

遗传算法优化多 MPEG-7 特征的检索算法

李建华¹, 程 嫣², 刘明生¹

LI Jian-hua¹, CHENG Yan², LIU Ming-sheng¹

1.石家庄铁道学院 信息工程系,石家庄 050043

2.河北交通职业技术学院 汽车工程系,石家庄 050091

1. Department of Information Engineering, Shijiazhuang Railway Institute, Shijiazhuang 050043, China

2. Department of Automobile Engineering, Hebei Jiaotong Vocational & Technical College, Shijiazhuang 050091, China

LI Jian-hua, CHENG Yan, LIU Ming-sheng. Retrieval technology of multi MPEG-7 description optimized by genetic algorithm. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(27): 175-177.

Abstract: Aiming at the difficulty of making the content based image retrieval to be universal, the color layout description and homogeneous texture description of MPEG-7 are used to establish the combined feature space. This paper uses the genetic algorithm to optimize both the inner feature weight within the description and the outer weight between the descriptions. The experiment result shows that the retrieval time decreases and the efficiency increases.

Key words: Content-Based Image Retrieval(CBIR); MPEG-7; genetic algorithm

摘要: 针对基于内容的图像检索难于通用化的问题, 使用 MPEG-7 的颜色布局描述符和平行纹理描述符建立联合特征空间, 并采用遗传算法对其内部特征权重以及描述符之间的权重进行优化。实验结果表明, 使用上述方法大大降低了系统检索时间, 明显提高检索效率。

关键词: CBIR; MPEG-7; 遗传算法

文章编号:1002-8331(2007)27-0175-03 文献标识码:A 中图分类号:TP391.41

由于多媒体资料的大量增加, 如何有效地管理及检索多媒体资料日益成为一个重要的研究方向。目前, 大部分图像资料是以文字描述来记录图像所包含的内容, 然后在检索时输入文字来进行检索。然而, 并不是所有网络上的图像资料都有文字描述, 因此输入查询图片来作为检索的依据(query by example), 即基于内容的图像检索(CBIR), 也就成为新的研究热点。

在以往的研究成果中, 已有许多方法来提取图像的特征^[1,2], 虽然各有优点, 但是在互联网上无法做统一的检索动作, 而需要为网络上的每一张图像重新提取特征, 这需要大量的实时运算, 因此花费许多额外的时间和计算机资源。

由 ISO/IEC 所制订的标准 MPEG-7^[3], 以固定的格式储存图像或声音的特征资料, 就是为了适应互联网上的检索需要而产生的。图像的制作者可以预先为图像储存 MPEG-7 所定义的特征资料, 供检索系统使用, 以达到快速检索的效果。

由于不同的特征能够针对不同类型的图像, 对于一些非特定图像集使用单一特征进行检索的效果并不十分理想, 故多采用多特征进行联合检索。使用多特征进行检索, 需要对特征之间的权重进行调整。本文使用了 MPEG-7 中的颜色布局描述符和平行纹理描述符作为特征, 并使用遗传算法对其特征权重进行调整。实验结果表明, 上述方法能够极大地提高检索效率。

1 基于MPEG-7 的特征提取

1.1 基于MPEG-7 颜色布局描述符的特征提取

MPEG-7 颜色布局描述符是在主导颜色描述符的基础之上产生的, 可以反映图像中任意指定区域的颜色分布情况, 该描述符不仅具有简练的表达形式, 在性能上也同样优异。其提取方法如下:

- (1) 将图像从 RGB 空间映射到 YCbCr 空间;
- (2) 将整幅图像分成 64 块(每块尺寸为 $(W/8) \times (H/8)$, 其中 W 为整幅图像的宽度, H 为整幅图像的高度), 计算每一块中所有像素各颜色分量(Y, Cb, Cr)的主颜色(平均值);
- (3) 对各块主颜色数据的各个分量单独进行 DCT 变换, 变换公式如下:

$$F(u, v) = \frac{1}{4} C(u) C(v) \left[\sum_{i=0}^7 \sum_{j=0}^7 f(i, j) \cos \frac{(2i+1)u\pi}{2 \times 8} \right. \\ \left. \cos \frac{(2j+1)v\pi}{2 \times 8} \right] \quad (1)$$

$$\text{其中 } \begin{cases} C(u), C(v) = \frac{1}{\sqrt{2}} & \text{当 } u, v = 0 \\ C(u), C(v) = 1 & \text{其他} \end{cases}$$

