

DOI: 10.7652/xjtuxb201904017

多特征融合的图像格贴近度匹配方法

肖满生, 肖哲, 万烂军
(湖南工业大学计算机学院, 412007, 湖南株洲)

摘要: 针对目前基于内容的图像检索方法中存在噪声、边界划分模糊及相似匹配算法复杂而检索精度不高的问题,提出了一种多特征融合的格贴近度图像内容匹配方法。为了抑制噪声,对像素间的灰度关系 S_g^o 与空间关系 S_s^o 进行合成,提出了邻域窗口像素灰度特征描述子;为了对组成图像的对象边界进行分割,设计了一个像素密度分布特征描述子;在对图像的灰度、纹理及密度特征进行融合的基础上,提出了一种格贴近度图像匹配方法,实现了两图像相似性比较。实验结果表明:在灰度图像的相似性检索中,多特征融合的格贴近度匹配方法与特征压缩匹配及兴趣区域匹配等其他方法相比,平均归一化修正检索秩低 10% 左右,查准率-查全率综合评价指标高 5% 左右,该方法不仅设计简单,而且具有较高的检索精度。

关键词: 格贴近度;特征融合;灰度特征描述子;纹理

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)04-0115-07

A Method of Image Content Matching with Lattice Closeness and Multi-Feature Fusion

XIAO Mansheng, XIAO Zhe, WAN Lanjun
(School of Computer Science, Hunan University of Technology, Zhuzhou, Hunan 412007, China)

Abstract: An image content matching method with lattice closeness and multi-feature fusion is proposed to improve the problem of low retrieval performance in content-based image retrieval. Firstly, an original image is scaled and segmented by clustering to obtain various objects of the image. Then, a gray feature descriptor is defined taking pixel gray and spatial relations into account. The texture and pixel density distribution of the object are integrated, and a set of feature vectors is obtained according to their weights. Lastly, the matching degree of the image is calculated based on lattice closeness. Theoretical analysis and experimental results show that this method has higher retrieval precision in the similarity matching retrieval of gray images.

Keywords: lattice closeness; feature fusion; gray feature descriptor; texture

图像检索通常包含基于标注的图像检索(ABIR)与基于内容的图像检索(CBIR)^[1]。ABIR 方法需要手动地进行标记或描述,不但耗时,而且部分图像很难准确地用简单关键词进行标注和描述,因此其应用受到限制^[2-3]。CBIR 方法根据图像的纹理、灰度或颜色特征进行检索,因检索效率比 ABIR 方法高,近年来已越来越受到学者们的青睐,并出现了很多与 CBIR 方法相关的具体方法^[4-7]。

在有关 CBIR 方法的研究中,目前基于纹理特征的图像分析与识别方法在场景图像、遥感图像和医学图像等领域有着重要的应用,国内外专家提出了许多基于此技术的图像分析识别方法^[1,4,8-13],如 Nishant 等在图像特征区域划分中提出了利用用户兴趣度来选择区块,并用区块的纹理特征来定义区域向量,从而有效地完成图像内容的匹配和识别^[4]; Elalami 利用色彩共生矩阵(CCM)提取纹理特征来完成图像检索^[1]; Mehta 等采用局部多项式逼近技术的尺度自适应变换方法描述纹理特征来识别人脸^[9]; Martinez-Murcia 与 Samiee 等基于灰度共生矩阵(GLCM)来提取纹理信息,并在医学病理图像的识别检测中进行了应用^[10-11];而黄明明则提出一种新的加权中心对称局部三值模式(WCS-LTP),融合图像局部形状和纹理信息来更准确地描述图像^[13]。

上述这些方法都是从纹理的角度对图像内容进行处理和识别,由于纹理仅反映像素的局部空间分布特征,并未考虑像素本身的灰度、空间的位置情况及组成图像中各对象的形状,因此识别效率不高,识别精度普遍不超过 80%,个别方法在 50% 以下。此外,颜色也是图像最重要的特征,但提取颜色特征时,很多方法只考虑了像素的灰度信息,没有考虑邻近像素对视觉的影响,且需要进行颜色量化处理,导致特征维数过高、计算复杂^[14-15],尽管如文献[16]所提出的颜色矩阵方法简单有效,不需要对颜色量化,特征维数也低,但在实验中发现,该方法单独进行图像检索时效率较低。

