留图像的边缘,是因为传导函数可以根据图像梯度进行调整。当图像处于边缘区域时,梯度值较大,传导函数值较小,使得梯度方向平滑缓慢而得以保留图像的边缘;当图像处于均匀区域时,梯度值较小,传导函数值较大,使得均匀区域得以快速扩散滤波。因此,用于扩散滤波的传导函数需要满足:

$$\begin{cases} \lim_{|\nabla L_\delta| \rightarrow 0} g(|\nabla L_\delta|) = c > 0 \\ \lim_{|\nabla L_\delta| \rightarrow \infty} g(|\nabla L_\delta|) = 0 \end{cases}. \quad (9)$$

另一方面,从能量泛函的角度来看,传导函数的一阶和二阶导数必须大于等于 0^[25]。

综合上述分析,提出一种自适应扩散滤波函数作为 KAZE 算法的传导函数:

$$f_3''(|\nabla L_\delta|) = \begin{cases} 1, & |\nabla L_\delta| = 0 \\ 1 - (1 + 26.52k^8 |\nabla L_\delta|^{-8}) \exp(-3.315k^8 |\nabla L_\delta|^{-8}), & |\nabla L_\delta| > 0 \end{cases} \quad (16)$$

由(14)~(16)式可以看出,当 $|\nabla L_\delta| > k$ 时,传导函数 g_1, g_2, g_3 不能保证能量泛函存在全局极小值,也就是说,KAZE 算法非线性方程的解不具有唯一性。要使能量泛函的解唯一且存在全局极小值,则要求传导函数及其一阶、二阶导数大于等于 0。为此,对(10)式作进一步推导可得:

$$\begin{cases} f(|\nabla L_\delta|) = k^2 \sqrt{1 + |\nabla L_\delta|^2} \\ f'(|\nabla L_\delta|) = k^2 |\nabla L_\delta| / \sqrt{1 + |\nabla L_\delta|^2} \\ f''(|\nabla L_\delta|) = k^2 / (1 + |\nabla L_\delta|^2)^{3/2} \end{cases} \quad (17)$$

由(17)式可知,(10)式提出的自适应扩散滤波函数及其一阶、二阶导数大于等于 0,也就是说,能量泛函存在全局极小值,因此,该非线性扩散方程的

$$g(|\nabla L_\delta|) = \frac{k^2}{\sqrt{1 + |\nabla L_\delta|^2}}, \quad (10)$$

式中对比度因子 k 随着图像结构的变化而变化,因而,传导函数能够根据图像的整体结构来调节扩散速度。(10)式提出的传导函数能够根据图像本身的整体来调节扩散滤波速度,从而具有自适应性,因此,将其称为 CKAZE 算法。

3.2 P-M 模型解的唯一性分析

定义能量泛函 $E(L)$ 为^[25-26]

$$E(L) = \int_{\Omega} f(|\nabla L|) d\Omega, \quad (11)$$

式中 $f()$ 是个非负函数, Ω 是图像函数的定义域,利用变分原理最小化能量泛函求解,它所对应的梯度下降流为

$$\frac{\partial L}{\partial t} = \text{div} \left[\frac{f'(|\nabla L|)}{|\nabla L|} \nabla L \right]. \quad (12)$$

与(1)式和(2)式类比可知:

$$g(|\nabla L_\delta|) = \frac{f'(|\nabla L_\delta|)}{|\nabla L_\delta|}. \quad (13)$$

由此,将(3)~(5)式中的 g_1, g_2, g_3 代入(13)式,分别整理可得:

$$f_1''(|\nabla L_\delta|) = \frac{k^2 - 2|\nabla L_\delta|^2}{k^2} \exp\left(-\frac{|\nabla L_\delta|^2}{k^2}\right), \quad (14)$$

$$f_2''(|\nabla L_\delta|) = \frac{k^2(k^2 - |\nabla L_\delta|^2)}{(k^2 + |\nabla L_\delta|^2)^2}, \quad (15)$$

