

第5章



特征提取

在图像技术领域的许多应用中,人们总是希望从分割出的区域中分辨出地物类别,例如分辨农田、森林、湖泊、沙滩等;或是希望从分割出的区域中识别出物体,例如在河流中识别舰船、在道路上识别汽车等。分辨地物类别和物体识别的关键前提是物体的特征提取,其好坏直接决定了后续分类和识别任务的效果。

图像特征是用于区分一个图像内部特征的最基本的属性,可分为自然特征和人工特征两大类。自然特征是指图像固有的特征,如图像中的形状、颜色、纹理、角点和边缘等。人工特征是指人们为了便于对图像进行处理和分析而人为认定的图像特征,如图像直方图、图像频谱和图像的各种统计特征(图像的均值、图像的方差、图像的标准差、图像的熵)等。

5.1 图像的特征提取

图像特征提取可以视为广义上的图像变换,即将图像从原始属性空间转换到特征属性空间。该过程是指对图像包含的信息进行处理和分析,并将其中不易受随机因素干扰的信息作为图像的特征提取出来,进而实现将图像的原始特征表示为一组具有明显的物理意义或统计意义的特征。图像特征提取之后,通常还会伴随图像特征的选择。图像特征选择过程是去除冗余信息的过程,其具有提高识别精度、减少运算量、提高运算速度等作用。

图像特征提取根据其相对尺度可分为全局特征提取和局部特征提取。全局特征提取关注图像的整体表征。常见的全局特征包括颜色特征、纹理特征、形状特征、空间位置关系特征等。与全局特征提取过程相比,局部特征提取过程首先需确定要描述的兴趣区域,再对兴趣区域进行特征描述。

5.2 形状特征提取

图像中目标的形状特征包括几何特征和拓扑特征,可由其几何属性(如长短、距离、面积、周长、形状、凸凹等)、统计属性(如不变矩等)、拓扑属性(如孔、连通、欧拉数)等来描述。不同于颜色、纹理等底层特征,对形状特征的描述必须以对图像中的物体或区域对象的分割为前提。

1. 矩形度

目标的矩形度是指目标区域的面积与其最小外接矩形面积之比,反映了目标对其外接矩形的充满程度。矩形度的定义如下:

$$R = \frac{A_0}{A_{\text{MER}}} \quad (5-1)$$

其中, A_{MER} 是最小外接矩形(Minimum External Rectangle, MER)的面积; A_0 是目标区域的面积,可通过对属于该目标区域的像素个数进行统计得到,也即有:

$$A_0 = \sum_{(x,y) \in R} 1 \quad (5-2)$$

分析可知 R 的取值范围为 $0 < R \leq 1$, 当目标为矩形时, R 取最大值 1; 圆形的目标 R 取 $\pi/4$ 。

2. 圆形度

圆形度是描述一个物体表面的圆形程度、几何形状与理想圆形的接近程度的度量,可用刻画物体边界的复杂程度,圆形度越小,表示物体的表面越接近于理想的圆形。常见的圆形度测度包括圆形性和致密度。

目标圆形性是指用目标区域 R 的所有边界点定义的特征量,其定义为

$$C = \frac{\mu_R}{\sigma_R} \quad (5-3)$$

其中,若设 (x_i, y_i) 为图像边界点坐标, (\bar{x}, \bar{y}) 为图像的重心坐标,则, μ_R 是从区域重心 (\bar{x}, \bar{y}) 到边界点的平均距离,定义为

$$\mu_R = \frac{1}{K} \sum_{i=0}^{K-1} |(x_i, y_i) - (\bar{x}, \bar{y})| \quad (5-4)$$

σ_R 是从区域重心到边界点的距离的均方差,定义为

$$\sigma_R = \frac{1}{K} \sum_{i=0}^{K-1} [|(x_i, y_i) - (\bar{x}, \bar{y})| - \mu_R]^2 \quad (5-5)$$

灰度图像的目标区域的重心定义为

$$\bar{x} = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} x_i I(x_i, y_j)}{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} I(x_i, y_j)} \quad (5-6)$$

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} y_i I(x_i, y_j)}{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} I(x_i, y_j)} \quad (5-7)$$

在某些特定情况下,可能会将区域的致密度与圆形度联系起来。例如,在图像处理或计算机视觉中,如果要分析一个区域的圆形度,可以考虑使用像素密度或者轮廓的紧密程度作为指标之一。然而,这种方法可能与传统的圆形度的度量方法略有不同,因为传统上圆形度更倾向于使用几何特征来描述一个区域的形状。致密度 C 通常表示为区域的周长(P)的平方与面积(A)之比:

$$C = \frac{P^2}{A} \quad (5-8)$$

它的另一种表示是区域的形状参数 F ,它也是由区域的周长的平方与面积之比得到:

$$F = \frac{P^2}{4\pi A} \quad (5-9)$$

当一个区域为圆形时, F 为 1,当区域为其他形状时, $F > 1$,即当区域为圆形时 F 的值达到最小。形状参数在一定程度上描述了区域的紧凑性,它没有量纲,所以,它对尺度变化不敏感。除掉由于离散区域旋转带来的误差,它对旋转也不敏感。

3. 球状性

球状性是一个用来描述物体或者区域形状的概念,指的是物体或区域与球体的相似程度。在不同的领域,球状性可能会以不同的方式进行度量和评估,但通常都与物体的圆形度和几何形状有关。目标的球状性(sphericity)定义为

$$S = \frac{r_i}{r_e} \quad (5-10)$$

该式既可以描述二维目标,也可以描述三维目标。在描述二维目标时, r_i 表示目标区域内切圆的半径, r_e 表示目标区域外接圆的半径,两个圆的圆心都在区域的重心上,如图 5-1 所示。分析可知, S 的取值范围为 $0 < S \leq 1$ 。当目标区域为圆形时,目标的球状性值 S 达到最大值 1,而当目标区域为其他形状时,则有 $S < 1$ 。显然, S 不受区域平移、旋转和尺度变化的影响。

