



智能视频分析技术

第三章 局部特征提取 (Image Feature Detection)

1

提纲

- 3.1 角点检测
- 3.2 SIFT特征检测



2

图像特征提取

局部不变特征检测是在图像中定位感兴趣的点、blob、边缘或区域。按照特征层次的不同,局部不变特征检测算法可分为:

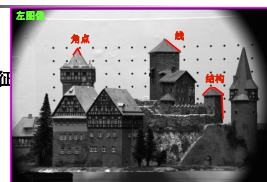
- ✓ 角点不变特征
- ✓ blob不变特征
- ✓ 区域不变特征检测算法。

图像特征点提取

提取点特征的作用

- 图像的点特征是许多计算机视觉算法的基础: 使用特征点来代表图像的内容
 - 运动目标跟踪
 - 物体识别
 - 图像配准
 - 全景图像拼接
 - 三维重建

- 点特征
- 面特征
- 边缘特征
- 线特征



点特征提取算法

点特征主要指明显点, 提取点特征的算子称为兴趣算子或有利算子



点特征提取算法

- Harris (特征提取)
- SIFT (特征提取与描述)

3.1 图像角点(corners)检测

- 3.1.1 角点的概念
- 3.1.2 Harris角点检测算法
- 3.1.3 Harris评价

9

3.1.1 图像角点? (corner)

- 常用的**特征点**
- 位于某一平面边界曲线上的点，且在各个方向上同时取得大的梯度
- 表示图像中目标的形状
- 目标跟踪、检测和立体匹配



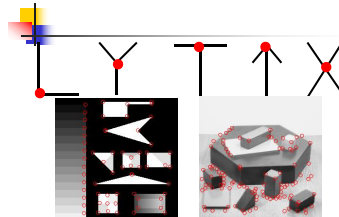
10

3.1.1角点、边缘的直观概念

- 角点**：最直观的印象就是在水平、竖直两个方向上变化均较大的点，即 I_x 、 I_y 都较大
- 边缘**：仅在水平、或者仅在竖直方向有较大的变化量，即 I_x 和 I_y 只有一较大
- 平坦地区**：在水平、竖直方向的变化量均较小，即 I_x 、 I_y 都较小



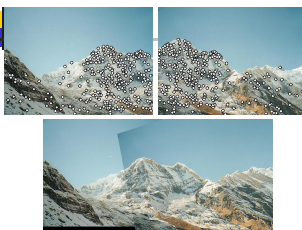
3.1.1不同类型的角点



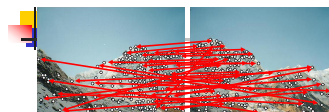
3.1.1什么是好的角点检测算法?

- 检测出图像中“真实的”角点
- 准确的定位性能
- 很高的重复检测率（稳定性好）**
- 具有对噪声的鲁棒性
- 具有较高的计算效率

3.1.1基于特征的图像对准的过程

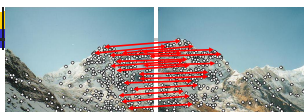


3.1.1基于特征的图像对准的过程



- 提取特征
- 特征匹配

3.1.1基于特征的图像对准的过程



- 特征匹配
- 迭代:
 - 选择三个特征点对，得到初始变换
 - 利用其它特征点对，验证变换

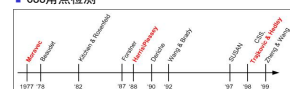
3.1.2 Harris 角点检测

C.Harris, M.Stephens. "A Combined Corner and Edge Detector". Proc of 4th Alvey Vision Conference, 1988.

C.Harris was with The Plessey Company plc. U.K. in 1988.

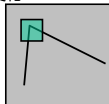
3.1.2一类重要的点特征：角点

- 角点 (corner points) :
 - 局部窗口沿各方向移动，均产生明显变化的点
 - 图像局部曲率突变的点
- 典型的角点检测算法:
 - Harris角点检测
 - CSS角点检测

