

图像特征提取

图像特征提取

- 基本概念
- 颜色特征描述
- 形状特征描述
- 图像的纹理分析技术

图像特征提取

目的：让计算机具有认识或者识别图像的能力，即图像识别。特征选择是图像识别中的一个关键问题。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。

特征形成：根据待识别的图像，通过计算产生一组原始特征。

特征提取：原始特征的数量很大，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。

图像特征提取

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。

选取的特征应具有如下特点：

- 可区别性
- 可靠性：稳定可靠，受外部影响少
- 独立性好：相互独立，受外部影响因素少
- 数量少

图像特征提取

颜色特征描述

- 颜色矩
- 颜色直方图
- 颜色集
- 颜色相关矢量

图像特征提取

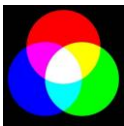
图像颜色空间

颜色空间RGB (Red 红色, Green 绿色, Blue 蓝色)

R的取值范围: 0-255

G的取值范围: 0-255

B的取值范围: 0-255



红色+绿色+蓝色=白色,
红色+绿色=黄色, 为蓝色的补色
红色+蓝色=洋红色, 为绿色的补色
绿色+蓝色=青色, 为红色的补色

CCD技术直接感知
R,G,B三个分量
是图像成像、显示、
打印等设备的基础

图像特征提取

图像颜色空间 CMY和CMYK彩色空间

CMY(青、深红、黄)、CMYK (青、深红、黄、黑)
运用在大多数在纸上沉积彩色颜料的设备，如彩色打印机和复印机

- CMYK
- 打印中的主要颜色是黑色
 - 等量的CMY原色产生黑色，但不纯
 - 在CMY基础上，加入黑色，形成CMYK彩色空间

7

图像特征提取

图像颜色空间

HSI(色调、饱和度、亮度)

- 两个特点：
1. I分量与图像的彩色信息无关
 2. H和S分量与人感受颜色的方式是紧密相连的
- 将亮度(I)与色调(H)和饱和度(S)分开
 - 避免颜色受到光照明暗(I)等条件的干扰
 - 仅仅分析反映色彩本质的色调和饱和度
 - 广泛用于计算机视觉、图像检索和视频检索

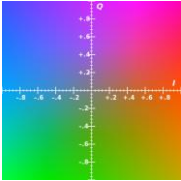
- **亮度**：即人眼对光的明亮程度的感受。
 - **色调**：人眼能看到的颜色种类，与光的波长有关
 - **饱和度**：颜色深浅程度。与各种颜色混入白光的比例有关
- 色调 + 饱和度 = 色度

8

图像特征提取

图像颜色空间

- YIQ
- Y指亮度(Brightness)，可提供黑白电视机的所有影像信息
 - I代表In-phase，色彩从橙色到青色
 - Q代表Quadrature-phase，色彩从紫色到黄绿色。
 - 用于彩色电视广播，被北美的电视系统所采用（属于NTSC系统）



9

图像特征提取

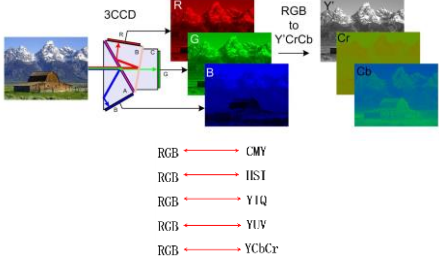
图像颜色空间

- YCbCr
- Y指亮度，与YIQ和YUV的Y相同
 - Cb和Cr由U和V调整得到
 - JPEG采用的彩色空间

10

图像特征提取

图像颜色空间转换



11

图像特征提取

图像颜色空间转换

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.274 & -0.322 \\ 0.211 & -0.523 & 0.312 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$
$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0.956 & 0.621 \\ 1 & -0.272 & -0.647 \\ 1 & -1.106 & 1.703 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix}$$

不是所有的转换时线性的

cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_RGB2HSV)

支持几乎所有的颜色空间的转换

12

图像特征提取

颜色矩

- 颜色矩是以数学方法为基础的，通过计算矩来描述颜色的分布。
- 颜色矩通常直接在RGB空间计算
- 颜色矩是一种简单有效的颜色特征表示方法，有一阶矩(均值,mean)、二阶矩(方差, variance)和三阶矩(斜度,skewness)等。已证明可有效地表示图像中的颜色分布。

13

图像特征提取

颜色矩

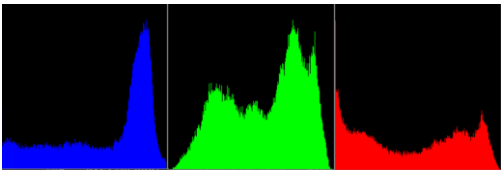
$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N p_{i,j}$$
$$\sigma_i = \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (p_{i,j} - \mu_i)^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$
$$s_i = \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (p_{i,j} - \mu_i)^3 \right)^{\frac{1}{3}}$$

