文章编号: 2095-4980(2014)01-0112-07

基于距离度量学习的 DCT 域 JPEG 图像检索

吕清秀,李弼程,高毫林

(信息工程大学 信息系统工程学院,河南 郑州 450002)

摘 要:由于特征有限,传统基于欧式距离的压缩域检索性能并不理想。本文引入距离度量 学习技术,研究压缩域图像检索,提出了一种基于距离度量学习的离散余弦变换(DCT)域联合图像 专家小组(JPEG)图像检索方法。首先,提出了一种更有效的 DCT 域特征提取方法;其次,运用距 离度量学习技术训练出一个更加有效的度量矩阵进行检索。在 Corel5000 上的图像检索实验表明, 新方法有效提高了检索准确度。

关键词:距离度量学习;图像检索;离散余弦变换域;联合图像专家小组图像 中图分类号:TN911.73;TP391 文献标识码:A doi: 10.11805/TKYDA201401.0112

JPEG images retrieval in DCT domain based on Distance Metric Learning

LV Qing-xiu, LI Bi-cheng, GAO Hao-lin

(Institute of Information System Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou Henan 450002, China)

Abstract: Due to limited features extracted from compression domain, the conventional Euclidean distance based retrieval performance in compressed-domain is not satisfactory. The Distance Metric Learning(DML) is introduced to compressed-domain images retrieval and a DML based Discrete Cosine Transform(DCT) domain retrieval for Joint Photographic Experts Group(JPEG) images is developed. Firstly, we propose a more effective DCT domain features extraction method, and then the DML is applied to train a more efficient metric matrix for retrieval. Retrieval experiment on Corel5000 images database demonstrates that the approach proposed can effectively improve the retrieval accuracy.

Key words: Distance Metric Learning; images retrieval; Discrete Cosine Transform domain; Joint Photographic Experts Group

随着压缩标准的出现,大量的图像视频数据都是以压缩格式进行存储和传输。基于 DCT 变换的 JPEG 压缩 编码作为一种图像压缩标准,以其优秀的压缩率和图像质量,是目前最为流行的一种图像格式,网络中超过 95% 的图片都是以 JPEG 压缩格式存储的。然而传统的基于内容的图像检索技术(Content Based Image Retrieval, CBIR)^[1]都是在像素域上进行的,对于以压缩格式存储的图像,要先进行解压缩才能进行检索,这意味着检索算 法的空间复杂度和时间复杂度都要增加。因此,人们开始研究基于压缩域的图像检索技术。

DCT^[2]变换是 JPEG 图像压缩的重要环节,通过对 DCT 系数分析统计,提取反应图像内容的特征极具现实意 义。Bae^[3]等根据 DCT 系数的特性,把每一块的 DCT 系数分成 9 个不同的区域,分别统计这些区域的系数能量 作为图像特征。Lay 等人^[4]提出了一种运用低频 DCT 系数建立直方图进行检索的方法。黄祥林^[5]等提出一种基于 DCT 区域能量方向性和多分辨率特征组织的纹理分类方法,分别统计 8×8 DCT 块中不同方向的能量系数,并按 照多分辨率特征组织。Feng 等^[6]使用亮度 DCT 块的平均值和方差对图像的 DCT 块进行划分,以划分后各区间内 的 DCT 块个数的统计直方图作为图像的特征,该方法不仅具有很好的检索效率,还对于旋转具有不变性。Tsai^[7] 等将 DCT 系数分成 4 组,1 组是 DC 系数,其他 3 组是分别含有垂直信息、水平信息和对角信息的 AC 系数。 Chen 等^[8]将主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)和线性区分性分析(Linear Discriminant Analysis, LDA) 运用到压缩域检索中减少计算量。Bai^[9]等通过"Z"字型扫描和观察系数的近邻获得一种改进的直方图描述。上 述 DCT 域检索技术虽然在特征提取环节都做了一些改进,但最后都是在欧氏空间进行距离度量的,没有考虑到 各维特征在检索中的权重及其相关性。