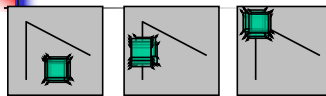


3.1.2 Harris角点检测基本思想

- 从图像局部的小窗口观察图像特征
- 角点定义 ← 窗口向任意方向的移动都导致图像灰度的明显变化



3.1.2 Harris角点检测基本思想



平坦区域：
任意方向移动，
无灰度变化

边缘：
沿边缘方向移动，
无灰度变化

角点：
沿任意方向移动，
明显灰度变化

3.1.2 Harris检测：数学表达

将图像窗口平移 (u, v) 产生灰度变化 $E(u, v)$

$$E(u, v) = \sum_{x, y} w(x, y) [I(x+u, y+v) - I(x, y)]^2$$

窗口函数

平移后的图像灰度

图像灰度

窗口函数 $w(x, y) =$

1 in window, 0 outside

或 Gaussian

3.1.2 Harris检测：数学表达

Taylor Series expansion of I :

$$I(x+u, y+v) = I(x, y) + \frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v + \text{higher order terms}$$

If the motion (u, v) is small, then first order approx is good

$$I(x+u, y+v) \approx I(x, y) + \frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v$$

$$\approx I(x, y) + [I_x \ I_y] \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$

shorthand: $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$

22

3.1.2 Harris检测：数学表达

$$E(u, v) = \sum_{x, y} w(x, y) [I(x+u, y+v) - I(x, y)]^2$$

$$= \sum_{x, y} w(x, y) [uI_x + vI_y]^2$$

$$= (u \ v) \sum_{x, y} w(x, y) \begin{bmatrix} I_x I_x & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y I_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$

3.1.2 Harris检测：数学表达

M 等于如下式：

$$M = \sum_{x, y} w(x, y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}$$

其中 M 是 2×2 矩阵

于是对于局部微小的移动 $[u, v]$ ，可以近似得到下面的表达：

$$E(u, v) \approx [u \ v] M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$

24

3.1.2 Harris检测：数学表达

$$M = \sum_{x, y} w(x, y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}$$

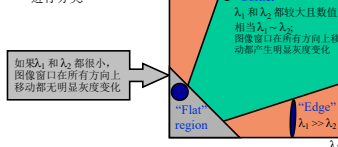
设 λ_1, λ_2 分别是 M 的两个特征值，可以通过特征值来判断图像中的平坦区域、角点和边缘，分为以下三种情况：

- 平坦区域： λ_1, λ_2 都很小；
- 边缘处： λ_1, λ_2 中有一个较小，一个较大；
- 特征点处： λ_1, λ_2 都比较大且为基本相等的正数。

25

3.1.2 Harris检测：数学表达

通过 M 的两个特征值的大小对图像点进行分类



如果 λ_1 和 λ_2 都很小，图像窗口在所有方向上移动都无明显灰度变化

3.1.2 Harris检测：数学表达

定义：角点响应函数

$$R = \det M - k (\text{trace } M)^2$$

$\det M$ 是 M 行列式 $\text{trace } M$ 是 M 的主对角线上数的和

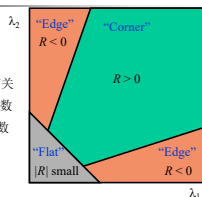
$$\det M = \lambda_1 \lambda_2$$

$$\text{trace } M = \lambda_1 + \lambda_2$$

(k - empirical constant, $k = 0.04-0.06$)

3.1.2 Harris检测：数学表达

- R 只与 M 的特征值有关
- 角点: R 为大数值正数
- 边缘: R 为大数值负数
- 平坦区: R 为小数值



3.1.2 Harris角点检测

- 算法:
 - 对角点响应函数 R 进行阈值处理: $R > \text{threshold}$
 - 提取 R 的局部极大值

3.1.2 Harris角点检测

编程步骤

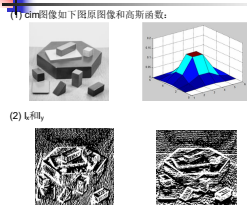
- 利用水平、竖直差分算子对图像每个像素进行滤波以求得 I_x 、 I_y ;
- 对 I_x 、 I_y 进行高斯平滑滤波, 得到新值 I_{x2} 、 I_{y2} 、 I_{xy} ;
- 计算对应每个像素的角点值 cim (即 R):

$$cim = \frac{I_{x2}^2 \cdot I_{y2}^2 - (I_{xy})^2}{I_{x2}^2 + I_{y2}^2}$$

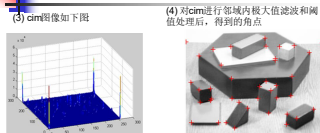
- 最后, 在矩阵 cim 中, 同时满足 " $cim > \text{Threshold}$ " 和 cim 是某邻域内的局部极大值 这两个条件的点被认为是角点。