其中， $p_{i,j}$ 表示彩色图像第j个像素的第i个颜色分量，
N表示图像中的像素个数。

15

图像特征提取

颜色直方图



17

图像特征提取

颜色矩

$$EX = \sum_{k=1}^n x_k p_k \quad \text{期望,} \quad D(X) = E(X - EX)^2 \quad \text{方差,} \quad \sigma^* = \frac{X - EX}{\sqrt{D(X)}} \quad \text{标准方差}$$
$$\text{原点矩: } EX^k, \text{ 一阶就是期望 } EX$$
$$\text{中心矩: } E(X - EX)^k, \text{ 二阶就是方差 } E(X - EX)^2$$

14

图像特征提取

颜色直方图 颜色直方图是最常用的表达颜色特征的方法，其优点是
不受图像旋转和平移变化的影响

计算颜色直方图需要将颜色空间划分成若干小的颜色区间，每个小区间成为直方图的一个bin。这个过程称为颜色量化 (color quantization)。

然后，通过计算颜色落在每个小区间内的像素数量可以得到颜色直方图。颜色量化有许多方法，例如向量量化、聚类方法或者神经网络方法。最为常用的做法是将颜色空间的各个分量（维度）均匀地进行划分。

16

图像特征提取

颜色集

颜色直方图和颜色矩只是考虑了图像颜色的整体分布，不涉及位置信息。
颜色集表示则同时考虑了颜色空间的选择和颜色空间的划分

前面两种方法通常用于两幅图像间全局或region之间的颜色比较、匹配等，而颜色集的方法致力于实现基于颜色实现对大规模图像的检索。

将RGB颜色转化到视觉均衡的颜色空间（例如HSV）后，根据颜色信息将图像分割成若干region，并将颜色量化为多个bin，每个区域用量化颜色空间的某个颜色分量来索引，从而将图像表达一个二进制的颜色索引集。

18

图像特征提取

几何形状特征

图像的几何特征是指图像中物体的位置、方向、周长和面积等方面的特征。

图像的几何特征尽管比较直观和简单，但在许多图像分析问题中起着十分重要的作用。提取图像的几何特征之前，常对图像进行分割和二值化处理，即处理成只有0和1两种值的黑白图像。在图像分析和计算机视觉系统中，二值图像及其几何特征特别有用，可用来分类、检验、定位、轨迹跟踪等任务。

19

图像特征提取

边界追踪: Moore's 算法

The general idea is:

- every time you hit a black pixel, P, backtrack i.e. go back to the white pixel you were previously standing on, then,
- go around pixel P in a clockwise direction, visiting each pixel in its Moore neighborhood, until you hit a black pixel.
- The algorithm terminates when the start pixel is visited for a second time.

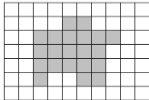


21

图像特征提取

边界及其链码描述

边界点集合：将轮廓线表达为边界点的集合



- 在数字图像中，边界或曲线是由一系列离散的像素点组成的，其最简单的表达方法是由美国学者Freeman提出的链码方法
- 利用一系列具有特定长度和方向的相连的直线段来表示目标的边界
- 每个线段的长度固定而方向数目取为有限，所以只有边界的起点需用（绝对）坐标表示，其余点都可只用接续方向来代表偏移量
- 链码实质上是一串指向符的序列，常用的有4向链码、8向链码等

23

图像特征提取

目标边界

边界或者轮廓可以简单认为成将连续的点（连着边界）连在一起的曲线，具有相同的颜色或者灰度。轮廓在形状分析和物体的检测和识别中很有用



20

图像特征提取

边界追踪: Moore's 算法

Moore's Algorithm

Demonstration



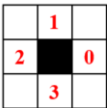
cv.findContours()

22

图像特征提取

边界及其链码描述

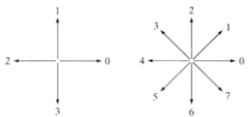
4连通代表只有上下左右四个方向的像素与中心像素相连，属于一个连通域，即属于一条边界或曲线；8连通代表8个方向与中心像素相连。



4连通



8连通

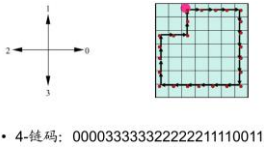


24

图像特征提取

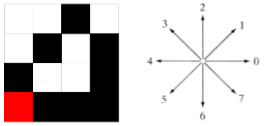
边界及其链码描述

链码算法：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



freeman码是？

(1,1) 21176644



25

图像特征提取

边界及其链码描述

归一化链码：但当改变起点S时，会得到不同的链码表示，即不具备唯一性。将链码看作n位自然数，将该码按一个方向循环，使其构成的n位自然数最小，此时就形成起点唯一的链码，称为归一化链码。