解具有唯一性。

3.3 图像弱边缘保留

图像弱边缘是指图像细节区域,这些区域梯度值较小,在对图像进行特征检测时,KAZE 算法通过非线性扩散将图像灰度值归一化到 0~1 之间,从而使弱边缘梯度值趋近于 0。图 1(a)为原始图像,其中,矩形区域和椭圆区域为图像细节,图 1(b)为图 1(a)所对应的传导函数曲线图,图 1(c)为 KAZE 算法扩散滤波到尺度空间第 13 层时的图像(共 16 层)。

由图 1(b)可知,当图像梯度近似为 0 时,KAZE 算法传导函数值近似为 1,这就相当于图像的弱边缘扩散滤波的速度接近图像均匀区域滤波速度,将图像弱边缘快速平滑,从图 1(c)中可以明显看出这

一点。由此可知,KAZE 算法在特征检测时可能会造成两块非相同区域的弱边缘在尺度空间的某一层被平滑、一阶微分值近似为 0、两区域特征点描述向

量汉明距离较小,还可能会出现非相同区域间的特征点误匹配现象。

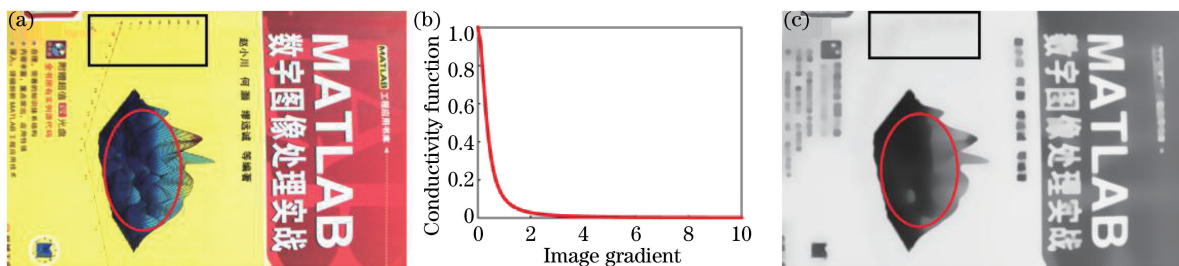


图 1 (a)原始图像;(b)传导函数曲线图;(c)第 13 层尺度空间图

Fig. 1 (a) Original image; (b) conduction function graph; (c) thirteenth level scale space image

设 ξ, η 为梯度方向和垂直梯度方向上的单位向量,则有:

$$\begin{cases} \xi = \frac{1}{\sqrt{L_x^2 + L_y^2}} \begin{pmatrix} L_x \\ L_y \end{pmatrix} \\ \eta = \frac{1}{\sqrt{L_x^2 + L_y^2}} \begin{pmatrix} -L_y \\ L_x \end{pmatrix} \end{cases}, \quad (18)$$

图像 L 在梯度方向上的偏导数为

$$L_\xi = L_x \cos \alpha + L_y \cos \beta, \quad (19)$$

式中 $\cos \alpha$ 和 $\cos \beta$ 为梯度方向上的方向余弦,其计算公式为

$$\begin{cases} \cos \alpha = \frac{L_x}{\sqrt{L_x^2 + L_y^2}} \\ \cos \beta = \frac{L_y}{\sqrt{L_x^2 + L_y^2}} \end{cases}. \quad (20)$$

将(20)式代入(19)式中,可得:

$$L_\xi = \frac{L_x^2 + L_y^2}{\sqrt{L_x^2 + L_y^2}} = \sqrt{L_x^2 + L_y^2}. \quad (21)$$

在此基础上作进一步推导,可得到二阶导数为

$$\begin{cases} L_{\xi\xi} = \frac{L_{xx}L_x^2 + 2L_xL_yL_{xy} + L_{yy}L_y^2}{L_x^2 + L_y^2} \\ L_{\eta\eta} = \frac{L_{xx}L_y^2 - 2L_xL_yL_{xy} + L_{yy}L_x^2}{L_x^2 + L_y^2} \end{cases}. \quad (22)$$

