

第2章 图像特征提取与分析

本章重点：

图像特征及特征提取的基本概念。

常见的图像特征提取与描述方法

- 颜色特征；
- 几何形状特征；
- 纹理特征。

算法---4特征---识别

1

第2章 图像特征提取与分析

- 2.1 基本概念
- 2.2 颜色特征描述
- 2.2 形状特征描述
- 2.4 纹理特征分析技术
- 2.5 小结

参考书目：《特征提取与图像处理 第二版 Mark S.Nixon著 李实英译
计算机视觉算法与应用
复杂场景下图像与视频分析

2

2.1 基本概念

- 图像特征指的是能够用来表征图像所蕴含语义的属性数据，这些属性数据用来代表图像本身，参与后续的分析与处理等计算过程。图像特征**是对图像内容的描述**。

- ◆ 自然特征亮度，边缘的轮廓，纹理或色彩等。
- ◆ 人为特征变换或测量的变换频谱直方图矩等。

◆ 常见特征

- ◆ 内部特征 **灰度(密度)颜色(特征)纹理特征**
- ◆ 外部特征 **几何形状特征等**
- ◆ 全局特征对图像全局操作后得到属性信息
- ◆ 局部特征对图像局部操作后得到的属性信息 **ift, hog**
- ◆ 像素级点(保存了原始图像足够多信息)
- ◆ 区域级特征(如图形)

2.1 基本概念-图像特征

特征其他分类：通用的视觉特征和领域相关的视觉特征。

- 前者用于描述所有图像共有的特征，**与图像的具体类型或内容无关**，主要包括色彩、纹理和形状等。
- 后者则建立在对所描述图像内容的某些先验知识（或假设）的基础上，与具体的应用紧密有关，例如如人的面部特征或指纹特征等。

4

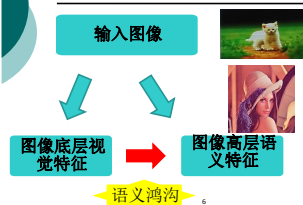
2.1 基本概念

特征的层次模型



5

2.1 基本概念



2.1 基本概念-图像特征

◆特征提取

图像中任何特征的提取，均是基于像素点展开的（也就是采样点展开的）。**一般情况下，像素不等于特征！**

原始图像像素特征的数量很大，或者说原始样本处于一个**高维空间**中，通过**映射或变换**的方法可以将高维空间中的特征描述用**低维空间**的特征来描述，这个过程就叫特征提取。

◆特征选择

从一组特征中挑选出一些最有效的特征以达到降低特征空间维数的目的，这个过程就叫特征选择。

由于图像的内容是通过特征来描述的，并且影响了后继相似度比较，因此，**视觉特征选取十分重要**，要根据不同应用进行选择。

2.1 基本概念-图像特征

应用举例：

若物体从图像中分割出来，就可以对它的**何等图像特征进行测量和分析**，在此基础上可以**识别**物体，也可以对物体**分类**，或对物体是否符合标准进行**判别**实现质量监控。

- 例如，能将马铃薯或苹果等农产品按品质自动分类的机器视觉系统；
- 自动计算不规则形状所包含面积的测量系统，将传送带上不同工件自动分类的视觉系统；
- 自动检查一个人的图像特征，判断是不是某一个人；
- 自动售货机可以识别纸币的面额；
- 指纹识别、相貌识别等；
-



2.1 基本概念-图像特征

特征选择和提取的基本任务是如何从众多特征中找出最有效的特征，是图像识别等高层处理中的一个关键问题。

可以从图像中提取哪些特征 这些特征在表达图像视觉方面各自的**优势/劣势**是什么？如何进行特征提取与选择？

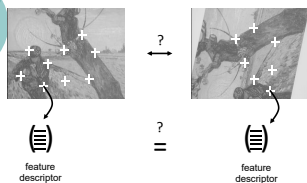
9

2.1 基本概念-图像特征

如何进行特征提取:

- 提取哪些特征?
 - 从底层、中层、高层角度看: 特征包括颜色、形状、纹理、梯度和语义等。
 - 从时域、频域、空间域、混合域联合角度: 提取相关系数特征、FFT特征、Gabor特征。
 - 从统计、结构和混合角度: 特征包括直方图、属性关系图;
 - 全局与局部特征:
- 特征提取的方法:
 - 主成份分析方法(PCA)、线性奇异分(PCA)、神经网络、非线性降维方法

2.1 基本概念-图像特征



- 对比兴趣点邻域范围的图像块的特征描述子

2.1 基本概念-图像特征

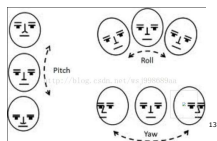
图像变化的类型

- 几何变化
 - 旋转
 - 相似(旋转 + 各向相同的尺度缩放)
 - 仿射(非各向相同的尺度缩放)
 - 适用于: 物体局部为平面
- 灰度变化
 - 仿射灰度变化($I \rightarrow aI + b$)

2.1 基本概念-图像特征

特征提取中须考虑问题-特征不变性

特征的不变性意味着即使在图像发生了旋转、朝向和光照等变化后, 从图像所提取的同一特征应该保持不变。



2.1 基本概念-图像特征

特征提取中须考虑问题

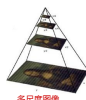
思考:

我们是先去除了不同图像之间所存在的视点、光照和遮挡等因素造成的差异性, 获得图像一致性信息后提取特征? 如目前较热的low-rank研究、稀疏表达

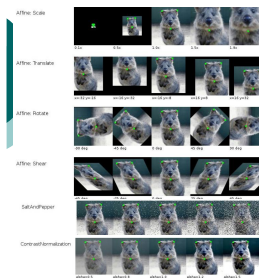
或者直接定义有如此特性的特征 缺点: 这种特征存在么?



人脸的朝向和光照发生了变化



多尺度图像



2.1 基本概念-图像特征

特征提取中须考虑问题-特征复杂度

复杂度(Complexity): 特征提取过程中所耗费的时间开销是否与图像或像素点个数按照线性比例增长?



世界上最大的11千兆像素的照片 <http://www.aerial11.com/default.asp?pk=1>。照片拍摄的是西班牙sivilla的一个街区, 每个细节都可做zoom-in操作。照片由2.44亿个像素的图像组成。每一张图像总数据量高达11GB

2.1 基本概念-图像特征

特征提取中须考虑问题-特征维度

- ◆ 卡耐基梅隆大学的研究人员通过详尽实验表明了图像和视频相似度计算的效率取决于其本身所具有的本征维度 (intrinsic dimensionality) 与样本数目和样本原始维度无关。

维数灾难 (Dimensionality Curse)

所谓维数灾难是指: 当数据维度超过一定数目(如20维), 则在进行相似度计算时, 任意数据之间的相似度将变得几乎一样。

Korn, F., Patel, B., Faloutsos, C., On the "Dimensionality Curse" and the "Self-Similarity Blessing". IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering (TKDE), 18(1): 96-111, 2006

2.1 基本概念-图像特征

特征选择中须考虑问题

选取的特征应具有如下特点:

- 可区别性: 差异大
- 独立性好: 彼此不相关
- 数量少、复杂度低简单 复杂度(Complexity)低
- 可靠性好: 如特征具有不变性(Invariance)包括尺度无关、变换无关等等