收稿日期: 2013-01-27; 修回日期: 2013-03-13 基金项目: 全军军事学研究生课题资助项目(YJS1062) 距离度量学习通过训练数据学习一个能够反映样本语义关系的距离函数,近些年的一些研究表明,距离度量 学习大大提升了分类、聚类及检索工作的性能。一些距离度量学习方法已经被初步运用到人脸检测^[10]、图像识 别^[11]和生物信息学^[12]等现实应用中,然而这些运用都是在像素域进行的,鲜有距离度量学习在压缩域图像检索 中的应用。而且现有的距离度量学习方法,如基于凸规划的距离度量学习方法(Global Distance Metric Learning by Convex Programming, GDMLCP)^[13],近邻成分分析方法(Neighborhood Component Analysis, NCA)^[14],区分性成 分分析(Discriminative Component Analysis, DCA)^[11],基于信息论的度量学习(Information-Theoretic Metric Learning, ITML)^[15],及大间隔最近邻(Large Margin Nearest Neighbor, LMNN)^[16]等,最后都转换为一个半正定 规划问题(Semi-definite Programming, SDP)。由于解大规模半正定规划问题的计算复杂度比较高,因此上述度量 学习算法的时间复杂度与特征维数的平方甚至三次方成正比。压缩域特征维数比较低,使得运用距离度量学习的 运算量大大降低。

基于以上分析,本文引入距离度量学习技术研究压缩域图像检索,提出了一种基于距离度量学习的 DCT 域 JPEG 图像检索方法。首先,在特征提取方面对文献[6]做了一些改进,对 JPEG 图像的 YCbCr 三个分量的 DCT 块分别计算其统计参数,这样不仅提取了亮度块的纹理信息,对色度块内丰富的颜色信息也进行了提取,得到了 更有效的特征。其次,将距离度量学习技术引入压缩域,弥补了欧氏距离的不足,极大地改善了检索的精确度。

1 DCT 域统计参数计算

在图像处理和分析中,一些统计参数常被用来描述图像内容,在这些统计参数中,方差和均值是2个最基本 和便捷的参数,这2个参数可以很好地说明一个区域的唯一性。通过对图像进行分割,然后对这2个参数进行统 计,这种方法被广泛用来描述图像的纹理特征。JPEG 压缩标准采用了8×8的 DCT 变换,这里通过8×8的 DCT 系数计算出像素块的均值和方差。

对于一幅图像内一个给定的 8×8 像素块,坐标为 (*i*, *j*)的像素的亮度值表示为 *X* = *x*(*i*, *j*)(*i*, *j* = 0,1,…,7),如果将 这些像素点 *X* 看作随机参数,则该块内 *X* 的 *k* 阶矩 *X^k* 的期望值定义如下:

$$m_{k} = E(X^{k}) = \frac{1}{64} \sum_{i=0}^{7} \sum_{j=0}^{7} x^{k}(i, j) , \quad k \neq \mathbb{E}$$

X的k阶中心矩 u_k 定义如下:

$$u_{k} = E[(X - E(X))^{k}] = \frac{1}{64} \sum_{i=0}^{7} \sum_{j=0}^{7} [x(i, j) - E(X)]^{k}$$
(2)

在统计学中,一阶矩 m_1 和二阶中心矩 u_2 就是该块内的像素均值 u和方差 σ^2 ,且 m_1 和 u_2 满足如下关系:

$$u_2 = m_2 - m_1^2 \tag{3}$$

为了在 DCT 域计算这 2 个参数,需要对 JPEG 图像压缩标准中的 DCT 变换公式进行分析。JPEG 结合了空域 编码和频域编码。首先将 RGB 格式的图像转化为 YCbCr 格式的图像,然后将图像分割为 8×8 的子块,对每一个 子块运用 DCT 变换将其转化到频域,这一步在整个处理过程中非常重要。经过这样处理之后,能量都集中在了 低频,由于人眼对高频信息不敏感,一些冗余的信息就可以丢弃,以达到压缩的目的。最后对 DCT 系数量化和 熵编码就可得到压缩图像数据。具体过程如图 1 所示。



Fig.1 Process of JPEG image compression and decompression 图 1 JPEG 压缩和解压缩流程

作为 JPEG 编码的核心,正向离散余弦变换(Forward Discrete Cosine Transform, FDCT)式如下:

$$Y(k,l) = \frac{1}{8}c(k)c(l) \left[\sum_{i=0}^{7} \sum_{j=0}^{7} x(i,j)\cos\frac{(2i+1)k\pi}{16}\cos\frac{(2j+1)l\pi}{16} \right]$$
(4)

反向离散余弦变换(Inverse Discrete Cosine Transform, IDCT)式如下:

$$x(i,j) = \frac{1}{8} \sum_{k=0}^{7} \sum_{l=0}^{7} c(k)c(l)Y(k,l) \cos \frac{(2i+1)k\pi}{16} \cos \frac{(2j+1)l\pi}{16}$$
(5)