通过 DCT 变换可以达到两个目的:①将能量集中到左上角的几个数值上, 以便于选取不同的精度来进行描述符的提

取;②降低视觉信息不敏感的高频分量的幅值,以便于进行距离计算。

(4)通过Z字形扫描和量化,分别取出 Y 、 Cb 、 Cr 经DCT变换后得到的直流系数分量和交流系数分量,共同构成该图像的颜色布局描述符。由于整幅图像的能量集中在直流系数中,描述符中交流系数的数量可以根据检索精度进行选择。

对于两个图像的颜色布局描述符 $CLD_1=\{DY, DCb, DCr\}$ 和 $CLD_2=\{DY', DCb', DCr'\}$,计算它们之间相似度的公式为:

$$D_{CLD}(CLD_1, CLD_2)=\sqrt{\sum_i W_{yi}(DY_i-DY'_i)^2 + \sum_i W_{bi}(DCb_i-DCb'_i)^2 + \sum_i W_{ni}(DCr_i-DCr'_i)^2} \quad (2)$$

其中 $\{DY_i, DCb_i, DCr_i\}$ 表示第*i*个DCT系数,权重 W_{yi}, W_{bi}, W_{ni} 对低频系数取较大的值,对于高频系数取较小的值。

1.2 基于MPEG-7平行纹理描述符的特征提取

MPEG-7平行纹理描述符用来描述在一定区域内具有一致性的纹理,通过计算能量和能量方差来提供对纹理的量化描述。

在提取描述符时,采用Radon变换使计算在频域中进行,以降低计算的复杂度。整个频率空间被分为30个频道,如图1所示。

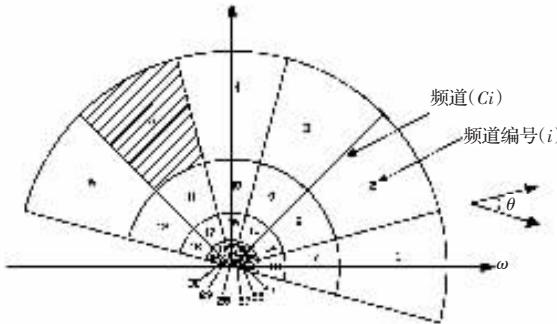


图1 MPEG-7平行纹理描述符使用的频率域划分

在标准化的频域($0 \leq \omega \leq 1$)中,半圆被等分成为圆心角为 30° 的6个扇形,即, $\theta_r=30^\circ \times r, r \in \{0, 1, 2, 3, 4, 5\}$;在径向共进行4次划分,每一次所得到的新半径的长度是前次的一半,即 $B_s=B_0 \times 2^{-s}, s \in \{0, 1, 2, 3, 4\}$, $B_0=\frac{1}{2}$,相应的 $\omega_s=\omega_0 \times 2^{-s}, s \in \{0, 1, 2, 3, 4\}$,

其中最大的中心频率 $\omega_0=\frac{3}{4}$ 。然后对图像进行2D Gabor变换,变换公式如式(3):

$$G_{p_{s,r}}(\omega, \theta)=\exp\left[-\frac{(\omega-\omega_s)^2}{2\sigma_{\omega_s}^2}\right] \exp\left[-\frac{(\theta-\theta_r)^2}{2\sigma_{\theta_r}^2}\right] \quad (3)$$

在此基础上,计算能量:

$$e_i=\lg[1+P_i] \quad (4)$$

其中

$$P_i=\sum_{\omega=0+}^1 \sum_{\theta=0+}^{360^\circ} [G_{p_{s,r}}(\omega, \theta) \cdot |\omega| \cdot F(\omega, \theta)]^2 \quad (5)$$

$F(\omega, \theta)$ 为图像的傅立叶变换,并计算能量偏差:

$$d_i=\lg[1+q_i] \quad (6)$$

其中

$$q_i=\sqrt{\sum_{\omega=0+}^1 \sum_{\theta=0+}^{360^\circ} [(G_{p_{s,r}}(\omega, \theta) \cdot |\omega| \cdot F(\omega, \theta))^2 - P_i]^2} \quad (7)$$

平行纹理描述符由图像亮度平均值 f_{dc} 、标准偏差 f_{sd} 、能量和能量偏差构成,即 $TD=\{f_{dc}, f_{sd}, e_1, \dots, e_{30}, d_1, \dots, d_{30}\}$ 。

平行纹理描述符的度量公式为:

$$D_{HTD}(i, j)=dis(TD_i, TD_j)=\sum_k \left| \frac{w(k)[TD_i(k)-TD_j(k)]}{\alpha(k)} \right| \quad (8)$$