2.1 基本概念-图像特征

特征描述子

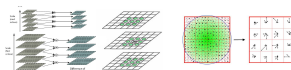
- 假设每个图像块已经被归一化，怎样描述各个图像点、或块或区域的相似性？
- 特征描述需要具有对光照变化，噪声，图像模式的不变性



3.2.2 SIFT主要计算步骤

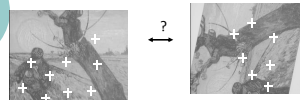
◆特征表达(描述)：

- 从图像中提取得到的视觉特征如何去表达？是向量模型还是图模型？还是在降维后的子空间表达？
- 如sift特征：
 - ✓ 特征提取：多尺度关键点
 - ✓ 特征描述：向量、矩、直方图
- 目的：让计算机具有认识或者识别图像的能力



2.1 基本概念-图像特征

特征提取：建立特征点对



特征描述子：



2.1 基本概念-图像特征

特征描述子

- 最简单的描述子：图像灰度向量
- 怎样比较两个灰度向量的相似性？

◆ Sum of squared differences (SSD)

$$SSD(u, v) = \sum_i (u_i - v_i)^2$$

- 不具有光照不变性

◆ Normalized correlation

$$\rho(u, v) = \frac{\sum_i (u_i - \bar{u})(v_i - \bar{v})}{\sqrt{\sum_i (u_i - \bar{u})^2} \sqrt{\sum_i (v_i - \bar{v})^2}}$$

具有光照仿射不变性

2.1 基本概念-图像特征

◆特征距离度量算子(Distance Metric)：计算两个数据之间的相似度

- ✓ 绝对值距离、欧式距离、余弦距离、切比雪夫距离、明氏距离等？
- ✓ 计算所有数据之间相似度所采用的距离函数数均是一样的吗、相关稀疏、相对熵？

24

图像特征

- 2.2 颜色特征描述
- 2.3 形状特征描述
- 2.4 图像的纹理分析技术

25

2.2 颜色特征描述

颜色特征反映彩色图像的整体特性，一幅图像可以用它的颜色特性近似描述。

- 2.2.1 颜色矩
- 2.2.2 颜色直方图
- 2.2.3 颜色聚合向量

26

2.2.2 颜色矩

- ◆ 颜色矩是以数学方法为基础的，通过计算来描述颜色的分布。
- ◆ 颜色矩通常直接在RGB空间计算
- ◆ 颜色分布的前三阶矩表示为 μ_i 是 i 个像素的第 i 个颜色分量
 - ◆ 一阶矩 (2-1)：颜色分量的平均强度
 - ◆ 二阶中心矩 (2-2)：颜色分量的方差
 - ◆ 三阶中心矩 (2-3)：颜色分量的偏斜度

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N P_{ij} \quad (2-1)$$

$$\sigma_i = \left[\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu_i)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2-2)$$

$$\tau_i = \left[\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu_i)^3 \right]^{\frac{1}{3}} \quad (2-3)$$

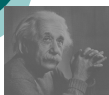
27

2.2.2 颜色矩

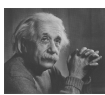
- 颜色矩仅使用少数几个矩，无需对颜色特征进行向量化，降低了颜色特征的维数。
 - 视觉不同颜色直方图如果具有相似概率分布，也将具有相似的颜色矩。因此，可能出现完全不同图像有同样的矩。
- 实验应用中为避免低阶颜色矩较弱的分辨能力，往往将颜色矩同其他图像特征联合应用。

2.2.2 颜色矩

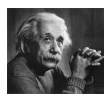
标准差值是图像灰度对比度的有用度量



标准差14.3



标准差31.6



标准差49.2

29

2.2.2 颜色矩

- 颜色矩仅使用少数几个矩，无需对颜色特征进行向量化，降低了颜色特征的维数。
 - 可能出现完全不同图像有同样的矩。
- 实验应用中为避免低阶颜色矩较弱的分辨能力，往往将颜色矩同其他图像特征联合应用

2.2 颜色特征描述

特征描述子

- 直接将图像块作为描述子的不足
 - 小的改变就会影响匹配结果

- 解决办法：？
直方图



单选题 1分

设置

下面哪种说法是正确的

- ☒ 直方图中不包括像素位置信息
- ☐ 直方图中包括像素位置信息

提交

2.2.2 颜色直方图

- 描述了图像颜色分布的统计特性
- 可以直接在RGB图像上生成

33

2.2.1 颜色直方图

- 由于RGB颜色空间与人的视觉不一致，可将RGB空间转换到视觉一致性空间。
- 除了HSI空间外，一种更简单的颜色空间：
 - $C1 = (R+G+B)/2$
 - $C2 = (R + (\max(B)-B))/2$
 - $C3 = (R+2*(\max(G)-G))/4$ $\max \in \{255\}$
- 彩色图像转换成灰度图像的公式为：

$$g = (R+B+G)/2$$

Gray(i, j) = 0.11R(i, j) + 0.59G(i, j) + 0.29B(i, j)
其中R, G, B为彩色图像的三个分量，g为转换后的灰度值。

35

2.2.1 颜色直方图

- 设一幅图像包含M个像素，图像的颜色空间被量化成N个不同颜色。颜色直方图定义为：

$$p_i = h_i$$

h_i 为第i种颜色在整幅图像中具有像素数。

- 归一化为：

$$p_i = h_i / M$$



左图：以黑色像素点居多图像；



右图：以白色像素点居多图像

36

2.2.1 颜色直方图的优缺点

优点: 给出了像素点在图像中的统计信息

缺点: 像素点空间信息丢失



两幅图像直方图相同，但是像素点空间分布不同

37

2.2.4 颜色特征相似性度量方法

颜色直方图相似性度量方法: L1距离、L2距离以及直方图交

颜色直方图的距离一般采用 L_1 范式、 L_2 范式和直方图交来计算。假设图

像 H_1 和 H_2 的颜色直方图 $H_1 = [h(1,1), h(1,2), \dots, h(1,n)]$ 和 $H_2 = [h(2,1), h(2,2), \dots, h(2,n)]$

L_1 范式距离: $D(H_1, H_2) = \sum_{i=1}^n |h(1,i) - h(2,i)|$

L_2 范式距离 (即欧氏距离): $D(H_1, H_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (h(1,i) - h(2,i))^2}$

直方图相交 (Histogram Intersection): $D(H_1, H_2) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \min(h(1,i), h(2,i))}{\min(\sum_{i=1}^n h(1,i), \sum_{i=1}^n h(2,i))}$

2.2.1 颜色直方图的用处

计算图像之间的相似度

作为一种特征，颜色直方图代表了原始图像本身。因此，可基于颜色直方图来计算两幅图像之间的相似度

图像均衡

通过更改某些颜色的分布情况，达到生成新图像的目的。

图像切分

具有相同或相近颜色的像素点组合在一起，形成了图像某些区域或对象 (如人脸和草地等)

39

2.2.3 颜色聚合向量 (Color Coherence Vector)



两幅图像的颜色直方图相似

- 针对颜色直方图和颜色矩无法表达图像色彩的空间位置的缺点，图像的颜色聚合向量 **CCV** (color coherence vector) 被提出。
- 其核心思想是将属于同一色度值的像素点分为两部分：如果同属一种颜色值的某些像素点所占据连续区域面积大于给定的阈值，则该区域内像素点作为聚合像素，否则作为非聚合像素。

