

## 基于 SIFT 算法的图像特征点提取和匹配研究

王心醉<sup>1\*</sup>,董宁宁<sup>1</sup>,李欢利<sup>2,3</sup>

(<sup>1</sup>中科院苏州生物医学工程技术研究所,江苏 苏州 215163;<sup>2</sup>长春光学精密机械与物理研究所,吉林 长春 130033;<sup>3</sup>中科院研究生院,北京 100039)

**[摘要]** 目的:把 SIFT 算法应用在牙齿模型图像上,检测牙齿图像的特征点。方法:首先采用高斯差分算子 DoG 搜索整个图像的尺度和位置信息,从而确定具有代表性尺度、方向的特征点。基于其稳定性选择关键点,得到一个详细的模型以确定每个候选点的合适位置和范围。基于局部图像梯度方向信息将方向向量和关键点对应起来。在选定范围内的每个关键点周边区域测量局部图像梯度,并采用 KNN 算法进行特征匹配。结果:通过大量的实验和与其他特征提取方法相比较,该方法能有效地检测牙齿模型图像的特征,并为牙齿模型三维重建提供有效的参数。结论:在口腔医学牙齿模型图像中应用 SIFT 算法,有助于牙齿模型的三维重建。

**[关键词]** SIFT;特征提取;口腔图像;KNN

**[中图分类号]** Q-334

**[文献标志码]** A

**[文章编号]** 1007-4368(2013)02-286-05

**doi:** 10.7655/NYDXBNS20130236

## Research of features extraction and matching in the image based on the SIFT algorithm

Wang Xinzui<sup>1\*</sup>, Dong Ningning<sup>1</sup>, Li Huanli<sup>2,3</sup>

(<sup>1</sup>Suzhou Institute of Biomedical Engineering and Technology, Chinese Academy of Sciences, Suzhou 215163;  
<sup>2</sup>Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033;  
<sup>3</sup>Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

**[Abstract]** **Objective:** To detect the features of the teeth image effectively, SIFT algorithm was preformed to use in the image of teeth model. **Methods:** This approach identified potential interest points by searching over all scales and image locations with the difference-of-Gaussian function. Keypoints were selected based on their stability and a detailed model was obtained to determine location and scale of the candidate location. Assign one or more orientations to each keypoint location based on local image gradient directions. The gradients of local image in region around each keypoint were measured, and the features were matched by KNN algorithm. **Results:** This method can detect the features effectively and offer some available parameters for 3D reconstruction of the teeth model through lots of experiments and comparing with other feature extraction algorithms. **Conclusion:** SIFT algorithm performed in the image of teeth model may contribute to 3D reconstruction of the teeth.

**[Key words]** SIFT; feature extraction; KNN

[Acta Univ Med Nanjing, 2013, 33(2): 286-290]

在口腔医学中,治疗前模拟治疗结果是一项十分有吸引力的技术,主要是由于该技术可以在模拟治疗中自动获取治疗参数<sup>[1]</sup>。如果将计算机技术应用于口腔医学,并将计算机三维重建技术应用于牙

齿三维重建上,患者可以从不同角度看到自己口腔和牙齿的细节,而且模拟治疗矫正过程是非常有助于医生治疗的。

三维重建技术中必不可少的部分是特征提取和匹配。特征中包含了一些重要的图像信息。在图像匹配与识别中,首先从一系列参考图像中提取出尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)特征,然后将新的图像分别与提取出的各个特征对比后,基于欧氏距离对得到的候选匹配特征进行匹

**[基金项目]** 中科院知识创新项目(KGCX2-YW-911-2)

\*通信作者 (Corresponding author), E-mail: xinzui\_wang@163.com.

