

浅述计算机视觉中的图像特征及提取方法

重庆邮电大学 软件工程学院 13001603 班

姜文泽 2016214052

摘要：计算机视觉是人工智能领域中的一个重要分支，更是人工智能的基础。人工智能领域中的信息多种多样，其中图片信息即视觉信息比其他信息如触觉、听觉信息要重要得多。本文将简要概述计算机视觉领域中图像操作所要进行的第一步——图像特征提取时的图像特征以及提取过程中所用到的方法。

关键词：计算机视觉；图像特征；特征提取方法

1 提取方法

1.1 直方图

直方图（Histogram）作为一个统计手段，具有一定的统计作用，同时其不仅可以表示一般数据的分布，也可以对图像的数据或特征进行统计，生成图像特征分布的直方图，譬如灰度、颜色、梯度（边缘）、形状、纹理、局部特征点和视觉词汇等。

一个直方图可以被划分为多个不同的区间（bin），区间具有一定的统计或物理意义，不同的区间也是不同的数据或特征的代表，其具体数值（高度）是一种统计量，如概率、频数或特定积累等。一般而言，区间的具体选取可以通过预定义或基于数据学习得到。

对图片数据生成的直方图，不同的区间具有不同的物理意义，如在图 1-1 中，区间从左到右依次表示灰度值从 0 到 255。

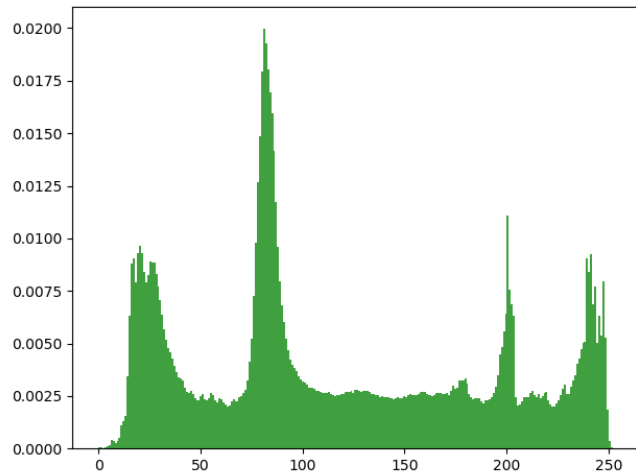


图 1-1 灰度直方图

直方图本质上是对图像的原始特征或数据进行降维，通过对其特征进行处理、对其数据分布进行建模，使数据具有一定的总结性，同时可以有效节省存储空间、简化运算量，更易于查看和分析，为进一步图像处理或分析做准备。

直方图的量化可以通过人工分割来实现，量化的过程就是一个调参的过程，人工分割方法简单高效，但区别于基于数据进行无监督学习的聚类算法，通过人工分割方法得到的量化区间存在一定程度上的量化问题：量化过宽会造成信息不精确、表达程度不细致，量化过细得到的数据表达力强，但同时有可能也会造成每个区间上的值较小、整体数据分布较稀疏、数据维度过高等影响，甚至影响后续计算。

1.2 聚类

聚类（Clustering）是一种可以取代直方图的特征提取方法，该方法可以通过基于数据的无监督训练得到更稳定的值。其目标是找到混合样本集中存在的内在的群组关系，即对对象集合分割分块或分组为不同的子集或类，使得类内关联性高，类间关联性差。