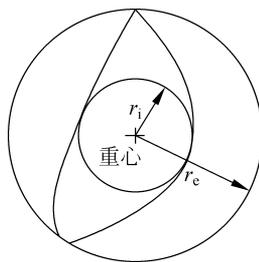


图 5-1 球状性示意

4. 偏心度

区域的偏心度(eccentricity) e 在一定程度上描述了区域的紧凑性。偏心度 e 有多种计算公式,一种简单方法是用区域主轴(长轴)长度与和辅轴(短轴)长度的比值,但是这种计算受物体形状和噪声影响较大。另一种方法是计算惯性主轴比,它基于边界线或整个区域来计算质量。Tenenbaum 提出了计算任意点集 R 偏心度的近似公式。

计算平均量:

$$x_0 = \frac{1}{n} \sum_{x \in R} x, \quad y_0 = \frac{1}{n} \sum_{y \in R} y \quad (5-11)$$

计算 ij 矩:

$$m_{ij} = \sum_{(x,y) \in R} (x - x_0)^i (y - y_0)^i \quad (5-12)$$

计算方向角:

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{2m_{11}}{m_{20} - m_{02}}\right) + n\left(\frac{\pi}{2}\right) \quad (5-13)$$

计算偏心度的近似值:

$$e = \frac{(m_{20} - m_{02})^2 + 4m_{11}}{S}, \quad S \text{ 为面积} \quad (5-14)$$

5.3 颜色特征提取

颜色特征是一种全局特征,描述了图像或图像区域所对应的景物的表面性质。一般颜色特征是基于像素点的特征,所有属于图像或图像区域的像素都有各自的贡献。颜色特征是图像检索和识别中应用最为广泛的视觉特征,与其他视觉特征相比,它对图像的尺寸、方向、视角的依赖性较弱,即相对于图像的尺寸、方向、视角变化具有较好的健壮性。因此,具有较高的稳定性。但颜色特征不能很好地刻画图像对象的局部特征。

目前主要提取的颜色特征包括灰度特征、颜色直方图、颜色矩、颜色集和颜色聚合向量等。

1. 灰度特征

图像灰度特征可以在图像的某些特定的像素点上或其邻域内测定,也可以在某个区域内测定。以 (i, j) 为中心的 $(2M+1) \times (2N+1)$ 邻域内的平均灰度为

$$\bar{f}(i, j) = \frac{1}{(2M+1)(2N+1)} \sum_{x=-M}^M \sum_{y=-N}^N f(i+x, j+y) \quad (5-15)$$

除了平均灰度外,在有些情况下,还可能要用到区域中的灰度最大值、最小值、中值、顺序值及方差等。

2. 颜色直方图

设图像 f 的像素总数为 n ,灰度等级为 L ,灰度为 k 的像素全图共有 n_k 个,那么, $h_k = \frac{n_k}{n}, k=0, 1, \dots, L-1$,称为 f 的灰度直方图。彩色图像可以定义它的各个颜色分量的直方图。如果是RGB模型,可以分别计算R、G、B分量的直方图;如果是HIS模型,可以分别计算H、S、I分量的直方图。其他颜色模型下也可以进行类似操作。图像灰度直方图可以认为是图像灰度概率密度的估计,可以由直方图产生下列特征。

$$\text{平均值:} \quad \bar{f} = \sum_{k=0}^{L-1} kh_k \quad (5-16)$$

$$\text{方差:} \quad \sigma_f^2 = \sum_{k=0}^{L-1} (k - \bar{f})^2 h_k \quad (5-17)$$

$$\text{能量:} \quad f_N = \sum_{k=0}^{L-1} (h_k)^2 \quad (5-18)$$

$$\text{熵:} \quad f_E = - \sum_{k=0}^{L-1} h_k \text{lb} h_k \quad (5-19)$$

根据灰度直方图,可以类似地得到彩色图像的各个分量直方图的相关特征。

3. 颜色矩

矩是一种重要的统计量,用于表征数据分布的特点。在统计学中,一阶矩表示数据分布的均值,二阶矩表示数据分布的方差,三阶矩表示数据分布的偏移度。

图像的颜色矩用于对图像内的颜色分布进行表征,是比较重要的一种全局图像特征表示。可以通过计算颜色矩来描述颜色的分布,图像中任何颜色的分布均可以用它的矩来表示,颜色矩可以直接在 RGB 空间计算。由于颜色分布信息主要集中在低阶矩,因此,仅采用颜色的一阶矩、二阶矩和三阶矩就足以表达图像的颜色分布。数字图像中颜色分布的统计信息主要集中在低阶矩中。对于数字图像 P,其一阶颜色矩的定义为

$$\mu_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n p_{ij} \quad (5-20)$$

二阶颜色矩的定义为

$$\sigma_i = \left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (p_{ij} - \mu_i)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (5-21)$$

三阶颜色矩的定义为

$$s_i = \left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (p_{ij} - \mu_i)^3 \right)^{\frac{1}{3}} \quad (5-22)$$

其中, p_{ij} 是第 i 个颜色分量的第 j 个像素的值, n 是图像的像素点的个数。事实上,一阶矩定义了每个颜色分量的平均值,二阶矩和三阶矩分别定义了颜色分量的方差和偏斜度。针对彩色图像,图像的颜色矩一共有 9 个分量,每个颜色通道均有 3 个低阶矩。

4. 颜色集

颜色集又可以称为颜色索引集,是对颜色直方图的一种近似。颜色集的生成步骤是:第一,将图像从 RGB 图像空间转换到 HSV 颜色空间等视觉均衡的颜色空间,并将颜色空间量化为若干边长均等的小立方体。第二,使用基于颜色的自动分割技术,将图像划分为若干子区域。第三,使用颜色量化空间中的某个颜色分类索引每个子区域,以将图像表示为一个二进制的颜色索引集。