30

算法每一步效果的演示



算法每一步效果的演示

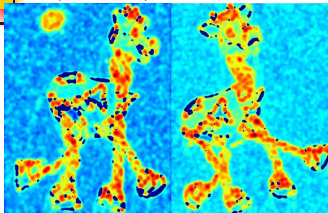


Harris Detector: Steps



Harris Detector: Steps

Compute corner response R



Harris Detector: Steps

Find points with large corner response $R > \text{threshold}$



Harris Detector: Steps



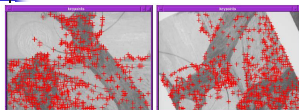
3.1.2 Harris角点检测算法思路总结

- 沿方向 $[u, v]$ 的平均灰度变化可以表达成双线性形式:

$$E(u, v) = \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix} M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$
 使用 M 的特征值表达图像点局部灰度变化的情况, 定义角点响应函数:

$$R = \lambda_1 \lambda_2 - k (\lambda_1 + \lambda_2)$$
- 一个好的角点沿着任意方向移动都将导致明显的图像灰度变化, 即: R 具有大的正值。

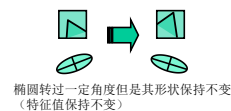
3.1.3 Harri角点的性质



- 具有高的重复性和区别性

3.1.3 Harri角点的性质

- 旋转不变性:

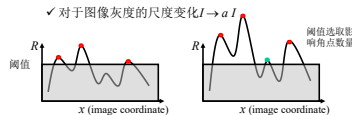


椭圆转过一定角度但是其形状保持不变 (特征值保持不变)

角点响应函数 R 对于图像的旋转具有不变性

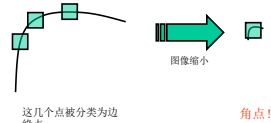
3.1.3 Harri角点的性质

- 对于图像灰度的变化具有一定不变性
 ✓ 只使用了图像导数 \Rightarrow 对于灰度平移变化不变
 $I \rightarrow I + b$



3.1.3 Harri角点的性质

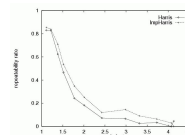
- 对于图像几何尺度变化不具有不变性



3.1.3 Harri角点的性质

- 随几何尺度变化, Harris角点检测的性能下降

Repeatability rate:
 $\frac{\# \text{ correspondences}}{\# \text{ possible correspondences}}$



C.Schmid et al. "Evaluation of Interest Point Detectors". DVC 2000

多选题 3分

设置

Harris角点具有下列哪些特性:

- ☒ A 旋转不变性
- ☐ B 尺度不变性
- ☒ C 光照不变性

提交

3.1.3 Harris Detector: improved

- Harris提出的一种角点检测方法被认为是较好的基于图像灰度的方法, 其中**阈值的选取**是该算法能否检测成功的关键
- 阈值选取依赖于实际图像的属性, 不具有直观的物理意义, 因而其具体值**难以确定**, 为此, Harris等人选用**同一个经验值用于整幅图像**
 - 整幅图像的灰度变化不同、图像中某些区域可能有较多的像素点灰度变化大于经验值而被作为角点提取出来, 从而在该部分区域**遗漏角点冗余或者角点聚集**
 - 在另外一些区域则可能某些是角点的像素点由于灰度变化不大于经验值, 从而不能被检测出来, **造成部分角点的丢失**

我们想提取的特征点

无论图像如何变化, 都可以检测到相同的感兴趣点

3.2 SIFT

- 3.2.1 SIFT概述
- 3.2.2 SIFT算法思路
- 3.2.3 SIFT算法应用

46

3.2.1 SIFT

- Scale Invariant Feature Transform

Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints

David G. Lowe
Computer Science Department
University of British Columbia
Vancouver, B.C., Canada
lowe@cs.ubc.ca

January 5, 2004

47



David Lowe

Computer Science Department
200-606-180
University of British Columbia
Vancouver, B.C. V6T 2A6, Canada
E-mail: lowe@cs.ubc.ca

I am a professor in the Computer Science Department of the University of British Columbia and a member of the Laboratory for Computer Vision and Pattern Recognition. My area of focus is the design of systems for visual perception. My research interests include computer vision, object recognition, and computational models of human vision.

Research

Direction of Research
Computer Vision

Teaching

January/April 2002: CS262, CS263, Image Understanding

48

3.2.1 SIFT features impact

SIFT feature paper citations:

David G. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. International journal of computer vision, 2004 - 60(2), 91-110. Cited by 59221

A good SIFT features tutorial:

<http://www.cs.toronto.edu/~jepson/csc2503/tutorial/SIFT04.pdf>
By Estrada, Jepson, and Fleet.