式(4)和式(5)中, $k,l=0,1,\dots,7$, $i,j=0,1,\dots,7$, $c(k),c(l) = \begin{cases} 1, & k,l=0\\ \sqrt{2}, & \text{others} \end{cases}$ 通过观察 DCT 左上角的系数, 将 k=0,l=0, 代入式(4), 得:

n

$$Y(0,0) = \frac{1}{8} \left[\sum_{m=0}^{7} \sum_{n=0}^{7} x(m,n) \right]$$
(6)

显然一阶矩

$$u_1 = E(X) = \frac{1}{64} \sum_{i=0}^7 \sum_{j=0}^7 x(i,j) = \frac{1}{8} Y(0,0)$$
(7)

对于二阶矩来说,将 DCT 反变换式(5)代入式(1)得:

$$m_{2} = \frac{1}{64} \sum_{i=0}^{7} \sum_{j=0}^{7} \left[\frac{1}{8} \sum_{k=0}^{7} \sum_{l=0}^{7} c(k)c(l)Y(k,l)\cos\frac{(2i+1)k\pi}{16} \cos\frac{(2j+1)l\pi}{16} \right]^{2} = \frac{1}{8^{4}} \sum_{k=0}^{7} \sum_{l=0}^{7} \sum_{m=0}^{7} \sum_{n=0}^{7} c(k)c(l)c(m)c(n)Y(k,l)Y(m,n) \sum_{i=0}^{7} \cos\frac{(2i+1)k\pi}{16} \cos\frac{(2i+1)m\pi}{16} \sum_{j=0}^{7} \cos\frac{(2j+1)l\pi}{16} \cos\frac{(2j+1)n\pi}{16}$$
(8)

因为
$$\sum_{j=0}^{j} \cos \frac{(2j+1)l\pi}{16} \cos \frac{(2j+1)n\pi}{16} \pi c(l)c(n)$$
, 在 $l = n = 0$ 时值分别为 8 和 1; 在 $l = n \neq 0$ 时值分别为 4 和 2; 在 $l \neq n$

时,前者值为0,从而有

$$m_2 = \frac{1}{64} \sum_{k=0}^{7} \sum_{l=0}^{7} [Y(k,l)]^2$$
(9)

$$u_2 = m_2 - m_1^2 = \frac{1}{64} \sum_{k=0}^7 \sum_{l=0}^7 [Y(k,l)]^2, (k,l) \neq (0,0)$$
(10)

因此,由上面的推导可以看出 8×8 像素块内亮度的均值可以从 DCT 块内的直流系数 DC 中得到,方差可以 从 DCT 块内的交流系数 AC 中得到。

2 基于距离度量学习的 DCT 域 JPEG 图像检索方法

由上节的理论分析可以看出,通过 DCT 系数可以直接得到像素域的一些统计参数,但是现有的方法^[6]只是 对亮度 DCT 系数进行了统计分析,本文对 JPEG 图像的 YCbCr 3 个分量的 DCT 块分别依据第二节所述原理计算 其统计参数。其次针对欧氏距离检索性能有限的问题,本文将距离度量学习技术引入压缩域图像检索。这里采用 了几种主流的度量学习技术,运用训练样本分别得到了几个转换矩阵,然后将测试样本用转换矩阵变换到相应的 度量空间,最后以测试样本中的任意一幅图像为查询图像对全部测试样本在相应的度量空间中用欧氏距离(L2 准 则)进行检索。具体流程如图 2 所示。



Fig.2 Process of JPEG image retrieval in DCT domain based on the proposed approach 图 2 基于本文方法的 DCT 域 JPEG 图像检索流程

2.1 DCT 域特征提取

由于省去了反 DCT 变换环节,直接在 DCT 域计算统计参数的计算量大大减少。实际上经过 DCT 变换之后,

能量都集中在了低频,高频部分系数大多接近0,再经 过量化之后,DCT块的右下角部分大多为0,所以为了 节省不必要的计算开销,根据DCT系数的分布特点, 在利用式(10)计算亮度DCT块的二阶中心矩u₂时只采 用"Z"型扫描的前27个AC系数(如图3所示),而在 计算2个色度DCT块的二阶中心矩u₂时只采用"Z" 型扫描的前9个AC系数(如图4所示)。均值的计算如 式(7)所示。亮度8×8像素块的压缩域与像素域统计参 数的计算开销比较如表1所示。同理2个色度8×8像素 块的统计参数的计算开销相比像素域也大大降低了。

计算亮度 DCT 块标准差 $\sigma(\mathbb{D}\sqrt{u_2})$ 的计算式:

$$\sigma = \frac{1}{8} \sqrt{\sum_{k=0}^{6} \sum_{l=0}^{6-k} [Y(k,l)]^2}, (k,l) \neq (0,0)$$
(11)