5. 颜色聚合向量

颜色聚合向量是在颜色直方图上做进一步运算,其核心思想就是将属于颜色直方图的每个颜色量化区间的像素分为两部分,如果该颜色量化区间中的某些像素占据连续区域的面积大于指定阈值,则将该区域内的像素作为聚合像素,否则作为非聚合像素。

颜色聚合向量除了包含颜色频率信息外,还包含颜色的部分空间分布信息,因此其可以获得比颜色直方图更好的效果。颜色聚合向量算法的具体步骤如下。

(1) 量化。颜色聚合向量算法的第一步与求普通的颜色直方图类似,即对图像进行量化处理。一般采用均匀量化方法,量化的目标是使图像中只保留有限个颜色空间。

(2) 连通区域划分。针对重新量化后的像素矩阵,根据像素间的连通性把图像划分为若干连通区域。

(3) 判断聚合性。统计每个连通区域中的像素数目,根据设定的阈值判断该区域中的像素的聚合性,得出每个颜色区间中聚合像素和非聚合像素的总数。

(4) 聚合向量形成。假设 α_i 和 β_i 分别代表重新量化后的第 i 个颜色分量中聚合像素和非聚合像素的总数,则 (α_i, β_i) 称为第 i 个颜色分量的聚合对,图像的颜色聚合向量可以表示为 $((\alpha_1, \beta_1), (\alpha_2, \beta_2), \dots, (\alpha_N, \beta_N))$ 。

5.4 统计特征提取

在很多实际问题中,当把图像看成二维随机过程中的一个样本来分析时,就可用图像的统计性质和统计分布规律来描述图像,即图像的统计特征描述方法。根据概率统计知识可知,图像像素的均值等主要反映图像中像素的集中趋势,图像像素的方差和标准差主要反映图像中像素的离中趋势,图像的熵主要反映图像中的平均信息量。

1. 图像的均值

图像的均值也即图像中所有像素的灰度值的平均值。对于一幅 $M \times N$ 的图像,其灰度均值可表示为

$$\bar{f} = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \quad (5-23)$$

一幅图像的灰度平均值还可以用该图像的傅里叶变换系数表示为

$$\bar{f} = \frac{1}{\sqrt{MN}} F(0, 0) \quad (5-24)$$

2. 图像的方差

在概率统计中,方差是一组数据中各数值与其算术平均数的离差平方和的平均数,反映的是各观测值之间的离散程度或离中趋势。在图像处理中,图像的方差反映了图像中各像素的离散程度和整个图像中区域(地形)的起伏程度。

对于一幅 $M \times N$ 的图像 f ,其方差定义为

$$\sigma_f^2 = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x, y) - \bar{f}]^2 \quad (5-25)$$

3. 图像的标准差

图像的标准差反映了图像灰度相对于灰度均值的离散情况。在某种程度上,标准差也可用来评价图像反差的大小。当标准差大时,图像灰度级分布分散,图像的反差大,可以看出更多的信息;当标准差小时,图像反差小,对比度不大,色调单一均匀,看不出太多的信息。

对于一幅 $M \times N$ 的图像 f ,标准差是其方差的平方根,并可定义为

$$\sigma_f = \left[\frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x, y) - \bar{f}]^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (5-26)$$

4. 图像的一维熵

图像的熵反映了图像中平均信息量的多少。图像的一维熵表示图像中灰度分布的聚集

特征所包含的信息量。

对于一幅灰度级为 $\{0, 1, \dots, L-1\}$ 的数字图像,若设每个灰度级出现的概率为 $\{p_0, p_1, \dots, p_{L-1}\}$,则图像的一维信息熵定义为

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \cdot \ln p_i \quad (5-27)$$

5. 图像的二维熵

设用 i 表示图像像素的灰度值,用 j 表示图像的邻域灰度均值,且 $0 \leq i, j \leq L-1$;用图像像素的灰度值和反映图像灰度分布的空间特征量(图像的邻域灰度均值)组成特征二元组 (i, j) ,则反映某像素位置上的灰度值与其周围像素的灰度分布的综合特征可表述为

$$P_{i,j} = N(i, j) / M^2 \quad (5-28)$$

其中, $N(i, j)$ 为特征二元组出现的频数, M 为测量窗口中像素的个数。基于上述条件就可把图像的二维熵定义为

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{i,j} \log P_{i,j} \quad (5-29)$$

5.5 纹理特征提取

纹理是图像描述的重要内容,纹理特征描述的是图像或图像区域所对应景物的表面性质。一般来说,纹理是对图像的像素灰度级在空间上的分布模式的描述,反映物品的质地,如粗糙度、光滑性、颗粒度、随机性和规范性等。

在自然景物中,类似于砖墙那种具有重复性结构的图案可以看作一种纹理。在图像中,由某种模式重复排列所形成的结构可看作纹理。图像纹理反映了物体表面颜色和灰度的某种变化,而这些变化又与物体本身的属性相关。

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。作为一种统计特征,纹理特征一般具有旋转不变性,并且对于噪声有较强的抵抗能力。在计算彩色图像的纹理特征时,一般是将其转换为灰度图像,再计算对应的灰度图像的纹理特征。