(1,1) 21176644或者211766444

上图的归一化链码为？

归一化链码为117664442

26

图像特征提取

边界及其链码描述

一阶差分链码：归一化链码解决了因为起点坐标不同而编码不同的问题，但是当边界发生旋转，归一化链码仍然会发生变化。原理是计算相邻两个元素方向变化（按逆时针方向）的次数。



27

图像特征提取

边界及其链码描述

边界标记：把2-D的边界用1-D的较易描述的函数形式来表达

距离为角度的函数

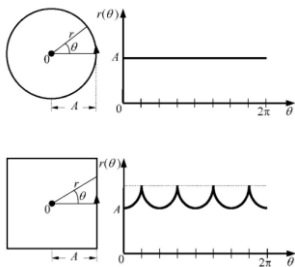
先对给定的目标求出重心，然后做出边界点与重心的距离为角度的函数。

这种标记不受目标平移影响，但会随目标旋转或放缩而变化。

28

图像特征提取

边界标记



29

图像特征提取

图像区域描述

基于区域的表达：利用处在目标区域内的像素集合来描述区域的特征。例如面积，重心等。

矩是概率与统计中的一个概念，是随机变量的一种数字特征。设X为随机变量，c为常数，k为正整数。

则量 $E[(x - c)^k]$ 称为X关于c点的k阶矩

1. $c = 0$ 。这时 $a_k = E(X^k)$ 称为X的k阶原点矩

2. $c = E(X)$ 。这时 $\mu_k = E[(X - EX)^k]$ 称为X的k阶中心矩

30

图像特征提取

图像的矩

把图像像素的坐标看成是一个二维随机变量(X,Y)，那么一幅灰度图像可以用二维灰度密度函数来表示，因此可以用矩来描述灰度图像的特征。

一幅 $M \times N$ 的数字图像 $f(i, j)$ ，其 $p + q$ 阶几何矩 m_{pq} 和中心矩 μ_{pq} 为：

$$m_{pq} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N i^p j^q f(i, j)$$

零阶矩 m_{00} : 图像灰度的总和

一阶矩 m_{10} 和 m_{01} 表示用来确定图像的灰度中心

31

图像特征提取

图像的矩

3阶矩 ($m_{03}, m_{12}, m_{21}, m_{30}$)：目标区域的方位和斜度，目标的扭曲

但是目标区域往往伴随着空间变换（平移，尺度，旋转），所以需要在普通矩的基础上构造出具备不变性的矩组—Hu矩。

不变矩(Invariant Moments)是一处高度浓缩的图像特征，具有平移、灰度、尺度、旋转不变性。M.K.Hu在1961年首先提出了不变矩的概念。

33

图像特征提取

图像的Hu矩

归一化中心矩：构造尺度不变性。为抵消尺度变化对中心矩的影响，利用零阶中心矩 m_{00} 对各阶中心矩进行归一化处理，得到归一化中心矩：

$$\eta_{pq} = \frac{u_{pq}}{u_{00}^r} \quad (r = \frac{q+p}{2})$$

零阶矩表示目标区域的质量（面积），如果目标区域的尺度发生变化（缩小2倍），显然其零阶中心矩也会相应变小，使得矩具备尺度不变性。

35

图像特征提取

图像的矩

二阶矩有三个， m_{11} ， m_{02} ， m_{20} ，也成为惯性矩。

可以用来

- 用来确定目标物体的主轴，长轴和短轴分别对应最大和最小的二阶中心矩。可以计算主轴方向角，旋转半径。
- 图像椭圆：由一阶、二阶矩可以确定一个与原图像惯性等价的图像椭圆。所谓图像椭圆是一个与原图像的二阶矩及原图像的灰度总和均相等的均匀椭圆。使得主轴与图像的主轴方向重合，以便分析图像性质。

32

图像特征提取

图像的Hu矩

中心矩：构造平移不变性。由零阶原点矩和一阶原点矩，求得目标的质心坐标：

$$x_0 = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad y_0 = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

$$u_{pq} = \sum_{x=1}^C \sum_{y=1}^R (x - x_0)^p (y - y_0)^q f(x, y) \quad p, q = 0, 1, 2, \dots$$