配。本文将讨论快速最近邻算法,该算法可有效提高运算速度。

## 1 SIFT 特征提取

### 1.1 尺度空间极值检测

Koendetink 证明了高斯卷积核是实现尺度变换的惟一变换核,而 Lindeberg 等<sup>[2]</sup>则进一步证明高斯核是惟一的线性核。所以一幅二维图像的尺度空间定义为函数  $L(x, y, \sigma)$ , 其中  $G(x, y, \sigma)$  为尺度可变高斯函数,

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

这里  $G(x, y, \sigma) = e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$ , 其中  $(x, y)$  为图像点的像素坐标,  $I(x, y)$  为该点数据。 $\sigma$  是高斯正态分布的方差, 称为尺度空间因子, 其反映了图像被平滑的程度, 其值越小表征图像被平滑程度越小, 相应尺度越小, 整理得:

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

为了有效地检测图像中一定尺度空间的稳定关键点, 提出了利用尺度空间中 DoG (Difference-of-Gaussian) 极值作为判断依据, 表达式为  $D(x, y, \sigma)$ , DoG 算子定义为两个不同尺度的高斯核的差分, 是归一化 LoG (Laplacian-of-Gaussian) 算子的近似<sup>[3]</sup>。设为两相邻尺度空间的比例因子, 则 DoG 算子定义如下:

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) \times I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (3)$$

$D(x, y, \sigma)$  构造方式如图 1 所示。

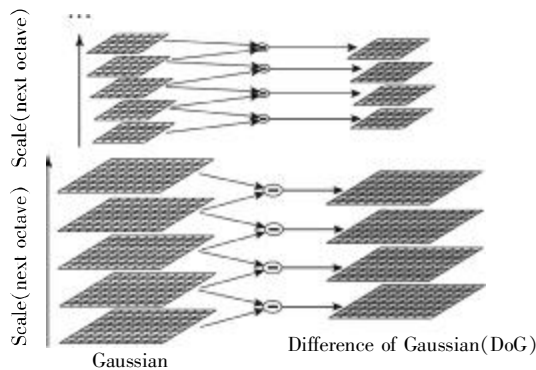


图 1 图像空间到尺度空间

Figure 1 The transformation from image space to scale space

对于同一尺度的周围邻域 8 个像素, 原始图像是多次高斯卷积产生的尺度空间图像, 如图 1 的左侧图片, 相邻高斯图像相减为图 1 的右侧图片。在每一个 8 像素之后, 高斯图像下采样系数为 2, 此过

程重复进行。该采样精度相对  $\sigma$  与之前的 8 个像素没什么不同, 但是计算大大减少。

为了检测 DoG 的局部极大值和极小值, DoG 尺度空间中间层(最底层和最顶层除外)的每个像素点需要跟同一层的相邻 8 个像素点以及它上一层和下一层的 9 个相邻像素点共 26 个相邻像素点进行比较, 以确保在尺度空间和二维图像空间都能检测到局部极值。图 2 中标记为叉号的像素若比相邻 26 个像素的 DoG 值都大或都小, 则该点将作为一个局部极值点, 记下它的位置和对应尺度。

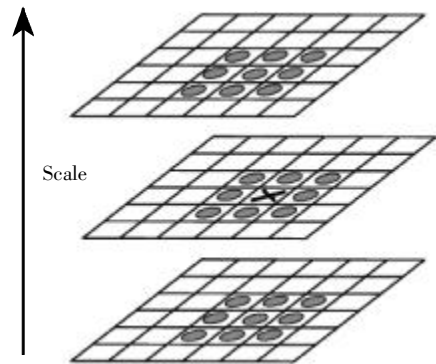


图 2 DoG 尺度空间局部极值检测

Figure 2 The extremum detection of the DoG scale space

### 1.2 精确定位特征点位置

一旦通过比较邻近像素找到候选关键点, 那么下一步就是针对局部、尺度和主曲率比率与邻近像素进行详细比对<sup>[4]</sup>。同时, 可以去除低对比度(敏感噪声)的关键点或不稳定的局部边缘响应点(因为 DoG 算子会产生较强的边缘响应), 以增强匹配稳定性、提高抗噪声能力。

尺度空间函数  $D(x, y, \sigma)$  在局部极值点处采用泰勒展开(最多二次方程), 起点在采样点处, 有:

$$D(x) = D + \frac{\partial D}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial^2 D}{\partial X^2} X \quad (4)$$

在采样点处评估  $D$  及其导数,  $X(x, y, \sigma)^T$  是某点的偏移量。

$\hat{X}$  的位置极值是关于  $X$  方程的导数决定的, 将其设置为零, 有:

$$\hat{X} = -\frac{\partial^2 D}{\partial X^2}^{-1} \frac{\partial D}{\partial X} \quad (5)$$