5.5.1 纹理特征的分类

从纹理的组成规律角度来说,纹理可以分为确定性纹理和随机性纹理。

(1) 确定性纹理(规则的或结构的):纹理是由纹理基元按某种确定性的规律组成的。确定性纹理实例如图 5-2 所示。

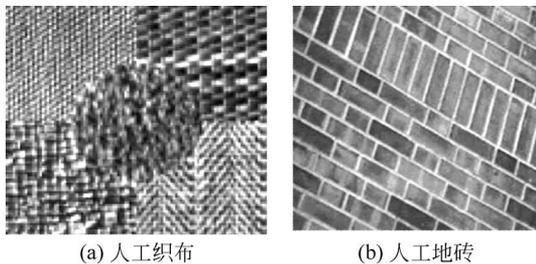


图 5-2 确定性纹理实例

(2) 随机性纹理(不规则的): 纹理是由纹理基元按某种统计规律组成的。随机性纹理实例如图 5-3 所示。



图 5-3 随机性纹理实例

从纹理的形成原因角度来说, 纹理可以分为人工纹理和自然纹理。

(1) 人工纹理: 一般由线段、星号、三角形、矩形、圆、字母、数字等符号有规律地排列组成。人工纹理往往是有规则的, 属于确定性纹理。人工纹理实例如图 5-4 所示。

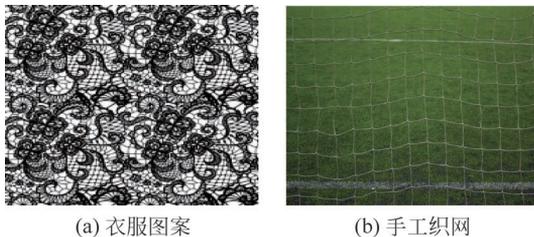


图 5-4 人工纹理实例

(2) 自然纹理: 自然景物所呈现的部分重复性的结构, 例如砖墙、沙滩、草地等。自然纹理往往是无规则的, 属于随机性纹理。自然纹理实例如图 5-5 所示。



图 5-5 自然纹理实例

5.5.2 图像纹理的主要特性

对纹理的特征可定性地用以下一种或几种描述来表征: 粗糙的、细致的、平滑的、颗粒状的、画线状的、波纹状的、随机的、不规则的等。

纹理是一种有组织的区域现象, 其基本特征是移不变性, 即对纹理的视觉感知基本与其在图像中的位置无关。这种移不变性可能是确定性的, 也可能是随机的, 但也可能存在着介于这两者之间的类别。

1. 粗糙度

纹理基元是具有局部灰度特征和结构特征的。纹理的粗糙度与纹理基元的结构及尺寸,以及纹理基元的空间重复周期有关。纹理基元的尺寸大则意味着纹理粗糙,其尺寸小则意味着纹理细致;纹理基元的空间周期长意味着纹理粗糙,周期短则意味着纹理细致。粗糙度是最基本、最重要的纹理特征。

2. 方向性

某个像素点的方向性是指该像素点所在的邻域所具有的方向性。所以,纹理的方向是一个区域上的概念,是在一个大的邻域内呈现出的纹理的方向特性。例如,斜纹织物具有的明显的方向性,就是从一个大的邻域内的统计特性角度表现出的纹理特征的方向性。根据纹理自身的方向性,纹理可分为各向同性纹理和各向异性纹理。

3. 规则性

纹理的规则性是指纹理基元是否按照某种规则(规律)有序地排列。如果纹理图像(或图像区域)是由某种纹理基元按某种确定的规律排列而形成,则称为规则性纹理;如果纹理图像(或图像区域)是由某种纹理基元随机性地排列而形成,则称为非规则性纹理。

5.5.3 图像纹理特征的描述方法

1. 统计分析法

统计分析法又称为基于统计纹理特征的检测方法,根据小区域纹理特征的统计分布情况,通过计算像素的局部特征分析纹理的灰度级的空间分布。统计分析法主要包括灰度直方图法、灰度共生矩阵法、灰度行程长度法、灰度差分统计法、交叉对角矩阵法以及自相关函数法等。

2. 结构分析法

结构分析法认为纹理基元几乎具有规范的关系,因而假设纹理图像的基元可以分离出来,并以基元的特征和排列规则进行纹理分割。

该方法根据图像纹理小区域内的特点和它们之间的空间排列关系,以及偏心度、面积、方向、矩、延伸度、欧拉数、幅度周长等特征分析图像的纹理基元的形状和排列分布特点,目的是获取结构特征和描述排列的规则。结构分析法主要应用于已知基元的情况,对纤维、砖墙这种结构要素和规则都比较明确的图像分析相对有效。

3. 模型分析法

模型分析法根据每个像素和其邻域像素存在的某种相互关系及平均亮度为图像中各个像素点建立模型,然后由不同的模型提取不同的特征量进行参数估计。典型的模型分析法有自回归方法、马尔可夫随机场方法和分形方法等。本方法的研究目前进展比较缓慢。

4. 频谱分析法

频谱分析法又称为信号处理法和滤波方法。该方法是将纹理图像从空间域变换到频率域,然后通过计算峰值处的面积、峰值与原点的距离平方、峰值处的相位、两个峰值间的相角差等,来获得在空间域不易获得的纹理特征,如周期、功率谱信息等。典型的频谱分析法有二维傅里叶(变换)滤波方法、Gabor(变换)滤波方法和小波方法等。

5.5.4 基于灰度共生矩阵的纹理特征提取方法

灰度共生矩阵法也称联合概率矩阵法,是一种基于图像中某一灰度级结构重复出现的概率来描述图像纹理信息的方法。该方法用条件概率提取纹理的特征,通过统计空间上具有某种位置关系(像素间的方向和距离)的一对像素的灰度对出现的概率构造矩阵,然后从该矩阵提取有意义的统计特征来描述纹理。灰度共生矩阵可以得到纹理的空间分布信息。

1. 灰度共生矩阵的概念和定义

设纹理图像特征的大小为 $M \times N$, 图像的灰度级为 L 。若记 $L_x = \{0, 1, \dots, M-1\}$, $L_y = \{0, 1, \dots, N-1\}$, $G = \{0, 1, \dots, L-1\}$, 则可把该图像 f 理解为从 $L_x \times L_y$ 到 G 的一个映射, 也即 $L_x \times L_y$ 中的每个像素点对应一个属于该图像 f 的灰度值: $f: L_x \times L_y \rightarrow G$ 。

