拓展资源 10.4　补 充 内 容

10.4.1　颜色累加直方图

设图像 f 的像素总数为 N，灰度等级数为 L，灰度为 k 的像素全图共有 N_k 个，那么

$$h_k = \sum_{i=0}^{k} \frac{N_i}{N} \qquad k=0，1，\cdots，L-1$$

称为 f 的灰度累加直方图。

颜色累加直方图是颜色特征的另一种表示方法，一般情况下它比颜色直方图的描述能力更好一些。

10.4.2　颜色主色特征

根据视觉心理学理论，人眼在观察一幅图像时，视觉系统善于抓住具有代表性的色彩特征，而忽略次要的色彩细节。图像的主色是指在图像中占有量较大，且在图像内容表达中起到较重要作用的颜色。一幅图像主色的数目一般在几种到几十种之间。确定了图像主色之后，将所有像素归并到颜色距离最近的主色，得到图像的主色图，以图像主色图的颜色特征作为图像的颜色特征。这样得到的颜色特征既能反映图像的颜色特性，又大大降低特征向量的维数。

10.4.3　颜色—空间描述

颜色直方图是图像的全局统计特征，完全不同的两幅图像可能具有相同的颜色直方图，可见颜色直方图仅包含图像的颜色信息，而不包括图像的空间分布信息。为此提取图像的颜色及其空间分布信息显得十分必要，这就是颜色—空间特征。

1. 分块颜色特征

人为地将图像划分成适当的分块，然后为每个分块提取相应的局部颜色特征，如分块的颜色直方图或分块的颜色矩。

2. 颜色关联图

Jing Huang 等提出颜色关联图，类似于灰度共生矩阵，以颜色和距离确定一个表，颜色对(c_i,c_j)表的第 k 个项表示与颜色 c_i 距离为 k 的颜色 c_j 在图像中出现的概率。

设 I 为 $n\times n$ 图像，被量化成 m 个颜色值 c_1，c_2，$\cdots$，c_m。对于一个像素点 $p=(x, y)\in I$，记 $I_c=\{p \mid I(p)=c\}$。对于任意两个像素点 $p_1 =(x_1, y_1)$，$p_2 =(x_2, y_2)$，定义$|p_1 - p_2|=\max\{|x_1- x_2|, |y_1- y_2|\}$。将$\{1，2，\cdots，n\}$记为$[n]$。对于预先给定距离 $d\in[n]$，$i, j\in[m]$，$k\in[d]$，则图像 I 的颜色关联图定义为

$$\gamma_{c_i,c_j}^{(k)} = \underset{p_1 \in I_{c_i}, p_2 \in I}{P_r} [p_2 \in I_{c_j} \int | p_1 - p_2 |= k]$$

式中，P_r 表示求概率运算。对于给定图像的颜色值为 c_i 的像素，$\gamma_{c_i,c_j}^{(k)}$ 得到了与给定颜色值为 c_j 的像素距离为 k 的概率。

若 c_i=c_j，则颜色关联图变成了颜色自关联图。颜色自关联图只捕获相同颜色之间的空间联系，更易于计算。

3. 空间颜色直方图

Cinque 提出了空间颜色直方图（Spatial-Chromatic Histograms，SCH）来描述相同的颜色值在图像中的分布情况。

设 A_i 是像素值为颜色级 i 的像素点的集合，该集合的像素点的个数为$| A_i |$, $c(i)$=(x_i, y_i) 表示该集合的重心，$\sigma(i)$为集合点对 c_i 的标准偏差，x_i, y_i, $\sigma(i)$ 定义为

$$\overline{x}_i = \frac{1}{|A_i|} \sum_{(x,y)\in A_i} x \;;\; \overline{y}_i = \frac{1}{|A_i|} \sum_{(x,y)\in A_i} y$$

$$\sigma(i) = \sqrt{\frac{\sum_{(x,y)\in A_i} ((x-\overline{x}_i)^2 + (y-\overline{y}_i)^2)}{|A_i|}}$$

图像 I 的空间颜色直方图定义为 ($h^I(i)$，$c^I(i)$，$\sigma^I(i)$，⋯，$h^I(k)$，$c^I(k)$，$\sigma^I(k)$)，其中 k 是颜色级的数目，$h^I(i)$、$c^I(i)$、$\sigma^I(i)$分别为颜色级为 i 的颜色直方图、重心和空间分布（i=0,1,2,⋯,k–1）。

图像 Q 和 I 之间的相似性度量定义为

$$f_s(Q,I) = \sum_{i=0}^{k-1} \min(h^Q(i), h^I(i)) \times \left[\frac{\sqrt{2} - \sqrt{(\overline{x}_i^Q - \overline{x}_i^I)^2 + (\overline{y}_i^Q - \overline{y}_i^I)^2}}{\sqrt{2}} + \frac{\min(\sigma^M(i), \sigma^I(i))}{\max(\sigma^M(i), \sigma^I(i))} \right]$$

10.4.4　灰度-梯度共生矩阵纹理描述

梯度是灰度的变化率，也与灰度的空间分布有关，特别是与图像中的边缘及目标的轮廓密切联系，所以在图像纹理特征的描述中起着重要作用。类似于灰度值和梯度值直方图，可以通过计算图像的灰度—梯度共生矩阵以反映图像中具有特定空间联系的像素对的灰度—梯度分布，并以此进一步构建纹理描述符。可以定义灰度—梯度共生矩阵为{$Q(i, j)$; i=1,2,⋯,N, j=1,2,⋯,N}，其中每个元素表示具有灰度为 i，梯度为 j 的像素点数。这里梯度值可用梯度算子计算，同时要归一化到与灰度值相当的范围。