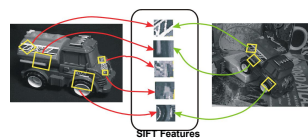
The original SIFT paper:

<http://www.cs.ubc.ca/~lowe/papers/ijcv04.pdf>

3.2.1 SIFT的优点

- SIFT特征是图像的**局部特征**，其对**旋转、尺度缩放、亮度变化**保持不变性，对**视角变化、仿射变换、噪声**也保持一定程度的稳定性
- 独特性(Distinctiveness)好，信息量丰富，适用于在海量特征数据库中进行**快速、准确**的匹配。

3.2.1 SIFT



3.2.1 SIFT算法简介

(1) 算法首先在尺度空间进行特征检测，并确定关键点(Keypoints)的**位置**和关键点所处的**尺度**。

(2) 然后使用关键点邻域梯度的主方向作为该点的**方向**特征，以实现算子对**尺度**和**方向**的无关性

3.2.1 尺度空间

图像金字塔模型：

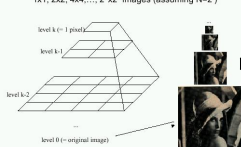
- 可以通过采样方法在原始图像基础上生成分辨率大小不同的图像，进而在分辨率大小不同的图像来计算特征。



3.2.1 尺度空间

图像金字塔模型：Gaussian Pyramid Model

Idea: Represent NxN image as a "pyramid" of 1x1, 2x2, 4x4, ..., 2^k x 2^k images (assuming N=2^k)



图像多尺度

3.2.1 尺度空间

图像金字塔模型：Gaussian Pyramid Model

最常用的图像金字塔求取方法是：

Gaussian金字塔和Laplacian金字塔(Burt 1983).

• Gaussian金字塔是

- 对原始图像进行Gaussian滤波（也叫平滑或模糊），
- 再对得到结果进行下采样，
- 接着对下采样结果再次进行Gaussian滤波，如此循环，即可得到基于高斯滤波矩阵的原始图像金字塔模型。

在这个过程中，我们可得到原始图像不同尺度的空间信息。

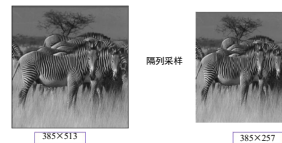
3.2.1 图像金字塔模型：Gaussian Pyramid Model

- 对原始输入图像通过高斯函数进行卷积计算（起到图像平滑的作用）



3.2.1 图像金字塔模型：Gaussian Pyramid Model

- 对高斯平滑结果图像进行隔列采样到下采样，起到缩减图像分辨率作用



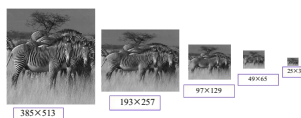
3.2.1 图像金字塔模型：Gaussian Pyramid Model

- 对高斯平滑结果图像进行隔行采样到下采样，起到缩减图像分辨率作用



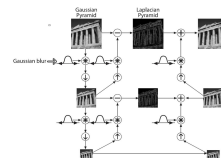
3.2.1 图像金字塔模型：Gaussian Pyramid Model

- 对所得到的下采样结果，继续进行高斯平滑、列采样和行采样操作。所得到的结果，被称为Gaussian金字塔



3.2.1 图像金字塔模型：拉普拉斯金字塔模型

拉普拉斯金字塔每一层的图像为同一层高斯金字塔的图像减去上一层的图像进行上采样并高斯模糊的结果。



3.2.1 图像金字塔模型：拉普拉斯金字塔模型

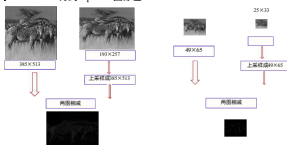
"Gaussian" Pyramid
"Laplacian" Pyramid

- Created from Gaussian pyramid by subtraction $L_i = G_i - \text{expand}(G_{i-1})$