很显然,有以下关系成立:

$$L_{xx} + L_{yy} = L_{\xi\xi} + L_{\eta\eta}. \quad (23)$$

将(13)式代入(12)式并做推导可得:

$$\frac{\partial L}{\partial t} = \text{div} [g(|\nabla L_\delta|) \nabla L_\delta] =$$

$$\frac{\partial}{\partial x} [g(|\nabla L_\delta|) L_x] + \frac{\partial}{\partial y} [g(|\nabla L_\delta|) L_y] =$$

$$\frac{\partial g(|\nabla L_\delta|)}{\partial |\nabla L_\delta|} \frac{\partial |\nabla L_\delta|}{\partial x} L_x + \frac{\partial g(|\nabla L_\delta|)}{\partial |\nabla L_\delta|} \frac{\partial |\nabla L_\delta|}{\partial y} L_y +$$

$$\begin{aligned} g(|\nabla L_\delta|) (L_{xx} + L_{yy}) &= \frac{\partial g(|\nabla L_\delta|)}{\partial |\nabla L_\delta|} |\nabla L_\delta| L_{\xi\xi} + \\ g(|\nabla L_\delta|) (L_{\xi\xi} + L_{\eta\eta}) &= \\ g(|\nabla L_\delta|) \left\{ L_{\eta\eta} + \left[1 + \frac{|\nabla L_\delta| g'(|\nabla L_\delta|)}{g(|\nabla L_\delta|)} L_{\xi\xi} \right] \right\}, \end{aligned} \quad (24)$$

式中 $g'(|\nabla L_\delta|) = \partial g(|\nabla L_\delta|) / \partial |\nabla L_\delta|$, 将(10)式代入(24)式中,则有:

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial t} &= \frac{k^2}{\sqrt{1 + |\nabla L_\delta|^2}} L_{\eta\eta} + \\ &\frac{k^2}{\sqrt{1 + |\nabla L_\delta|^2}} \left(1 - \frac{|\nabla L_\delta|^2}{1 + |\nabla L_\delta|^2} \right) L_{\xi\xi}. \end{aligned} \quad (25)$$

令沿边缘方向扩散系数为 $g_{\eta 1}$ 、沿梯度方向扩散系数为 $g_{\xi 1}$, 且有:

$$\begin{cases} g_{\eta 1}(|\nabla L_\delta|) = \frac{k^2}{\sqrt{1 + |\nabla L_\delta|^2}} \\ g_{\xi 1} = \frac{k^2}{\sqrt{1 + |\nabla L_\delta|^2}} \left(1 - \frac{|\nabla L_\delta|^2}{1 + |\nabla L_\delta|^2} \right) \end{cases}. \quad (26)$$

为对比 KAZE 算法中的扩散函数与本文提出的自适应扩散滤波函数的边缘保持性能,将 KAZE 算法中常用的传导函数(4)式代入(24)式,可求它的边缘与梯度方向的扩散系数:

$$\begin{cases} g_{\eta 2}(|\nabla L_\delta|) = \frac{k^2}{k^2 + |\nabla L_\delta|^2} \\ g_{\xi 2}(|\nabla L_\delta|) = \frac{k^2(k^2 - |\nabla L_\delta|^2)}{k^2 + |\nabla L_\delta|^2} \end{cases}. \quad (27)$$

图 2 所示为图 1(a)所示原始图像的扩散系数曲线。从图 2 可以看出:当梯度值近似为 0 时,本文提出的自适应扩散滤波函数在梯度和边缘方向的扩散系数明显小于 KAZE 算法中相应的扩散系数,图

像平滑缓慢,可以很好地保留图像弱边缘;当图像梯度值等于1或大于1时,KAZE算法梯度方向的扩散系数出现小于0的值,即存在逆扩散,可以清晰地构建图像强边缘,但也导致非线性方程出现无解现象,而本文提出的自适应扩散滤波函数的扩散系数依然大于0,进行缓慢平滑滤波。也就是说,KAZE

算法滤波过程平滑了尺度空间中图像的弱边缘,丢失了图像的细节,但也增强了图像的强边缘;而本文提出的自适应扩散滤波函数保留了尺度空间图像的弱边缘,提高了算法中特征点描述向量的精度,进而可以提高特征匹配的正确率。