颜色聚合向量参考文献
[1] Color Coherence Vectors: A Reference for Content-Based Image Retrieval, ICCV, 1999
[2] Using Pixel-Comparing Images Using Color Coherence Vectors

2.2.3 颜色聚合向量 (Color Coherence Vector)

(1) 量化

CCV算法的第一步与求普通的直方图类似，即量化处理。可以采用各种量化方法，但是为了减少在接下来计算连通区域过程中的复杂度，一般采用均匀量化比较好。量化的结果是将将图片中只剩 θ 个颜色区间，即 θ 个 bin 。

22	10	21	22	15	16		量化	2	1	2	2	1	1
24	21	13	20	14	17			2	2	1	2	1	1
23	17	38	23	17	16			2	1	3	2	1	1
25	25	22	14	15	21			2	2	2	1	1	2
27	22	12	11	21	20			2	2	1	1	2	2
24	21	10	12	22	23			2	2	1	1	2	2

2.2.3 颜色聚合向量 (Color Coherence Vector)

(2) 划分连通区域

对重新量化后的像素值矩阵，根据像素间的连通性把图像划分成若干个连通区域。连通区域可以看成是一个最大的像素集合，即对于一个区域 R ，对于任意两个像素点 $p, q \in R$ ，且 L_2 范数区域 $R(p)$ 和 $R(q)$ 之间都存在一条通路 (每一个 p 都在 R 内，且 p 与 p_{i+1} 是相邻的，此处的相邻指周围 8 个像素，也包括对角线在内)。

2	1	2	2	1	1		连通区域	B	C	B	B	A	A
2	2	1	2	1	1			B	B	C	B	A	A
2	1	3	2	1	1			B	C	D	B	A	A
2	2	2	1	1	2			B	B	B	A	A	E
2	2	1	1	2	2			B	B	A	A	E	E
2	2	1	1	2	2			B	B	A	A	E	E

连通分量的提取

连通分量的提取许多图像自动分析应用中的核心)

(1) 令 Y 表示一个包含于集合 A 中的连通分量，并假设 Y 中的一个点 p 是已知的。用下列迭代式生成 Y 的所有元素：

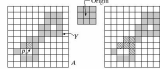
$$X_k = (X_{k-1} \oplus B) \cap A \quad k=1, 2, 3, \dots$$

(2) $X_0 = p$ 。如果 $X_k = X_{k-1}$ ，算法收敛。令 $Y = X_k$ 。

(3) 令 $Y = X_k$ 。

连通分量提取

8 连通的结构元素 第一次迭代的结果



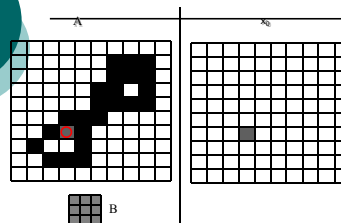
第二次迭代的结果



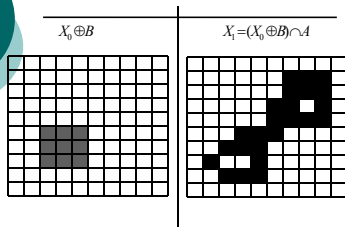
FIGURE 8.17 (a) An 8x8 grid showing initial point p (all shaded pixels are valued 1, but are shown different from p to indicate that they have not yet been found by the algorithm). (b) Structuring element. (c) Result of first iterative step. (d) Result of second step. (e) Final result.

44

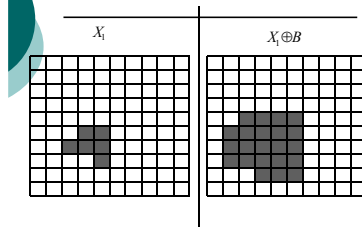
连通分量的提取逐步运算



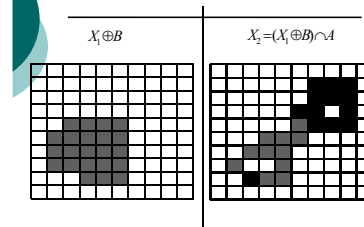
连通分量的提取逐步运算



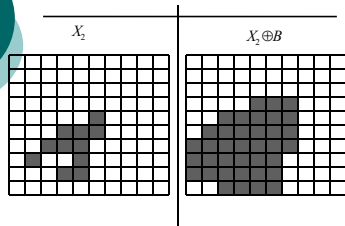
连通分量的提取逐步运算



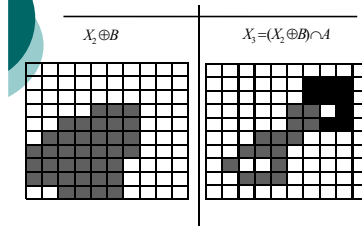
9.4.3 连通分量的提取逐步运算



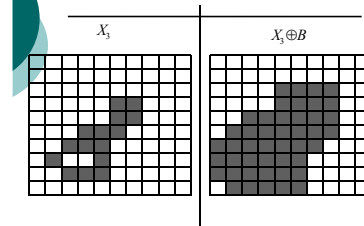
连通分量的提取逐步运算



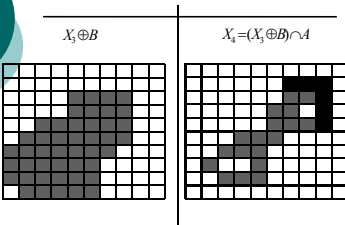
连通分量的提取逐步运算



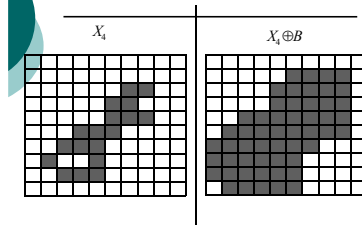
连通分量的提取逐步运算



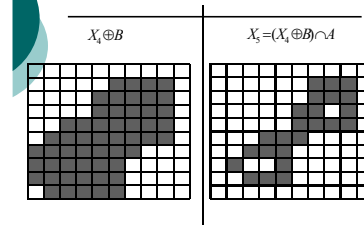
连通分量的提取逐步运算



连通分量的提取逐步运算



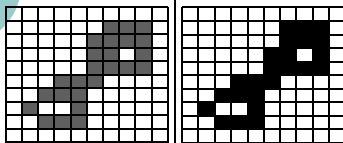
9.4.3 连通分量的提取逐步运算



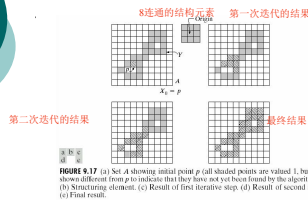
连通分量的提取逐步运算

$$X_1 = X_0$$

$$Y = X_1 = X_0$$



连通分量提取



2.2.3颜色聚合向量 (Color Coherence Vector)

(2)划分连通区域
对重新量化后的像素值矩阵，根据像素间的连通性把图像划分成若干个连通区域。连通区域可以看成是一个极大的像素集合，即对于一个区域 R ，对于任意两个像素点 $p, p' \in R$ ，且 $1, 2, \dots, n$ 在区域 R 中， p 和 p' 之间都存在一条通路（每一个 p_i 都在 R 内，且 p_i 与 p_{i+1} 是相邻的，此处的相邻指周围8个像素，也包括对角线在内）。



2.2.3颜色聚合向量 (Color Coherence Vector)

