

(1) 构建指标，建立数据集中任意图片的特征样本

解：鉴于图片特征的多样性与复杂性以及结合小组水平，在此选择三个比较有代表性的方面作为灰度图相似的研究指标。

1.灰度加权平均值

这个指标是从图片整体比较粗略简单地对不同灰度图进行相似性比较。

求解方法为：

$$\frac{\sum \text{灰度值} \times \text{频数}}{\text{像素总点数}}$$

对该指标的评价：

较为粗略地代表一张灰度图的灰度值，可用于初步地判断图片之间的相似度，过滤掉灰度值相差太大的图片，但由于“分辨率”太低，对于太近似的图片还是难以得出相似度比较结果，还需进一步构建其他指标进行相似度分析。

2.平均哈希值

这个指标是从灰度图的整体对图片评价，图片的所有灰度值都需参与到值的计算中。

原理与求值过程：

统计灰度图每个点的灰度值，求出整张灰度图的均值，对每一个点的灰度值与均值比较，如果该点灰度值不小于均值，则平均值哈希加入1，否则，平均哈希值加入0。最后再将这些比较的结果组合在一起即可构成一个n位的整数（n位图片的像素数目），即是该图像的哈希指纹。

对于这个指标的评价：

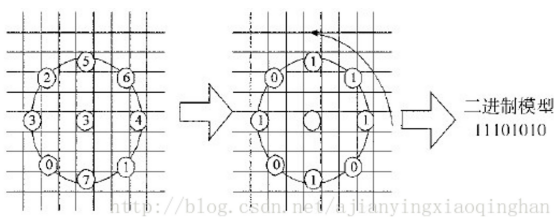
哈希指纹的生成位可以是随意的，但是必须保证所有用来匹配的图像指纹都采用了同样位序，这样才具有可比性。通过不同图像的哈希指纹之间的差异位数来对比、求得汉明距离，从而得出不同图像之间的相似度（若汉明距离为0，则表示这两张图片非常相似，如果汉明距离小于5，则表示有些不同，但比较相近，如果汉明距离大于10，则表明这两张图片完全不同）。如果图片放大或缩小，或改变纵横比，结果值也不会改变。增加或减少亮度或对比度，或改变颜色，对哈希值都不会有太大的影响，故这个指标最大的优点在于计算的速度快。

3.LBP (Local Binary Pattern)向量

这个指标是从局部的纹理对图片之间的相似度进行分析比较，是在前面两个指标基础上进一步深入比较相似的纹理。

原理：

窗口中心的像素点作为中心，该像素点的像素值作为阈值。然后将周围8个像素点的灰度值与该阈值进行比较，若周围某像素值大于中心像素值，则该像素点位置被标记为1；反之，该像素点标记为0。如此这样，该窗口的8个点可以产生8位的无符号数，这样就得到了该窗口的LBP值，该值反应了该窗口的纹理信息。如下图所示：



LBP算法的计算公式如下：

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p, \quad s(x) = \begin{cases} 1 & : x \geq 0 \\ 0 & : x < 0 \end{cases}$$

求值步骤：

- 图像划分为若干个10*10的图像子块，计算每个像素的LBP值；
- 对每一个子块进行直方图统计，得到10*10图像字块的直方图；
- 对所有的图像子块直方图进行归一化处理；

- 连接所有的字块归一化直方图，得到了整幅图的纹理特征。

对该指标的评价：LBP保留了图片各个块的局部特征，而不是以一个整体的标准进行比较，这样的处理会比前两种的指标更加细致深入，对相似度的分析精度更高些，同时也会相较前两个指标更复杂些，处理步骤稍微繁琐些。

(2) 在 (1) 基础上进行任意两张图片相似度度量，形成模糊相似关系

解：对于 (1) 中构建的三种指标，将分别采取以下的处理方式来得得到最后的相似度代数值。

- 平均值哈希--用汉明距离表示两个均值哈希比较结果：1 - 汉明距离/串长
- 灰度加权平均值--用相对距离表示两个灰度加权平均值的比较结果： $\frac{1 - |\text{图片1的灰度加权平均值} - \text{图片2的灰度平均值}|}{256}$
- LBP向量--夹角余弦法表示两个LBP向量的比较结果

最后，再将以上的三类指标加权处理获得最后的相似度比较依据：

相似度代数值=0.34*均值哈希+0.61*灰度加权平均值+0.05*LBP向量夹角余弦后的结果

(3) 在 (2) 基础上利用传递闭包法，对所有图片进行聚类，并利用已有标签分类进行验证，给出聚类评估的相关指标

解：依照 (2) 的方法可以依次求出每两张图片的相似度代数值，进而获得这些图片的模糊相似矩阵R,利用传递闭包法对该矩阵R处理，最终得到R的闭包CR。查看CR由多少个等价类组成从而求得这些图片集可以划分为多少个聚类。

经过系列的编程实践发现：

当参数 λ （用于截集）= 0.79，各项指标的权重分别为0.34,0.61,0.05时，分类效果最符合实际情况，不排除还有其他最合适的参数。