常用的聚类方法有 K-means 聚类、均值漂移聚类、基于密度的聚类（DBSCAN）、基于高斯混合模型的最大期望聚类（EM）、凝聚层次聚类和图团体检测等方法。

其中，K-means 主要用于初步测试，在数据量足够大的情况下，得到的数

据结果已经具有较高的准确性。**K-means** 方法是将数据集中的 n 个 d 维特征向量分成 k 组，使各分组内具有最小组内平方和：

$$\arg \min_S \sum_{i=1}^k \sum_{x \in S_i} \|x - \mu_i\|^2$$

其中， k 是一个超参数，无法基于数据直接学习出来，只能通过人工选择定义。

其具体提取方法如图 1-2 所示：

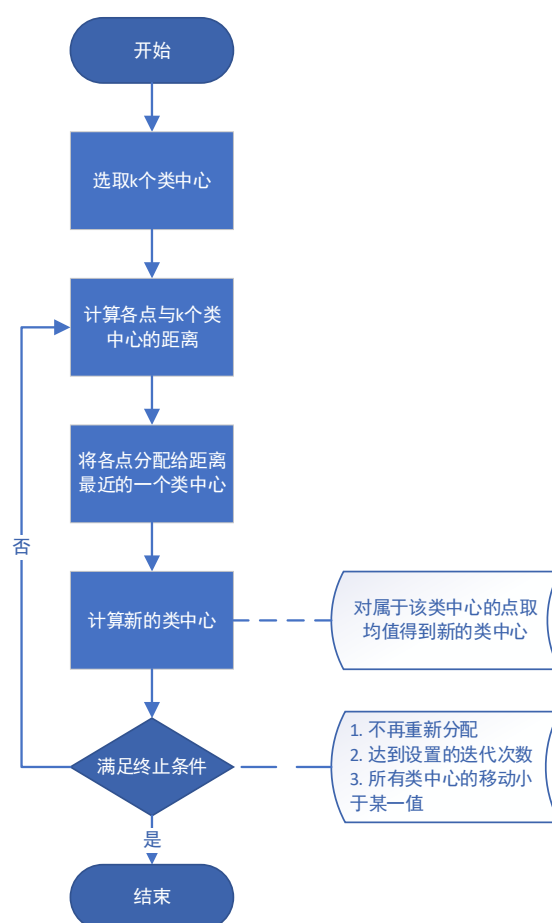


图 1-2 K-means 算法流程图

其优点是快速且易于实现，同时 **K-means** 算法的缺点也很明确，如对“噪声”和异常点较敏感，又由于 **K-means** 算法本质上是一个贪心算法，常常只能得到局部最优的结果，难以达到全局最优。所以该算法中 k 值的选取和初始中心的选取尤为重要， k 值可以通过多值尝试取聚类指标最优或提升转折点来选取，初始中心可以通过多次全随机取最优、最远选取或 **K-means++** 半随机等方法来进行选择。

2 图像特征

2.1 颜色特征

颜色特征是图像特征中的一种全局特征，它直观地描述了图像中物体的表面性质。但颜色对图像区域的方向、大小等变化不敏感，故颜色特征不能很好的表述图像中的局部特征。

颜色特征主要的提取方法有量化颜色直方图和聚类颜色直方图，两种方法的适用颜色空间不同，前者适用于 RGB 和 HSV 等均匀颜色空间，后者适用于 Lab 等非均匀空间。

量化颜色直方图的操作简单，计算高效，但存在量化问题，如果颜色相对单调还容易产生分布稀疏的问题，如图 2-3。比较图 2-1 和图 2-2 可以发现，在图片恢复时，颜色空间的量化单元中心值代表原始颜色值，所以重新生成的图片颜色会有一定误差。



图 2-1 原始图片



图 2-2 HSV 量化颜色直方图恢复图片

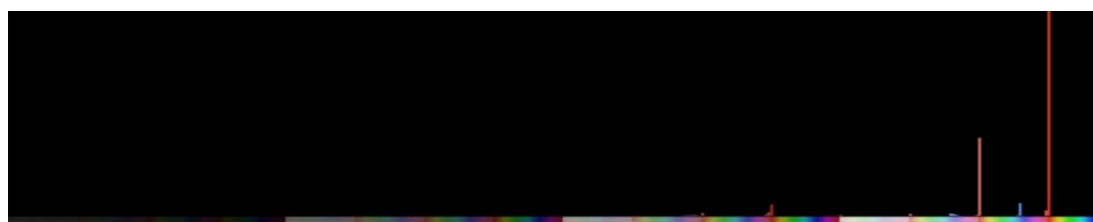


图 2-3 HSV 量化颜色直方图

对于 Lab 等非均匀空间，使用 K-means 聚类算法对所有像素点的颜色向量进行聚类，直方图的区间单元由聚类中心代表。对于图 2-4，也可以通过设置 k

值为 10 来收缩量化数量，生成的聚类颜色直方图如图 2-6，恢复色彩的图像对应像素点的颜色值为所属单元内所有颜色的均值，故恢复出的图片色差较小，如图 2-5。



图 2-4 原始图片 (Lab)



图 2-5 Lab 聚类颜色直方图恢复图片



图 2-6 Lab 聚类颜色直方图

2.2 几何特征

常见的几何特征有边缘 (Edge)、角点 (Corner) 以及斑点 (Blob)。

其中，边缘作为图像的重要特征，具有丰富的语义信息。边缘是指梯度、亮度、颜色交界处以及面与面相交、线与线相交等像素有明显变化的区域，即图像中某一特性在某一方向上分布的不连续处。边缘可以定义为像素值函数快速变化的区域，即一阶导数的极值区域，如图 2-7，对任一横截线求灰度值函数可以得到图 2-8，显然边缘区域位于 30 像素和 70 像素处。