(3)判断聚合性

通过上一步，可以把一幅图像划分成多个连通区域，统计每一个独立的连通区域中的像素数，并设定一个阈值（一般取为图像总像素的%）作为判断某个区域中的像素是聚合的还是非聚合的，具体的判断依据如下：
I. 如果某个区域中的像素数大于阈值，则该区域中的像素是聚合的。
II. 如果某个区域中的像素数小于阈值，则该区域中的像素是非聚合的。
对于重新量化后的每一个颜色分量，按照上述的判断依据分别统计各连通区域中颜色值相似的像素中聚合像素的总数和非聚合像素的总数。

B	C	D	B	A
B	B	C	D	A
B	C	D	B	A
B	B	A	A	E
B	B	A	A	E
B	B	A	A	E

Label	A	B	C	D	E
Color	1	2	1	3	1
Size	12	15	3	1	5

- ✓ 阈值选取为4
- ✓ 区域A、B和E列为聚合
- ✓ C和D非聚合。

2.2.3颜色聚合向量 (Color Coherence Vector)

(4)得到结果

- ✓ 假设 a_i 与 b_i 分别代表直方图的第 i 个bin中聚合像素和非聚合像素的数量，图像的颜色聚合向量可以表示为 $\{a_1, b_1\}, \{a_2, b_2\}, \dots, \{a_n, b_n\}$ 。
- ✓ $\{a_1, b_1\}, \{a_2, b_2\}, \dots, \{a_n, b_n\}$ 是直方图的颜色直方图，由于包含了颜色分布的空间信息，颜色聚合向量相比颜色直方图可以达到更好的检索效果。

Color	1	2	3
a	17	15	0
b	3	0	1

颜色聚合向量
→ $\{(17, 3), (15, 0), (0, 1)\}$

2.2.3颜色聚合向量 (Color Coherence Vector)

- CCV是颜色直方图的一种演变，其核心思想是将属于直方图每一个bin的像素进行分为两部分：
 - ✓ 如果该bin内的某些像素所占的面积大于给定的阈值，则该区域内的像素作为聚合像素，否则作为非聚合像素。
 - ✓ 假设 a_i 与 b_i 分别代表直方图的第 i 个bin中聚合像素和非聚合像素的数量，图像的颜色聚合向量可以表示为 $\{a_1, b_1\}, \{a_2, b_2\}, \dots, \{a_n, b_n\}$ 。
 - ✓ $\{a_1, b_1\}, \{a_2, b_2\}, \dots, \{a_n, b_n\}$ 是直方图的颜色直方图，由于包含了颜色分布的空间信息，颜色聚合向量相比颜色直方图可以达到更好的检索效果。



2.2.3其他颜色特征

- 全局颜色特征：颜色直方图、颜色矩、颜色熵
- 空间颜色特征：颜色聚合向量、颜色相关图
 - 颜色聚合向量：考虑颜色空间分布信息
 - 颜色相关图：不仅刻画某一颜色的像素数量占整个图像的比例，还反映了不同颜色对之间的空间相关性。

思考题1：提取颜色直方图、颜色矩、颜色聚合向量和颜色相关图特征，比较基于不同颜色特征的图像相似性度量的结果。并程序实现。

61

2.3 形状特征表示(描述)

形状特征提取常发生在图像分割后



- 图像分割结果是得到了区域内的像素集合，或位于区域边界上的像素集合，这两个集合是互补的
- 与分割类似，图像中的区域可用其内部和组成区域的像素集合表示，也可用其外部（如组成区域边界的像素集合）表示
- 一般来说，如果关心的是区域的反射性质，如灰度、颜色、纹理等，常用内部表示法；如果关心的是区域形状，则选用外部表示法。

2.3 形状特征描述

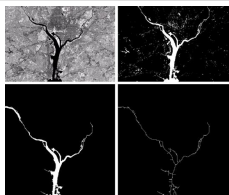
任何一个物体形状特征均可由其几何属性如长短、面积、周长、凹凸等和统计属性或拓扑属性如连通、欧拉数来描述。

几种常见的图像特征参数
面积和周长
长度和宽度
质心和重心
圆度
轮廓的傅立叶描述

- 2.3.1 区域内部空间域分析
 - 2.3.2 区域内部变换分析
 - 2.3.3 区域边界的形状特征描述
- 区域描述
边界描述

63

2.3 形状特征描述



2.3 形状特征

- **基于区域 (region-based) 的形状特征**
主要有各种矩不变量 Moment Invariants 及各种简单的形状因子如面积、圆度、偏心率、主轴方向等。为解决遮挡问题，还常使用一些局部特征如直线段、圆弧、角点、高曲率点等。
- **基于边界 (boundary-based) 的形状特征**
链码、傅立叶描述子、骨架、hough变换、小波轮廓描述子等。较为成功的是傅立叶描述子 (Fourier Descriptor)，它对边界进行傅立叶变换，将其作为形状的特征描述。

2.3 形状特征

- **基于全局性几何特征**
 - 面积、周长、长轴、短轴、主轴方向、凹凸面积、紧密度、离心率、偏心率等
- **基于变换域特征**
 - 矩、Fourier描述子、小波描述子、形态描述子等
- **基于局部特性的形状匹配方法**
 - 广义Hough变换 (GHT)
 - 基于神经网络和遗传算法匹配方法
 - 变形模板 (自由式、参数化)
 - 基于形状凹凸结构的匹配方法
 - 动态规划
 - 基于自回归模型和隐Markov模型

2.3 形状特征描述

- 2.3.1 区域内部空间域分析
- 2.3.2 区域内部变换分析
- 2.3.2 区域边界的形状特征描述

区域描述
边界描述

67

2.3.1 区域内部空间域分析

- ◆ **区域内部空间域分析是不经过变换而直接在图像的空间域，对区域内提取形状特征。**
- 1. 欧拉数：拓扑特性
- 2. 凹凸性
- 3. 区域的测量：面积、周长……
- 4. 纹理 (后面单独介绍)

2.3.1 区域内部空间域分析

拓扑学研究是在图像没有断裂和连接的情况下 (橡皮伸展变形)，不受任何变形影响的图形性质。对图像平面拓扑描述子：孔洞数量、连通分量的数量和欧拉数

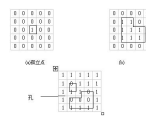


图 2.3-4 欧拉数

69

2.3.1 区域内部空间域分析欧拉数

欧拉数：

- ✓ 图像的欧拉数是图像的拓扑特性之一，它表明了图像的**连通性**。
- ✓ 下图 (a) 的图形有1个连接成分和0个孔，所以它的欧拉数为0，而下图 (b) 有1个连接成分和2个孔，所以它的欧拉数为1。
- ✓ 通过欧拉数可用于**目标识别**。

欧拉数=连接成分数-孔数

具有欧拉数为0和-1的图形



(a)

(b)

71

2.3.1 区域内部空间域分析 欧拉数

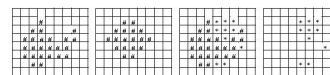
- ✓ 一幅图像或一个区域中的连接成分数和孔数**不会受图像的伸长、压缩、旋转、平移的影响**，但如果区域**断裂或折叠**时，C和H就会发生变化。
- ✓ 区域的拓扑性质对区域的**全局描述**是很有用的，欧拉数是区域一个较好的描述子。