由于选择了以目标区域的质心为中心构建中心矩，那么矩的计算时永远是目标区域中的点相对于目标区域的质心，而与目标区域的位置无关，及具备了平移不变性

34

图像特征提取

图像的Hu矩

构造旋转不变性。利用二阶和三阶规格中心矩可以导出下面7个不变矩组($\Phi_1 \sim \Phi_7$)，它们在图像平移、旋转和比例变化时保持不变。

$$\begin{aligned} \Phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ \Phi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \Phi_3 &= (\eta_{20} + 3\eta_{22})^2 + 3(\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ \Phi_4 &= (\eta_{20} + \eta_{22})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ \Phi_5 &= (\eta_{20} + 3\eta_{22})(\eta_{20} + \eta_{22})[(\eta_{20} + \eta_{22})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &\quad + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{20} + \eta_{22})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ \Phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})(\eta_{20} + \eta_{22})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 + 4\eta_{11}(\eta_{20} + \eta_{22})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \Phi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{20} + \eta_{22})[(\eta_{20} + \eta_{22})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\ &\quad + (3\eta_{12} - \eta_{00})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{20} + \eta_{22})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned}$$

cv2.moments()

cv2.HuMoments()

36

图像特征提取

图像的Hu矩

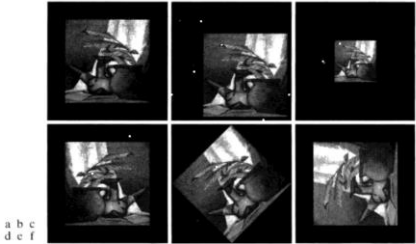


图 11.37 (a) 原图像; (b)~(f) 分别经平移、缩小一半、镜像、旋转 45° 和旋转 90° 操作后的图像

图像特征提取

图像的Hu矩

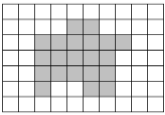
不变矩	原图像	平移	缩小一半	镜像	旋转 45°	旋转 90°
μ_0	2.8662	2.8662	2.8664	2.8662	2.8661	2.8662
μ_1	7.1265	7.1265	7.1257	7.1265	7.1266	7.1265
μ_2	10.4109	10.4109	10.4047	10.4109	10.4115	10.4109
μ_3	10.3742	10.3742	10.3719	10.3742	10.3742	10.3742
μ_4	21.3674	21.3674	21.3924	21.3674	21.3663	21.3674
μ_5	13.9417	13.9417	13.9383	13.9417	13.9417	13.9417
μ_6	-20.7809	-20.7809	-20.7724	20.7809	-20.7813	-20.7809

Review

- 颜色空间
- 颜色矩、直方图
- 目标轮廓：边界追踪算法
- 轮廓描述：Freeman链码
- 图像的矩、Hu矩

图像特征提取

周长 图像内某一物体或区域的周长是指该物体或区域的**边界长度**。一个形状简单的物体用相对较短的周长来包围它所占有面积内的像素，即周长是围绕所有这些像素的**外边界的长度**。区域的周长在区别具有简单或复杂形状物体时特别有用



图像特征提取

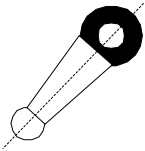
面积 面积是衡量物体所占范围的一种方便的客观度量。面积与其内部灰度级的变化无关，而完全由物体或区域的边界决定。同样面积条件下，一个形状简单的物体其周长相对较短。

最简单的面积计算方法是统计边界及其内部的像素的总数。根据面积的像素计数法的定义方式，求出物体边界内像素点的总和即为面积：

$$A = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M f(x, y)$$

图像特征提取

方向 如果物体是细长的，则可以将**较长方向的轴**定义物体的**方向**。如图所示。



cv2.minAreaRect():

Finds a rotated rectangle of the minimum area enclosing the input 2D point set



图像特征提取

距离 图像中两点P1和P2之间的距离是重要的几何性质之一，测量距离常用的3种方法如下

欧几里德距离

$$d_{\Omega}(P_1, P_2) = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$$

市区距离

$$d(P_1, P_2) = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|$$

棋盘距离

$$d_8(P_1, P_2) = \max(|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|)$$

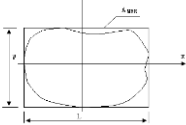
43

图像特征提取

几何形状特征

物体的**矩形度**指物体的面积与其最小外接矩形的面积之比值。

$$R = \frac{A_o}{A_{MER}}$$



宽长比是指物体的最小外接矩形的宽与长之比值。

45

图像特征提取

纹理特征

纹理是一种反映图像中**同质现象**的视觉特征，它体现了物体表面的具有缓慢变化或者周期性变化的表面结构组织排列属性。



纹理具有三大标志：

- 某种局部序列性不断重复；
- 非随机排列；
- 纹理区域内大致为均匀的统一体；

不同于灰度、颜色等图像特征，纹理通过像素及其周围空间邻域的灰度分布来表现，即局部纹理信息。另外，局部纹理信息不同程度上的重复性，就是全局纹理信息。

47

图像特征提取

形状特征

物体的形状特征主要包括：

- 矩形度
- 宽长比
- 圆形度
- 球状性
- 不变矩
- 偏心率

44

图像特征提取

几何形状特征

圆形度： $R_c = \frac{4\pi A}{P^2}$ A是面积，P是周长

Halcon中圆度计算方式

$$\text{Distance} = \frac{1}{F} \sum \|p - p_i\|$$
$$\text{Sigma}^2 = \frac{1}{F} \sum (\|p - p_i\| - \text{Distance})^2$$
$$\text{Roundness} = 1 - \frac{\text{Sigma}}{\text{Distance}}$$