此高斯函数产生的极值点并不都是稳定的特征点, 因为某些极值点响应较弱, 而且会产生较强的边缘响应。

在此高斯函数中定义不清的峰会在边缘处有一

个大的主曲率,但在垂直方向上很小。通过  $2 \times 2$  的海赛矩阵  $H$  来计算主曲率,海赛矩阵如公式(6)所示:

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中的偏导数是上面确定的特征点处的偏导数,它是由相邻采样点的差分来近似估计的。

利用二阶的海赛矩阵  $H$  求出主曲率,并求主曲率与矩阵特征值的比值。设  $\alpha$  是特征值的最大值, $\beta$  是特征值的最小值。则有:

$$Tr(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta \quad (7)$$

$$Det(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta \quad (8)$$

设  $r$  是最大极值和最小极值之间的比率,所以有  $\alpha = r\beta$ 。那么,

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(r\beta + \beta)^2}{r\beta^2} = \frac{(r+1)^2}{r} \quad (9)$$

从公(9)式中可以看出极值只取决于极值的比率而不是他们自身的值。当两个特征值相等时,式  $(r+1)^2/r$  最小。因此,主曲率比率要低于某阈值,这里只需确定  $r$  的值:

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < \frac{(r+1)^2}{r} \quad (10)$$

若求出的  $r \geq (r+1)^2/r$  则去掉该点。

### 1.3 确定特征点的主方向

特征点方向的计算方法为:统计关键点邻域内的像素点方向,取大多数点的方向作为主方向<sup>[5]</sup>。关键点邻域内像素的梯度模值与主方向的计算公式如下:

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (11)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1}((L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y))) \quad (12)$$

式中  $m(x, y)$  代表梯度模值,  $\theta(x, y)$  代表梯度方向,  $L$  代表关键点的尺度。

### 1.4 计算特征点的描述符

一个特征点描述符是由在每个图像采样点周围区域中位置计算梯度大小和方向产生的<sup>[6]</sup>。图 3 说明了特征点描述符的计算。首先,在特征点周围位置对图像梯度大小进行采样,利用特征点的尺度选择图像高斯模糊水平。将坐标轴旋转为特征点的方向,以确保旋转不变性<sup>[7]</sup>。

## 2 KNN 算法特征匹配

提取和匹配所有的图像 SIFT 特征。SIFT 特征存在于区别于高斯函数的尺度空间的极大或是极小值。在每一个特征位置上,会有一个确定的特征尺度和方

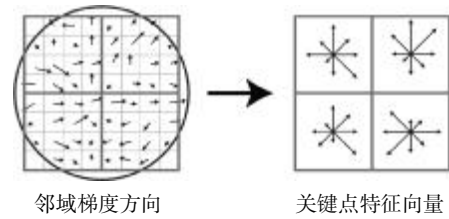


图 3 由关键点邻域梯度信息生成特征向量

Figure 3 The computation of the keypoint descriptor

向。这里利用近似不变量框架进行测量计算<sup>[8]</sup>。在此框架中的采样点强度值将具有相似的不变量,这个不变量描述符实际上是通过累加局部梯度方向直方图计算得到的。这使得在不改变描述符向量的前提下略微改变边缘。此梯度向量是正常化的,主要是由于它是由不同强度值组成的,它是强度的仿射不变量。

假设将相机以其光学中心旋转,该图像变换组可能是一个特殊的单应矩阵组。将相机旋转 3 个角度  $\theta = [\theta_1, \theta_2, \theta_3]$ , 其焦距为  $f$ 。这里给出了两个矩阵:

$$\tilde{u}_i = H_{ij} \tilde{u}_j, H_{ij} = K_i R_i R_j^T K_j^{-1} \quad (13)$$

其中:

$$K_i = \begin{bmatrix} f_i & 0 & 0 \\ 0 & f_i & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

并且(是用指数表示变换)

$$R_i = e^{[\theta]_x}, [\theta_i]_x = \begin{bmatrix} 0 & -\theta_3 & \theta_2 \\ \theta_3 & 0 & -\theta_1 \\ -\theta_2 & \theta_1 & 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

