

基于 SURF 和互信息的图像配准方法研究

侯一民, 陈祉如, 刘鹏德

(东北电力大学 自动化工程学院, 吉林 吉林 132012)

摘 要: 将 SURF 算法和互信息结合起来, 首先利用 SURF 算法分别提取两幅图像的特征点, 接着计算两幅图像特征点集间的互信息, 最后通过改进的同步扰动随机逼近算法 (SPSA) 获得最佳配准参数, 使互信息达到最大值, 从而实现图像配准. 实验表明该方法计算简单, 配准速度快并且对光照和噪声具有较强的鲁棒性.

关键词: 图像配准; 特征点; 互信息; SURF; 同步扰动随机逼近算法

中图分类号: TM391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)03-0122-04

Image Registration Based on SURF and Mutual Information

HOU Yi-min, CHEN Zhi-ru, LIU Peng-de

(College of Automation, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China)

Abstract: This paper, the feature points of two images respectively are extracted by SURF. Then the mutual information between the two image feature points sets is calculated. Finally, the best registration parameters are obtained by the modified SPSA, meanwhile the mutual information gets the maximum. Experimental results indicate that the advantages of the method are rapidness and simple calculation with good robust against light and the noise.

Key words: Image registration; Feature point; Mutual information; SURF; SPSA

1 引言

图像配准是分别从不同时间、视角、传感器来对两幅或多幅图像进行最佳匹配的过程, 使图像达到互补与信息的共享^[1]. 图像配准的本质是寻找在空间位置上完全一致的两幅图像对应点间的最优参数^[2]. 近年来, 互信息法由于它的高精度, 易实现等优点, 被广泛应用到多模型图像配准领域. 互信息 (Mutual Information) 主要用来描述两个随机变量间的统计相关性, Woods 等人首次使用互信息作为相似性测度, 当两幅图像间的互信息取得最大值时达到最佳配准^[3]. 虽然互信息已经被成功应用到图像配准领域, 但当两幅图像重叠部分较小或改变重叠区域时, 由于它的敏感性, 互信息的应用受到了很大程度上的限制. 为了改善互信息的鲁棒性, 很多解决方法被提出^[4-5]. 但纵观以上方法, 噪声的鲁棒性问

题都没有得到充分的解决. 为了解决上述问题, 减少互信息的计算量, 避免误配, 结合 SURF 算法具有良好的尺度、仿射和光照不变性等优点, 本文提出了一种基于 SURF 和互信息相结合的方法. 首先用 SURF 算法对图像提取特征点, 再计算特征点集间的互信息, 这样可以有效节省配准时间, 提高配准效率.

2 提取特征点

2.1 特征检测

本文采用 SURF 算法提取特征点, 它是基于高斯金字塔构造的尺度空间理论来对特征点进行检测的. 图像 $I(x, y)$ 的尺度空间定义为

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

收稿日期: 2013-05-06; 修回日期: 2013-07-01

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60662003); 吉林省教育厅“十二五”科研规划项目 ([2011]80); 吉林市科技计划项目 (201162505)

式中, $G(x, y, \sigma)$ 是二维高斯函数, σ 是尺度因子, $*$ 是二维卷积。

图像 $I(x, y)$ 中的点 x 在尺度 σ 处的 Hessian 矩阵定义方法如下:

$$H = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, $L_{xx}(x, \sigma)$ 是高斯函数二阶偏导数和图像的二维卷积, $L_{xy}(x, \sigma)$ 和 $L_{yy}(x, \sigma)$ 的含义与它类似。Hessian 的行列式为

$$\det(H) = L_{xx} \times L_{yy} - L_{xy}^2 \quad (4)$$

Bay 等人^[6]提出一种用方格型滤波器近似代替二阶高斯滤波, 这样可以用积分图像^[7]加速卷积提高速度。在图像中, 可以通过改变方格的大小形成尺度不同的图像金字塔。 9×9 方格滤波器的模板如图 1 所示, 上下 3 幅图分别是不同方向的高斯二阶导数和近似表示的方格滤波器, 分别为 D_{xx} 、 D_{xy} 、 D_{yy} 。

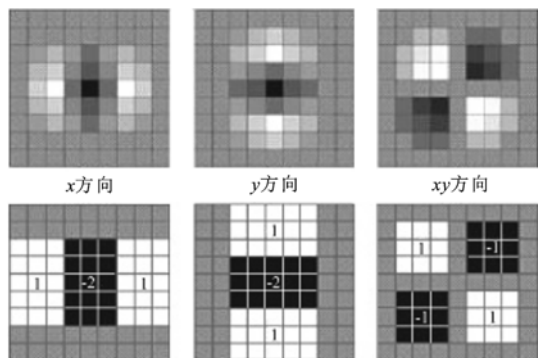


图 1 高斯二阶导数的近似表示

行列式(4)的近似表达式为

$$\det(H_{\text{approx}}) = D_{xx} \times D_{yy} - (0.9 \times D_{xy})^2 \quad (5)$$

