第四章



目标检测

李静



(二)特征明显的目标检测——基于特征匹配的目标检测

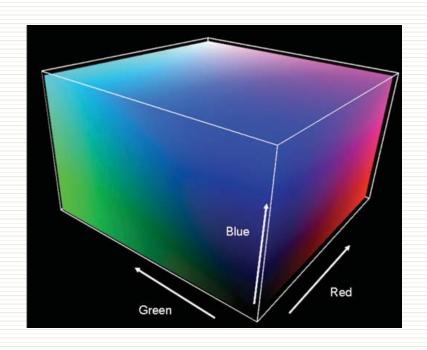
根据图像间的相关信息来检测目标,即在两幅或者多幅不同视点的图像中寻找同一目标的特征。

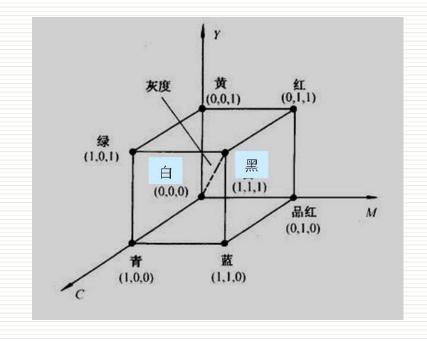
- > 颜色特征
 - RGB颜色空间
 - HSV颜色空间
- > 纹理特征
 - LBP (Local Binary Pattern, 局部二值模式)
 - Gabor滤波器



1、颜色特征——(1) RGB颜色空间(三维立方体)

- ➤ 任意色光F都可以用R、G、B三色不同分量的相加混合而成;
- ▶ 当三基色分量都为0(最弱)时混合为黑色光,当三基色分量 都为k(最强)时混合为白色光。

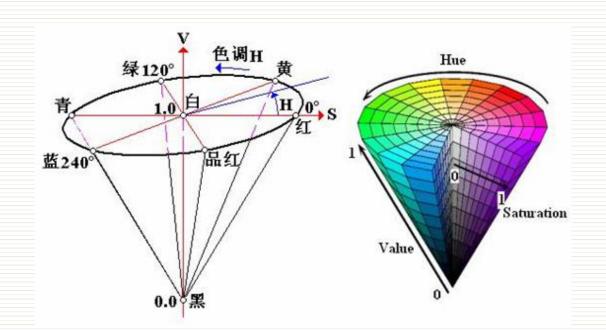






1、颜色特征——(2) HSV颜色空间(圆锥空间模型)

- ➢ 每一种颜色都是由色调(Hue, 简H), 饱和度 (Saturation, 简S)和色明度(Value, 简V)表示。
- ▶ 色调H由绕V轴的旋转角给定。红色对应于角度0°, 绿色对应于角度120°,蓝色对应于角度240°。
- ▶ 饱和度S取值从0到1,所以圆锥顶面的半径为1。



$$R' = R / 255$$

 $G' = G / 255$
 $B' = B / 255$
 $C \max = \max(R', G', B')$
 $C \min = \min(R', G', B')$
 $\Delta = C \max - C \min$

H 计算:↓ Hue

$$H \begin{cases} 0^{\circ} & \Delta = 0 \\ 60^{\circ} \times (\frac{G' - B'}{\Delta} + 0) & C \max = R' \end{cases}$$

$$H \begin{cases} 60^{\circ} \times (\frac{B' - R'}{\Delta} + 2) & C \max = G' \end{cases}$$

$$60^{\circ} \times (\frac{R' - G'}{\Delta} + 4) & C \max = B' \end{cases}$$

S 计算: ↩

$$S = \begin{cases} 0 & C \max = 0 \\ \frac{\Delta}{C \max} & C \max \neq 0 \end{cases}$$

V 计算:

Value

 $V = C \max$

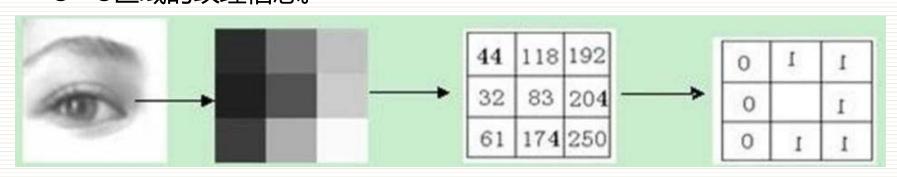


2、纹理特征——(1) LBP

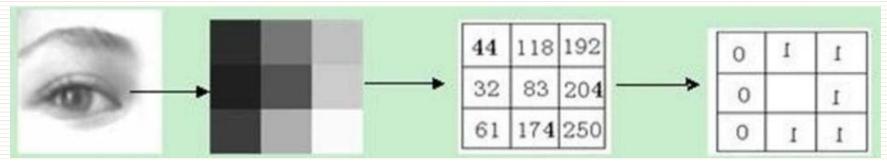
➤ LBP (Local Binary Pattern, 局部二值模式) , 是一种用来描述 图像局部纹理特征的算子;

LBP原理:

- □ LBP算子定义在一个 3 × 3 的窗口内, 以窗口中心像素为阈值, 与相邻的8个像素的灰度值比较, 若周围的像素值大于中心像素值, 则该位置被标记为1; 否则标记为0。
- □ 如此可以得到一个8位二进制数(通常还要转换为10进制,即LBP码,共256种),将这个值作为窗口中心像素点的LBP值,以此来反应这个3×3区域的纹理信息。







$$LBP(xc, yc) = \sum_{p=0}^{7} s(I(p) - I(c)) * 2^{p}$$

1	2	3
0	(i,j)	4
7	6	5

其中, p表示 3×3 窗口中除中心像素点外的第p个像素点; I(c)表示中心像素点的灰度值, I(p)表示领域内第p个像素点的灰度值; s(x)公式如下:

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \ge 0 \\ 0, otherwise \end{cases}$$

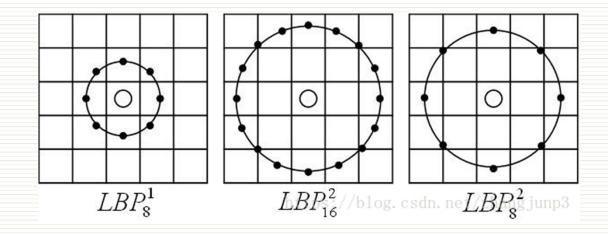
- ① LBP记录的是中心像素点与领域像素点之间的差值;
- ② 当光照变化引起像素灰度值同增同减时, LBP变化并不明显;
- ③ LBP对与光照变化不敏感, LBP检测的仅仅是图像的纹理信息;



基本的LBP算子直接利用的灰度比较,所以其具有灰度不变

性;存在缺点:1、产生的二进制模式多;2、不具有旋转不变

性。圆形LBP算子如下:

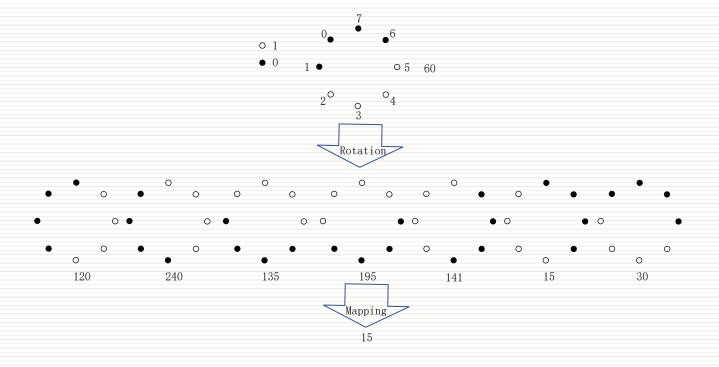


- 1,2指的是半径,
- 8,16指的是采样点数



旋转不变的LBP算子

- ◆ 由于LBP的二进制模式是以一定的方向、顺序进行编码的,所以当图像发生旋转时,按这种编码的话,LBP值会发生改变,因此是不具有旋转不变性的。Maenpaa等人提出了具有旋转不变性的LBP算子。
- ◆ 解决办法:不断旋转邻域得到一系列的LBP值,取其中最小值作为该邻域的LBP值。旋转过程实质上就是对二进制模式进行循环移位的过程。