- p为区域中心点（质点），
- p_i为轮廓上全部像素点，
- F为轮廓面积（此处指轮廓像素点个数，并不是轮廓所围成区域的面积）

46

图像特征提取

纹理特征



blog.sina.com.cn/u/1952857572

48

图像特征提取

纹理特征

与颜色特征不同，纹理特征不是基于像素点的特征，它需要在包含多个像素点的区域中进行统计计算。在模式匹配中，这种区域性的特征具有较大的优越性，不会由于局部的偏差而无法匹配成功。

优点：

- 包含多个像素点的区域中进行统计计算；
- 常具有旋转不变性；
- 对于噪声有较强的抵抗能力；

缺点：

- 当图像的分辨率变化的时候，所计算出来的纹理可能会有较大偏差；
- 有可能受到光照、反射情况的影响

49

图像特征提取

灰度共生矩阵

纹理是由灰度分布在空间位置上反复出现而形成

纹理图像在图像空间中相隔某距离的两像素间会存在一定的灰度关系，即灰度的空间相关性。

共生矩阵方法用条件概率率来反映纹理，是相邻像素的灰度相关性的表现。

方法：根据图像像素之间的位置关系（距离，方向），构造一种矩阵，作为纹理的描述。矩阵的行坐标和列坐标表示不同的灰度，考察一对对像素出现的频度（次数），以此作为矩阵中的元素。

51

图像特征提取

灰度共生矩阵

- 取图像(N×N)中任意一点 (x, y) 及偏离它的另一点 (x+a, y+b)，设该点对的灰度值为 (g1, g2)。
 - 令点 (x, y) 在整个画面上移动，则会得到各种 (g1, g2) 值。设灰度值的级数为L，则 (g1, g2) 的组合共有k (k=L*L)种。
 - 对于整个画面，统计出每一种 (g1, g2) 值出现的次数，然后排列成一个方阵，
 - 再用 (g1, g2) 出现的总次数将它们归一化为出现的概率P (g1, g2)，这样的方阵称为灰度共生矩阵。
- 当a=1, b=0时，像素对是水平的，即0度扫描；当a=0, b=1时，像素对是垂直的，即90度扫描；当a=1, b=1时，像素对是右对角线的，即45度扫描；

53

图像特征提取

纹理特征：灰度共生矩阵

- 20世纪70年代初由R.Haralick等人提出
- 灰度直方图中，各像素的灰度是独立进行处理的，故不能很好地给纹理赋予特征。
 - 因此，如果研究图像中两像素组合中灰度配置的情况，就能够很好地给纹理赋予特征
 - 代表性的是以灰度共生矩阵为基础的纹理特征计算方法

50

图像特征提取

灰度共生矩阵

设 S 为目标区域 R 中具有特定空间联系（可由位置算子确定）的像素对的集合共生矩阵 P 中的元素 (#代表数量)

$$P(g_1, g_2) = \frac{\#\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in S \mid f(x_1, y_1) = g_1 \ \& \ f(x_2, y_2) = g_2\}}{\#S}$$

- 分子：具有某种空间关系、灰度值分别为g1和g2的像素对的个数
- 分母：像素对的总和个数

52

图像特征提取

灰度共生矩阵

GLCM

1	1	1	5	6	8
2	3	5	7	1	
4	5	7	1	2	
8	5	1	2	5	

以 (1, 1) 点为例，GLCM (1, 1) 值为1说明只有一对灰度为1的像素水平相邻。GLCM (1, 2) 值为2，是因为有两对灰度为1和2的像素水平相邻。

54

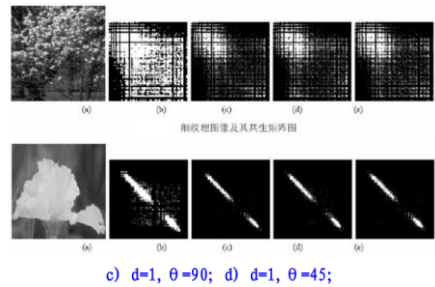
图像特征提取

灰度共生矩阵特征量

- 不同的图像由于纹理尺度的不同其灰度共生矩阵差别很大。
- 如果对角线上的元素值很大，说明该方向有相距为d的相同灰度的像素对，如d=1时，则表明有两两灰度相同的像素对，该方向变化不会很快。
- 如果对角线上的元素全部为0，这表明在该方向没有相距为d的相同灰度的像素对，说明该方向有灰度变化，可能存在变化频繁的纹理。
- 对细纹理图像，共生矩阵中的值较为分散；对粗纹理图像，共生矩阵中的值较集中于主对角线附近。