2.3.1 区域内部空间域分析凹凸性

区域内任意两像素间的连线穿过区域外的像素，则此区域为**凹形**。相反，连接图形内任意两个像素的线段，如果不通过这个图形以外的像素，则这个图形称为**凸形**。

✓ 任何一个图形，把包含它的最小的凸图形叫这个图形的**闭包**。

✓ 凸图形的凸闭包就是它本身。从凸闭包除去原始图形的部分后，所产生的图形的位置和形状将成为形状特征分析的重要线索，凹形面积可将凸闭包减去凹形得到。



(a) 凹形

(b) 凸形

(c) 凸形

(d) 凹形

区域的凹凸性

72

2.3.1 凹凸性--区域的基本特征之一

基于凹凸性的手指检测:

1. 轮廓检测

利用手部形状特征进行检测。



2. 凸包检测

凸包: 点集 Q 的凸包 (convex hull) 是一个最小的凸多边形, 满足 Q 中的所有点或者在的边界上, 或者在的内部。这里采用**葛立恒扫描法**寻找凸包。

73

2.3.1 凹凸性--区域的基本特征之一

基于凹凸性的手指检测:

1. 轮廓检测

利用手部形状特征进行检测。



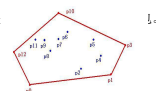
74

2.3.1 凹凸性--区域的基本特征之一

基于凹凸性的手指检测:

2. 凸包检测

凸包: 点集 Q 的凸包 (convex hull) 是一个最小的凸多边形, 满足 Q 中的所有点或者在的边界上, 或者在的内部。这里



75

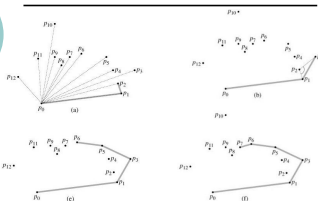
2.3.1 凹凸性--区域的基本特征之一

2. 葛立恒扫描法(Graham)凸包检测



- 1). 以y轴最低点为基点, 找到基点 p_0 。
- 2). 以基点 p_0 为一个坐标系的远点, 求各点与基点 p_0 的极角 ($\text{atan2}(y - y_0, x - x_0)$), 并一次从小到大排序设这些点为 $P[0], \dots, P[n-1]$ 。
- 3). 按照顺序, 每个点都要判断与其前面点构成的两条线段转向问题(左转还是右转? 用叉积)。两个点与它不构成“向左转”的关系, 则将栈顶的点出栈, 直至没有点需要出栈以后将当前点进栈。
- 4). 依次下去, 知道所有的点结束, 就完成的凸包的寻找。

2.3.1 凹凸性--区域的基本特征之一



2.3.1 凹凸性--区域的基本特征之一

3. 凸缺陷检测

手部凸外形存在若干缺陷, 将获得的凸外形进行**凸性缺陷**检测, 寻找相应的凸性缺陷凹结构体元素。



详见opencv文档-Structural Analysis and Shape Descriptors

78

2.3.1 区域内部空间域分析区域的测量

- (1) 面积
- (2) 周长
- (3) 长度和宽度
- (4) 矩形度
- (5) 圆形度
- (6) 形状复杂性

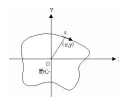
79

2.3.1 区域的测量-面积

区域的大小及形状表示方法:

✓(1) 面积

如图所示, 取物体的**重心**为坐标中心, 平面上一闭合曲线所包围的**面积**由沿轮廓的积分确定:

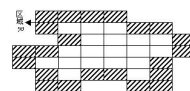


80

2.3.1 区域的测量-面积

图像中区域面积 S 的计算方法:

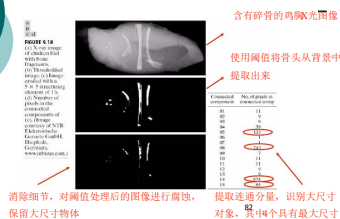
- 用同一标记的区域内**像素的个数总和**来表示。



区域的面积和周长

按上述表示法区域**R**的面积。
区域面积可以通过扫描图像, **累加**同一标记像素得到, 或者是直接在加标记处理时计数得到。

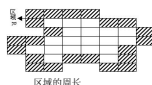
连通分量提取的应用举例



2.3.1 区域的测量周长L

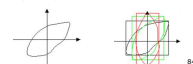
区域周长是用区域中相邻边缘点间距离之和来表示。

- 采用不同的距离公式，周长的计算有很多方法，常用的有两种：
 - 采用欧氏距离。在区域的边界像素中，设某像素与其水平或垂直方向上相邻边缘像素间的距离为1，与斜向上或斜向下相邻边缘像素间的距离为 $\sqrt{2}$ 。周长就是这些像素间距离的总和。这种方法计算的周长与实际周长相符，且计算精度比较高。
 - 采用8邻域距离。将边界的像素个数总和作为周长。也就是说，只要累加边缘点数目即可得到周长，比较方便，但是，它与实际周长间有差异。根据这两种计算周长的方式，以区域的周长图为例，区域的周长分别是 $14+8\sqrt{2}$ 和22。



2.3.1 区域的测量长度和宽度

- 在已知物体的边界时，用其外接矩形的尺寸来刻画它的基本形状是最简单的方法。
- 如果仅计算其在坐标系方向上的外接矩形是很简单的，只需计算物体边界点的最大和最小坐标值，就可得到物体的水平和垂直跨度。是最小外接矩形吗？
- 但通常需要计算反映物体形状特征的轴向上的长度和与之垂直方向上的宽度，这样的外接矩形是物最小的外接矩形。MER-Minimum Enclosing Rectangle。
- 计算MER的一种方法是将在90度范围内等间隔地旋转，每次记录其坐标系方向上的外接矩形参数，取其面积最小的矩形的参数为主轴意义下的长度和宽度，如图所示。



2.3.1 区域的测量矩形状度

- 矩形状度用物体的面积与其最小外接矩形的面积之比来刻画，反映物体对其外接矩形的充满程度。

$$R = A/A_{ER}$$

- 此外，另一个与形状有关的特征是长宽比：

$$R = W_{MER}/L_{MER}$$

- 它可以将在细长的物体与方形或圆形的物体区别开来。

85



2.3.1 区域的测量圆形度R0

圆形度 R_0 用来描述景物形状接近圆形的程度，它是测量区域形状常用的量。

其计算公式为：

$$R_0 = 4\pi S / L^2$$

式中S为区域面积；L为区域周长

R_0 值的范围为 $0 \leq R_0 \leq 1$ ， R_0 值的大小反映了被测量边界的复杂程度，越复杂的形状取值越小。

R_0 值越大，则区域越接近圆形。

87

2.3.1 区域的测量圆形度R0

形状	圆	正方形	任意多边形
面积	πr^2	r^2	$\frac{\sqrt{3}}{4} n r^2$
周长	$2\pi r$	$4r$	$n r$
圆形度	1.0	0.7854	$\frac{4}{n} \sqrt{3}$

显然，当圆的半径为r时，周长为 $2\pi r$ ， $R_0 = 4\pi S / L^2$ ，面积为 πr^2 ，所以 $R_0 = 1.0$ 。由图可知，形状越接近圆形， R_0 越大；形状越复杂， R_0 值越小。

88

2.3.1 区域的测量形状复杂性e

公式为：

$$e = L^2 / S$$

式中S为区域面积；L为区域周长

该式描述了区域单位面积的周长大小，e值越大，表明单位面积的周长越大，即区域离散，则为复杂形状；反之，则为简单形状。e值最小的区域为圆形。

典型连续区域的计算结果为：

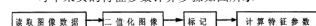
圆形 $e = 12.6$
正方形 $e = 16.0$
正三角形 $e = 20.8$