若设纹理图像的像素灰度值矩阵中任意两不同像素的灰度值分别为 i 和 j , 则该图像的灰度共生矩阵定义为: 沿 θ 方向、像素间隔距离为 d 的所有像素对中, 其灰度值分别为 i 和 j 的像素对出现的次数, 记为 $P(i, j, d, \theta)$ 。 $P(i, j, d, \theta)$ 显然是像素间隔距离为 d 、方向为 θ 的灰度共生矩阵中第 i 行第 j 列的元素。生成方向 θ 一般取 0° 、 45° 、 90° 和 135° 这 4 个方向的值。

对于不同的 θ , 其灰度共生矩阵的元素定义如下:

$$\begin{aligned} P(i, j, d, 0^\circ) &= \#((k, l), (m, n)) \in ((L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y)) \\ &k - m = 0, |l - n| = d \end{aligned} \quad (5-30)$$

其中:

(1) $((k, l), (m, n)) \in ((L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y))$ 的含义: 一是表示 k 和 m 的取值范围是 L_x , l 和 n 的取值范围是 L_y ; 二是表示 (k, l) 和 (m, n) 的取值范围是待分析图像的全部像素点左边; 三是表示 $f(k, l) = i, f(m, n) = j$ 。

(2) $\#(i, j)$ 表示的是灰度共生矩阵中的一个元素。位于灰度共生矩阵 (i, j) 处的元素 $\#(i, j)$ 的值是待分析图像中, 沿 θ 方向、像素间隔距离为 d 的所有像素对中, 其起点像素的灰度值为 i 、终点像素的灰度值为 j 的像素对的个数。

(3) d 为生成灰度共生矩阵时像素点之间的距离(步长), d 的取值要根据纹理的分布特性进行选取: 对于粗糙的纹理, d 的值应选取较小一些(一般取 1 或 2), 反之, 比较平滑的纹理, d 的值应选取较大一些(一般取 2~5)。通常要根据纹理特征的提取效果实验性地确定步长, 一般情况下, d 值取 1。

(4) 相邻像素点的统计为正向统计结果与反向统计结果之和。例如, 当取 $d=1$ 和 $\theta=0^\circ$ 时, 图像中每一行有 $2(N-1)$ 个水平相邻像素点对, 整个图像总共有 $2M(N-1)$ 个水平相邻像素点对。当取 $d=1$ 和 $\theta=45^\circ$ 时, 整个图像共有 $2(M-1) \times (N-1)$ 个相邻像素点对。同理可计算出 $\theta=90^\circ$ 和 135° 时的相邻像素点对的数量。

(5) 在 d 值和 θ 值给定的情况下, 有时将灰度共生矩阵 $(P(i, j, d, \theta))$ 简写。如 $d=1$ 和 $\theta=0^\circ$ 时, 简写为 $P(1, 0^\circ)$ 。

对于不同的 θ , 其灰度共生矩阵的元素定义如下:

$$\begin{aligned} P(i, j, d, 0^\circ) &= \#((k, l), (m, n)) \in ((L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y)) \\ &k - m = 0, |l - n| = d \end{aligned} \quad (5-31)$$

$$P(i, j, d, 45^\circ) = \#((k, l), (m, n)) \in ((L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y))$$

$$k - m = d, l - n = -d \text{ 或 } k - m = -d, l - n = d \quad (5-32)$$

$$P(i, j, d, 90^\circ) = \#((k, l), (m, n)) \in ((L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y))$$

$$|k - m| = d, l - n = 0 \quad (5-33)$$

$$P(i, j, d, 135^\circ) = \#((k, l), (m, n)) \in ((L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y))$$

$$k - m = d, l - n = d \text{ 或 } k - m = -d, l - n = -d \quad (5-34)$$

因此,当 $d=1$ 时, 4×4 的灰度共生矩阵可形象地理解为如下形式:

$$(P(i, j, 1, \theta)) = \begin{pmatrix} \#(0,0) & \#(0,1) & \#(0,2) & \#(0,3) \\ \#(1,0) & \#(1,1) & \#(1,2) & \#(1,3) \\ \#(2,0) & \#(2,1) & \#(2,2) & \#(2,3) \\ \#(3,0) & \#(3,1) & \#(3,2) & \#(3,3) \end{pmatrix} \quad (5-35)$$

2. 灰度共生矩阵的特点

(1) 矩阵大。若图像的灰度级为 L , 则灰度共生矩阵大小为 $L \times L$ 。由于一般的 256 灰度级图像有 $L=2^8$, 则对应的灰度共生矩阵的元素就为 2^{16} , 显然会导致大的计算量。因此, 目前的做法是在保证图像纹理特征变化不大的情况下, 对图像的灰度级进行归一化处理, 也即将 256 灰度级变换到 16 灰度级或 32 灰度级。

(2) 灰度共生矩阵是对称矩阵。矩阵中元素对称于主对角线, 也即 $P(i, j, d, \theta) = P(j, i, d, \theta)$ 。这是因为在每个方向上, 实际上包含了一条线的两个方向, 也即水平方向包含了 0° 方向和 180° 方向; 45° 方向包含了 45° 方向和 225° 方向。

(3) 分布于主对角线及两侧元素值的大小与纹理粗糙度有关。沿着纹理方向的共生矩阵中, 主对角线上的元素的值很大, 而其他元素的值全为 0, 说明沿着纹理方向上没有灰度变化。如果靠近主对角线的元素值较大, 说明纹理方向上灰度变化不大, 则图像的纹理较细; 如果靠近主对角线的元素值较小, 而较大的元素值离开主对角线向外散布, 说明纹理方向上灰度变化频繁(变化大), 则图像的纹理较粗糙。