图像特征提取

灰度共生矩阵



图像特征提取

灰度共生矩阵特征量

二阶矩：对应图像的均匀性或平滑性

$$W_M = \sum_{g_1} \sum_{g_2} p^2(g_1, g_2)$$

熵：给出图像内容随机性的量度

$$W_E = - \sum_{g_1} \sum_{g_2} p(g_1, g_2) \log [p(g_1, g_2)]$$

图像特征提取

灰度共生矩阵特征量

对比度：反映近邻像素间的反差（灰度值差一阶矩）

$$W_C = \sum_{g_1} \sum_{g_2} |g_1 - g_2| p(g_1, g_2)$$

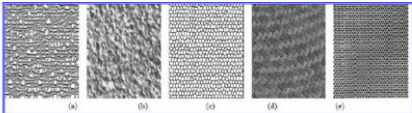
均匀性：

$$W_H = \sum_{g_1} \sum_{g_2} \frac{p(g_1, g_2)}{k + |g_1 - g_2|}$$

近似互为倒数

图像特征提取

灰度共生矩阵特征量

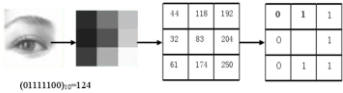


描述符	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)
二阶矩	0.21	5.42×10^{-3}	0.08	0.17×10^{-3}	1.68×10^{-4}
熵	0.84	4.33	2.23	3.90	4.28
对比度	74.66	54.47	101.04	24.30	76.80
均匀性(k=0.0001)	4131.05	60.53	2820.45	155.04	144.96
均匀性(k=0.5)	0.83	0.06	0.58	0.13	0.06
均匀性(k=3.0)	0.14	0.04	0.15	0.07	0.03

K的取值对描述符的计算有较大的影响

图像LocalBinaryPattern特征

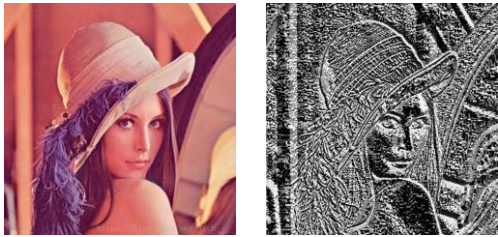
基本LBP算子 原理：在3*3的窗口内，以窗口中心像素为阈值，将相邻的8个像素的灰度值与其进行比较，若周围像素值大于中心像素值，则该像素点的位置被标记为1，否则为0。



LBP特征计算步骤：1. 分块，2. 对一个块中所有像素的编码，3. 进行直方图统计(LBP种类作横轴，出现次数为纵轴)，得到LBP特征，包含区域的纹理信息。

图像LocalBinaryPattern特征

基本LBP算子

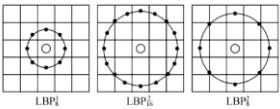


61

图像LocalBinaryPattern特征

圆形LBP算子 原理：为了适应不同尺度的纹理特征，Ojala对LBP算子进行了改进，将3*3邻域扩展到任意邻域，并且用圆形代替正方形。

LBP_p^R 表示半径为R的圆内有P个像素点。



$$x_p = x_c + R \cos\left(\frac{2\pi p}{P}\right)$$

$$y_p = y_c + R \sin\left(\frac{2\pi p}{P}\right)$$

62

图像LocalBinaryPattern特征

圆形LBP算子

- 旋转不变性**: LBP特征是灰度不变，但不是旋转不变的。同一幅图像，进行旋转以后，其特征将会有很大的差别，影响匹配的精度。不断旋转圆形邻域得到一系列初始定义的LPB值，取最小值作为该邻域的值。

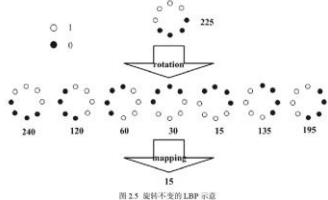


图 2.5 旋转不变的 LBP 示意图

63

图像LocalBinaryPattern特征

圆形LBP算子

- 旋转不变性**: 不断旋转圆形邻域得到一系列初始定义的LPB值，取最小值作为该邻域的值。

等效方法: 将原始的LBP（或圆形LBP）得到的8位（P位）LBP值进行循环移位操作，得到8个（P个）不同的值，取其中的最小的一个值作为最终的LBP值。这样操作的结果是旋转不变的。

64

图像LBP特征

通常将图像分成若干给小窗口计算LBP特征，然后求直方图

优点:

- 一定程度上缓解光照变化带来的问题。
- 具有旋转不变性。
- 特征维度低，计算速度快。

缺点:

- 如果光照不均匀，那么LBP值就不能反映真实的纹理特征。
- 对方向敏感。

65

图像Haar特征

Haar-like特征最早是由Papageorgiou等应用于人脸表示，Viola和Jones在此基础上扩展。“A general framework for object detection”

Haar特征是基于“块”的特征，也被称为矩形特征。分为三类：**边缘特征**、**线性特征**、**中心特征和对角线特征**。特征模板内有白色和黑色两种矩形，并定义该模板的特征值为白色矩形像素和减去黑色矩形像素和。

66

图像Haar特征

1. 边缘特征

(a)

(b)

(c)

(d)

2. 线性特征

(e)

(f)

(g)

(h)

(i)

(j)

(k)

(l)

3. 中心特征

(m)

(n)

4. 复杂特征

(o)

(p)

反映了图像的灰度变化情况。例如：脸部的一些特征能由矩形特征简单的描述，如：眼睛要比脸颊颜色要深，鼻梁两侧比鼻梁颜色要深，嘴巴比周围颜色要深等。但矩形特征只对一些简单的图形结构，如边缘、线段较敏感，所以只能描述特定走向（水平、垂直、对角）的结构。

特征数值计算公式为：

- $v = \text{Sum白} - \text{Sum黑}$,
- $v = \text{Sum白} - 2 * \text{Sum黑}$

67

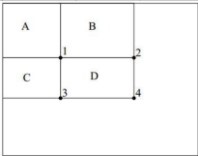
图像Haar特征

Haar特征值反映了图像的灰度变化情况。例如：脸部的一些特征能由矩形特征简单的描述，如：眼睛要比脸颊颜色要深，鼻梁两侧比鼻梁颜色要深，嘴巴比周围颜色要深等。但矩形特征只对一些简单的图形结构，如边缘、线段较敏感，所以只能描述特定走向（水平、垂直、对角）的结构。

68

图像Haar特征

Haar特征的快速计算-积分图



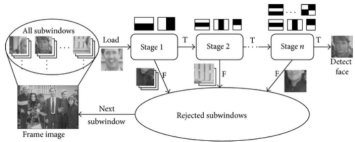
图中的大框是积分图。
D位置的像素之和 =
 $\text{rectsum}(4) - \text{rectsum}(2) - \text{rectsum}(3) + \text{rectsum}(1)$

计算方块D内的像素和？

69

图像Haar特征-人脸识别

each stage consists of a strong classifier.



Cascade structure for Haar classifiers.

Paul Viola and Michael J. Jones. Robust real-time face detection. International Journal of Computer Vision, 57(2):137–154, 2004

70

图像Haar特征-人脸识别



Paul Viola and Michael J. Jones. Robust real-time face detection. International Journal of Computer Vision, 57(2):137–154, 2004

71

图像HoG特征

Histogram of Oriented Gradient (HOG)

通过计算和统计图像局部区域的梯度方向直方图来构成特征。

Hog特征结合SVM分类器已经被广泛应用于图像识别中，尤其在行人检测中获得了极大的成功。HOG+SVM进行行人检测的方法是法国研究人员Dalal在2005的CVPR上提出的，而如今虽然有很多行人检测算法不断提出，但基本都是以HOG+SVM的思路为主。

主要思想：在一副图像中，局部目标的表象和形状（appearance and shape）能够被梯度或边缘的方向密度分布很好地描述

72

图像HoG特征

具体的实现方法是：

- 1. 首先将图像分成小的连通区域，我们把它叫细胞单元。
- 2. 然后采集细胞单元中各像素点的梯度的或边缘的方向直方图。
- 3. 最后把这些直方图组合起来就可以构成特征描述器。

之所以统计每一个小单元的方向直方图，是因为，一般来说，只有图像区域比较小的情况，基于统计原理的直方图对于该区域才有表达能力，如果图像区域比较大，那么两个完全不同的图像的HOG特征，也可能很相似。但是如果区域较小，这种可能性就很小。

73

图像HoG特征

1. 分割图像



74

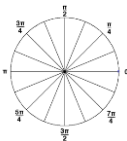
图像HoG特征

2. 计算每个区域的方向梯度直方图

A. 在每个块内部，计算得到每个像素点处的梯度方向和幅值

M(x,y) = sqrt(Ix^2 + Iy^2) (1)
theta(x,y) = atan^-1(Iy/Ix) in [0, 360) or [0, 180) (2)

B. 将360度 (2*PI) 根据需要分割成若干个bin,然后根据每个像素点的梯度方向，利用双线性内插法将其幅值累加到直方图中。



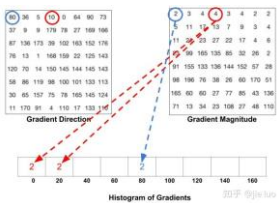
3. 组成特征：将从每个patch中提取出的"小"HOG特征首尾相连，组合成一个大的一维向量