89

2.3.1 区域的测量例子

利用特征参数提取物体

- 每个果实特征参数计算步骤如图示



2.3.1 区域的测量例子

利用特征参数提取物体

- 每个果实的特征参数计算步骤如图



特征参数计算
结果表示如下:

参数名称	参数值	参数名称	参数值
面积	100	重心x	50
周长	157	重心y	50
惯性矩	10000	Hu不变矩	0.1
投影	10	投影	10



(a) 原图像



(b) 二值图像



(c) 圆度小于0.5的区域



(d) 提取的图像

2.3 形状特征描述

2.3.1 区域内部空间域分析

区域描述

2.3.2 区域内部变换分析

2.3.2 区域边界的形状特征描述

边界描述

92

2.3.2 区域内部变换分析

区域内部变换分析是形状分析的经典方法

它包括求区域的**重心不变矩**、**投影**等。

- ✓ 矩：区域重心、中心矩、Hu不变矩
- ✓ 投影

93

(1) 矩-区域重心

函数的矩在概率理论中经常使用。几个从矩导出的期望值适用于形状分析。大小为 $m \times n$ 的数字图像 $f(i, j)$ 的 $(p+q)$ 阶原点矩为:

$$m_{pq} = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} i^p j^q f(i, j)$$

(1) 区域重心

0阶矩 m_{00} 是图像**灰度** $f(i, j)$ 的**总和**。二值图像的 m_{00} 则表示对物体的**面积**。

如果用 m_{00} 来规格化阶矩 m_{01} 及 m_{10} ，则得到一个物体的重心坐标

$$\bar{i} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$$

$$\bar{j} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

94

(1) 矩-中心矩

(2) 中心矩是以重心作为原点进行计算:

$$m_{pq} = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (i-\bar{i})^p (j-\bar{j})^q f(i, j)$$

中心矩具有**位置无关性**。利用中心矩可以提取区域的一些基本形状特征。

如: μ_{20} 和 μ_{02} 分别表示围绕通过灰度中心的**垂直和水平轴线的惯性矩**。

假如 $\mu_{20} > \mu_{02}$, 则可能所计算的区域为一个水平方向延伸的区域。假如 $\mu_{20} = 0$ 时, 区域关于y轴对称。同样, 当 $\mu_{02} = 0$, 区域关于x轴对称。

95

(1) 矩-中心矩

利用中心矩计算公式计算出三阶以下的中心矩:

$$\mu_{00} = m_{00}$$

$$\mu_{10} = \mu_{01} = 0$$

$$\mu_{20} = m_{20} - 2\bar{i}m_{10}$$

$$\mu_{02} = m_{02} - 2\bar{j}m_{01}$$

$$\mu_{21} = m_{21} - 2\bar{i}m_{11} - 2\bar{j}m_{20}$$

$$\mu_{12} = m_{12} - 2\bar{i}m_{11} - 2\bar{j}m_{12}$$

$$\mu_{30} = m_{30} - 3\bar{i}m_{20} + 3\bar{i}^2m_{10}$$

$$\mu_{31} = m_{31} - 3\bar{i}m_{21} - 3\bar{j}m_{30} + 2\bar{i}^2m_{10}$$

$$\mu_{32} = m_{32} - 3\bar{i}m_{22} - 3\bar{j}m_{31} + 2\bar{i}^2m_{11}$$

$$\mu_{33} = m_{33} - 3\bar{i}m_{31} - 3\bar{j}m_{32} + 2\bar{i}^2m_{11}$$

96

(1) 矩-中心矩

把中心矩再用零阶中心矩来规格化, 叫做规格化中心矩, 记作 η_{pq} , 表达式为:

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^p}$$

$$r = \frac{p+q}{2}$$

$$p+q = 2, 3, 4, \dots$$

97

(1) 矩-不变矩

(3) 不变矩(几何不变矩 Hu 矩)

为了使矩描述子与大小、平移、旋转无关, 可以用二阶和三阶规格化中心矩导出七个不变矩。不变矩描述分割出的区域时, 具有对平移、旋转和尺寸大小都不变的性质。

利用二阶和三阶规格化中心矩导出七个不变矩组为:

1. 矩-不变矩

$$M1 = \eta_{20} + \eta_{02}$$

$$M2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$$

$$M3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{30})^2$$

$$M4 = (\eta_{30} + \eta_{32})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2$$

$$M5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{32}) - 3(\eta_{21} - \eta_{03})^2$$

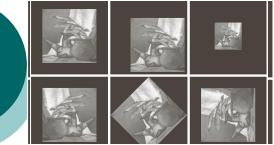
$$+ (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{32}) - 3(\eta_{21} - \eta_{03})^2$$

$$M6 = (\eta_{30} - \eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{32})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2$$

$$+ 4\eta_{11}(\eta_{30} - \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})$$

$$M7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{32})(\eta_{30} + \eta_{32})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2$$

$$- (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{32})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2$$



Moment Invariant	Original Image	Translated	Half Size	Mirrored	Rotated 45°	Rotated 90°
ϕ_1	2.8662	2.8662	2.8664	2.8662	2.8661	2.8662
ϕ_2	7.1265	7.1265	7.1257	7.1265	7.1266	7.1265
ϕ_3	10.4109	10.4109	10.4047	10.4109	10.4115	10.4109
ϕ_4	10.3742	10.3742	10.3719	10.3742	10.3742	10.3742
ϕ_5	21.3674	21.3674	21.3924	21.3674	21.3663	21.3674
ϕ_6	13.9417	13.9417	13.9383	13.9417	13.9417	13.9417
ϕ_7	-20.7809	-20.7809	-20.7724	20.7809	-20.7813	-20.7809

(2) 投影

2. 投影和截口

对于区域为 $m \times n$ 的二值图像和抑制背景的图像 $f(i, j)$, 它在 i 轴上的投影为:

$$p(i) = \sum_{j=1}^n f(i, j) \quad i=1, 2, \dots, m$$

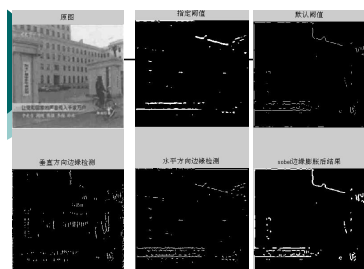


(2) 投影

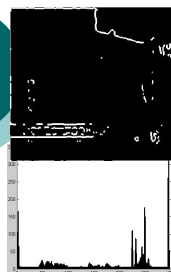
在 j 轴上的投影为:

$$p(j) = \sum_{i=1}^m f(i, j) \quad j=1, 2, \dots, n$$

由以上两式所绘出的曲线都是离散波形曲线。这样就将对二维图像的形狀分析转化为对一维离散曲线的波形分析。



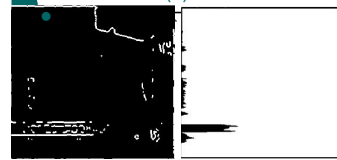
(2) 投影-字幕定位



垂直投影

104

(2) 投影-字幕定位



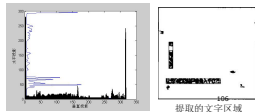
膨胀后的边缘信息

水平方向投影

105

(2) 字幕定位-投影

- 数字视频中的字幕基本是横排或者竖排的, 因此如果对边缘信息图进行水平或者垂直方向的投影, 必然在对应的 X 方向或 Y 方向出现很陡的峰值。各峰的宽度对应于文字的高度或宽度。这样就能划定字幕所在的区域。