(4) 矩阵中元素值的分布与图像信息的丰富程度有关。如果元素相对于主对角线越远, 且元素值越大, 则元素的离散性越大。这意味着相邻像素间灰度差大的比例较高, 说明图像中垂直于主对角线方向的纹理较细; 如果相反则说明图像中垂直于主对角线方向的纹理较粗糙。当非主对角线上的元素(归一化)值全为 0 时, 矩阵中元素的离散性最小, 则图像中主对角线方向上的灰度变化频繁, 具有较大的信息量。

3. 灰度共生矩阵的纹理特征参数

灰度共生矩阵并不能直接提供纹理信息。在实际应用中, 对纹理图像进行分析的特征参数是基于该图像的灰度共生矩阵计算出的特征量表征的。所以, 为了能描述纹理的状况, 还需要从灰度共生矩阵中进一步导出能综合表现图像纹理特征的特征参数, 也称为二次统计量。

Haralick 等给出了利用灰度共生矩阵描述图像纹理统计量的 14 种特征参数, 主要有能量(角二阶矩)、对比度、熵、相关性、均匀性、逆差矩、和平均、和方差、和熵、差方差(变异差异)、差熵、局部平稳性、相关信息测度 1、相关信息测度 2 等。Ulaby 等研究发现, 在灰度共生矩阵的 14 个纹理特征参数中, 仅有能量、对比度、相关性和逆差矩这 4 个特征参数是不相

关的,且其既便于计算又能给出较高的分类精度。对比度、熵和相关性是 3 个分辨力最好的特征参数。

设 $P(i, j, d, \theta)$ 为图像中像素距离为 d 、方向为 θ 的灰度共生矩阵的 (i, j) 位置上的元素值,下面给出几种典型的灰度共生矩阵纹理特征参数。

(1) 角二阶矩(能量)。

$$ASM = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} P^2(i, j, d, \theta) \quad (5-36)$$

(2) 对比度。

$$CON = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} [(i-j)^2 P(i, j, d, \theta)] \quad (5-37)$$

(3) 熵。

$$COR = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} [(i-j)P(i, j, d, \theta) - u_x u_y] / (\sigma_x \sigma_y) \quad (5-38)$$

其中

$$u_x = \sum_{i=0}^{n-1} i \sum_{j=0}^{n-1} P(i, j, d, \theta), \quad u_y = \sum_{i=0}^{n-1} j \sum_{j=0}^{n-1} P(i, j, d, \theta)$$

$$\sigma_x = \sum_{i=0}^{n-1} (i - u_x)^2 \sum_{j=0}^{n-1} P(i, j, d, \theta), \quad \sigma_y = \sum_{i=0}^{n-1} (j - u_y)^2 \sum_{j=0}^{n-1} P(i, j, d, \theta)$$

(4) 均匀性。

$$HOM = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{1}{1 + |i-j|} P(i, j, d, \theta) \quad (5-39)$$

(5) 逆差矩。

$$\mu'_k = \sum_{i=0}^n \sum_j^n P(i, j, d, \theta) / (i-j)^k, i \neq j \quad (5-40)$$

5.6 过零点特征提取

在图像处理和计算机视觉领域中,过零点是一个常用的概念,它指的是图像的边缘、轮廓等区域的像素点,即像素值从正数变为负数或从负数变为正数的像素位置。过零点可以用于图像边缘检测、特征提取等多种应用场景。

5.6.1 过零点的概念及发展

过零点的概念最初来源于信号处理领域。在处理信号时,过零点通常被用于检测信号中的波形性质。波形上的过零点是指信号穿过水平基线的位置,即信号由正值变为负值或由负值变为正值的位置。

过零点是图像中目标与背景的理论分界点,其特征为过渡区法截面灰度曲线二阶微分为 0。但在数字图像离散条件下,受噪声干扰,过零点的二阶微分并不一定为 0,它的提取十分困难。不同的过零点检测算法会得到不同的过零点图,多数算法都是基于某种卷积核来实现的。在常见的 Sobel、Prewitt、Laplacian 等算法中,通过对图像进行卷积操作,可以得

到一组梯度图像。通过对梯度图像进行过零点检测,就能够得到相应的边缘图像。自 20 世纪 80 年代以来,以 Haralick、Huertas 和 Medioni 等为代表的学者对过零点的概念以及其在图像边缘检测领域的应用展开了研究。

5.6.2 过零点不变特性

图像处理领域中,过零点是指图像经过 Laplacian 算子或者 LoG 算子等二阶微分算子处理后,图像灰度值由正变为负或者由负变为正的位置。过零点具有以下特征和规律。

(1) 过零点通常出现在图像的边缘或者纹理区域,因为这些区域的灰度变化比较剧烈,容易产生二阶导数的符号变化。

(2) 过零点的数量和位置与二阶微分算子的尺度有关,尺度越大,过零点越少,位置越接近图像的主要边缘;尺度越小,过零点越多,位置越分散。

(3) 过零点可以用来检测图像的边缘和角点,因为边缘和角点是图像中灰度变化最明显的地方,也是图像的重要特征之一。过零点检测的优点是可以得到细致的边缘和角点信息;缺点是容易受到噪声的影响,需要进行平滑处理。