3.2.1 图像金字塔模型：拉普拉斯金字塔模型

- 得到Laplacian图像差



图像金字塔模型：Laplacian Pyramid Model

- 得到的Laplacian差序列图像，即为Laplacian金字塔模型



3.2.1 图像金字塔模型的作用：图像视觉关注度

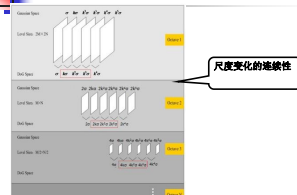


3.2.2 SIFT主要计算步骤

- 一、构建尺度空间
 - achieve scale invariance
- 二、DoG(Difference of Gaussian)找到关键点(key points)
- 三、除去不好的特征点，精确定位关键点位置
- 四、为关键点指定主方向
- 五、生成关键点28维向量描述子

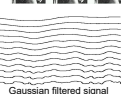
65

3.2.2 SIFT主要计算步骤：一、构建尺度空间



3.2.2 方差对图像平衡得影响

"Gaussian" Pyramid

larger σ 

σ 大小决定图像的平滑程度，大尺度对应图像的概貌特征，小尺度对应图像的细节特征。大的 σ 值对应粗糙尺度(低分辨率)，反之，对应精细尺度(高分辨率)

3.2.2 SIFT主要计算步骤：一、构建尺度空间



3.2.2 SIFT主要计算步骤：一、构建尺度空间

- 这是一个初始化操作，尺度空间理论目的 **模拟图像数据的多尺度特征**。类似图像金字塔的建立，对于一幅图像I，建立其在不同尺度(scale)的图像(为了scale-invariant,在任何尺度都能够有对应的特征点)
- 一幅二维图像，在不同尺度下的尺度空间表示可由图像与高斯核卷积得到：

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

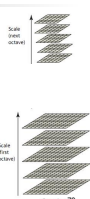
(x, y) 是空间坐标, σ 是尺度坐标。高斯卷积核是实现尺度变换的唯一变换核，也是唯一的线性核：

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

69

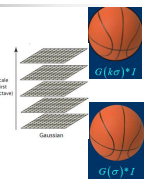
3.2.2 SIFT主要计算步骤：一、构建尺度空间

- 不同大小的物体有着不同的尺度, scale 的表示可以用 **放大缩小表示** 可以用 **高斯blur来模拟**。
- 一幅图像I，建立其在不同尺度(scale)的图像：
 - 第一塔的scale为原图大小，每塔有几层图像(一般3-5层)
 - 后面每个scale为原图的1/4，即长宽分别减半进行降采样，构成下一个子八度(高一层金字塔)
 - 由图片size决定建几个塔，**每塔一般3-5层**。



3.2.2 SIFT主要计算步骤：一、构建尺度空间

- 比如：0塔有5层(空间分辨率相同)
- 0塔第0层是原始图像(或者double后的图像)
- 往上每一层是对其下一层进行高斯变换(高斯卷积其中 σ 值渐大，例如可以是 $\sigma, k\sigma, k^2\sigma, \dots$)
- 直观上看来越往上层图片越模糊。



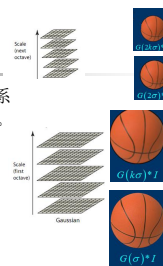
71

一、尺度空间的生成

塔间的图片是降采样关系实现了尺度空间的连续。

$$2^{-k}(\sigma, k\sigma, k^2\sigma, \dots, k^m\sigma) \quad k=2^k$$

L塔式, s: 每塔层数



72

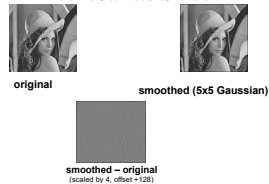
一、尺度空间的生成高斯差分尺度

- 在图像二维平面空间和高斯差分尺度空间 (DOG: Difference-Of-Gaussian) 中同时检测局部极值以作为特征点。
- 为了有效的在尺度空间检测到稳定的关键点 **提出了高斯差分尺度空间 (DOG scale-space)**。利用不同尺度的高斯差分核与图像卷积生成。
- DOG算子:

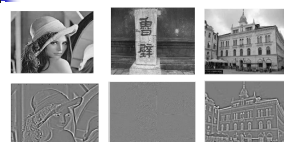
$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma). \end{aligned}$$