提取的文字区域

单选题 1分

⚙ 设置



谱线的定位, 可能借助哪种技术

☒ X方向投影

☐ Y方向投影

提交

(2) 投影-谱线的定位



2020-10-25

2.3 形状特征描述

- 2.3.1 区域内部空间域分析
- 2.3.2 区域内部变换分析
- 2.3.2 区域边界的形状特征描述

区域描述

边界描述

109

2.3.3 区域边界的形状特征描述

- ◆ 区域外部形状是指构成区域边界的像素集合。

1. 链码描述
2. 傅里叶描述子
3. 骨架
4. 区域边界的Hough变换
5. 边界的统计矩
6. 主成分分析

110

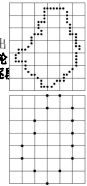
2.3.3 区域边界的形状特征描述

先边缘特征的提取（检测），再是特征的描述，特征描述要求具有几何不变性

(1) 链码描述

用于描述曲线的方向链码法是由Freeman提出的。对于离散的数字图像而言，区域边界轮廓可理解为相邻边界像素之间的单元连线逐点相连而成。

通过边界的搜索等算法的处理，所获得的输出最直接的方式是各边界点像素的坐标，也可以用一组被称为链码的代码来表示。链码组合的表示既利于有关形状特征的计算，也利于节省存储空间。



1. 链码

● 链码

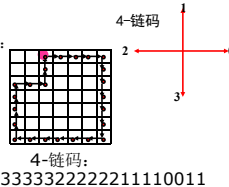
定义：链码是一种边界的编码表示法；链码用于表示由顺序连接的具有指定长度和方向线段组成的边界线。

用边界的方向作为编码依据 为简化边界的描述。一般描述的是边界点集



1. 链码

● 链码举例：

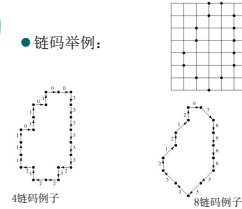


4-链码：
000033333322222211110011

113

1. 链码

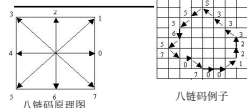
● 链码举例：



4链码例子

8链码例子

对于图像某像素的8-邻域，把该像素和18-邻域的各像素连线方向按八链码原理图所示进行编码，即：1，2，3，4，5，6，7表示8个方向，这种代码称为方向码。



八链码原理图



八链码例子

- ✓ 八链码例子图为一封闭曲线，若该为起始点，按逆时针的方向编码，所构成的链码为56570700122333
- 若按顺时针方向编码，则得到链码与逆时针方向的编码不同。
- ✓ 边界链码具有行进的方向性，在具体使用时必须加以注意。

115

1. 链码

● 链码

● 算法：

- 给每一个线段边界一个方向编码。
- 有4-链码和8-链码两种编码方法。
- 从起点开始，沿边界编码，至起点被重新碰到，结束一个对象的编码。

使用链码可以有效地减少用于存储该边界的数据量，提供一种统一的方法来分析边界的形状。

116

1. 链码

● 链码

● 应用背景：

- 如果边界的本身对于旋转和比例修改来说是无变化的，使用链码才是正确的。一般来说这是不可能的，实际应用时还需要改进。
- 用链码后，对象只要用(1)起点坐标，(2)周长（边界点数）(3)链码，(4)对象编号，就可以描述。

117

2.傅里叶描述子

傅立叶描述子是区域外形边界描述的一种经典方法，在二维和三维的形状分析中起着重要的作用。

- ✓ 区域边界可以用简单曲线来表示。设封闭曲线在直角坐标系表示为 $y=f(x)$ ，其中 x 为横坐标， y 为纵坐标。
- ✓ 若以 $y=f(x)$ 直接进行傅立叶变换，则变换的结果依赖于坐标 x 和 y 的值，不能满足平移和旋转不变性要求。

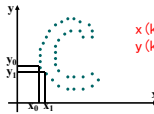
为了解决上述问题，引入傅里叶描述子。

2傅里叶描述子

傅立叶描述子

1) 基本思想:

- (1) 对于XY平面上的每个边界点，将其坐标用复数表示为： $s(k) = x(k) + jy(k) \quad k=0,1,...,N-1$



119

2.傅里叶描述子

傅立叶描述子

1) 基本思想:

- (2) $s(k)$ 的离散傅立叶变换为

$$a(u) = 1/N \sum_{k=0}^{N-1} s(k) \exp(-j2\pi uk/N) \quad u=0,1,...,N-1$$

$$s(k) = \sum_{u=0}^{N-1} a(u) \exp(j2\pi uk/N) \quad k=0,1,...,N-1$$

系数 $a(u)$ 被称为边界的傅立叶描述子

120

2傅里叶描述子

傅立叶描述子

1) 基本思想:

- (3) 选取整数 $P \leq N-1$ ，进行逆傅立叶变换（重构）

$$s'(k) = \sum_{u=0}^{P-1} a(u) \exp(j2\pi uk/N) \quad k=0,1,...,N-1$$

这时，对应于边界的点数没有改变，但在重构每一个点所需要的计算项大大减少了。如果边界点数很大 P 一般选为2的指数次方的整数。

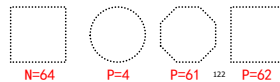
121

2傅里叶描述子

傅立叶描述符

2) P的选取与描述符的关系

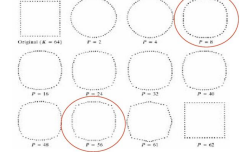
在上述方法中，相当于对 $u > P-1$ 的部分舍去不予计算。由于傅立叶变换中高频部分对应于图像的细节描述，低频分量决定全局形状。因此取得越小，细节部分丢失得越多。



122

2傅里叶描述子

原图的方形边界



P=56，拐角点开始突出

结论：低阶系数能够反映大体形状，高阶系数可以精确定义形状特征。少数傅里叶描述子携带了形状信息，能够反映边界的大概本质。

归一化傅里叶描述子

为了具有旋转、平移和缩放不变形，需要对傅里叶描述子进行归一化。

所用的归一化傅里叶描述子是参照圆傅里叶描述子以及将其归一化的方法实现的。

124

2傅里叶描述子

傅立叶描述符

3) 使用价值

- 1) 较少的傅立叶描述子（4个），就可以获得边界本质的整体轮廓
- 2) 这些带有边界信息的描述子，可以用来区分明显的不同边界

125

2傅里叶描述子

傅立叶描述符

4) 优点

- 1) 使用复数作为描述符，对于旋转、平移、放缩等操作和起始点的选取不十分敏感。
- 2) 几何变换的描述子可通过对函数作简单变换来获得

几何变换	傅立叶描述子
原形	$a(u)$
旋转	$a(u) = a(u) e^{j\theta}$
平移	$a(u) = a(u) + \Delta a(u)$
放缩	$a(u) = \alpha a(u)$
起点	$a(u) = a(u) e^{j2\pi u k_0/N}$

126

2 傅里叶描述子

分别使用1434\286\144\72\36\18\8\4个不同数量的傅里叶描述子重建的边界。

2 傅里叶描述子



128

3. 骨架化(细化)

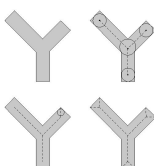
- ✓ 骨架化是一种将区域结构形状简化为图形的重要方法。
- ✓ 一个区域的骨架化可以采用Blum于1967年提出的中轴变换。
- ✓ 物体的内部一点位于中轴上的充要条件是它是一个物体与边界相切于两个相邻点的圆的圆心。



129

3. 骨架化(细化)

Figure 3.25
The skeleton of a region is the set of points that are equidistant to the boundary of the region. It is the set of points that are equidistant to the boundary of a region.