然而,图像位置中的小变化为:

$$u_i = u_{i0} + \frac{\partial u_i}{\partial u_j} \Big|_{u_{i0}} \Delta u_j \quad (16)$$

或者等  $\tilde{u}_i = A_{ij} \tilde{u}_j$  式中有:

$$A_{ij} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

通过将关于  $u_{i0}$  的单应矩阵线性化得到仿射变换。这表明每一个小图像块经历了一次仿射变换,并证明使用 SIFT 特征是低于仿射变换的部分不变量。

一旦从所有个图像中提取特征(线性时间),他们必须匹配。主要是由于多个图像可能会重叠为一条线,每一特征通过其近邻的值进行匹配(取  $k = 4$ )。可以在  $O(n \log n)$  时间里通过  $k-d$  树找到近似的最近邻域。

### 3 特征提取和匹配结果

图4是牙齿模型三个角度的原始图像。

图5给出了每一个图像的特征。在特征图像a中包含了516个特征,在特征图像b中包含了473个特征,在特征图像c中包含了803个特征。

图6给出了每幅图像间的特征匹配点。在(a,b)

图中有122个匹配点,在(a,c)图中有58个匹配点,在(b,c)图中有157个匹配点。

从结果中可以看出,SIFT方法能提取大量特征点,并且其匹配方法可以较好匹配特征点。虽然有很少的错误匹配(如图6中明显斜线部分),其原因是由于特征点之间差异较小,导致KNN错误匹配,可在下一步的研究中进行改进。



原始图像 a

原始图像 b

原始图像 c

图4 三个角度的原始牙齿模型图像

Figure 4 The image of teeth models form three angles



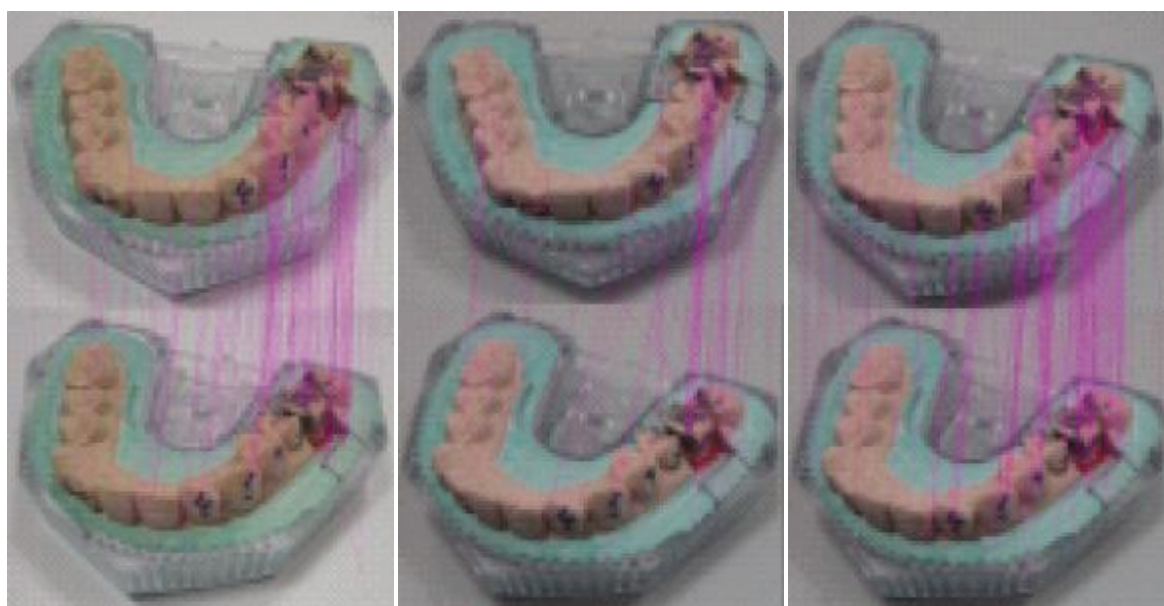
特征图像 a

特征图像 b

特征图像 c

图5 SIFT 特征图像

Figure 5 The SIFT features of each images



(a,b) 特征匹配

(a,c) 特征匹配

(b,c) 特征匹配

图6 每幅图像间的特征匹配

Figure 6 The match of features match between each images

本文将计算机技术应用于口腔医学,在牙齿模型图像中应用 SIFT 算法,有效地检测到牙齿图像的特征,并采用 KNN 算法进行特征匹配,这样可以为牙齿模型三维重建提供有效的参数。

