

一种 KAZE 算法在人脸图像匹配中的应用^①

衷伟岚, 周力, 袁臻

(南昌航空大学 信息工程学院, 南昌 330063)

摘要: 基于 KAZE 人脸图像匹配算法是通过加性算子分裂算法来进行非线性扩散滤波, 从而解决高斯分解带来的边界模糊和细节丢失问题. 利用任意步长构造稳定的非线性尺度空间, 寻找不同尺度归一化后的 Hessian 局部极大值点来实现特征点的检测, 采用 M-SURF 来描述特征点, 从而构造特征描述向量. 在 VS2010 和 Opencv 环境下分别对 KAZE 特征和 SIFT 特征实现人脸图像的匹配. 通过改变输入人脸图像的模糊度, 旋转角度, 尺度大小, 亮度变化结合 Matlab 对 KAZE, SIFT, SURF 进行进一步的性能仿真实验. 实验结果表明, 即使在高斯模糊, 角度旋转, 尺度变换和亮度变化等情况下依然保持良好的性能.

关键词: 人脸图像; KAZE; 特征检测; 匹配

Application of KAZE Algorithm in Human Face Image Matching

ZHONG Wei-Lan, ZHOU Li, YUAN Zhen

(School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: The face images matching algorithm based on KAZE is to do nonlinear diffusion filtering by the additive operator splitting algorithm. In this way, the problem of blurred boundaries and detail missing can be solved. A stable nonlinear scale space is constructed by using arbitrary step to search the Hessian local maximum value point after different scales normalizing to detect feature points. By using M-SURE to describe the feature points, the feature vectors are constructed. The KAZE and SIFT feature are used to do face images matching under VS2010 and Opencv. By changing the blur level, angle of rotation, scale, change of brightness, a further simulation experiment can be conducted aiming at KAZE, SIFT, SURF in Matlab. The research result proves that the KAZE has better performance even if under the condition of Gaussian Blur, angle rotating, scale transformation and intensity roughness.

Key words: face images; KAZE; features detection; match

在目前计算机视觉的研究领域中, 人脸图像信息有着广泛的应用空间. 电子通信, 自动化, 计算机, 可视化, 图像处理和模式识别等学科中都有大量研究, 同时在禁毒, 出入境, 刑事侦查, 航空航天等领域有着很高的实用价值. 由于人脸五官本身的分布复杂性, 加上受多方面因素的影响, 人脸图像信息的处理和匹配变得复杂. 文中使用 KAZE 特征检测算法, 该算法比 SIFT 更为稳定^[1].

KAZE 特征算法是一种非线性尺度空间中新型的多尺度 2D 特征挖掘和描述算法. KAZE 的取名是为了

纪念尺度空间分析的开创者—日本学者 Iijima^[2]. KAZE 是一个日文单词, 意味着“风”. 在自然界中, 风被定义为大规模空气流动, 通常这种流动是受非线性过程的约束. 通过这种方式在图像域中进行非线性扩散处理, 传统的 Scale Invariant Feature Transform (SIFT) 等特征检测算法是通过线性的高斯金字塔进行多尺度分解^[3]. 高斯分解牺牲了局部精度为代价来消除噪声和提取显著特征点, 容易造成细节丢失和边界模糊, 加上传统方法基于正向欧拉法(forward Euler scheme)求解非线性扩散(Non-linear diffusion)方程时

^① 收稿时间:2013-08-31;收到修改稿时间:2013-10-04

迭代收敛的步长太短, 计算复杂度高, 耗时长. KAZE 算法的作者提出采用加性算子分裂算法(Additive Operator Splitting, AOS)来进行非线性扩散滤波^[4], 可以采用任意步长来构造稳定的非线性尺度空间^[1].

1 人脸图像KAZE特征检测

1.1 非线性扩散滤波

非线性扩散法描述了将在不同尺度上图像亮度的演变作为某种形式的流动函数(flow function)的散度(divergence), 这个函数控制了这个扩散的过程. 这些方法可以用非线性偏微分方程来描述, 方程 1 是典型的非线性扩散方程:

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

其中, div 和 ∇ 分别代表散度和梯度. 由于扩散方程中传导函数 $c(x, y, t)$ 的引进, 可能使扩散和图像的局部结构相适应. 函数 c 依靠当地图像微分结构, 可以是标量, 也可以是张量. 时间 t 是尺度参数, t 越大, 图像表示形式就越简单.