75

图像HoG特征

两个蓝色圈圈。因为蓝圈的方向是80度，大小是2，所以该点就投给80这个bin；

两个红色圈圈。因为红色圈圈的方向是10度，大小是4，因为10距离0点为10，距离20点为也为10，那么有一半的大小是投给0这个bin，还有一半的大小（即是2）投给20这个bin

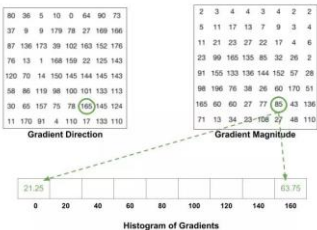


76

图像HoG特征

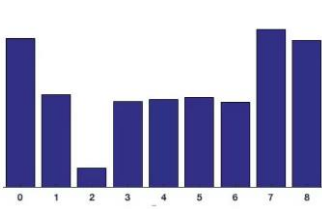
如果一个角度大于160度，也就是在160-180度之间。

这里角度0，180度是一样的。所以像素的角度为165度的时候，要把幅值按照比例放到0和160的bin里面去。



77

图像HoG特征



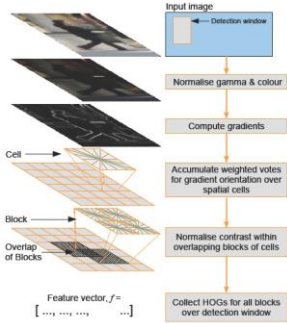
78

图像HoG特征



79

图像HoG特征



80

图像HoG特征

优点: HOG表示的是边缘（梯度）的结构特征，因此可以描述局部的**形状信息**；位置和方向空间的量化一定程度上可以**抑制平移和旋转带来的影响**；采取在局部区域归一化直方图，可以**部分抵消光照变化**带来的影响。由于一定程度忽略了光照颜色对图像造成的影响，使得图像所需要的表征数据的维度降低了。而且由于它这种分块分单元的处理方法，也使得图像局部像素点之间的关系可以很好得到的表征。

缺点: 描述子生成过程冗长，导致速度慢，实时性差；很难处理遮挡问题。由于梯度的性质，该描述子对噪点相当敏感。

81

图像HoG特征

cv2.HOGDescriptor()是一个类，其包含了许多函数

```
def checkDetectorSize(self):
def compute(self, img, winStride=None, padding=None, locations=None)
def computeGradient(self, img, grad, angleOfs, paddingTL=None, paddingBR=None):
def detect(self, img, hitThreshold=None, winStride=None, padding=None, searchLocations=None):
def getDescriptorSize(self):
def load(self, filename, objname=None):
def save(self, filename, objname=None):
def setSVMDetector(self, svmdetector)
```

利用其函数compute来计算得出特征维度和特征量。

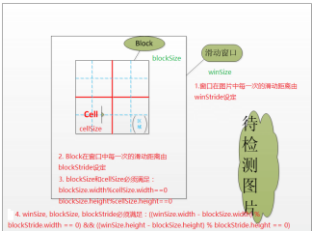
82

图像HoG特征

winSize = (128, 128) blockSize = (64, 64)
blockStride = (8, 8) cellSize = (16, 16) nbins = 9
hog = cv2.HOGDescriptor(winSize, blockSize, blockStride, cellSize, 9)

winSize: 行人区域尺寸，在该尺寸上生成特征向量

compute() 的时候，指定winStride

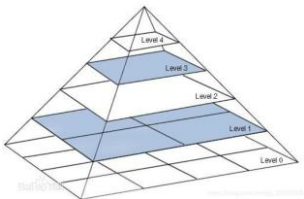


83

图像HOG特征

多尺度HOG特征

图像的金字塔是一系列以金字塔形状排列的分辨率逐步降低，且来源于同一张原始图像集合。其通过梯次向下采样获得，直到达到某个终止条件才停止采样。金字塔的底部是待处理图像的高分辨率表示，而顶部是低分辨率的近似



84

图像HOG特征

多尺度HOG特征 图像金字塔的主要类型可分为低通和带通
Gaussian Pyramid (低通)
Laplacian Pyramids (带通)

低通金字塔：使用一个恰当的平滑filter对图像进行平滑处理，接着对平滑之后的图像进行下采样（subsampling），下采样因子通常为2.（分别对应各个坐标轴）。继续对得出的结果图像做相同的操作，重复这个步骤多次。

带通金字塔：通过将金字塔中相邻两层图像做差得到。具体的，拉普拉斯金字塔（Laplacian Pyramids）中的每一层，是由高斯金字塔的对应层以及高一层（需要先插值放大）做差而成。

85

Practice

- 计算HOG特征，飞机匹配查找

86