(1) 直方图匹配

提取灰度直方图或H分量直方图,采用直方图匹配方法进行特征匹配。

目标的特征采用直方图描述。假设得到的目标和模板的直方图分别为 $H_1(i)$ 和 $H_2(i)$,其中i为直方图的柱,描述两个直方图相似程度。

相关法:数值越大则匹配程度越高。完全匹配时数值为1,完全不匹配时是-1,值为0则表示无关联(随机组合)。

$$d_{\text{correl}}(H_1, H_2) = \frac{\sum_{i} H'_1(i) \cdot H'_2(i)}{\sqrt{\sum_{i} H'_1(i) \cdot H'_2(i)}} \qquad H'_k(i) = H_k(i) - (1/N) \left(\sum_{j} H_k(j)\right)$$



卡方法(chi-square):

$$d_{\text{chi-square}}(H_1, H_2) = \sum_{i} \frac{(H_1(i) - H_2(i))^2}{H_1(i) + H_2(i)}$$

对于chi-square,数值越小的匹配程度越高。完全匹配时值为0,完全不 匹配时为无限值(依赖于直方图的大小)。

直方图相交法:

$$d_{\text{intersection}}(H_1, H_2) = \sum_{i} \min(H_1(i) - H_2(i))$$

对于直方图相交法,数值越大表示匹配越好。如果两个直方图都被归一 化到1,则完全匹配是1,完全不匹配是0。

Bhattacharyya距离法(巴氏距离):

$$d_{\text{Bhattacharyya}}(H_1, H_2) = \sqrt{1 - \sum_{i} \frac{\sqrt{H_1(i) \cdot H_2(i)}}{\sum_{i} H_1(i) \cdot \sum_{i} H_2(i)}}$$

对于Bhattacharyya匹配,数值越小则匹配程度越高,完全匹配时值为0,完全不匹配时值1。



double compareHist(InputArray H1, InputArray H2, int method);

方法	参数
相关 Correlation	HISTCMP_CORREL
卡方Chi-square	HISTCMP_CHISQR
相交 Intersection	HISTCMP_INTERSECT
巴氏距离 Bhattacharyya	HISTCMP_BHATTACHARYYA

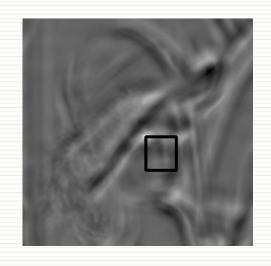


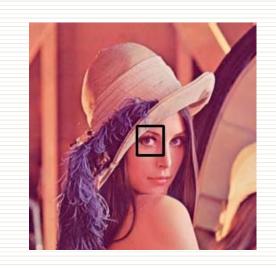
(2) 模板匹配

用于在源图像中寻找定位给定目标图像(即模板图像)。其原理是通过一些相似度准则来衡量两个图像块之间的相似度。

在图像中匹配模板时,需要滑动匹配窗口(即模板图像的大小), 计算模板图像与该窗口对应的图像区域之间的相似度。对整张图像滑 动完后,得到多个匹配结果。









● 匹配方法

以8 位图像为例,模板T(m×n)叠放在被搜索图S(W×H)上平移,模板覆盖被搜索图的那块区域叫子图S_{ij}。 i、j分别为子图左上角在被搜索图S上的坐标。搜索范围是: $1 \le i \le W - m, 1 \le j \le H - n$