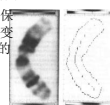


130

3. 骨架化

找出中轴的另一个方法是用腐蚀法，该方法通过依次一层一层的去除外部周边点来找到中轴。中轴变换对于找出细长而弯曲物体的中心轴线很有用。

- ✓ 对二值图像来说，中轴变换能够保持物体的原本形状。这意味着该变换是可逆的，并且物体可以由它的中轴变换重建。



染色体及骨架图

131

4. 区域边界的Hough变换

Hough变换和广义Hough变换的目的是寻找一种从区域边界到参数空间的变换，用大多数边界点满足的对应的参数来描述这个区域的边界。

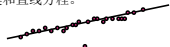
- ✓ Hough变换方法是利用图像全局特性直接检测目标轮廓，即将边缘像素连接起来组成区域封闭边界的一种常见方法。
- ✓ 预先知道区域形状的条件下，利用Hough变换可以方便地得到边界曲线而将不连续的边缘像素点连接起来。
- ✓ Hough变换的主要优点是受噪声和曲线间断的影响较小。
- ✓ Hough变换的基本思想是点—线的对偶性。

132

4. 区域边界的Hough变换

● Hough变换问题的提出

- 在找出边界点集之后，需要连接，形成完整的边界图形描述。
- 目标：对于边界上的n个点的点集，找出共线的点集和直线方程。



133

4. 区域边界的Hough变换

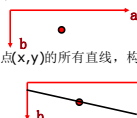
● Hough变换的基本思想

- (1) xy平面上的任意一条直线 $y = ax + b$ ，对应参数ab平面上都有一个点

$$y = ax + b$$

- (2) 过xy平面一个点 (x_i, y_i) 的所有直线，构成参数ab平面上的一条直线。

$$b = -x_i a + y_i$$

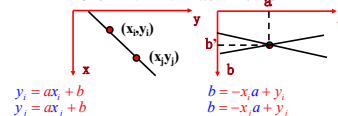


134

4. 区域边界的Hough变换

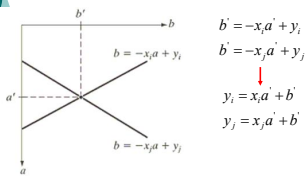
● Hough变换的基本思想

- (3) 如果在xy平面点 (x_i, y_i) 与点 (x_j, y_j) 共线，那么这两点在参数ab平面上的直线将有一个交点



135

4.区域边界的Hough变换

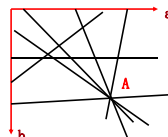


136

4.区域边界的Hough变换

Hough变换的基本思想

(4)在参数 ab 平面上相交直线最多的点，对应 xy 平面上的直线就是我们的解



137

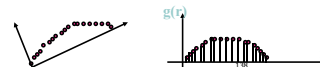
5.边界统计矩

矩量

基本思想：
将描述形状的任务减少至描述一个一维函数，边界段和特征的形状可以用统计矩（如均值、方差和高阶矩）来量化地描述

矩量的定义：

把边界当作直方图函数： $g(r)$



5.边界统计矩

矩量

矩量的定义：

$$\mu_L(r) = \sum_{i=1}^L (r_i - m)^L g(r_i)$$

其中 $m = \sum_{i=1}^L r_i g(r_i)$

这里 $g(r)$ 是灰度值出现的概率估计
 L 是边界上点的数目 $\mu_L(r)$ 是边界的矩量。
 二阶矩度量曲线关于均值的扩展程度；
 三阶矩度量曲线关于均值的对称性。

139

5.边界统计矩

矩量

矩量的优点：（将描述工作简化为描述一维函数，使用普遍）

- 实现是直接的
- 附带了一种关于边界形状的“物理”解释
- 对于旋转的不敏感性
- 为了使大小比例不敏感，可以通过伸缩的范围来将大小正则化。

140

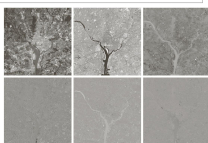
6 使用主分量进行描绘

多光谱图像

141

6 使用主分量进行描绘

A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6
10344	2966	1403	203	94	31



6幅主分量图像

对对比度细节的重要部分包含在前2幅图像中

最大特征值的向量分量形成的图像会显示最高的对比度

仅保留或传输两幅主分量图像实现图像重建，在传输和存储上减少数据量

6 使用主分量进行描绘

仅使用前2幅主分量图像重建的多光谱图像

原图与重建图像之间的差

143

6 使用主分量进行描绘适用于边界和区域的描绘

假定一幅 $N \times N$ 的数字图像通过某一信号通道传输 N 次，由于受随机噪声干扰和环境条件影响，接收到的图像实际上是一个受干扰的数字图像集合。将图像看作是一种随机向量。

假设一共有 N 帧图像，每帧图像的维数为 $m \times n$ ，则可以分别表示为 I_1, I_2, \dots, I_N ， I 是一个 $mn \times 1$ 的向量，那么平均背景可以表示为：

$$\phi = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i$$

每帧图像和平均背景的差值可以表示为：

$$\delta_i = I_i - \phi$$

144

6 使用主分量进行描绘

设矩阵为 $A = \{\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_N\}$ ，这个矩阵是一个 $m \times N$ 的矩阵。构建特征背景需要做的就是找出矩阵 AA^T 的前 Z ($1 \leq Z \leq N$) 个较大特征值的特征向量：

$$AA^T u_i = \lambda_i u_i \quad (i = 1, 2, \dots, N)$$

u_i 表示 AA^T 的特征向量， AA^T 是一个 $m \times m$ 的大矩阵，求这样一个矩阵的特征值计算量非常大。为此我们可以先求出 $A^T A$ 的特征值与特征向量，如下所示：

$$A^T A v_i = \lambda_i v_i \quad (i = 1, 2, \dots, N)$$

6 使用主分量进行描绘

矩阵 A 的奇异值分解可以求出：

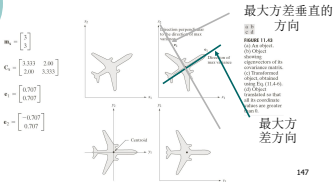
$$u_i = A v_i \lambda_i^{-0.5}$$

前 Z 个较大特征值的特征向量： $W = (u_1, u_2, \dots, u_Z)$ 就构成了特征子空间。

通过选取与最大特征值相对应 Z 个特征向量，可使重建误差最小。从估计的均方误差降至最小的方面来讲，霍特林(K-L)变换是最佳。由于使用对应于最大特征值的特征向量的思想，霍特林变换也成为主分量变换。

6 使用主分量进行描绘

使用主分量对尺度、平移和旋转进行归一化：



2.3.3 区域边界的形状特征描述

区域外部形状是指构成区域边界的像素集合。

- 1. 链码描述
- 2. 傅里叶描述子
- 3. 骨架
- 4. 区域边界的hough变换
- 5. 边界的统计矩
- 6. 主成分分析