其中 $w(k)$ 是描述符中第*k*个元素的权重, $\alpha(k)$ 是被检索库中平行纹理描述符的标准偏差。

1.3 联合特征空间的建立

联合特征空间的距离公式如式(9):

$$D_{Un}=W_{CLD} \times D_{CLD} + W_{HTD} \times D_{HTD} \quad (9)$$

其中 D_{CLD} 是由公式(2)得到的颜色布局描述符的距离, D_{HTD} 是由公式(8)得到的平行纹理描述符的距离, W_{CLD} 和 W_{HTD} 分别为上述描述符在联合特征空间中的权重。

2 基于遗传算法的特征优化

通过选择颜色布局描述符和平行纹理描述符,可以达到兼顾一幅图像的颜色、空间以及纹理特征的目的。但由于人的视觉差异以及主观感受的影响,对于同一幅图片可能有不同的观察角度,偏重于颜色或纹理。针对这种情况,需要通过调整不同特征之间的权重来达到用户的需求。本文通过遗传算法来进行权重的调整^[4-7]。

2.1 遗传算法概述

遗传算法是一种模拟自然界生物进化规律和现象的算法,它依照“适者生存、优胜劣汰”原则,采用进化过程中的复制、杂交和变异算子来研究线性和非线性状态空间的所有区域,并针对目标函数进行开发,最终获得问题的最优解,其流程如图2所示。

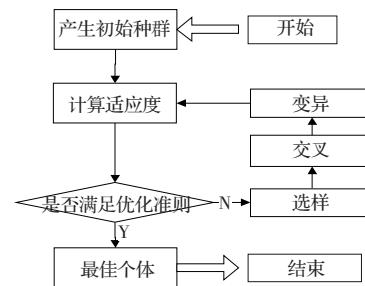


图2 遗传算法流程

在计算得到的每一代种群中,适应值越大的个体被复制,它们在下一代中被保留下来的几率越大,从而保证了种群的进化趋势。与传统的优化算法相比,遗传算法有以下几点不同:第一,遗传算法是相对一个种群开始搜索的,而不是对某个个体而言的;第二,遗传算法只需利用所定义的适应值函数来计算所得到适应值信息,而无须导数或其他信息;第三,遗传算法利用概率的和随机的转移规则,而不利用任何确定性的转移规则。遗传算法的优越性主要表现在:搜索最优解的过程中,由于其不易陷入局部最优解,即使在所定义的适应度函数是不连续的、非规则的情况或存在大量噪声的情况下,它也能以最大的概率搜索到整体的最优解。

2.2 遗传算法描述

先通过自动或半自动方式获得待检索图像的相关图像集,作为进行个体适应度判别的基准。开始遗传进化,其步骤如下:

(1)初始化种群。对颜色布局描述符和平行纹理描述符的内特征权重分别设置,使用0至255的二进制数来表示,即:对于颜色布局描述符 Y 分量权重 W_{yi} 的基因表示如式(10):

$$GA_{W_n} = \overbrace{0101010 \cdots 0101010}^{共 64 \times 8=512 位} \quad (10)$$

Cb 、 Cr 分量权重 W_{bi} 、 W_{ri} 的基因表达形式同 Y 分量。

对于平行纹理描述符的权重 $w(k)$ 的基因表示如式(11):

$$GA_{w(k)} = \overbrace{0101010 \cdots 0101010}^{共 62 \times 8=496 位} \quad (11)$$

对两个特征之间的外特征权重 W_{CLD} 和 W_{HTD} 用两个 8 位的二进制数来表示, 如式(12):

$$\begin{cases} GA_{W_{CLD}} = \overbrace{0101010}^{8 位} \\ GA_{W_{HTD}} = \overbrace{0101010}^{8 位} \end{cases} \quad (12)$$

这样就形成了 $64 \cdot 3 \cdot 8 + 62 \cdot 8 + 2 \cdot 8$, 共 2 048 位由 0、1 组成的基因串。初始种群数目取 50。

(2) 进行个体适应度判别。在计算个体适应度时, 采用联合距离的方法, 即分别计算由基因获得的两个特征的分量权重, 通过相似度计算公式(2), 公式(8)计算其距离, 并根据外特征权重利用公式(9)计算距离之和。根据距离对所有图像进行排序, 通过相关图像集中图像所在的序号来计算适应度, 相关图排序越靠前, 则适应度越好。