式中, 0.9 为给出的经验值。

基于上述方法, 能够获得一张近似 Hessian 行列式图, SIFT 中的 DOG 图与之类似。它在金字塔图像中有很多 octave 层, 同一 octave 层中的高斯模板尺度不同, 又由于上一层图片降采样得到本层图像, 所以不同 octave 层中的图片大小也不同。在进行高斯模糊时, 图片的大小是保持不变的, 改变高斯模板尺寸的大小可以得到不同 octave 层的待检测图片。这样可以节省降采样过程, 因此处理速度大大提高了。

每个像素点在经过 Hessian 矩阵处理后, 和它所在 3 维邻域内的 26 个像素点比较大小, 如果该点的特征值是这 26 个点中的最大或最小值, 则把它作为候选特征点。随后在图像空间和尺度空间中进行插值运算, 得到亚像素级的特征点, 同时去掉那些小于阈值的特征点从而得到稳定特征点的位置。

2.2 主方向的确定

为保证图像的旋转不变形, 需要确定每个特征点的主方向。把特征点作为圆心, 计算以 $6s$ (s 为该特征点所在的尺度) 为半径的圆内所有点水平方向和垂直方向上的 Harr 小波响应, 每个扇形都会得到一个值。然后以一定间隔进行旋转这个 60 度的扇形, 计算每次旋转时所有 Harr 小波响应的累加值, 得到一个新向量, 选择最长向量的方向作为该特征点的主方向。该过程示意图如图 2 所示。

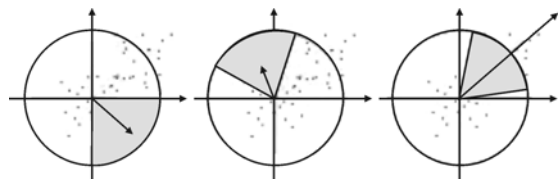


图 2 主方向的确定

2.3 构造 SURF 特征点描述算子

选定特征点的方向后, 以特征点为圆心沿主方向取一个边长为 $20s$ (s 为该特征点所在的尺度) 的正方形框。然后把该框划分为 4×4 个子区域, 每个子区域统计 25 个小波响应。水平和垂直方向的 Harr 小波响应分别为 d_x 和 d_y , 为了增加几何变换的鲁棒性, 给他们赋予权值系数。然后将各个子区域的 Harr 小波响应和响应的绝对值相加形成 $\sum d_x$, $\sum d_y$, $\sum |d_x|$, $\sum |d_y|$ 。这样, 就得到了各个子区域中的四维向量:

$$V_{\text{sub}} = (\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|) \quad (6)$$

因此, 对每一特征点, 则形成 $4 \times (4 \times 4) = 64$ 维的描述向量, 再进行向量的归一化, 从而对光照具有一定的鲁棒性。该过程示意图如图 3 所示。

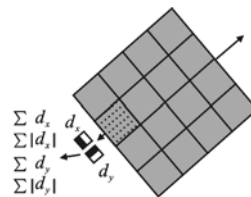


图 3 特征描述符的构成

3 互信息理论

互信息是信息论中的一种信息度量, 一般用熵来描述它, 可以表示两个集合间的相关性^[8]。熵表示图像中像素灰度的分布情况, 熵越大, 灰度就越分散, 灰度级别就越多。图像 A 和 B 的熵分别定义为

$$H(A) = - \sum_a p_A(a) \log P_A(a) \quad (7)$$

$$H(B) = - \sum_b p_B(b) \log P_B(b) \quad (8)$$

图像 A 和 B 的联合熵为

$$H(A, B) = - \sum_a p_{A,B}(a, b) \log P_{A,B}(a, b) \quad (9)$$

给定 B 的条件下 A 的条件熵为

$$H(A | B) = - \sum_a p_{A,B}(a | b) \log P_{A,B}(a | b) \quad (10)$$

式中, $a \in A, b \in B, P_A(a)$ 和 $P_B(b)$ 为图像 A 和 B 的概率分布, $P_{A,B}(a, b)$ 为两图像的联合分布, 通常可用两幅图像重叠部分的边缘灰度直方图和联合概率直方图来估计. 当两幅图像完全一样时, 由 $P_{A,B}(a, b)$ 的定义可知, $P_{A,B}(a, b)$ 的分布为一条对角直线. 反之, 灰度分布越不一致, 联合直方图沿对角线扩散的越厉害.