借助图像的灰度—梯度共生矩阵可以得到以下 15 个纹理描述。

（1）小梯度优势

$$\boldsymbol{W}_1 = \frac{1}{\boldsymbol{Q}} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \frac{\boldsymbol{Q}(i,j)}{j^2}$$

式中

$$\boldsymbol{Q} = \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} Q(i,j)$$

（2）大梯度优势

$$\boldsymbol{W}_2 = \frac{1}{Q}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} j^2 Q(i, j)$$

（3）灰度分布不均匀性

$$\boldsymbol{W}_3 = \frac{1}{Q}\sum_{i=1}^{N}\left[\sum_{j=1}^{N} Q(i, j)\right]^2$$

（4）梯度分布不均匀性

$$\boldsymbol{W}_4 = \frac{1}{Q}\sum_{j=1}^{N}\left[\sum_{i=1}^{N} Q(i, j)\right]^2$$

（5）能量

$$\boldsymbol{W}_5 = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} Q^2(i, j)$$

（6）灰度均值

$$\boldsymbol{W}_6 = \sum_{i=1}^{N} i\left[\sum_{j=1}^{N} Q(i, j)\right]$$

（7）梯度均值

$$\boldsymbol{W}_7 = \sum_{j=1}^{N} j\left[\sum_{i=1}^{N} Q(i, j)\right]$$

（8）灰度均方差（标准差）

$$\boldsymbol{W}_8 = \sqrt{\sum_{i=1}^{N}(i - W_6)^2\left[\sum_{j=1}^{N} Q(i, j)\right]}$$

（9）梯度均方差（标准差）

$$\boldsymbol{W}_9 = \sqrt{\sum_{j=1}^{N}(j - W_7)^2\left[\sum_{i=1}^{N} Q(i, j)\right]}$$

（10）相关性

$$\boldsymbol{W}_{10} = \frac{1}{W_6 W_7}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}(i - W_6)(j - W_7) Q(i, j)$$

（11）灰度熵

$$\boldsymbol{W}_{11} = -\left\{\sum_{i=1}^{N}\left[\sum_{j=1}^{N} Q(i, j)\right]\log\left[\sum_{j=1}^{N} Q(i, j)\right]\right\}$$

（12）梯度熵

$$\boldsymbol{W}_{12} = -\left\{\sum_{j=1}^{N}\left[\sum_{i=1}^{N} Q(i, j)\right]\log\left[\sum_{i=1}^{N} Q(i, j)\right]\right\}$$

（13）混合熵

$$\boldsymbol{W}_{13} = -\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} Q(i, j)\log Q(i, j)$$

（14）差分矩

$$\boldsymbol{W}_{14}=\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}(i-j)^{2}Q(i,j)$$

（15）逆差分矩（均匀性）

$$\boldsymbol{W}_{15}=\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\frac{1}{1+(i-j)^{2}}Q(i,j)$$

10.4.5　纹理谱

Dong-Chen He 等提出纹理谱用于纹理分析，是图像纹理的另一特征表示法。在这种表示方法中，一个给定像素和它的邻域的局部纹理信息由对应的纹理模式表示，对整个图像的所有纹理模式的统计将揭示图像的纹理特性。

考虑像素点(i，j)的 3×3 邻域，如图 10.1 所示，其中 I_4 表示图像在该像素点的灰度值，$I_0, I_1,\cdots, I_8$ 分别表示它及其邻域内的 9 个像素的灰度值。

以邻域内像素点的灰度沿水平方向的变化情况来定义该像素点的纹理单元 TU，TU={E_1，$E_2,\cdots, E_8$}，其中：

$$E_k=\begin{cases}0, & if\ |I_k-I_{k-1}|\leqslant T_I\\ 1, & if\ |I_k-I_{k-1}|>T_I\end{cases}\qquad \text{对于 } k=1,\cdots,8$$

I_0	I_1	I_2
I_3	I_4	I_5
I_6	I_7	I_8

图 10.1　图像像素(i，j)处的 3×3 邻域

式中，T_I 为正的阈值常数。纹理单元的定义方法注重像素灰度的显著变化，这符合人类视觉系统对图像纹理的感知。

上述每个纹理单元的每个元素 E_k 都有两种可能的取值，则纹理基元共有 2^8=256 种可能值。定义这个像素的纹理模式为

$$r(i，j)=\sum_{k=1}^{8}E_k\times 2^{k-1}$$

式中，$r(i,j)$可以唯一地表示图像在该像素点处的纹理模式，即像素灰度在此 3×3 邻域中的变化状况。已知 $r(i,j)$的取值范围为 R={0,1,2,⋯,255}，统计图像中所有像素点的纹理模式的概率分布，即可得到图像的纹理谱，该纹理谱中共有 256 个不同的值级。

对于图像的每个像素点(i,j)，它的纹理模式值为 $r(i,j)$，统计图像中的所有 $r(i,j)\in R$={0，1，2，⋯，255}(i=0,1,⋯,m, j=0,1,⋯,n)，得到图像的归一化的纹理谱为

$$H_{nr}(r)=\frac{1}{mn}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\delta(r(i,j)-r)\qquad \forall r\in \mathrm{R}$$

式中，$\delta(x)$是单位冲击函数。