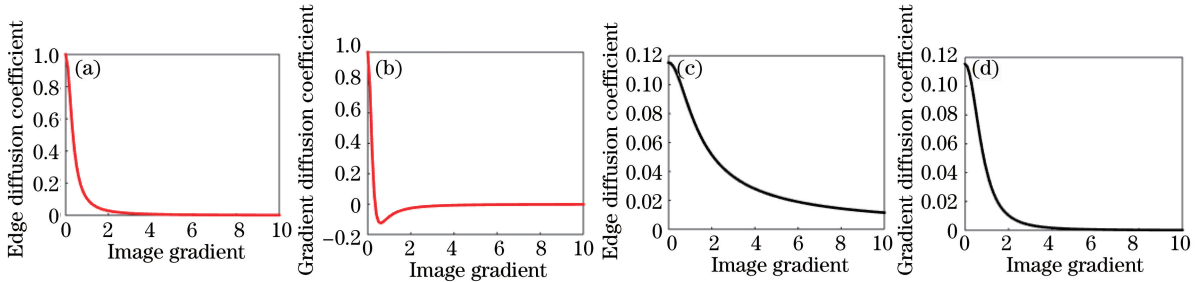


图2 KAZE算法的(a)边缘、(b)梯度方向和本文函数的(c)边缘、(d)梯度方向的扩散系数曲线

Fig. 2 Diffusion coefficient curves of (a) edge, (b) gradient direction in KAZE algorithm and (c) edge, (d) gradient direction in proposed method

4 实验与分析

本节首先对CKAZE算法与KAZE算法尺度空间中图像边缘的保留情况进行比较,然后通过4组实验对本文算法进行验证,分别在图像的高斯模糊、光照变换、旋转缩放变换、视角变换4种情况下验证本文算法与KAZE算法的匹配性能。实验条件:硬件为Intel(R) Core(TM) i5-7200U CPU @ 2.50 GHz、8 GB内存、64位操作系统的Windows10 PC机,应用软件为VS2010、开源计算机视觉库OpenCV3.0。

4.1 尺度空间图像比较

分别采用CKAZE和KAZE算法对图1(a)构建尺度空间,尺度空间共16层,尺度空间中的部分图像如图3所示。从图中对比可以看出,随着尺度空间层数的增加,CKAZE算法的扩散滤波对细节和纹理等弱边缘平滑缓慢,尺度空间中图像依旧能保留这些弱边缘,由于图像细节或纹理的存在,所以提高了特征点描述向量的精度。而KAZE算法平滑速度过快, $i=12$ 以后的尺度空间中图像的弱边缘都被平滑,如 $i=14$ 时,菱形框内的汉字也被平滑。由于大量弱边缘被过度平滑,造成特征点描述向量精度不高。

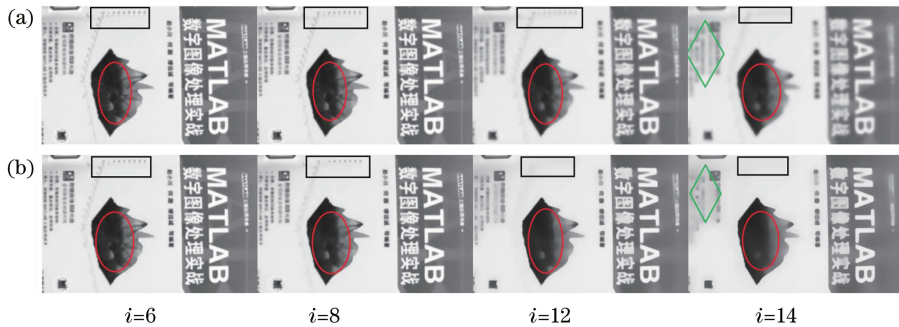


图3 (a) CKAZE与(b) KAZE算法的尺度空间中部分图像

Fig. 3 Some images of scale space in (a) CKAZE and (b) KAZE algorithms

4.2 实验结果与分析

为了验证算法的匹配性能,采用Mikolajczyk^[27]数据集进行验证。Mikolajczyk数据集共包含6组不同场景的图像包,可分别用于特征检测算法对旋转变换、旋转缩放变换、视角变换、高