两幅图像的互信息可表示为

$$I(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \\ = - \sum_{a,b} P(a, b) \log \frac{p(a, b)}{p(a) * p(b)} \quad (11)$$

因此, 利用联合熵来做图像配准的基本思想是: 建立一个基于图像熵的测度函数, 进而通过对待配准图像进行图像变换, 使得两幅图像的联合直方图分布集中, 使联合熵最小化的过程, 本文选择互信息作为配准的相似性测度.

4 结合特征点和互信息的图像配准方法

设两个特征点的集合 X 和 Y 为 $\{x_i\}$ 和 $\{y_j\}$, $i = 1, 2, \dots, N_1, j = 1, 2, \dots, N_2, N_1$ 和 N_2 分别是两个特征集的点数, x_i 和 y_j 分别表示特征点在二维平面中的坐标, X 和 Y 分别表示图像中对应特征点的分布信息. 为了建立两个特征点集之间的对应关系, 定义两个特征点集之间的联合概率分布矩阵为 $[P_{ij}]_{N_1 * N_2}$, 其中概率分布 P_{ij} 表示 x_i 和 y_j 相匹配的程度, P_{ij} 大表示匹配的程度高, 反之匹配程度低. 同样, 对于边缘概率 $p_i = \sum_j p_{ij}$ 表示特征集 X 中的点 x_i 与特征集 Y 中的点 y_j 的匹配程度, 如果 x_i 较小, 则说明 x_i 是一个出界点(outlier).

互信息测度下的图像配准表示为

$$T = \operatorname{argmax} I(A, T(B)) \quad (12)$$

式中, T 代表两幅图像间的变换关系.

在空间变换关系 T 的作用下, 特征点集 X 和 Y 的互信息为

$$MI(x, y) = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} P_{ij} \log \frac{P_{ij}}{\sum_{k=1}^{N_1} P_{kj} \sum_{l=1}^{N_2} P_{il}} \quad (13)$$

式中, P_{ij} 表示特征点 x_i 和 y_j 的联合概率.

本文采用改进的同步扰动随机逼近算法 (SP-SA) 进行变换参数的搜索, 搜索使互信息达到最大值时对应的空间变换参数. 因此本文的配准步骤如下:

(1) 输入基准图像和待配准图像, 分别进行预处理.

(2) 对预处理后的图像分别利用 SURF 算法求出特征点, 则可得到特征点的坐标矩阵.

(3) 根据特征点的坐标矩阵计算它们的互信息.

(4) 采用改进的同步扰动随机逼近算法 (SP-SA), 搜索最优变换参数从而实现图像的配准.

5 改进的 SPSA 优化算法

SPSA 是依据一个简单的同步扰动逼近梯度的程度来决定的, 在每次梯度逼近中仅使用目标函数的 2 个测量值, 这与问题的维数无关, 因而大大减少了测量次数, 提高了速率. 相比之下, 标准的随机逼近算法类似于有限差分随机逼近, 每一次只能改变一个变量. 如果优化项数等于 v , 那么在对目标函数的每次迭代中会采用 $2v$ 次有限差分算法.

接下来我们提出了基于一种最大化损耗函数 $L(l)$ 的改进 SPSA 算法, 其中向量 $l = (t, \theta, s)$ 表示一幅图像经过变换后的参数变量. 其中 $t = (t_x, t_y)$ 是平移参数向量, θ 是旋转参数向量, $s = (s_x, s_y)$ 是尺度参数向量. 改进的 SPSA 算法必须先有初始预测值 l , 迭代的过程取决于逼近梯度 ($g(l) \equiv \nabla L(l)$) 的程度, 假设 $L(l)$ 是 l 的可微函数并且最大值点 l^* 相当于梯度的 0 点, 即 $g(l^*) = \nabla L(l^*) = 0$.

假设 $y(l) = L(l) + \text{噪音}$, 并且 $\hat{l}$ 是 l 的估计值, 则 k 次迭代的梯度估计值 $\hat{g}(\hat{l})$ 被定义为

$$\hat{g}_k(\hat{l}_k) = \frac{y(\hat{l}_k + c_k \epsilon_k) - y(\hat{l}_k - c_k \epsilon_k)}{2 c_k \epsilon_k} \quad (14)$$

式中, c_k 是扰动系数, 并且 ϵ_k 是 v 维同步扰动向量, 在每次迭代的最后, 用标准随机逼近公式更新估计值 $\hat{l}_k$, 公式如下所示:

$$\hat{l}_{k+1} = \hat{l}_k + a_k \hat{g}(\hat{l}_k) \quad (15)$$

式中, 增益 a_k 和扰动系数 c_k 的选择应该满足一些典型的随机逼近条件.

