机器视觉与图像处理

第10讲图像分割(相似性)

李鹏

光电科学与工程学院,玉泉,教三-311 Email: peng_li@zju.edu.cn HomePage: http://person.zju.edu.cn/lipeng

部分资料取自互联网,版权归原作者所有

回顾

© 2019 PENG LI

Inputs: 图像 Outputs: 提取的图像属性

・ 第08讲 形态学图像处理

- 膨胀与腐蚀(基本运算)、开运算与闭运算、击中击不中变换、边界提取、孔洞填充

・ 第09讲图像分割(不连续性)

边缘检测(点、线、边缘),一阶梯度、二阶导数;霍夫变换(直线、圆)

・ 第10讲 图像分割(相似性)



© 2019 PENG LI

图像分割(相似性)

- 阈值处理
 - 阈值选取的准则
 - 大小
 - 照明



- 基于区域的分割
 - 区域生长 Region Growing: 从一组种子点来生长
 - 区域分裂与聚合 Region Splitting and Merging: 细分为一组任意不相交区域
- 分割中运动的应用

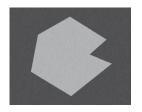


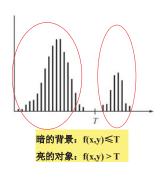
阈值处理

- 基础
- 基本的全局阈值Global Thresholding
- 基本的自适应阈值
- 最佳全局和自适应阈值
- 通过边界特性选择阈值
- 基于不同变量的阈值



阈值处理基础







阈值处理基础

• 如以(x,y)为中心的邻域的平均灰度级阈值处理后的图像g(x,y)定义为

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x,y) > T \\ 0 & \text{if } f(x,y) \le T \end{cases}$$

阈值处理操作

$$T = T[x, y, p(x, y), f(x, y)]$$

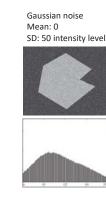
- f(x,y)是点(x,y)的灰度级
- p(x,y)表示该点的局部性质
- 标记为1的像素对应于对象,标记为0的像素对应于背景
- 当T仅取决于f(x,y),阈值称为全局的
- 当T取决于f(x,y)和p(x,y),阈值是局部的
- 当T取决于空间坐标x和y, 阈值就是动态的或自适应的



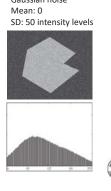
阈值分割受到噪声影响

Noiseless 8-bit image

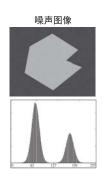
Gaussian noise Mean: 0 SD: 10 intensity levels

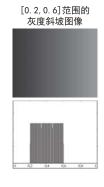


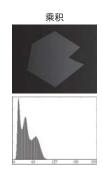
 G_1



阈值分割受到照明和反射的影响









© 2019 PENG LI

迭代法产生全局阈值算法

- 1. 选择一个T的初始估计值
- 2. 用T分割图像, 生成两组像素:
 - $-G_1$ 由所有灰度值大于T的像素组成,
 - $-G_2$ 由所有灰度值小于或等于T的像素组成
- 3. 对区域 G_1 和 G_2 中的所有像素计算平均灰度值 m_1 和 m_1
- 4. 计算新的阈值: $T = \frac{1}{2}(m_1 + m_2)$
- 5. 重复步骤2到4, 直到逐次迭代所得的T值之差小于事先定义的参数ΔT
 - 适用于直方图存在reasonably clear valley
 - · ΔT控制迭代次数, ΔT越大, 次数越少



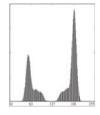
© 2019 PENG LI

© 2019 PENG LI

 G_2

全局阈值处理——例子





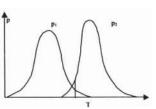


- 直方图存在明显的波谷
- 初始: T = m平均像素灰度
 ΔT = 0
- 最终得到T = 125.4

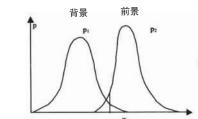


最佳全局阈值

- 阈值分割的目标:
 - 以最小的误差将所有像素分为2(或更多)类
- 一个闭合解:
 - Bayes决策规则
- 其解仅依赖于两个参数:
 - 每个类的灰度等级的概率密度函数(PDF)
 - 在给定的应用中,每个类的发生概率
- 很难估计PDF