为了减少边缘位置的扩散, Perona 和 Malik 提议, 让函数 c 与梯度幅值相联系, 这样可以促进一个区域内的平滑, 而不是区域间的平滑^[5]. 在这种方法中定义如下:

$$c(x, y, t) = g(|\nabla L_\delta(x, y, t)|) \quad (2)$$

其中, 亮度函数 ∇L_δ 是原始图像 L 的高斯平滑视觉的梯度. Perona 和 Malik 描述两种不同的 g 函数公式:

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

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

Weickert^[6]提出了一个稍微不同的扩散函数, 使扩散率迅速减少, 边缘的平滑比非边缘的平滑要强得多. 选择性的平滑更倾向于地区内的平滑而不是地区内的模糊. 这个函数称为 g_3 , 被定义为:

$$g_3 = \begin{cases} 1 & , |\nabla L_\delta|^2 \\ 1 - \exp\left(-\frac{3.315}{\left(\frac{|\nabla L_\delta|}{k}\right)^8}\right) & , |\nabla L_\delta|^2 > 0 \end{cases} \quad (5)$$

其中函数 g_1 优先保留高对比度的边缘, g_2 优先保留宽度较大的区域, g_3 能够有效平滑区域内部而保留边

界信息. 上面 g 函数中 k 参数是控制扩散级别的对比度因子(contrast factor)是决定保留多少边缘信息的一个参数, 其值越大, 保留的边缘信息就越少. 在 KAZE 算法中, 参数 k 的取值是梯度图像 ∇L_δ 的直方图 70% 百分位上的值. 图一描述了 Perona 和 Malik 方程中的 g_2 函数在 k 参数不同值下的传导图像.

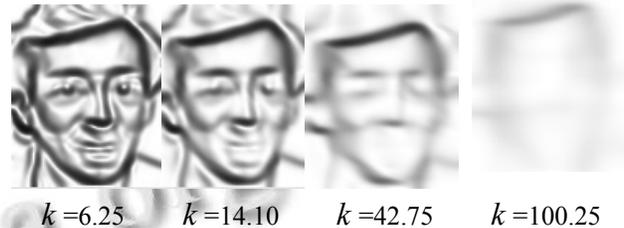


图 1 不同值下的传导图像

1.2 AOS 算法

由于 PDES(非线性偏微分方程)在非线形扩散滤波中没有解析解, 因此, 需要使用数字分析方法来近似估计微分方程. 传统上采用显式差分格式方程的求解方法只能采用小步长, 收敛缓慢. 针对显式差分格式方程只能采用小步长的问题, 改为隐式差分格式方程, 并采用加性算子分裂(AOS)算法求解. 阮宗才, 许冠明在二维图像的测试中表明基于 AOS 的算法在稳定性和计算复杂度等方面都取得了较好的结果^[7]. 因此, 将方程(1)离散化为以下的隐式差分格式方程:

$$\frac{L^{i+1} - L^i}{T} = \sum_{l=1}^m A_l(L^i) L^{i+1} \quad (6)$$

其中 A_l 是表示图像在各维度 l 上传导性的矩阵. 为了计算 L^{i+1} , 需要解出基础方程的线性系统. L^{i+1} 的解可以通过下式获得:

$$L^{i+1} = (I - T \sum_{l=1}^m A_l(L^i))^{-1} L^i \quad (7)$$

这种求解方法对任意时间步长 (τ) 都有效和绝对稳定的. 上式中 A_l 矩阵是对角占优的三对角线矩阵(tridiagonal and diagonally dominant matrix), 这样的线性系统可以通过 Thomas(追赶法)算法快速求解, 这种算法是知名的针对三角系统高斯消去算法的改变体.

1.3 非线性尺度空间的创建

KAZE 特征的尺度空间的构建和 SIFT(尺度不变特征变换)的类似. 对于 SIFT 来说, 金字塔每层的多张图像合称为一组 Octave, 每组的多张图像也叫层 Interval. 同样, KAZE 尺度的级别是按照对数来递增

的,一共有 0 组 Octaves,每个 Octave 有 S 个 sub_level. 但是 SIFT 中每个新的 Octave 要逐层进行降采样,而 KAZE 的各个层级均采用与原始图像相同的分辨率. 不同的 Octave 采用 o 来标识,不同的 sub_level 采用 s 来标识. 通过以下公式,八度和分段值可以与他们的相关尺度参数相联系.