基于此,在文献[1]与文献[4]所提方法的基础上,提出了一种基于多特征融合的格贴近度图像内容匹配方法,该方法计算简单、易于实现,具有较好的图像检索性能。

1 图像预处理

由于图像集中各图像大小不一,组成图像的对象多而复杂,因此进行图像匹配前,应先进行预处理,即利用最邻近插值图像缩放算法对原始图像进行缩放,在尺寸一致的基础上进行图像分割,得到图像中的各对象也即后续图像匹配的基元。但是,利用该算法处理时所求得的像素点位置存在小数,如按四舍五入处理,则图像缩放存在严重失真。因此,考虑局部性原理,本文采用 8-邻域法来进行图像缩放,即在处理时以原图像中源像素点为中心,计算其 8-邻域像素(包含本身共 9 像素)的平均灰度值,以此作为源像素点所对应的缩放后目标点的像素值。

进一步针对不同图像的组成对象多而复杂的情况,采用 FCM 算法^[17-18]对缩放后的图像进行聚类分割,得到图像的各个子对象以便于匹配。

2 图像特征描述

常见的基于内容的图像特征有颜色(灰度)特征、纹理特征及像素空间密度特征等。纹理是一种局部特征,是图像中所对应物体表面特征结构的反应,但纹理不能表达像素固有的灰度信息和密度分布情况;颜色(灰度)是图像内容的最基本特征,它描述了图像中各像素的表现,但仅仅考虑像素本身的灰度不能很好地表现图像中的对象情况,还必须结合它的邻域像素。为了更好地识别图像,本文提出了一种灰度特征描述子,结合图像纹理、像素密度分布提取相关特征。

2.1 灰度特征描述子

图像中各像素与其邻域像素存在着联系。一幅颜色分布均匀的图像,其邻域像素间灰度差别小,它们属于同一类的可能性较大,而像“万绿丛中一点红”这样的图像,红色与周围的像素颜色差别大、联系小,它们属于同一类的可能性较小^[19]。另外,图像中的噪声点与周围正常像素点的差别也很大。因此,对图像内容的描述除了要考虑像素本身的灰度外,还要兼顾邻域像素的关系。设某一像素集 X , i 和 j 分别为 X 中的像素点,即 $i, j \in X$, 其灰度分别表示为 x_i, x_j , 且 j 为 i 的某一邻域窗口内的像素点,则像素点 i 的灰度特征表示为

$$g_i = \frac{\sum_{j \in N_i} (S_{ij} x_j)}{N_R \sum_{j \in N_i} S_{ij}} \quad (1)$$

式中: N_i 表示落在像素点 i 的邻域窗口内的像素集合; N_R 是像素集 N_i 的基数,即邻域的大小,可取 8、16、24 等,一般情况下, N_R 的值为 8,即 i 的 8-邻域像素, S_{ij} 表示像素点 i 与其邻域像素点 j 的关系,它由像素间的灰度关系和空间关系合成,表示如下

$$S_{ij} = \begin{cases} S_{ij}^s S_{ij}^g, & j \neq i \\ 1, & j = i \end{cases} \quad (2)$$

式中: S_{ij}^s 表示两像素点 i, j 的空间关系; S_{ij}^g 表示两像素点的灰度关系。

定义 1 像素空间关系 设 (q_i, q_i) 表示像素点 i 的位置坐标, (p_j, q_j) 表示像素点 j 的位置坐标,则空间关系 S_{ij}^s 可定义为

$$S_{ij}^s = \exp\left(\frac{-\max(|p_j - p_i|, |q_j - q_i|)}{\lambda_s}\right) \quad (3)$$

式中: λ_s 为像素空间关系求值的规范化比例因子。通常情况下, λ_s 的大小由像素坐标值的大小决定,目的是使 S_{ij}^s 的值控制在 $[0,1]$ 合理区间内,如可选取 $\lambda_s=1$,从式(3)可以看出,两像素点位置越靠近,其值越大,当两像素点位置之差趋向于0,即两像素合二为一时, $S_{ij}^s \rightarrow 1$ 。因此,只要适当调整比例因子 λ_s ,就可使 S_{ij}^s 的值合理分布在 $[0,1]$ 区间内。