一、尺度空间的生成高斯差分尺度

DOG空间: 高斯差分尺度空间

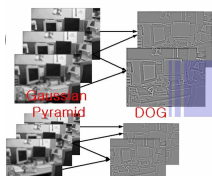


一、尺度空间的生成高斯差分尺度



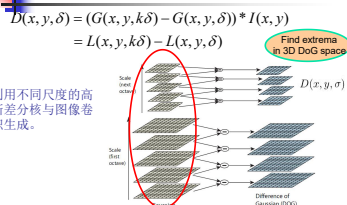
若干图像的DoG结果示意图

一、尺度空间的生成高斯差分尺度



76

一、尺度空间的生成高斯差分尺度



利用不同尺度的高斯差分核与图像卷积生成。

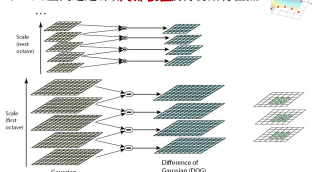
78

3.2.2 SIFT主要计算步骤

- 构建尺度空间
 - achieve scale invariance
- DoG(Difference of Gaussian)找到关键点(key points)
- 除去不好的特征点, 精确定位关键点位置
- 为关键点指定主方向
- 生成关键点28维向量描述子

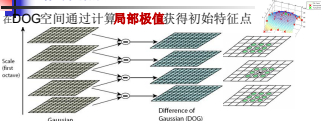
3.2.2 SIFT主要计算步骤: 二、DOG找到关键点

在DOG空间通过计算局部极值获得初始特征点



79

3.2.2 SIFT主要计算步骤: 二、DOG找到关键点



只有统一尺度的图像才有相互比较的意义。
一个点如果在DOG尺度空间本层以及上下两层的6个邻域中是最大或最小值时, 就认为该点 **是该尺度下的一个特征点。**

80

3.2.2 SIFT主要计算步骤

- 构建尺度空间、DOG空间
 - achieve scale invariance
- DoG(Difference of Gaussian)找到关键点(key points)
- 除去不好的特征点, 精确定位关键点位置
- 为关键点制定主方向
- 生成关键点128维向量描述子

81

3.2.2 SIFT主要计算步骤-三、除去不好的特征点

精确定位关键点位置：

- 对DOG空间中所有可以求得的局部最值合并为候选特征点。
- 去除低对比度的关键点和不稳定的边缘响应点 (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)

3.2.2 SIFT主要计算步骤-三、除去不好的特征点

- 得到候选的特征点后，还需要利用其周围的数据对特征点进行精确定位。SIFT特征是通过拟和三维二次函数来精确确定特征点的位置和尺度的。
- 在候选的特征点处用泰勒展开式得到：

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

其中：\$X = (x, y, \sigma)\$
\$D\$是在候选特征点处的值。

三、除去不好的特征点精炼特征点

$$\frac{\partial D(X)}{\partial X} = 0$$

可得特征点的精确位置和尺度

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

三、除去不好的特征点精炼特征点

- 将(2)式代入(1)式可得：

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

- \$D(\hat{X})\$可以用来衡量特征点的对比度，即如果

$$|D(\hat{X})| < \theta$$

则为不稳定的特征点。

3.2.2 SIFT主要计算步骤

- 构建尺度空间
 - achieve scale invariance
- DoG(Difference of Gaussian)找到关键点(key points)
- 除去不好的特征点，精确定位关键点位置
- 为关键点指定主方向
- 生成关键点28维向量描述子

3.2.2 SIFT主要计算步骤-四、计算特征点的方向

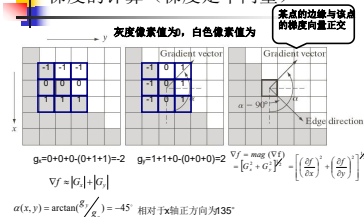
SIFT特征实现旋转不变性的基本思想是采用“相对”的概念。先为关键点赋一个方向，定义的关键点描述子均是相对于该方向的，因而可以实现匹配时的旋转无关性。

为实现尺度无关，根据关键点所在尺度选择与该尺度最近的高斯平滑图像。对L上的每个点\$(x, y)\$，计算梯度和方向：

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

$$\theta(x, y) = \arctan((L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y)))$$

梯度的计算（梯度是个向量）

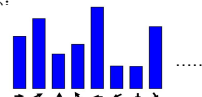


四、计算特征点的主方向

- 利用关键点邻域像素的梯度方向分布特性为每个关键点指定方向参数，使算子具备旋转不变性。
- 以关键点为中心的邻域窗口内用直方图统计邻域像素的梯度方向。梯度直方图的范围是0~360度，若其中每10度一个柱，总共36个柱。

四、计算特征点的方向

以关键点为中心，划定一个邻域，利用所有在此区域内的点的梯度形成一个方向直方图。直方图的横坐标是梯度方向，共36项，每项代表了10度的范围；纵坐标是梯度大小，对于归到横坐标上任一项内所有的点，将其梯度大小相加，其和作为纵坐标。下图所示：