斯模糊、图像压缩和光照变换后图像匹配性能的验证。本文选取旋转缩放变换(bark)、视角变换(graf)、高斯模糊(bikes)、光照变换(leuven)4组图像包,分别采用CKAZE和KAZE算法进行特征检测与匹配,然后采用RANSAC算法剔除误匹配的

特征点。特征点正确匹配个数统计如表 1 所示,特征点匹配的正确率如表 2 所示。图 4 是分别以每个

图像包中第一幅图像和第二幅图像进行匹配的结果。

表 1 4 组实验特征点匹配的正确个数

Table 1 Number of correctly matched feature points in four experiments

Database	Algorithm	1-2		1-3		1-4		1-5		1-6	
		Correct number	$t /$ ms	Correct number	$t /$ ms	Correct number	$t /$ ms	Correct number	$t /$ ms	Correct number	$t /$ ms
Bikes	CKAZE	1225	3.506	1122	3.541	762	3.811	482	4.102	304	4.389
	KAZE	1060	3.524	974	3.598	611	3.924	374	4.175	234	4.451
Leuven	CKAZE	1287	2.604	927	2.679	699	2.865	523	2.918	357	3.054
	KAZE	1191	2.594	915	2.661	678	2.786	512	2.845	342	3.046
Bark	CKAZE	243	3.041	111	3.055	65	2.800	31	2.828	13	2.785
	KAZE	184	3.458	75	3.474	49	3.029	17	3.030	11	3.036
Graf	CKAZE	1252	1.985	592	1.946	151	1.987	14	1.992	14	2.040
	KAZE	1218	1.888	605	1.846	177	1.870	15	1.855	14	1.903

表 2 4 组实验特征匹配正确率

Table 2 Rate of correctly matched feature points in four experiments

Database	Algorithm	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6
Bikes	CKAZE	61.496	56.325	38.253	24.197	15.261
	KAZE	56.293	51.726	32.448	19.862	12.427
Leuven	CKAZE	59.281	42.699	32.197	24.090	16.444
	KAZE	53.697	41.253	30.568	23.084	15.419
Bark	CKAZE	19.660	8.981	5.259	2.508	1.052
	KAZE	18.718	7.630	4.985	1.729	1.119
Graf	CKAZE	42.056	19.886	5.072	0.470	0.470
	KAZE	35.908	17.836	5.218	0.442	0.413

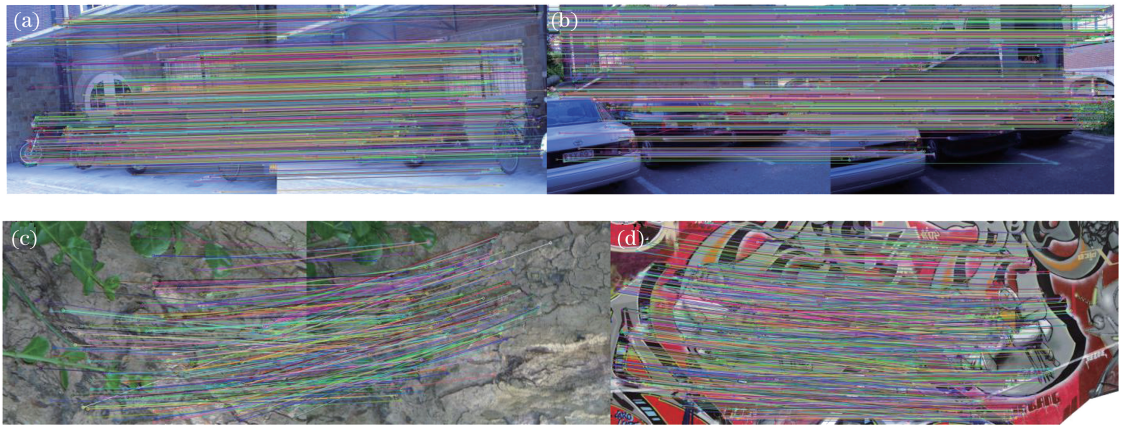


图 4 实验匹配结果。(a) Bikes;(b) leuven;(c) bark;(d) graf

Fig. 4 Results of image matching experiments. (a) Bikes; (b) leuven; (c) bark; (d) graf