定义2 像素灰度关系 两像素点 i,j 之间的灰度关系 S_{ij}^g 定义如下

$$S_{ij}^g = \exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{\lambda_g \sigma_g^2}\right) \quad (4)$$

式中: λ_g 是一个只影响 S_{ij}^g 的规范化因子,通过选取合适的 λ_g 从而使 S_{ij}^g 合理分布在 $[0,1]$ 区间内,一般情况下可取 $\lambda_g=1$; $\|x_i - x_j\|$ 为两像素灰度值之差; σ_g 是一个可以影响到 S_{ij}^g 的全局型比例因子,表示像素之间的分离量差,使用像素集的均方差来计算,公式如下

$$\sigma_g^2 = \frac{\sum_{i=1}^n \|x_i - \bar{x}\|^2}{n}, \quad \text{且 } \bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (5)$$

式中: n 为集合 X 中所有像素个数; $\bar{x}$ 为其像素灰度均值。通过分析式(4)可知,两像素灰度值越接近, S_{ij}^g 值越大,当两像素的灰度相等时, $S_{ij}^g=1$ 。

2.2 纹理特征描述子

Haralick等提出灰度共生矩阵(GLCM)来描述图像的纹理特征,矩阵中的元素 $m_{d,\theta}(i,j)$ 表示图像 I 中两像素点 i,j 的欧氏距离为 d 、角度为 θ 的像素对的个数,具体表达式为

$$m_{d,\theta}(i,j) = \# \{ (i_x, i_y), (j_x, j_y) \in I \mid I(i_x, i_y) = x_i, I(j_x, j_y) = x_j, \sqrt{(i_x - j_x)^2 + (i_y - j_y)^2} = d, \arctan((j_y - i_y)/(j_x - i_x)) = \theta \} \quad (6)$$

其中 $I(i_x, i_y)$ 表示图像 I 中坐标位置为 (i_x, i_y) 的像素灰度值。令 $d=1, \theta$ 分别为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$,得到4个不同方向的灰度共生矩阵 $P_{d,\theta}$,即 $P_{1,0^\circ}, P_{1,45^\circ}, P_{1,90^\circ}, P_{1,135^\circ}$,并对矩阵中每个元素 $p(i,j)$ 进行归一化处理

$$p(i,j) = \frac{m_{d,\theta}(i,j)}{R} \quad (7)$$

式中: R 为归一化常数,常取矩阵中所有满足给定 d, θ 的灰度像素对之和,即

$$R = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L m_{d,\theta}(i,j) \quad (8)$$

Haralick基于GLCM提出了14个统计特征,

本文根据图像匹配的需要,选取其中4个有代表性的特征,即角二阶矩(ASM)、逆差矩(IDM)、相关性(COR)、熵(ENT),分别用 f_1, f_2, f_3, f_4 4个特征描述子表示,有关这些特征描述子的表示方法见文献[8]等。将这4个特征采用高斯归一化方法对其进行归一化处理

$$f_h = \frac{f_h - \bar{f}_h}{\xi_h} \quad (9)$$

式中: $\bar{f}_h (h=1,2,3,4)$ 为各特征 f_h 的均值; ξ_h 为 f_h 所对应的高斯归一化尺度因子。这里取 f_1, f_2, f_3, f_4 特征值的方差,这4个特征分别从不同的角度表达图像的结构特点,但不同特征在表达不同图像的纹理信息时,其重要程度是不一样的,因此采用特征加权的方法来对上述4个纹理特征进行合成

$$T_k = \lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2 + \lambda_3 f_3 + \lambda_4 f_4 = \sum_{h=1}^4 \lambda_h f_h \quad (10)$$

式中: λ_h 为对应各特征的权重,满足 $\sum_{h=1}^4 \lambda_h = 1$ 。 λ_h 的设定可根据所分析图像的实际情况给定,也可以根据实验测定,当图像纹理分布均匀细密时,ASM特征明显,应将其重要性适当增大,而当图像纹理清晰、分布规律性较强时,应将IDM特征的重要性适当增大。

2.3 像素密度特征描述子

像素密度特征主要描述同一灰度级的像素在邻近区域内分布的密集程度,其分布越多越密集,越能清晰地表现出图像中的某个对象的形状^[20],鉴于此,本文设计了一个样本密度分布函数来描述该问题。