最小均方误差法



当选定阈值 T时,将一个前景点当成背景点进

行分类错误出现的概率为: $E_1(T) = \int_{-\infty}^{T} p_2(z)dz$

当选定阈值 T时,将一个背景点当成前景点进行分类错误出现的概率为:

 $E_2(T) = \int_{T}^{\infty} p_1(z) dz$

总错误率为:

 $E(T) = P_2 E_1(T) + P_1 E_2(T)$

好的阈值T, 应该使总错误率最小 需要知道 p_1 、 p_2 的分布



© 2019 PENG LI Otsu(大津)法最佳全局阈值:

给出最大类间分离的阈值就是好阈值

平均灰度 m_1 P_1 是类 C_1 发生的概率



类 C_2 平均灰度 m_2 P_2 是类 C_2 发生的概率

全局平均灰度 m_G

类间方差: $\sigma_B^2 = P_1(m_1 - m_G)^2 + P_2(m_2 - m_G)^2$ $\sigma_B^2 = P_1 P_2(m_1 - m_2)^2$

好的阈值 T_k , 应该使类间方差 σ_B^2 最大

Between-class variance is a measure of separability between classes

Otsu算法: 完全基于图像灰度统计直方图的信息



Otsu(大津)法——举例

聚合物细胞的 光学显微镜图像





直方图

基础全局算法 T=169





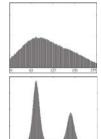
大津法结果

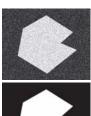
© 2019 PENG LI

利用平滑改善全局阈值处理









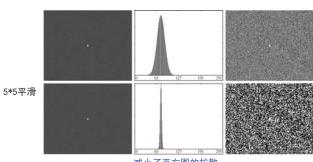
大津法

© 2019 PENG LI





全局阈值处理受到背景区域大小的影响

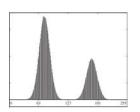


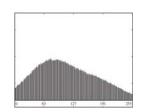
减小了直方图的扩散 但分布仍呈单峰形式



© 2019 PENG LI

- 具有如下分布的统计直方图,大概率会得到一个"好"阈值
 - 波峰:高、窄、对称
 - 波谷:深





利用边缘改善全局阈值处理

原图 99. 7%阈 值处理 后的梯 度幅度 图像 原图* 梯度图像 非零元素直方图



大津法阈 值 作用于原图

© 2019 PENG LI



利用边缘改善全局阈值处理

- 基本思想:
 - 如果直方图的各个波峰很高、很窄、对称,且被很深的波谷分开时,有利于选择 阈值
 - 为了改善直方图的波峰形状,我们只把区域边缘的像素绘入直方图,而不考虑区 域中间的像素
 - 用微分算子,处理图像,使图像只剩下边界中心两边的值
- 这种方法有以下优点:
 - 在前景和背景所占区域面积差别很大时,不会造成一个灰度级的波峰过高,而另 - 个讨低
 - 边缘上的点在区域内还是区域外的概率是相等的,因此可以增加波峰的对称性
 - 基于梯度和拉普拉斯算子选择的像素,可以增加波峰的高度



© 2019 PENG LI

通过边界特性选择阈值算法的实现

- 1)对图像进行梯度计算,得到梯度图像
- 2)得到梯度值最大的那一部分(比如10%)的像素直方图
- 3)通过直方图的谷底,得到阈值T
- 如果用拉普拉斯算子,不通过直方图,可以直接得到阈值,
- 方法是使用拉普拉斯算子过滤图像,将交叉零点对应的灰度值为阈值T



© 2019 PENG LI

© 2019 PENG LI

利用边缘改善全局阈值处理——举例

酵母细胞 提取亮点区域







© 2019 PENG LI

99.5%阈值处理后 的绝对拉普拉斯图







陈积之后的非零元素直方图

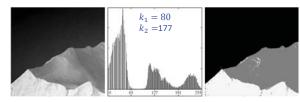


多阈值处理 Multiple Thresholds

• 以类间方差为可分性测度可以扩展到任意数量的分类

$$\sigma_B^2 = \sum_{k=1}^K P_k (m_k - m_G)^2$$

• 对应于最大 σ_B^2 的 k_1 、 k_2 就是最佳阈值





可变阈值处理 Variable Thresholding

look said of the other partition for Dum of two thodoan and haid the tree it where ath bud by their brisents of alien except and long when her heirs and tain traits or parallo