由于每个图像包中包含 6 幅图像,所以表中 1-2、1-3、1-4、1-5 分别表示的是图像包中第 1 幅图像分别与后续 5 幅图像匹配。从表 1 结果来看,本文算法在高斯模糊和旋转缩放中计算效率较高,能够检测到的特征点较多,而在光照变换和视角变换情况下,计算时间较长、效率较低、能够检测到的特征点数量较少。但总体来说,本文算法实现正确匹配

的特征点个数在 4 组实验中均高于 KAZE 算法。从表 2 显示的匹配结果可以看出,对于 bikes 和 leuven 图像包,CKAZE 算法特征点的匹配正确率比 KAZE 算法平均高出 4.555% 与 2.138%;而对 bark 和 graf 图像包,虽然图像间的变换程度较大、相似之处较少,但 CKAZE 算法较 KAZE 的特征点匹配正确率仍然平均高出 0.656% 与 1.981%。为了

验证本文算法的优越性,将扩散函数 g_1 和 g_3 带入 KAZE 算法与本文算法进行实验对比,其匹配正确

率如图 5 所示。可以看出,本文 CKAZE 算法特征匹配正确率最高,性能最好。

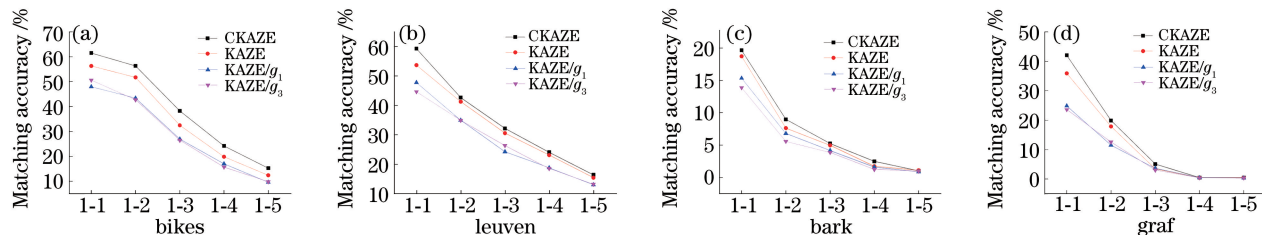


图 5 (a) CKAZE, (b) KAZE, (c) SIFT, (d) SURF 算法的匹配正确率统计

Fig. 5 Correct matching accuracy of (a) CKAZE, (b) KAZE, (c) SIFT and (d) SURF algorithms in experiments

5 结 论

提出一种改进的 KAZE 图像匹配算法,经理论分析与实验验证,结果表明:CKAZE 算法解决了 KAZE 算法非线性扩散方程的病态问题,使得非线性方程的解具有唯一性。所提出的自适应扩散滤波函数的扩散速度与图像的整体结构有关,可以自动依据图像的整体结构而调整扩散速度。当图像存在纹理或者细节时,平滑速度缓慢,能够很好地保留图像细节;当特征点存在细节或纹理结构时,周围区域一阶微分不为 0,描述向量更加精确,从而提高了特征点的匹配率,也为后续的图像配准等工作提供了良好的基础。

参 考 文 献

- [1] Patel M I, Thakar V K, Shah S K. Image registration of satellite images with varying illumination level using HOG descriptor based SURF [J]. *Procedia Computer Science*, 2016, 93: 382-388.
- [2] Hsu W Y. A hybrid approach for brain image registration with local constraints [J]. *Integrated Computer-Aided Engineering*, 2016, 24(1): 73-85.
- [3] Chen B, Sun T Q, Liu A X. Influence of speckle noise on image registration based on feature point matching [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(12): 121103.
陈波, 孙天齐, 刘爱新. 散斑噪声对基于特征点匹配的图像配准的影响[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(12): 121103.
- [4] Jin J J, Lu W L, Guo X T, *et al.* Position registration method of simultaneous phase-shifting interferograms based on SURF and RANSAC algorithms[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(10): 1012002.
靳京京, 卢文龙, 郭小庭, 等. 基于 SURF 和 RANSAC

算法的同步相移干涉图位置配准方法[J]. *光学学报*, 2017, 37(10): 1012002.