设图像中某对象 Q_k 的中心像素点 k (即FCM聚类分割中的聚类中心)与其邻近像素点 j 之间的欧氏距离为 $d_{jk} = |x_j - x_k|$ (x_k, x_j 分别代表两像素点灰度值),则以像素点 k 为中心的密度分布函数可定义为

$$Z_k = \frac{\sum_{i=1, j \neq k}^{n^k} 1}{d_{jk}} \quad (11)$$

式中 n^k 为 Q_k 中像素数。从式(11)可以看出,对象 Q_k 中像素点越多,即 n^k 越大,像素点 k 周围的像素灰度值与 x_k 越接近, $d_{jk} \rightarrow 0$,则 Z_k 值越大,由于 j 是中心像素点 k 的邻近像素,不代表 k 本身,即 $x_k \neq x_j$,从而有 $d_{jk} \neq 0$ 。因此, Z_k 表示对象中像素的密度分布特征,它也是图像相似匹配计算的指标之一。

3 基于多特征融合的格贴近度图像相似匹配

3.1 格贴近度及多特征融合

格贴近度^[21]是模糊集理论中的一种模式识别方法,它按“择近原则”对相关数据集进行分类,一般用于群体模型的识别,其计算简单、识别效率高。设对象 A 、 B 的特征向量分别为 $\mathbf{A}=(a_1, a_2, \dots, a_n)$, $\mathbf{B}=(b_1, b_2, \dots, b_n)$, 其中 a_i, b_i 分别为对象 A, B 的特征属性,则 A, B 的格贴近度定义为

$$N(A, B) = (\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}) \wedge (\mathbf{A}^c \cdot \mathbf{B}^c) \quad (12)$$

式中: $N(A, B)$ 为 A, B 的格贴近度; $\mathbf{A} \cdot \mathbf{B} = \bigvee_{i=1}^n (a_i \wedge b_i)$ 为对象 A, B 的内积,这里 $\vee$ 表示析取(取较大值), $\wedge$ 表示合取(取较小值); $\mathbf{A}^c, \mathbf{B}^c$ 为 A, B 的余运算, $\mathbf{A}^c \cdot \mathbf{B}^c = \bigvee_{i=1}^n ((1-a_i) \wedge (1-b_i))$ 。

从格贴近度的定义可知,对象间的格贴近度越大,表示对象越接近,因此可以用格贴近度来判断两图像的匹配程度。一幅图像中包含多个不同对象,将对象的像素灰度特征(式(1))、合成后的纹理特征(式(10))及像素密度特征(式(11))融合组成对象的特征向量集,即对象 Q_k 的特征向量集为 $\mathbf{O}_k = \{T_{Q_k}, D_{Q_k}, Z_{Q_k}\}$, 其中 $T_{Q_k}, D_{Q_k}, Z_{Q_k}$ 分别代表对象 Q_k 的合成纹理特征、像素灰度特征、像素密度特征,并将该对象作为待匹配的查询对象。同时从图像集中提取另一图像的相应对象 G_k 的特征向量集设为 $\mathbf{G}_k = \{T_{G_k}, D_{G_k}, Z_{G_k}\}$, 利用式(12)求出两对象的格贴近度 $N(Q_k, G_k)$ 。同样,考虑到不同对象的这3种特征在计算中的重要程度不一样,因此,在融合对象特征向量中设一权重因子,用来标识其重要程度,即 $\mathbf{Q}_k = \{w_1 T_{Q_k}, w_2 D_{Q_k}, w_3 Z_{Q_k}\}$, w_1, w_2, w_3 的测定可采用综合评判方法^[21]或由实验测定给出。

3.2 基于多特征融合的格贴近度图像匹配实现

基于格贴近度的图像内容匹配算法实现如下。

输入 图像 Q 、格贴近度阈值。

输出 图像集中按格贴近度排序的图像。

步骤1 图像缩放,采用2.1节的8-邻域最邻近插值缩放算法对图像进行缩放,得到大小统一的图像;

步骤2 图像变换,利用Matlab软件将图像转换为灰度图像;

步骤3 图像分割,采用FCM算法对待匹配的图像进行分割,得到各个对象;