© 2019 PENG LI

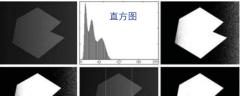
图像分区Image partitioning实现可变阈值处理

• 图像分区是可变阈值处理的最简单的方法之-

- 将图像分成不重叠的多个矩形区域

- 矩形足够小,区域内的光照可以近似均匀

物体与背景需要占据合理大小 不适用于分区中仅含有物体或背景







基础的全局

阈值处理





大津法全局

阈值处理

基于局部图像特性的自适应阈值处理

- 对图中每个像素点(x,y)计算阈值
- 以坐标(x,y)为中心的一个邻域 S_{xy} 内的像素标准差 σ_{xy} 和均值 m_{xy}
 - 局部对比度、平均灰度
- 自适应阈值的通用形式:

 $T_{xy} = a\sigma_{xy} + bm_{xy}$

局部阈值处理 a = 30

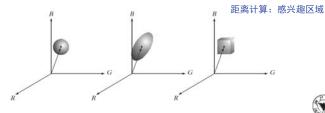
双阈值 局部标准偏差





多变量阈值处理 Multivariable Thresholding

- 多个变量(传感器产生)表征图像每个像素
 - 如一幅有3个变量的图像(RGB分量),每个像素有16种可能的灰度级,构成 16×16×16种灰度级(网格,立方体)
- 阈值处理就是在三维空间内寻找点的聚簇的过程。



© 2019 PENG LI

基于区域的分割 Region-Based Segmentation

- 不连续性:
 - 边缘探测:基于灰度级的不连续性
- 相似性:
 - 阈值分割:基于像素的特定分布
- 基于区域的分割:直接寻找区域
 - 区域生长 Region Growing: 从一组种子点来生长
 - 区域分裂与聚合 Region Splitting and Merging: 细分为一组任意不相交区域



© 2019 PENG LI 分割目标:将区域R划分为若干个子区域,且子区域满足5个条件:

① 完备性: $\bigcup_{i=1}^{n} R_i = R$

② 连通性: 每个R_i是一个连通集 ③ 独立性: $R_i \cap R_j = \emptyset$, $i \neq j$

④ 单一性: $Q(R_i) = \text{TRUE}$

⑤ 互斥性: $Q(R_i \cup R_i) = \text{FALSE}, R_i \rightarrow R_i$ 是邻接区域

- Q表示某一逻辑属性



区域增长的算法实现

- 根据图像的不同应用选择一个或一组种子,它或者是最亮或最暗的点,或者是 位于点簇中心的点
- 选择一个描述符(定义条件属性)
- 从该种子开始向外扩张,首先把种子像素加入结果集合,然后不断将与集合中 各个像素连通、且满足描述符的像素加入集合
- 上一过程进行到不再有满足条件的新结点加入集合为止

连诵

基于阈值处理提取种子点,利用形态学腐蚀得到单个像素点 与种子点的灰度差<T



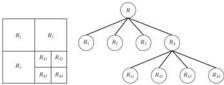






区域分裂与聚合

- 基于区域的分割:直接寻找区域
 - 区域生长 Region Growing: 从一组种子点来生长
 - 区域分裂与聚合 Region Splitting and Merging: 细分为一组任意不相交区域

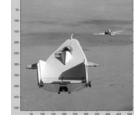


- ① 把满足 $Q(R_i)$ = FALSE的区域,分裂为4个不相交的子区域
- ② 不可能进一步分裂时,对满足 $Q(R_i \cup R_i) = \text{TURE}$ 的任意相邻区域进行聚合
- ③ 无法进一步聚合时,停止操作

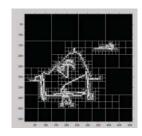
区域分裂与聚合--举例

望远镜x射线波段拍摄 最小子区域 最小子区域 最小子区域 的天鹅星座环图像 32*32 16*16 8*8

属性Q: $\sigma > a$ 且0 < m < b



区域分裂与聚合——举例





© 2019 PENG LI

© 2019 PENG LI

分割中运动的应用The Use of Motion in Segmentation

- · 运动是人类和许多其他动物从无关细节的背景中提取感兴趣的物体或区域的 有力线索(Motion is a powerful cue used by humans and many other animals to extract objects or regions of interest from a background of irrelevant detail)
- 空间域技术 Spatial Techniques
- 频率域技术 Frequency Domain Techniques