过零点还具有以下 3 种不变特性:模糊不变性、旋转不变性和尺度不变性。过零点的提取只涉及加、减、判断等运算,没有乘、除运算,计算量小。

过零点的结构如图 5-6 所示。

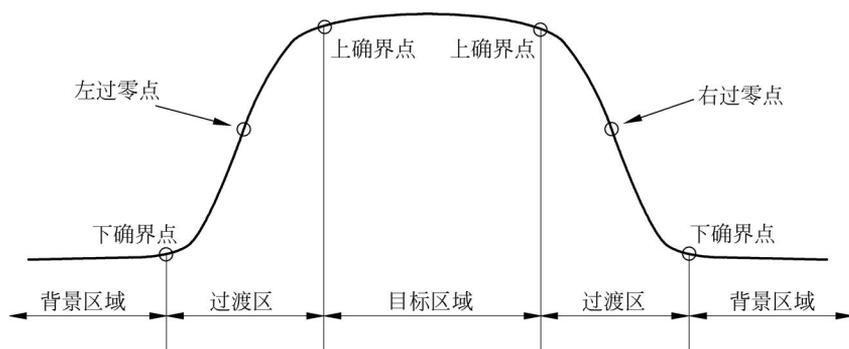


图 5-6 过零点的结构

过零点对: 图像目标与背景过渡区的法截面线上,由背景区域过渡到目标区域时称为左过零点,目标区域过渡到背景区域时称为右过零点,左、右过零点组成过零点对。

上、下确界点: 以过零点为中心,上确界点为目标与过渡区的交界点,下确界点为背景与过渡区的交界点。

理论边界线: 一系列连续的过零点构成了目标与背景的理论边界线。

在数字图像处理中,如果图像灰度变化剧烈,进行一阶微分则会形成一个局部的极值,由数学上的知识可知,对图像进行二阶微分则会形成一个过零点,并且在零点两边产生一个波峰和波谷。对于离散的图像数据,使用差分来计算过零点,将二阶差分改为多阶差分,可以使得算子对于图像的细节信息更加敏感。差分的计算公式为:

$$D(x_i) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_i -$$

x_{i+n}), 其中, N 为差分阶数。一个三阶的差分曲线如图 5-7 所示, x_{\min} 和 x_{\max} 分别对应过零点对的左过零点和右过零点。

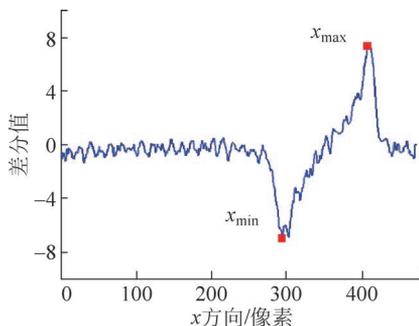


图 5-7 一个三阶的差分曲线

5.6.3 过零点特征在目标检测中的应用

过零点特征广泛应用于统一复原、路面车辙激光线提取、复杂背景下多旋翼无人机的要害部位检测等工程中, 能够保证方法的实时性及检测准确性。

利用过零点、过零点连续性、曲率峰值等多维特征, 通过反演计算, 实现非合作飞行目标要害部位的实时检测与跟踪。例如, 一种基于梯度与极值特征的过零点提取方法流程如图 5-8 所示。