步骤4 提取各对象的纹理特征,即ASM、IDM、COR、ENT在4个方向($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)、距离为1

的纹理特征值,并计算4个方向纹理特征均值,按式(9)进行归一化处理;

步骤5 纹理合成,将步骤4中得到的纹理特征按式(10)进行合成,各权重 λ_i 在合成前根据图像特点提前给定;

步骤6 计算像素灰度,根据2.1节中的灰度特征描述子计算各对象的像素灰度 g_i ,在计算灰度前需提前给出或设定 λ_g, λ_s 及 σ_g 的值;

步骤7 像素分布特征值计算,根据2.3节中的像素密度特征描述子,计算各对象像素的密度特征值 Z_k 并做归一化处理;

步骤8 特征向量合成,采用步骤5~7中所得到的特征值合成加权后各对象的特征向量 $\mathbf{Q}_k$,其中权值为 w_1, w_2, w_3 ,采用综合评判方法提前给出;

步骤9 格贴近度计算,利用式(12)计算输入图像与图像集中待匹配图像各相应对象的格贴近度 $N(Q_k, G_k)$,其中 Q_k, G_k 分别为两图像分割后的相应对象,并计算两图像中所有对象格贴近度的平均值,即 $N(Q, G) = \sum_{k=1}^m N(Q_k, G_k) / m$, 其中 m 为图像

分割后的对象数(FCM分割时给出的聚类数);

步骤10 将上述得到的格贴近度按大小进行排序,并根据具体要求取一阈值,大于阈值的排序输出即为图像匹配结果。

4 实验结果分析

为了验证本文所提出的格贴近度匹配算法的有效性,用WANG和Oxford flowers 2个图像数据集进行了具体的实验。实验环境采用Matlab2014a软件编程,实验评价指标有2个,第一个是平均归一化修正检索秩^[22](ANMRR,设为 A_r),设 $N(q_i)$ ($i=1, 2, \dots, n$)表示图像集中与查询图像 q_i 相似的所有图像数,并设 $M = \max\{N(q_1), N(q_2), \dots, N(q_n)\}$, $K = \min\{4N(q_i), 2M\}$, 则与查询图像 q_i 相似的图像在检索结果序列中所处的第 k 个位置的检索秩为

$$\text{rank}(k) = \begin{cases} k, & k \leq K \\ K+1, & k > K \end{cases} \quad (13)$$

$$A_r =$$

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\sum_{k=1}^{N(q_i)} \text{rank}(k) / N(q_i) - 0.5 - 0.5N(q_i)}{K + 0.5 - 0.5N(q_i)} \quad (14)$$

从 A_r 的定义可知, A_r 值越小,表明该算法的检索性

能越好;第二个是结合查准率 P 、查全率 R 的综合评价指标 P_r ,在模式识别理论中,查准率和查全率是一对互为抑制的评价指标,为了兼顾查准率和查全率,根据文献[4]中所描述的 P - R 关系曲线图,本文定义了一种结合查准率与查全率的综合评价方法,即

$$P_r = \frac{(r^2 + 1)PR}{rP + R}$$

(15)

式中 r 为查准率的偏移量,其值决定了 P 、 R 的相对重要程度。当 $r=1$ 时, P 、 R 视为同等重要; $r>1$ 时,视为 P 的重要程度大于 R ,反之亦然。一般情况下取 $r=1$ 即可。

另外,为了验证所提方法的有效性,将文献[1]中的特征压缩匹配方法(CMS)、文献[4]提出的兴趣区域匹配方法(MROI)与本文的格贴近度匹配方法(LCD)进行了对比实验。