- [5] Seregini M, Paganelli C, Summers P, *et al.* A hybrid image registration and matching framework for real-time motion tracking in MRI-guided radiotherapy[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2018, 65(1): 131-139.
- [6] Ma J Y, Zhou H B, Zhao J, *et al.* Robust feature matching for remote sensing image registration via locally linear transforming[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(12): 6469-6481.
- [7] Chen J H, Guo W S. Method of panoramic image stitching for theodolite-camera system[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(5): 051001.
陈继华, 郭文松. 基于摄影经纬仪的全景图像拼接方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(5): 051001.
- [8] Weng R L, Lu J, Hu J L, *et al.* Robust point set matching for partial face recognition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(3): 1163-76.
- [9] Yang X C, Qin X B, Wang J, *et al.* Building façade recognition using oblique aerial images[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(8): 10562-10588.
- [10] Wang G, Sun X L, Shang Y, *et al.* A robust template matching algorithm based on best-buddies similarity[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(3): 0315003.
王刚, 孙晓亮, 尚洋, 等. 一种基于最佳相似点对的稳健模板匹配算法[J]. *光学学报*, 2017, 37(3): 0315003.
- [11] Zeng D, Fang R, Ge S M, *et al.* Geometry-based global alignment for GSMS remote sensing images [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(6): 587.
- [12] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.

- [13] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, *et al.* Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [14] Alcantarilla P F, Bartoli A, Davison A J. KAZE features [C] // *European Conference on Computer Vision*, 2012: 214-227.
- [15] Mukherjee P, Lall B. Saliency and KAZE features assisted object segmentation [J]. *Image and Vision Computing*, 2017, 61: 82-97.
- [16] Li D, Zhang M, Tong Z B. Transmission line insulators detection based on KAZE algorithm [J]. *Advanced Materials Research*, 2014, 936: 2184-2189.
- [17] Nabyev V V, Yılmaz S, Günay A, *et al.* Shredded banknotes reconstruction using AKAZE points [J]. *Forensic Science International*, 2017, 278: 280-295.
- [18] Liu Y, Lan C, Li C, *et al.* S-AKAZE: an effective point-based method for image matching [J]. *Optik*, 2016, 127(14): 5670-5681.
- [19] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 629-639.
- [20] Xiao D, Huang Y Q. Improved anisotropic diffusion image denoising algorithm [J]. *Process Automation Instrumentation*, 2017, 38(7): 1-3.
肖丹, 黄玉清. 改进的各向异性扩散图像去噪算法 [J]. *自动化仪表*, 2017, 38(7): 1-3.
- [21] Xu X Z, Zhao W C, Xu F Q, *et al.* Improved speckle reducing anisotropic diffusion for ultrasound image filtering [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(6): 1662-1668.
许贤泽, 赵文成, 徐逢秋, 等. 改进的各向异性扩散方程的超声图像滤波方法 [J]. *光学精密工程*, 2017, 25(6): 1662-1668.
- [22] Weickert J. Efficient image segmentation using partial differential equations and morphology [J]. *Pattern Recognition*, 2001, 34(9): 1813-1824.
- [23] Yu F, Zhan X Q, Liu M. Stereo vision tracking and measurement system based on KAZE feature [J]. *Computer Measurement & Control*, 2016, 24(2): 30-33.
于菲, 战兴群, 刘铭. 基于非线性扩散滤波的双目视觉跟踪与测量研究实现 [J]. *计算机测量与控制*, 2016, 24(2): 30-33.
- [24] Weickert J. Applications of nonlinear diffusion in image processing and computer vision [J]. *Acta Mathematica Universitatis Comenianae*, 2001, 1: 33-50.
- [25] You Y L, Kaveh M. Fourth-order partial differential equations for noise removal [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(10): 1723-1730.
- [26] Liu C J, Zou H L, Qian X. *Image processing geometric variational and multiscale method* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.
柳婵娟, 邹海林, 钱旭. *图像处理的几何变分与多尺度方法* [M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [27] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1615-1630.