(3) 进行选择运算。在进行选择运算时, 采用最大保留和俄罗斯轮盘赌相结合的方式来确保优秀的基因能够被保留到下一代。首先将最大适应度基因无条件保留, 并将最小适应度基因用最大适应度基因替换。其余的基因参与轮盘赌来决定是否能够保留到下一代。

(4) 交叉运算。基因是由两个不同特征构成, 有 2 个内特征权重和 1 个外特征权重。对基因进行三点交叉, 即分别针对颜色布局描述符、平行纹理描述符以及外特征权重的基因表示进行交叉运算。交叉概率取 0.9。

(5) 变异运算。选择运算也采用三点变异, 变异概率取 0.001。

(6) 遗传算法终止。如达到进化代数, 则终止运算, 否则回到第 2 步继续进行。进化代数取 200。

另需说明的是, 在进行图像检索时, 应对同一幅图像进行多次检索取权重平均值。并对多幅图像进行检索取平均值。这样才能保证权重的选取不会因某一次计算而产生太大的偏差。

3 实验结果

利用上述算法进行实验, 使用 1 292 个图像作为数据集, 并预先提取出所有图像的特征空间以简化计算, 使用其中的两个子图像集作为算法群体进行权重提取, 然后在整个图像数据集中进行 137 次检索, 并和使用 MARS 方法^[8]得到的权重进行比较, 结果如表 1 所示。

表 1 检索结果对比

	未使用遗传算法	使用 MARS	使用遗传算法
平均查全率	66%	73%	83%
平均查准率	60%	71%	80%

从图像集中检索出的结果如图 3~图 6 所示。

通过实验结果对比可以看出, 除了标号为“0”的原图外, 经过遗传算法优化后的检索结果未出现漏检的情况。其余非近似图像, 如 5~7 号图像整体相似度大于优化前的检索结果, 并好于利用 MARS 获得的权重进行的检索结果。



图 3 示例图像



图 4 未使用遗传算法的检索结果

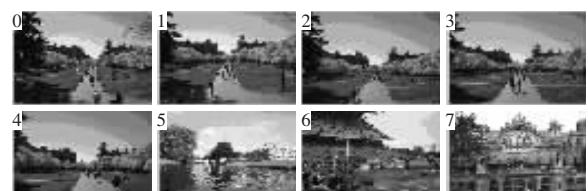


图 5 使用 MARS 获得权重后的检索结果

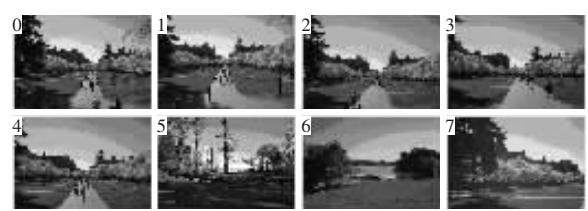


图 6 使用遗传算法优化特征后的检索结果

4 结束语

在使用基于 MPEG-7 的描述符进行检索后, 检索时间由 30 min 降至 5 s。并且由于使用了基于 XML 的元数据描述方法, 使得其作为互联网上通用的检索技术的可能大大增加, 为大规模、规范地进行基于内容的图像检索提供了方便。利用遗传算法对联合特征的权重进行优化, 可以有效地改善检索效果, 使得不同类型的图像能够更加准确地被检索到, 并能够根据人的主观感受来进行指向性的选择, 为进行高阶语义的检索提供了研究基础。(收稿日期: 2007 年 1 月)

参考文献:

- 李向阳,庄越挺,潘云鹤.基于内容的图像检索与系统[J].计算机研究与发展,2001,38(3):344~354.
- 茹立云,彭潇,苏中,等.基于内容图像检索中特征性能评价[J].计算机研究与发展,2003,40(11):1566~1570.
- ISO/IEC/JTC1/SC29/WG11,Doc.N4358 Multimedia contentdescription interface-part 3:visual,final draft for international standard[S],July 2001.
- 边肇祺,张学工.模式识别[M].北京:清华大学出版社,2000:258~259.
- 王小平,曹立明.遗传算法一理论、应用与软件实现[M].西安:西安交通大学出版社,2002:88~110.
- 陈盛双,吴方才,黄樟灿.基于数值遗传算法的快速模板匹配[J].武汉理工大学学报:信息与管理工程版,2001,23(3):93~95.
- 周明,孙树栋.遗传算法原理及应用[M].北京:国防工业出版社,1999:37~56.
- Rui Y,Huang T S,Mehrotra S.Content-based image retrieval with relevance feedback in MARS[C]//Proc IEEE Int Conf Image Processing,1997:815~818.