4.1 WANG 图像集实验

WANG 图像集包含 1 000 幅图像,共 10 类,每类 100 幅。实验中,将所有图像缩放成 300 像素×200 像素大小。FCM 聚类分割时,在输入查询图像时,聚类类别数根据不同情况自主确定,如 Dinosaurs 在聚类分割时类别数 $c=2$,聚类最大迭代次数为 50,聚类终止条件为两次迭代时类中心之差不超过 0.01,该数据集在灰度特征描述子的计算过程中, λ_g 、 λ_s 都取值为 1,在 8-邻域灰度化实验中,经计算 $\sigma_g=49.3$,4 个纹理特征在表达信息的重要程度上基本一样,故合成时权重 λ_i 的值都为 0.25。在求解格贴近度时,采用综合评判方法取得特征向量中各特征分量(纹理特征、灰度特征、像素密度特征)的权值 w_1 、 w_2 、 w_3 ,实验中, $w_1=0.25$, $w_2=0.5$, $w_3=0.25$,主要考虑图像纹理不突出,像素密度分布也没有颜色信息重要。每一类图像集中随机抽取 20 幅图像作为查询输入图像进行匹配,求取每一次匹配的格贴近度并排序,进而统计 P_r 、 A_r 的平均值及总平均值,其他两种方法 MROI、CMS 的实验过程与实验要求参见文献[1,4]。3 种方法所测得的各项指标数据见表 1。

从表 1 可以看出,比较 10 类图像的平均归一修正检索秩 A_r ,本文所提出的 LCD 方法其 A_r 最小,表明该方法的检索性能优于其他两种方法,CMS 方法的 A_r 次之,MROI 方法的 A_r 最大;LCD 方法的 P_r 比 CMS 和 MROI 方法都大,表明其检索效果总体水平比其他两种好。个别类的图像查询匹配中,

LCD 方法检索效果并不都是最优,如 Food 类图像查询匹配,其 A_r 就不如 CMS 方法。3 种方法进行检索运行的时间相差不大(LCD 方法主要在灰度特征描述计算这一环节所用时间多,而格贴近度计算所用时间相对少),运行时间优势不明显,故没有单独列出运行的时间效率进行讨论。

表 1 3 种方法对 WANG 图像集的 A_r 、 P_r 的实验数据对比

图像	A_r			$P_r/\%$		
	LCD	CMS	MROI	LCD	CMS	MROI
Africa	0.476	0.493	0.486	83	77	77
Beach	0.538	0.542	0.567	72	72	67
Monuments	0.382	0.376	0.366	76	74	73
Buses	0.316	0.413	0.453	87	83	76
Food	0.673	0.651	0.721	72	70	68
Dinosaurs	0.265	0.319	0.285	91	86	82
Elephants	0.720	0.720	0.729	85	83	86
Flowers	0.384	0.435	0.395	66	71	69
Horses	0.416	0.447	0.583	71	69	70
Mountains	0.524	0.542	0.614	82	80	76
平均值	0.469	0.494	0.520	78.5	76.5	74.4

4.2 Oxford flowers 图像集实验

Oxford flowers 图像集包含 17 类,如 Buttercup、Colts’foot、Daffodil、Daisy 等,每类 80 个图像。实验前,先将所有图像缩放成 150 像素×150 像素。在进行格贴近度匹配计算时,确定纹理、灰度、像素密度 3 个特征分量的权值 $w_1=0.4$, $w_2=0.4$, $w_3=0.2$,这是因为各图像纹理明显、颜色突出,其他参数设置同 4.1 节中的 WANG 图像集实验。选出 Buttercup、Colts’Foot、Daffodil、Daisy 和 Dandelion 5 类图像进行实验,随机从每类图像中选取 10 个图像作为输入查询对象,计算各类的 A_r 、 P_r 及相应平均值,3 种方法实验对比结果见表 2。

由表 2 可以看出,3 种方法中本文所提 LCD 方法得到的 5 类图像的 A_r 最小, P_r 平均值最大,说明本文所提 LCD 方法在图像内容匹配检索中有较好的性能。同样,在 3 种方法进行检索的运行时间上,LCD 方法的运行时间比 CMS 及 MROI 稍短,但相差不大,故也没有单独列出其运行的时间效率进行讨论。

表 2 3 种方法对 Oxford flowers 图像集的
 A_r 、 P_r 的实验结果对比

图像	A_r			$P_r/\%$		
	LCD	CMS	MROI	LCD	CMS	MROI
Buttercup	0.361	0.366	0.372	73	72	79
Colt's foot	0.475	0.483	0.463	67	64	63
Daffodil	0.296	0.387	0.436	83	75	72
Daisy	0.283	0.267	0.395	85	88	74
Dandelion	0.416	0.453	0.438	62	64	67
平均值	0.366	0.391	0.420	74	72.6	71