通过比较T和S_{ij}的相似性,完成模板匹配过程。衡量模板T和S_{ij}的匹配程度,可采用TM_CCORR、TM_SQDIFF、TM_CCOEFF方法。

互相关算法 (cross-correlation) 通过计算模板图像和匹配图像的互相 关程度,来确定匹配的程度。互相关程度最大时的搜索窗口位置决定了模板 图像在待匹配图像中的位置。

误差平方和算法 (Sum of Squared Differences, 简称SSD算法), 也叫差方和算法。

$$SSD(i,j) = Min \left(\sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} \left[S_{ij}(m,n) - T(m,n) \right]^{2} \right)$$



● 其他匹配方法

- 1. 平均绝对差算法 (Mean Absolute Differences, 简称MAD算法)
- 2. 绝对误差和算法 (Sum of Absolute Differences, 简称SAD算法)
- 3. 误差平方和算法 (Sum of Squared Differences, 简称SSD算法), 也叫差方和算法
- 4. 平均误差平方和算法 (Mean Square Differences, 简称MSD算法), 也称均方差算法 (MSD之于SSD, 等同于MAD之于SAD)
- 5. 归一化积相关算法 (Normalized Cross Correlation, 简称NCC算法),利用子图与模板图的灰度,通过归一化的相关性度量公式来计算二者之间的匹配程度。
- 6. 序贯相似性检测算法 (Sequential Similiarity Detection Algorithm, 简称 SSDA算法),是对传统模板匹配算法的改进,比MAD算法快几十到几百倍



● 程序实现

void matchTemplate(const CvArr* image, const CvArr* templ, CvArr*
result, int method);

image欲搜索的图像。它应该是单通道、8-比特或32-比特浮点数图像
templ搜索模板,不能大于输入图像,且与输入图像具有一样的数据类型
result比较结果的映射图像。单通道、32-比特浮点数. 如果图像是 W×H 而
templ 是 w×h ,则 result 一定是(W-w+1)×(H-h+1).

method指定匹配方法:

- ◆ CV_TM_SQDIFF 平方差匹配法,最好的匹配为0,值越大匹配越差
- ◆ CV_TM_SQDIFF_NORMED 归一化平方差匹配法
- ◆ CV_TM_CCORR 相关匹配法,采用乘法操作,数值越大表明匹配越好
- ◆ CV_TM_CCORR_NORMED 归一化相关匹配法
- ◆ CV_TM_CCOEFF 相关系数匹配法,最好的匹配为1,-1表示最差的匹配
- ◆ CV_TM_CCOEFF_NORMED 归一化相关系数匹配法

前面两种方法为越小的值表示越匹配,后四种方法值越大越匹配。

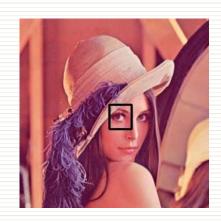


● 实验结果



(a)原始图像

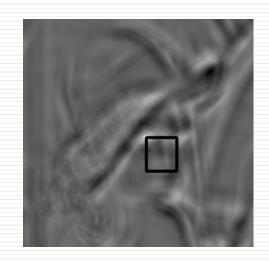




(b) 模板图像 (c) 匹配结果图像



模板匹配过程图



模板匹配结果图



(3) 汉明距离匹配

通过汉明距离计算比较两个二进制码串的距离,汉明距离表示两个等长 字符串在对应位置上不同字符的数目。

```
int HanmingDistance(string &str1, string &str2,int num) {
//判断当两个字符串的长度是否相等
if ((str1.size() != num) || (str2.size() != num))
    return -1;
int difference = 0; //遍历字符串比较两个字符串的0与1的不相同的地方,不相同一次就长度增加1从而计算总距离
    for (int i = 0; i < num; i++)
    {
        if (str1[i] != str2[i])
        difference++;
    }
    return difference;
}
```

实验课一一编写程序



- 1、将RGB图像转化为HSV图像,编写直方图匹配算法实现目标检测;
- 2、编写模板匹配算法;
- 3、编写LBP提取纹理特征,并进行特征匹配实现目标检测。