每次随机扰动都以最小误差作为确定动作的值, 因此 SPSA 算法可由 6 个基本步骤实现: (1) 初始化和参数的选择; (2) 产生随机同时扰动向量; (3) 损耗函数的计算; (4) 梯度近似; (5) 更新 l 估测; (6)

迭代或终止.

6 结束语

实验结果表明,本文提出的方法是可行的,结合SURF和互信息对图像进行配准可以有效地减少计算量,加快配准速度同时又不受光照和噪声的影响,使配准更加精确,进而提高了配准的稳定性和可靠性.为进一步对图像的研究做好了基础.

参考文献:

- [1] Zhu Ying-xuan, Cheng Samuel, Vladimir Stankovic. Image registration using BP-SIFT[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 22(4): 448-457.
- [2] 冯雪芳,吴锡生. 基于归一化边缘互信息与自适应加速粒子群的图像配准方法[J]. 计算机工程与科学, 2013, 35(1):119-123.
- [3] 刘鹏,周军,罗德志,等. 基于互信息及蚁群算法的红外与可见光图像配准研究[J]. 微计算机应用, 2008, 29(10):53-58.
- [4] 洪明坚,吕建斌,杨丹,等. 一种新的基于互信息的图像配准方法[J]. 重庆大学学报, 2009, 32(6): 697-700.

- [5] 程有娥. 基于角点特征和最大互信息的图像配准[J]. 计算机系统应用, 2012, 21(6): 186-190.
- [6] Bay Herbert, Tuytelaars Tinne, Cool Luc Van. SURF:speeded up robust features[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [7] Viola P, Jones M J. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]//Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Uision and Pattern Recognition. Kauai, HI, USA:IEEE,2001:511-518.
- [8] 刘林,黄英,贺振华. 基于一种改进的Powell算法和互信息的医学图像配准方法[J]. 电脑编程技巧与维护, 2013(2):78-80.

作者简介:

侯一民 男,(1978—),博士,副教授.研究方向为图像处理与模式识别.

陈祉如 女,(1988—),硕士研究生.研究方向为图像处理与模式识别.

刘鹏德 男,(1988—),硕士研究生.研究方向为图像处理与模式识别.

(上接第121页)

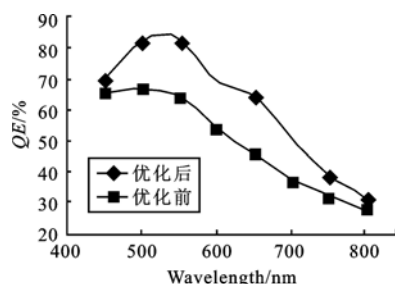


图7 优化前后,量子效率与波长关系曲线

4 结束语

本文针对影响CMOS图像传感器中PPD量子效率的因素进行了定量分析,指出了4T-APS像元中传输管漏电对量子效率的影响.在不改变PPD结构的前提下,调整常规CMOS工艺中P+注入和阈值注入浓度,提升了阱容,改善了可见光范围内入射光波的量子效率.最后,利用TCAD器件仿真工具验证了构造的4TAPS结构其量子效率优化方案的可行性.本文的研究结论对PPD型4T-APS像元结构的光电特性优化设计具有一定的指导意义.

参考文献:

- [1] 倪景华. 提高CMOS图像传感器灵敏度的工艺优化方法[D]. 上海:上海交通大学,2008.
- [2] Yue Chen, Xinyang Wang, Adri J. Mierop. A CMOS image sensor with in-pixel buried-channel source follower and optimized row selector[J]. IEEE Transactions on Electron Devices, 2009, 56(11):2390-2397.
- [3] Adam Godbeer. Investigation of 4T CMOS image sensor design and the effects of radiation damage[D]. [s. l.]:University of Surrey,2010:17-18.
- [4] Liu Wei-Jean. A CMOS photodiode model[C]//Proc of the 5th IEEE International Workshop on Behavioral Modeling and Simulation. Santa Rosa, CA: IEEE, 2001:102-105.
- [5] 李伟平. 4T像素设计与性能优化[D]. 天津:天津大学,2011:37-40.

作者简介:

李 妍 男,(1986—),硕士研究生.研究方向为CMOS图像传感器像元设计.