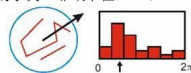


四、计算特征点的方向

- 当存在另一个相当于主峰80%能量的峰值时，则将这个方向认为是该关键点的辅方向。
- 一个关键点可能会被指定具有多个方向（一个主方向，一个以上辅方向），这可以增强匹配的鲁棒性。

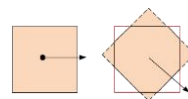
四、计算特征点的方向

- 直方图的峰值则代表了该关键点处邻域梯度主方向，即作为该关键点方向。
- 下图是采用7个柱时使用梯度直方图为关键点确定主方向的示例。邻域半径： $r=10$ 。



- 生成特征点描述前，首先将坐标轴旋转为关键点的方向，以确保旋转不变性

四、计算特征点的方向



沿着关键点的主方向定义一个矩阵，将会使得这个矩阵始终包含相同的一个子图，这样描述子图得特征就是选择不变。

3.2.2 SIFT主要计算步骤

- 构建尺度空间
 - achieve scale invariance
- DoG(Difference of Gaussian)找到关键点(key points)
- 除去不好的特征点，精确定位关键点位置
- 为关键点指定主方向
- 生成关键点128维向量描述子

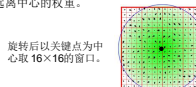
94

3.2.2 SIFT主要计算步骤-五、生成SIFT特征向量

- detector (检测子): 图像的关键点已检测完毕，告诉我们感兴趣的位置在哪里(where)。
- Descriptor(描述子): 如何去描述这个感兴趣的位置特征(how)
 - 每个关键点有三个信息: 位置、所处尺度、方向 由此可以确定一个SIFT特征区域。
- SIFT特征向量联合了邻域方向性信息，增强了算法抗噪声的能力，同时对于含有定位误差的特征匹配也提供了较好的容错性。

五、生成SIFT特征向量

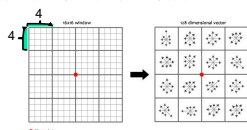
- 为了增强匹配的稳健性，Lowe建议对keypoint周围的16*16的window中每一个像素的梯度，而且使用高斯下降函数降低远离中心的权重。



- 中央黑点为当前关键点的位置，每个小格代表关键点邻域所在尺度空间的一个像素，箭头方向代表该像素的梯度方向，箭头长度代表该像素图中蓝色的圈代表高斯加权的范围（越靠近关键点的像素梯度方向信息贡献越大）。

五、特征点128维向量描述

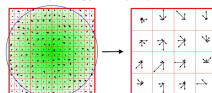
- 在每4*4的小块上计算四个方向的梯度方向直方图 绘制每个梯度方向的累加值，即可形成一个种子点。



97

四、特征点128维向量描述

- 在每个4*4的1/16象限中，通过加权梯度值加到直方图四个方向区中的一个，计算出一个梯度方向直方图(16*8=128)



- ✓ 关键点周围的邻域 neighborhood 的信息统计，所以SIFT就是向点特征描述子。
- ✓ 这种邻域方向性信息联合的思想增强了算法抗噪声的能力，同时对于含有定位误差的特征匹配也提供了较好的容错性。

98

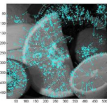
五、生成SIFT特征向量

- 此时SIFT特征向量已经去除了尺度变化、旋转等几何变形因素的影响，再继续将特征向量的长度归一化，则可以进一步去除光照变化的影响。

99

图像特征: SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)

SIFT点的示例



- ✓ 蓝色箭头表示的就是IFT特征点,
- ✓ 箭头的根部表示IFT特征点的位置,
- ✓ 箭头的长度表示IFT特征点的梯度的模 (即点的能量), 箭头的方向表示IFT特征点的方向。

113

Actual SIFT stage output

Keypoint detection

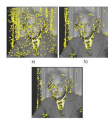


Figure 5: (a) Matrix of DoG across scales. (b) Detected keypoints after removal of low contrast points. (c) Detected keypoints after removal of edge responses (isolated).

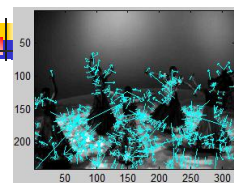
SIFT main source

Final keypoints with selected orientation and scale



Figure 6: Extracted keypoints, arrows indicate scale and orientation.