[参考文献]

[1] Zhang YJ. Image Engineering [M]. 2nd ed. UK: Cambridge University Press, 2007: 2-3

[2] Lowe DG. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 22(1): 1-28

[3] Lowe D, Little J. Global localization using distinctive visual features [C] // In International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS 2002, Lausanne, Switzerland, 2002: 226-231

[4] Brown M, Lowe DG. Automatic panoramic image stitching

using invariant features [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(1): 59-73

[5] Maragos PA. Mathematical morphology and its applications to image and signal processing [M]. MA, USA: Kluwer Academic Publishers Norwell, 1996: 213

[6] Smith SM, Brady JM. SUSAN-a new approach to low level image processing [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45-78

[7] Mokhtarian F, Suomela R. Robust image corner detection through curvature scale space [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(12): 1376-1381

[8] Mokhtarian F, Mohanna F. Enhancing the curvature scale space corner detector [C] // Proc Scandinavian Conf on Image Analysis, Bergen, Norway, 2001: 145-152

[收稿日期] 2012-06-20

(上接第 285 页)

的耐药率,说明江苏省的耐药结核病处于可控状态,应进一步加强对该部分结核患者的全程督导化疗,防止多耐药甚至 MDR 结核病的发生。

有学者认为引起结核病世界范围增加的重要原因是:没有完整的控制计划、不恰当的诊断和治疗、流动人口、HIV 感染、不规律的自我服药方式等<sup>[9]</sup>。本研究发现,复治患者是 MDR-TB 的重要危险因素,且耐三种以上药物的复治患者显著高于初治患者,应引起高度重视。对于复治耐药病例,用国家目前推荐的标准复治化疗方案治愈难度相对较大,同时这些 MDR 的复治结核患者也会成为发生新的耐药结核病(尤其是 MDR-TB)的重要原因。因此,要加强对初治患者的管理,减少耐药性的产生,这对降低耐药率,提高治愈率至关重要。更应对复治患者加强药敏监测,根据药敏结果制定复治病例的合理化治疗方案。这将对提高复治患者疗效、减少耐药结核病的发生有重要意义。在结核病患者中进行常规、定期的耐药监测,是综合评价结核病控制工作的指标之一,对制定结核病控制规划和统一的化疗方案具有重大意义。

[参考文献]

[1] Zignol M, Hosseini MS, Wright A, et al. Global incidence

of multidrug-resistant tuberculosis [J]. J Infect Dis, 2006, 194(4): 479-485

[2] Goldman RC, Plumley KV, Laughon BE. The evolution of extensively drug resistant tuberculosis (XDR-TB): history, status and issues for global control [J]. Infect Disord Drug Targets, 2007, 7(2): 73-91

[3] Sharma SK, Mohan A. Multidrug-resistant tuberculosis [J]. Chest, 2006, 130(1): 261-272

[4] 全国结核病流行病学抽样调查技术指导组. 第四次全国结核病流行病学抽样调查报告 [J]. 中华结核和呼吸杂志, 2002, 25(1): 6-10

[5] WHO. Guidelines for surveillance of drug resistance in tuberculosis [Z]. 2009

[6] WHO. Global Tuberculosis Control [Z]. 2007

[7] Doustdar F, Khosravi AD, Farni P, et al. Molecular analysis of isoniazid resistance in different genotypes of Mycobacterium tuberculosis isolates from Iran [J]. Microb Drug Resist, 2008, 14(4): 273-279

[8] Aziz MA, Wright A, Laszlo A, et al. Epidemiology of anti-tuberculosis drug resistance (the Global Project on Anti-tuberculosis Drug Resistance Surveillance): an updated analysis [J]. Lancet, 2006, 368(9553): 2142-2154

[9] DeAngelis CD, Flanagan A. Tuberculosis-a global problem requiring a global solution [J]. JAMA, 2005, 293(22): 2793-2794

[收稿日期] 2012-06-29