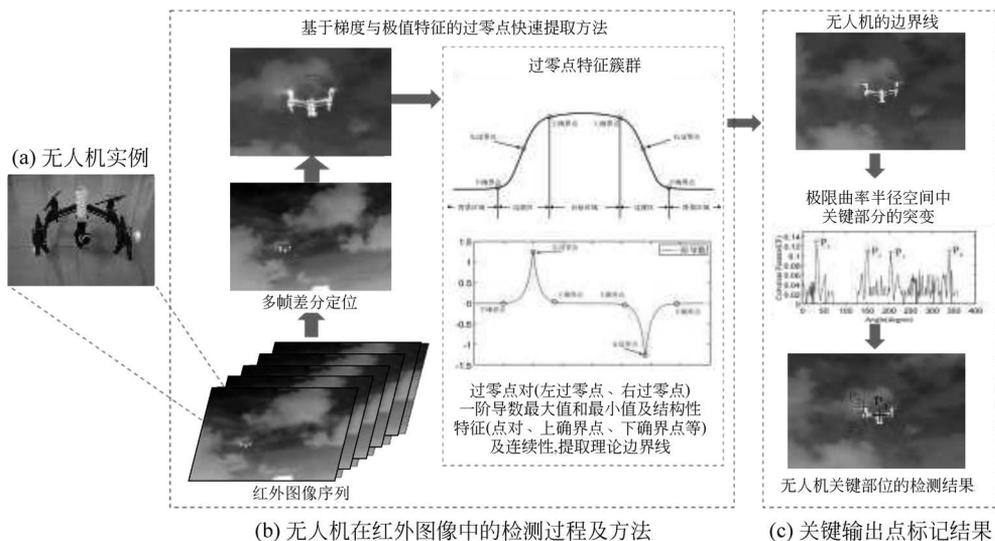


图 5-8 基于梯度与极值特征的过零点提取方法流程

一种非合作无人机的检测实例如图 5-9 所示。

空中非合作目标还包括侦察气球, 对侦察气球的检测示例如图 5-10 所示。

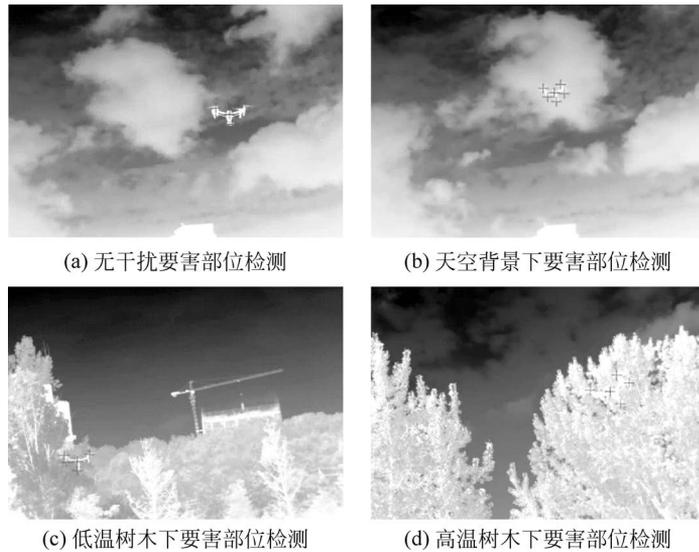


图 5-9 非合作无人机在不同条件下的要害部位检测实例

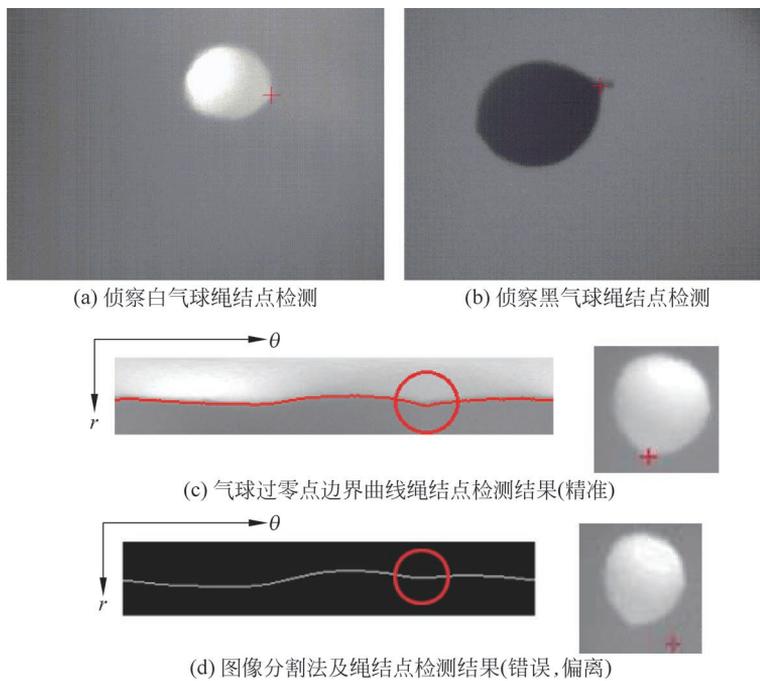


图 5-10 非合作侦察气球检测示例

参考文献

- [1] GONZALEZ R C, WOODS R E. 数字图像处理[M]. 4版. 北京: 电子工业出版社, 2020.
- [2] 章毓晋. 图像工程[M]. 4版. 北京: 清华大学出版社, 2018.
- [3] 洪汉玉. 现代图像图形处理与分析[M]. 北京: 中国地质大学出版社, 2011.
- [4] 阮秋琦. 数字图像处理学[M]. 3版. 北京: 电子工业出版社, 2013.

- [5] 龚声蓉,刘纯平,王强. 数字图像处理与分析[M]. 北京: 清华大学出版社,2006.
- [6] 陈汗青,万艳玲,王国刚. 数字图像处理技术研究进展[J]. 工业控制计算机,2013,26(1): 72-74.
- [7] 张铮,徐超,任淑霞,等. 数字图像处理与机器视觉[M]. 北京: 人民邮电出版社,2014.
- [8] 张德丰. 数字图像处理(MATLAB版)[M]. 北京: 人民邮电出版社,2015.
- [9] 余成波. 数字图像处理及 MATLAB 实现[M]. 重庆: 重庆大学出版社,2003.
- [10] 贾永红. 数字图像处理[M]. 武汉: 武汉大学出版社,2006.
- [11] 刘直芳,王运琼,朱敏. 数字图像处理与分析[M]. 北京: 清华大学出版社,2006.
- [12] 黄爱民,安向京,骆力,等. 数字图像处理与分析基础[M]. 北京: 中国水利水电出版社,2010.
- [13] 陈天华. 数字图像处理[M]. 北京: 清华大学出版社,2007.
- [14] 邓继忠,张泰岭. 数字图像处理技术[M]. 广州: 广东科技出版社,2005.
- [15] 章霄,董艳雪,赵文娟,等. 数字图像处理技术[M]. 北京: 冶金工业出版社,2005.
- [16] 吴国平. 数字图像处理原理[M]. 武汉: 中国地质大学出版社,2007.
- [17] 沈庭芝,方子文. 数字图像处理及模式识别[M]. 北京: 北京理工大学出版社,2007.
- [18] 王慧琴. 数字图像处理[M]. 北京: 北京邮电大学出版社,2006.
- [19] 李子奇,李玉婷,蔡英文. 数字图像处理与模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社,2004.
- [20] 袁韬,黄鹏飞,杨红卫. 数字图像处理[M]. 2版. 北京: 电子工业出版社,2019.
- [21] 陈康华. 数字图像处理[M]. 2版. 北京: 电子工业出版社,2013.
- [22] 何晓军,李洪涛. 数字图像处理[M]. 北京: 清华大学出版社,2012.
- [23] 曹健林,杨健,刘江. 数字图像处理与模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社,2018.
- [24] 王国胤,陈为. 数字图像处理[M]. 北京: 机械工业出版社,2006.
- [25] 孙进军,刘小波,封达. 数字图像处理技术及 MATLAB 实现[M]. 北京: 清华大学出版社,2013.
- [26] 李炳青,卢宏涛,马世豪. 图像处理与计算机视觉[M]. 北京: 清华大学出版社,2015.
- [27] HARALICK R M, SHANMUGAM K. Textural features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics,1973,3(6): 610-621.
- [28] ULABY F T, KOUYATE F, BRISCO B, et al. Textural information in SAR images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,1986,24(2):235-245.
- [29] HARALICK R M. Digital step edges from zero crossing of second directional derivatives[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1984,6(1): 58-68.
- [30] HUERTAS A, MEDIONI G. Detection of intensity changes with subpixel accuracy using Laplacian-Gaussian masks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1986,8(5): 651-664.