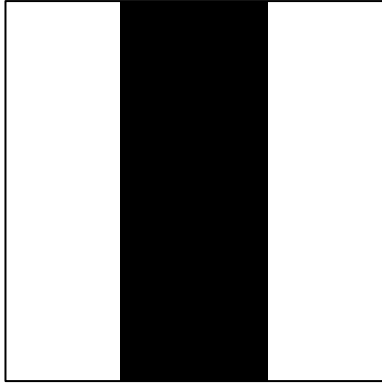


图 2-7 边缘图像

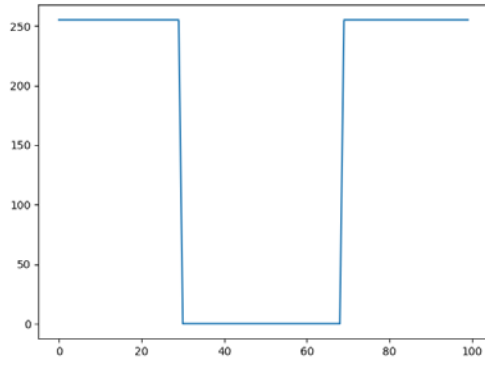


图 2-8 任一横截线的灰度值函数

对于复杂图片，可以先将彩色图像转化为灰度图像，再对其某一方向的灰度值函数求一阶导数，得到的一阶导数的高于某个阈值的极值区域即边缘区域。该阈值也是一个超参数，若阈值设置过低，边缘提取不精确，导致得到的边缘区域信息量过大，进而可能会导致计算量过大；若阈值设置过高，提取到的边缘区域过少，则会导致信息质量较低。

边缘提取时一阶导数对噪声极为敏感，故应先进行高斯去噪，再使用一阶导数获取极值。

角点是一种显著点，即在某方面属性特别突出的点。角点至目前为止还没有明确的数学定义，在本文中，角点区域被定义为在任何方向上移动某个框形区域（小观察窗），导致大的像素变动的区域，可以简单表示为以下数学模型：

往 (u,v) 方向偏移后窗内图像变化，公式表示为：

$$E(u,v) = \sum_{x,y} w(x,y) [I(x+u, y+v) - I(x,y)]^2$$

其中， $E(u,v)$ 为 Harris 角点响应值， $w(x,y)$ 为窗口函数， $I(x,y)$ 和 $I(x+u, y+v)$ 为框形区域移动前后的像素强度。

对计算得到的角点响应值 $E(u,v)$ 进行阈值化得到局部最大点。Harris 角点响应值相对于边缘提取是更高一层的特征值，它不受光照、平移、旋转这些尺度的影响。

斑点（Blob）可以理解为圆斑，通常可以利用拉普拉斯梯度求极值来计算斑点。同样的，斑点对噪声极其敏感，需要先做高斯去噪再进行进一步计算。

先进行高斯滤波再进行拉普拉斯滤波相当于直接对其进行二阶高斯导数

（LoG）滤波。公式表示为：

$$\nabla^2 (f(x, y) \otimes G(x, y)) = \nabla^2 G(x, y) \otimes f(x, y)$$

公式左侧为先进行高斯滤波，再进行拉普拉斯滤波；公式右侧为二阶高斯导数滤波。

2.3 纹理特征

纹理特征作为一种全局性的特征，具有可以反映物体表面的特性。纹理特征与角点类似，具有旋转不变性；但又区别于角点，具有良好的抗噪性能，同时有可能会受到光照或反射的影响。纹理特征的常用提取方法有方向梯度直方图（HOG）、局部二值模式（LBP）和 Gabor 滤波器组。