SIFT main source



Finding keypoints...
626 keypoints found.
Drawing SIFT keypoints ...

102



SIFT特征以
箭头或者椭圆表示

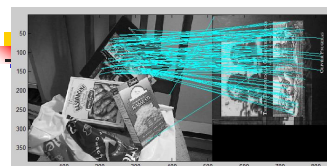
- 不同颜色的椭圆来表示SIFT特征, 椭圆的中心位置代表了关键点在图像中的二维坐标位置, 椭圆的长轴代表了关键点的尺度, 椭圆的方向代表了该关键点的方向。
- 椭圆的长轴垂直于某个尺度下的灰度变化取得最大值的的方向, 与人眼的直观判断相符

103

3.2.3 基于SIFT应用-图像匹配

- 生成了A、B两幅图的描述子, (分别是 1×128 维和 $k2 \times 128$ 维, 这里 $k1$ 和 $k2$ 是两幅图像找到的特征点的个数。每个特征点基于邻域信息建立128维特征描述子), 就将两图中各scale (所有scale) 的描述子进行匹配, 匹配128维即可表示两个特征点match上了
- 当两幅图像的SIFT特征向量生成后, 采用关键点特征向量的欧氏距离来作为两幅图像中关键点的相似性判定度量, 取图像1中的某个关键点, 并找出其与图像2中欧氏距离最近的前两个关键点。在这两个关键点中, 如果最近的距离除以次近的距离少于某个比例阈值, 则接受这一对匹配点, 降低这个比例阈值SIFT匹配点数目会减少, 但更加稳定

104

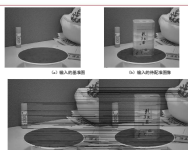


Finding keypoints...
1021 keypoints found.
Finding keypoints...
882 keypoints found.
Found 98 matches

105

图像特征: SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)

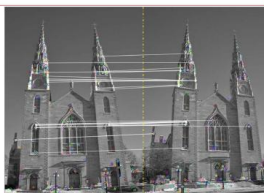
SIFT点配准示例



从两幅含有SIFT特征点的图像中找出对应点 (两幅图像为Image correspondences)

图像特征: SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)

SIFT点配准示例



3.2.3 基于SIFT应用-基于SIFT特征的图像检索

对两幅商标图像进行高斯差分金字塔的构建, 并提取出关键点, 最后通过关键点特征向量的欧氏距离作为关键点的相似性度量对两幅图像的匹配点进行匹配

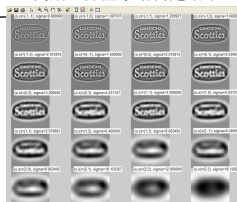


gnar001.jpg



gnar003.jpg

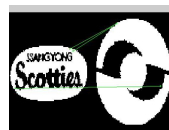
高斯差分金字塔构建结果



关键点匹配



图1: 两幅相似图像的匹配结果



图二: 两幅不相似图像的匹配结果

3.2.3 基于SIFT应用-基于SIFT特征的图像检索

检索

数据库:

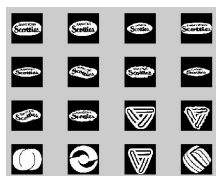
- 100幅二值商标图像, 图像的分辨率为11x111

在100幅图像中, 大致可以分为十种商标, 每种商标分别有10幅由旋转、缩放等处理得到的相似图像

待检索图像



检索结果:



3.2.3 基于SIFT应用-基于SIFT特征的图像检索

在该试验中, 随机抽取10幅待检索图像进行检索的查全率为92%, 根据实验结果可以看出sift特征具有很好的旋转和尺度不变性, 但总体来说, 还该实验存在的问题:

1. 对于那些很简单的商标图像检索不出关键点, 或只能检索出很少的关键点, 这样就影响了这种图像的检索正确率。
2. 还存在一定的误匹配点

延伸:SIFT特征

图像尺寸及内容不同提取的IFT特征点数不同。

由于每张图像涉及上百个特征, 那么在查询一张图片时, 需要进行上百次的特征查询, 即便是将查询图片的特征点数筛选至50%的量, 一次图片查询需要进行的特征查询次数亦不容小觑。

那么有没有方法可以将任意图片的所有特征向量用一个固定维数的向量表出, 且这个维数并不因图片特征点数不同而变化?

114

小结

- Harris角点检测
- SIFT

课题练习题

- 试着给出sift计算步骤, 并说明sift如何实现光照、放缩、旋转等不变性?

End



115

117