5 结 论

本文通过分析基于内容的图像检索技术,提出了一种采用多特征融合的格贴近度的图像匹配方法,给出了从图像缩放、分割、特征提取融合及格贴近度计算等完整的图像匹配计算过程,并通过实验对比验证了该方法的有效性。本文的主要优势有两个:一是图像灰度特征描述子的定义与设计,它综合考虑了组成图像像素本身的灰度信息及邻域像素间的相互影响,使得对图像内容描述更加客观;二是格贴近度匹配,将格贴近度用于图像对象匹配,算法简洁,容易实现,且性能较好。改进了图像检索的评价方法,提出了一种结合查准率、查全率的评价指标,但该方法所引入的部分参数,如各纹理特征的合成权重参数 λ_i 要在实验前根据图像集的具体情况主观给出,缺少理论依据,可能会导致部分实验结果不准确,这个问题的解决将是下一步的研究工作。

参考文献:

[1] ELALAMI M E. A new matching strategy for content based image retrieval system [J]. Applied Soft Computing, 2014, 14(1): 407-418.

[2] ZHOU Zhengzhong, ZHANG Liqing. Content-based image retrieval using iterative search [J]. Neural Processing Letters, 2018, 47(3): 907-919.

[3] WANG Han, LIANG Wei, WU Xinxiao, et al. Scene image retrieval via re-ranking semantic and packed dense interest points [J]. Neurocomputing, 2013, 119(16): 65-73.

[4] NISHANT S, VIPIN T. Content based image retrieval based on relative locations of multiple regions of interest using selective regions matching [J]. Information Sciences, 2014, 259: 212-224.

[5] KHAN Y D, AHMAD F, KHAN S A, et al. Con-

tent-based image retrieval using extroverted semantics: a probabilistic approach [J]. Neural Computing and Applications, 2014, 24(7/8): 1735-1748.

[6] HSIAO M, HUANG Y, TSAI T, et al. An efficient and flexible matching strategy for content-based image retrieval [J]. Life Science Journal, 2010, 7(1): 99-106.

[7] 熊钢, 平西建, 张涛, 等. 一种基于图像内容的最低有效位匹配隐写分析方法 [J]. 电子与信息学报, 2012, 34(6): 1380-1387.

XIONG Gang, PING Xijian, ZHANG Tao, et al. An approach of detecting least significant bit matching based on image content [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(6): 1380-1387.

[8] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textural features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.

[9] MEHTA R, YUAN J, EGIАЗARIAN K, et al. Face recognition using scale-adaptive directional and textural features [J]. Pattern Recognition, 2014, 47(5): 1846-1858.

[10] MARTINEZ-MURCIA F J, GOÓRRIZ J M, RAMÍREZ J, et al. Parametrization of textural patterns in I-123-ioflupane imaging for the automatic detection of Parkinsonism [J]. Medical Physics, 2014, 41(1): 012502.

[11] SAMIEE K, KIRANYAZ S, GABBOUJ M, et al. Long-term epileptic EEG classification via 2D mapping and textural features [J]. Expert Systems with Application, 2015, 42(20): 7175-7185.

[12] 张翔, 王诗琪, 张新峰, 等. 视频局部特征描述子的紧凑表示方法 [J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(3): 390-395.

ZHANG Xiang, WANG Shiqi, ZHANG Xinfeng, et al. Compact representation of video local feature descriptors [J]. Journal of Image & Graphics, 2016, 21(3): 390-395.

[13] 黄明明. 图像局部特征提取及应用研究 [D]. 北京: 北京科技大学, 2016: 22-25.

[14] ZHU C, BICHOT C E, CHEN L, et al. Image region description using orthogonal combination of local binary patterns enhanced with color information [J]. Pattern Recognition, 2013, 46(7): 1949-1963.

[15] 谢博鋈, 朱杰, 于剑. 基于 Pivots 选择的有效图像块描述子 [J]. 软件学报, 2015, 26(11): 2930-2938.