空间域技术——差值

・ 分别检测 t_i 、 t_j 时刻的两帧图像 $f(x,y,t_i)$ 和 $f(x,y,t_j)$,获得差值图像 $d_{ij}(x,y) = \begin{cases} 1, & |f(x,y,t_i) - f(x,y,t_j)| > T \\ 0, & others \end{cases}$

- 两幅图像需要空间配准 registered spatially
- 光照相对恒定
- 利用连通性去除孤立点(噪声)





© 2019 PENG LI

图像帧序列 $f(x,y,t_1)$, $f(x,y,t_2)$,…, $f(x,y,t_n)$, 令 $f(x,y,t_1)$ 为参考图像

• 累积差值图像(ADI)由参考图像和图像序列的后续图像对比得到

空间域技术——累积差值 Accumulative differences

- · 出现1次差异, ADI相应位置的计数器计数1次
- · 绝对ADI,正ADI和负ADI 定义如下:

$$\begin{split} A_k(x,y) &= \begin{cases} A_{k-1}(x,y) + 1 & \text{if } |R(x,y) - f(x,y,k)| > T \\ A_{k-1}(x,y) & \text{otherwise} \end{cases} \\ P_k(x,y) &= \begin{cases} P_{k-1}(x,y) + 1 & \text{if } \left[R(x,y) - f(x,y,k) \right] > T \\ P_{k-1}(x,y) & \text{otherwise} \end{cases} \\ N_k(x,y) &= \begin{cases} N_{k-1}(x,y) + 1 & \text{if } \left[R(x,y) - f(x,y,k) \right] < -T \\ N_{k-1}(x,y) & \text{otherwise} \end{cases} \end{split}$$

举例

去掉运动物体, 生成静止图像









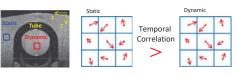
Dynamic and static voxels have different statistics but similar intensity

Angiogram Im How to widen difference? Hardware / Software

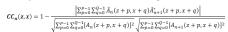
Yuxuan Cheng, Li Guo, Cong Pan, Tongtong Lu, Tianyu Hong, Zhihua Ding, and Peng Li*, Journal of Biomedical Optics, 2015, 20(11): 116004-116004.

© 2019 PENG LI Complex-decorrelation identifies flow with high sensitivity

Complex-valued OCT signal: $\tilde{A}_n(z,x) = A_n(z,x) \exp[i\phi_n(z,x)]$

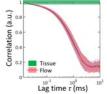


Complex decorrelation extract flow signal:



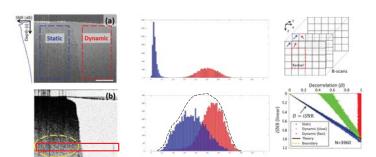
- Combining both amplitude and phase information
- Offering superior motion sensitivity, down to Brownian motion

Li Guo, Pei Li, Cong Pan, Rujia Liao, Yuxuan Cheng, Weiwei Hu, Zhong Chen, Zhihua Ding, and Peng Li*, Journal of Optics, 2016, 18(2): 025301. Pei Li, Shanshan Yang, Zhihua Ding, and Peng Li*, Optics Letters, 2017, 42(21): 4525-4528.



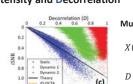


信号随穿透深度衰减



© 2019 PENG LI

ID-OCTA: a SNR-adaptive OCT angiography enabled by statistical characterization of Intensity and Decorrelation



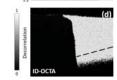
Multi-variate time series model

$$X(m,t) = A(m,t) + n(m,t) \label{eq:X}$$

$$D=1-\frac{c}{I}$$

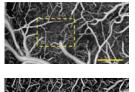
 $D \rightarrow k \cdot iSNR + 1 - k, a. s.$

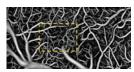
a.s. denotes convergence with probability one.





如何去除静态残余?



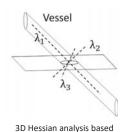




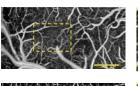


© 2019 PENG LI

Shape-Motion hybrid contrast OCTA



















© 2019 PENG LI © 2019 PENG LI

分割出某一种(任选)水果区域