$$\delta_i(o, s) = \delta_0 2^{o+s/S}, o \in [0 \dots O-1],$$

$$s \in [0 \dots S-1], i \in [0 \dots N], \quad (8)$$

其中, δ_0 是尺度参数的初始基准值. N 是整个尺度空间中图像的总数 $N = O * S$. 由于 2.1 非线性扩散滤波的可知非线性扩散滤波的模型是以时间 t 为单位的,因此需要将像素为单位的尺度参数 δ_i 转换为以时间为单位的尺度参数. 至于高斯尺度空间,带有标准偏差 δ (像元)的高斯图像的卷积等于对图像进行时间 $t = \delta^2/2$ 的滤波. 为了获得一组进化次数,通过下面的映射 $\delta_i \rightarrow t_i$,应用这种转换,并且把尺度空间 $\delta_i(o, s)$ 转为时间单位:

$$t_i = \frac{1}{2} \delta_i^2, i = \{0 \dots N\} \quad (9)$$

t_i 被称为进化时间(evolution time). 值得注意的是,使用映射 $\delta_i \rightarrow t_i$ 只是为了从建立非线性尺度空间获得一组进化时间值.

通常,在非线性尺度空间每一个经过 t_i 滤波的结果图像与使用标准差为 δ_i 的高斯核对原始图像进行卷积所得的图像并不相符. 然而通过设定扩散中的传导函数 g 等于 1(即 g 是一个常量函数)时,非线性尺度空间就符合高斯尺度空间的意义. 另外,随着尺度层级的提升,除了那些对应于目标轮廓的图像边缘像素外,大部分像素对应的传导函数值将趋于一个常量值.

1.4 人脸图像特征点检测和描述

与 SIFT 特征点检测类似,为了检测到感兴趣的点,可以通过找到不同尺度归一化后的 Hessian 局部极大值点来实现. 对于多尺度特征探测,微分算子集需要被规范化,微分算子需要依照尺度做归一化处理,空间导数的振幅随着尺度而减小^[8].

$$L_{Hessian} = \delta^2 (L_{xx}L_{yy} - L_{xy}^2) \quad (10)$$

其中, δ 是尺度参数 δ_i 的整数值, L_{xx} , L_{yy} 分别是二阶横向和纵向微分, L_{xy} 是二阶交叉微分. 除了 $i = 0$ 和 $i = N$ 外在所有滤波图像都要搜寻极值,在查找极值点时,每一点都要和所有相邻的点进行比较,只有当它大于它的图像域和尺度域上所有相邻点时,它才是极值

点. 理论上其比较的范围是在 3 个尺寸为 $\delta_i \times \delta_i$ 的矩形窗口,分别是当前图像域窗口 i , 上一个尺度 $i+1$ 的滤波图像,下一个是尺度 $i-1$ 的滤波图像. 为了加速极值的搜寻,固定窗口大小为 3×3 如图三所示:

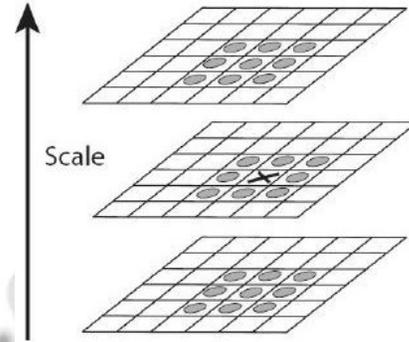


图 2 极值点检测

从图 2 可知,搜索空间是一个边长为 3 像素的立方体,中间的检测点和它同尺度的 8 个相邻点,以及和上下相邻尺度对应的 9×2 个点一共 26 个点比较,以确保在尺度空间和二维图像空间都检测到极值点. 最后,使用[9]中提到的方法,对得到的特征点位置以亚像素精度来估计定位. Lowe 在 BMVC2002 中提出的方法是根据 Taylor 展开式:

$$L(x) = L + \left(\frac{\partial L}{\partial x}\right)^T x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 L}{\partial x^2} x \quad (11)$$

特征点的亚像素坐标的解为:

$$\hat{x} = -\left(\frac{\partial^2 L}{\partial x^2}\right)^{-1} \frac{\partial L}{\partial x} \quad (12)$$

为了获得旋转不变描述符,有必要通过特征点的局部图像结构来估计主导取向. 如果特征点的尺度参数为 δ_i ,那么区域搜索半径为 $6\delta_i$. 对圆内每一个邻点的一阶微分值 L_x, L_y 通过高斯加权,使接近特征点的响应贡献大,远离特征点的响应贡献小. 将这些微分值作为向量空间中点的集合,在一个角度为 60 度的扇形区域内对集合中的点进行向量叠加,对整个圆进行搜寻最长向量的角度即为主方向,如图 3 所示:

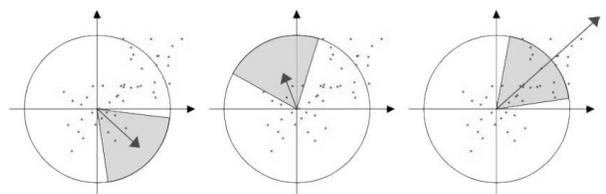


图 3 寻找特征点主方向

对于描述符的建立, 可以采用使用 SURF^[10]、M-SURF 和 G-SURF 三种描述向量, 其中 G-SURF 是作者在 2013 年发表的论文[11]中提出的新的特征描述算法. 在[12]中 AgraWal 和 Konolige 在 SURE 算法的基础上做了一些改进, 提出了 M-SURF 算法. 算法中使用 M-SURE 描述符向量来适应非线性空间框架. 对于尺度参数为 δ_i 的特征点, 在梯度图像上以一阶导数 L_x, L_y 为中心点取一个 $24\delta_i \times 24\delta_i$ 的矩形窗口. 这个窗口被分成 4×4 子区, 子区大小为 $9\delta_i \times 9\delta_i$, 相邻的子区有 $2\delta_i$ 大小的重叠区域. 每一个子区的微分响应以子区中心为中心, 取高斯值 ($\delta_1 = 2.5\delta_i$) 来进行加权, 并合计为一个描述符向量:

$$dv = (\sum L_x, \sum L_y, \sum |L_x|, \sum |L_y|) \quad (13)$$

然后, 每一个子区向量以特征点为中心, 通过另一个大小为 4×4 的高斯窗口 ($\delta_1 = 1.5\delta_i$) 对每一个子区区域的向量 dv 进行加权, 最后进行归一化处理, 就可以得到一个 64 维的描述符向量.

采用 ORL 库中的图像, 根据上述步骤获得人脸图像的 KAZE 特征图, 标记圈的半径长短和特征点所在的尺度有关, 半径就是特征点的方向, 如图 4 所示:

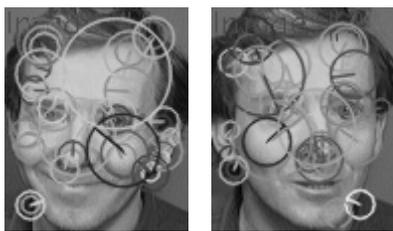


图 4 人脸图像的 KAZE 特征图

2 实验结果

论文中选用了 ORL 库中的不同视角的图片. 在 VS2010 和 Opencv2.4.3 环境下进行 KAZE 特征匹配以及 SIFT 特征匹配. KAZE 特征检测和匹配结果如图 5 所示, SIFT 特征检测和匹配结果如图 6 所示.



图 5 KAZE 特征点检测和匹配



图 6 SIFT 特征点检测和匹配

上述结果图对比可知, 图 5 中有效检测的特征点的数目要比图 6 中的多, 并且图 5 在成功匹配的点对数目明显较图 6 的高, 说明 KAZE 算法在有效检测的特征点数和成功匹配的点对数上要比 SIFT 算法好. 因此 KAZE 算法在视角变化上更具有鲁棒性.

下面是结合 matlab 通过改变人脸图像旋转角度, 亮度, 高斯模糊程度, 尺度变化进一步对 KAZE, SIFT, SURF 算法进行性能测试仿真^[13]. 性能测试包括单应性错误, 匹配率, 平均距离, 正确匹配的百分比, 匹配点的百分比和速度. 仿真实验结果如下图所示:

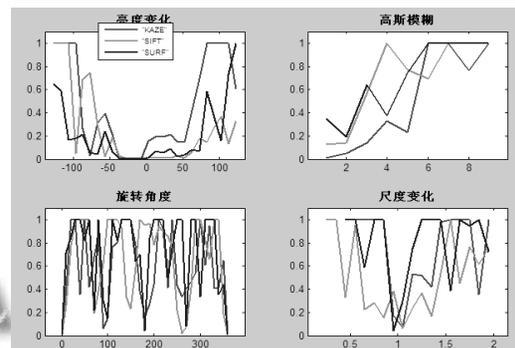


图 7 单应性错

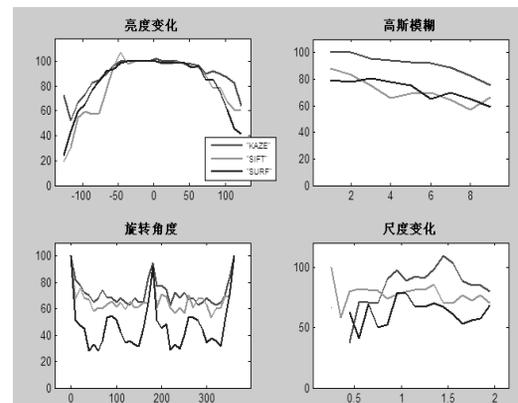


图 8 匹配率

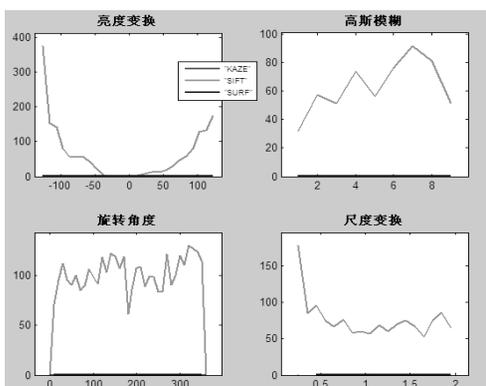


图 9 平均距离

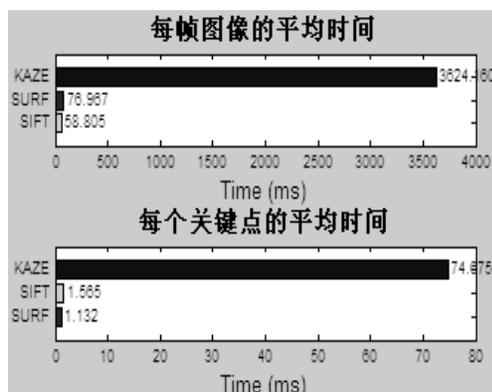


图 12 速度的比较

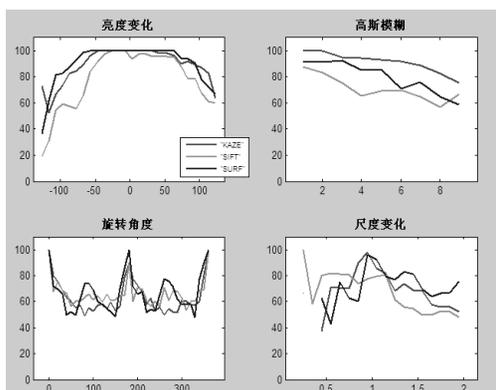


图 10 正确匹配的百分比

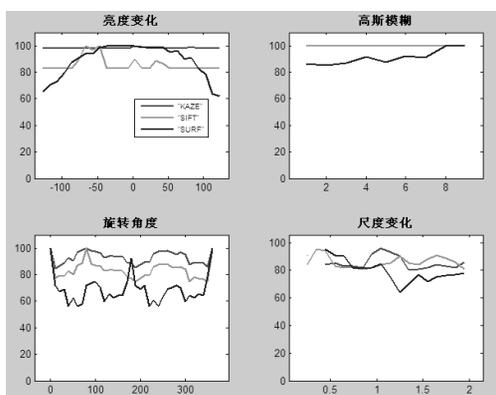


图 11 匹配点的百分比

图 7 的单应性错误比较, 可以知道 SIFT 整体在寻找单应性矩阵方面上要较稳定, 但是综合其他性能的比较可以知道, KAZE 还是有着较优良的性能, 但是速度较慢. 上所有结果图的横坐标范围和步长如表 1 所示.

表 1 横坐标范围和步长

性能	最小值	最大值	步长
亮度变化	-127	127	10
高斯模糊	1	9	1
旋转角度	0	360	10
尺度变化	0.25	2	0.1

3 结语

本文研究了基于 KAZE 图像的匹配算法, 该算法是较传统的算法不同之处是通过非线性滤波来任意步长的构造稳定的非线性尺度空间来消除边界模糊和细节丢失. 文中在提取特征点之后使用 Opencv 现成的匹配算法 FLANN(快速最近邻逼近)进行特征点的匹配. 在匹配的结果和图 9 匹配率图标中可以知道, KAZE 的匹配率较 SIFT 和 SURF 都要高. 但是在速度上比 SIFT 和 SURF 要慢许多. 通过改变亮度, 改变高斯模糊程度, 旋转角度, 尺度变化的 matlab 性能仿真实验可知, KAZE 在这些性能上具有优良性. 如果能在非线性尺度空间创建和特征点的检测上进行改进和优化, 加上一套适合 KAZE 特征检测的匹配算法, KAZE 算法将会有很好的应用前景和实用价值.

参考文献

- Alcantarillay PF, Bartolliy A, et al. KAZE features. Computer Vision – ECCV 2012. 2012.
- Weickert J, Ishikawa S, Imiya A. Linear scale-space has first been proposed in Japan. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 1999, 10 (3): 237–252.

(下转第 163 页)