XIE Bojun, ZHU Jie, YU Jian. Efficient patch-level descriptor for image categorization via patch Pivots se-

- lection [J]. Journal of Software, 2015, 26(11): 2930-2938.
- [16] TORIU T, HIRONAGA M, HASEBE M. Two methods for color constancy based on the color correlation matrix [J]. Genetic and Evolutionary Computing, 2016, 387: 165-173.
- [17] 肖满生, 吴卫, 王宏. 基于邻域灰度值聚类的图像色彩量化 [J]. 控制与决策, 2013, 28(6): 935-939.
XIAO Mansheng, WU Wei, WANG Hong. Image color quantization based on clustering of neighborhood gray level [J]. Control and Decision, 2013, 28(6): 935-939.
- [18] FALLAHI A, KHOTANLOU H, POOYAN M, et al. Segmentation of uterine using neighborhood information affected possibilistic FCM and Gaussian mixture model in uterine fibroid patients MRI [J]. Bio-medical Engineering: Applications, Basis and Communications, 2014, 26(1): 1450010.
- [19] 王春静, 许圣梅. 基于内容的图像检索的相似度测量方法 [J]. 数据采集与处理, 2017, 32(1): 104-110.
WANG Chunjing, XU Shengmei. Effective similarity measure method for content-based image retrieval [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2017, 32(1): 104-110.
- [20] JIN Cong, KE Shanwu. Content-based image retrieval based on shape similarity calculation [J]. 3D Research, 2017, 8(3): 22-40.
- [21] 杨纶标, 高英仪. 模糊数学原理及应用 [M]. 广州: 华南理工大学出版社, 2006: 33-37.
- [22] MANJUNATH B S, OHM J R, VASUDEVAN V V, et al. Color and texture descriptors [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2011, 11(6): 703-715.

(编辑 武红江)

(上接第 107 页)

- [21] HUANG Gao, LIU Zhuang, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks [C]// Proceedings of the 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 2261-2269.
- [22] FIDON L, LI W, GARCIA-PERAZA-HERRERA L C, et al. Generalised Wasserstein Dice score for imbalanced multi-class segmentation using holistic convolutional networks [C]// Proceedings of the International MICCAI Brainlesion Workshop. Berlin, Germany: Springer, 2017: 64-76.
- [23] CHANG H H, ZHUANG A H, VALENTION D J, et al. Performance measure characterization for evaluating neuroimage segmentation algorithms [J]. Neuroimage, 2009, 47(1): 122-135.
- 张西宁, 向宙, 唐春华. 一种深度卷积自编码网络及其在滚动轴承故障诊断中的应用. 2018, 52(7): 1-8. [doi: 10.7652/xjtuxb201807001]
- 杨一晨, 张国和, 梁峰, 等. 一种基于可编程逻辑器件的卷积神经网络协处理器设计. 2018, 52(7): 153-159. [doi: 10.7652/xjtuxb201807022]
- 李策, 张亚超, 蓝天, 等. 一种高分辨率遥感图像视感知目标检测算法. 2018, 52(6): 9-16. [doi: 10.7652/xjtuxb201806002]
- 高榕, 张良, 梅魁志. 基于 Caffe 的嵌入式多核处理器深度学习框架并行实现. 2018, 52(6): 36-41. [doi: 10.7652/xjtuxb201806006]
- 韩树楠, 张旻, 李歆昊. 高容错(2,1,m)卷积码快速盲识别方法. 2017, 51(12): 28-34. [doi: 10.7652/xjtuxb201712005]
- 李建素, 王昭, 高建民, 等. 卷积法和角谱法再现显微全息图时补零数的研究. 2014, 48(5): 113-117. [doi: 10.7652/xjtuxb201405020]
- 田福庆, 罗荣, 李万, 等. 改进的卷积型小波包分解及在故障诊断中的应用. 2014, 48(3): 89-95. [doi: 10.7652/xjtuxb201403017]
- 杜飞, 洪军, 李宝童, 等. 结合面参数的超声检测方法研究. 2013, 47(3): 18-23. [doi: 10.7652/xjtuxb201303004]

(编辑 武红江)

[本刊相关文献链接]

- 时璇, 许林松, 李晨, 等. 联合加权聚合深度卷积特征的图像检索方法. 2019, 53(2): 128-135. [doi: 10.7652/xjtuxb201902017]
- 滕千礼, ESMAEILI KELISHOMI A, 蔡忠闽, 等. 采用运动传感器的人体运动识别深度模型. 2018, 52(8): 60-66. [doi: 10.7652/xjtuxb201808010]