基于局部方格单元的方向梯度直方图通常适用于图像中的人体检测，图像中的几何和光学的变化不会影响图像提取的结果。该方法的优点是简单高效且不需要做高斯模糊。

局部二值模式一般应用于人脸特征的分析。它所计算出的二进制模型简单直观。只需将图像中每个像素点与周围的像素点进行比较阈值化即可得到 LBP 编码，具体流程如下：

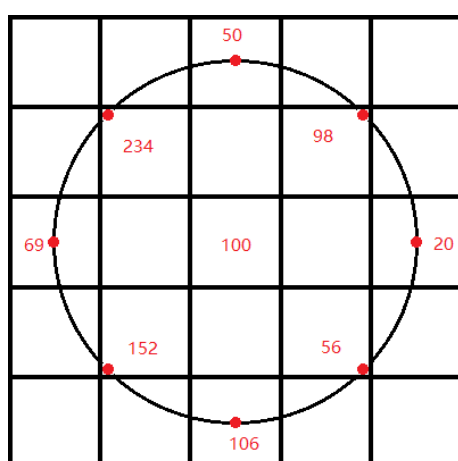


图 2-9 中心像素点的 LBP 编码（1）

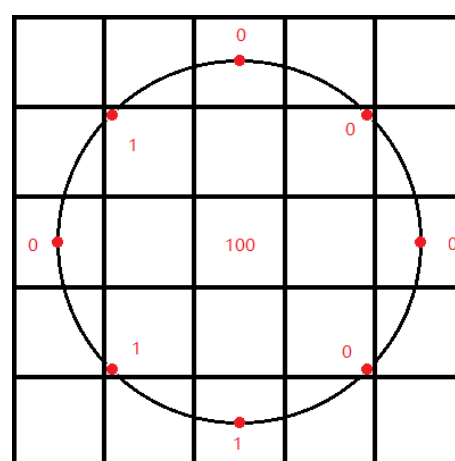


图 2-10 中心像素点的 LBP 编码（2）

以某个像素点为中心，画出半径为 r 的圆，在圆周上均匀采样 p 个点，与

中心像素点进行比较，将数值大小量化为 0 或 1，当小于中心像素点时量化为 0，反之量化为 1，将得到的多位 bit 按照顺（逆）时针组成一个数，该数即中心像素点的 LBP 编码，同时该数值可以作为直方图的一个 bin，遍历操作所有像素点，每有一个相同的 bin，该区间上的数值增加 1，最终可以得到一个描述图像纹理特征的直方图。如图 2-9 所示，以中心像素点为圆心，绘制了一个半径为 2 的圆，均匀采样 8 个点，通过比较具体数值可以量化为图 2-10，从中心像素点正上方的像素点按照顺时针进行编码，得到二进制编码 00001101，即为其中心像素点的 8bits 的 LBP 编码。

使用 LBP 方法可以得到图 2-11 的纹理特征图 2-12。

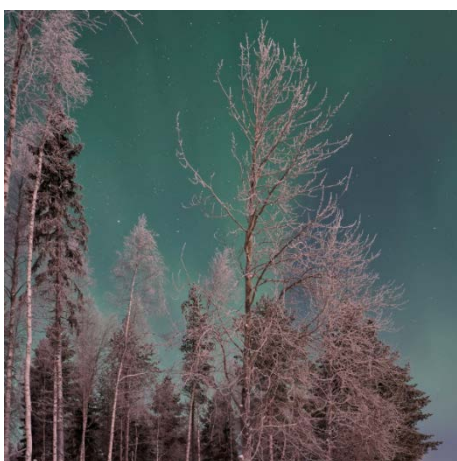


图 2-11 树

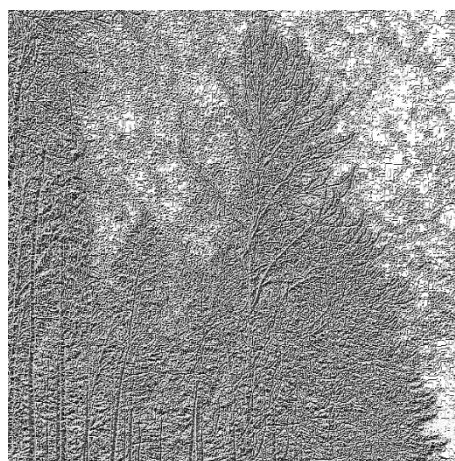


图 2-12 树的纹理特征（LBP）

Gabor 滤波器组在二维空间中本质上是高斯核函数和正弦平面波的乘积，因此其具有高斯核的特性。与人类的视觉系统类似，可以用多个滤波器捕捉多尺度多方向多频率的信息。

3 总结

计算机视觉作为人工智能的基础，特征提取更是其中的一个重要概念，即将图像中具有不同特征的像素点划分为不同的子集，使每个子集都具有不同的特性。随着时代的发展和提取方法的改进与优化，提取到的图像特征也越发精细准确，为图像处理的后续操作提供了更多的可能性。

参考文献

- [1] 张锡英, 车鑫. 图像颜色特征提取及其分类研究[J]. 安徽农业科学, 2014, 42(07): 2196-2198.
- [2] 李姗姗. 彩色图像边缘检测相关算法研究[D]. 西北大学, 2018.
- [3] 付念. 基于 LBP 的人脸图像识别检索算法[J]. 电子世界, 2018(23): 21-22.
- [4] 宋克臣, 颜云辉, 陈文辉, 张旭. 局部二值模式方法研究与展望[J]. 自动化学报, 2013, 39(06): 730-744.