计算色度 DCT 块标准差 σ 的计算式:

$$\sigma = \frac{1}{8} \sqrt{\sum_{k=0}^{3} \sum_{l=0}^{3-k} [Y(k,l)]^2}, (k,l) \neq (0,0)$$
(12)



Fig.3 DCT coefficients used for computing variance of Y plane 图 3 计算 Y 块方差时选择的 DCT 系数



Fig.4 DCT coefficients used for computing variance of CbCr plane 图 4 计算 CbCr 块方差时选择的 DCT 系数

表1计算亮度值统计参数的像素域和 DCT 域算法时间复杂度比较

Table1 Time complexity comparison for computing luminance statistical parameters in pixel domain and DCT domain

	computing cost of m_1			computing cost of u_2		
	addition	multiplication	decoding	addition	multiplication	decoding
pixel domain	63	1	yes	64	66	yes
DCT domain	0	1	no	26	28	no

得到 YCbCr 3 个分量的每个 DCT 块的均值和方差后,由于亮度空间含有更丰富的视觉信息,相应的将亮度 Y 空间按其统计参数 u-σ分成 28 个子空间,而将 2 个色度 CbCr 空间分别按其统计参数 u-σ分成 15 个子空间。 然后对 YCbCr 各个空间中的 DCT 块落到相应子空间的个数进行统计并相应的进行归一化。最后得到 1 个 28 维 的直方图和 2 个 15 维直方图连接起来的 58 维直方图。

根据亮度 Y 的平均值 *u* 的分布特点,将 *u* 划分为 4 个互不相交的区间: [-128,-48],[-47,3],[4,35],[35,128], *u* 区间的划分原则是让全部训练图像库的 DCT 块根据以上划分落在每个区间的数目相同,根据以上原则用 Matlab 编程算出了以上区间划分值。同理,根据对训练图像亮度 Y 的标准差σ的统计结果,同样得到 7 个互不相交的 区间: [0,5],[6,11],[12,25],[26,34],[35,46],[47,71],[72,128]。

以 *u* 为 *x* 轴, σ 为 *y* 轴, 亮度空间就被分为 28 个子空间。对于给定的一幅图像, 根据每个亮度 DCT 块的 *u*-σ 值, 对落在相应子空间的 DCT 块的个数进行统计, 然后除以总的 DCT 块的个数进行归一化, 这样就得到了 28 维的直方图。经过这样处理, 使得不同尺度, 不同旋转角度的相似图像也可以被检索出来。

对 2 个色度空间分别按 *u* - σ 值分为 3×5 个子空间, 计算出 15 维的直方图。这样就得到了表征图像的 58 维 直方图作为检索的索引值。

2.2 距离度量学习

对于给定的一系列表达图像的特征来说,检索系统的性能主要依赖对这些特征的相似性度量。设代表查询图像和库中图像的向量分别为 f_q 和 f_r (设 f_q 和 f_r 为列向量),传统的欧氏距离定义如下:

$$D = \sqrt{(\boldsymbol{f}_r - \boldsymbol{f}_q)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{f}_r - \boldsymbol{f}_q)}$$
(13)

尽管欧氏距离比较简单,但没有考虑到特征的不同维度在检索中的区分性权重,也没有考虑到不同维度之间 的相关性,这使得欧氏距离对底层特征的度量难以反应图像高层语义关系。与欧氏距离相比,距离度量学习可以 通过训练数据学习一个能够反映样本语义关系的距离函数。本文的主要目的就是运用距离度量学习提高 DCT 域 图像检索的性能。DCT 域提取的特征维度比较低,距离度量学习可以很好地运用到 DCT 域检索当中。本文采用 了 3 种主流的距离度量学习方法和欧氏距离进行了对比,包括基于凸规划的距离度量方法^[13],近邻成分分析方 法^[14],区分性成分分析^[11]。 以基于凸规划的距离度量学习为例,基于凸规划的全局距离度量学习方法是 Xing 在 2003 年提出的,通过最小化相似样本之间的距离,同时使得非相似样本之间的距离增大。

设 $C = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是采集的一些数据点, n 是样本的个数。每个 $x_i \in R^m$ 是一个向量, m 是特征的维数。设相 似约束对集合为: $S = \{(x_i, x_j) | x_i n x_j | x_j n x_j | x_j n x_j | x_i n x_j n$

$$d_{A}^{2}(\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y}) = \| \boldsymbol{x} - \boldsymbol{y} \|_{A}^{2} = (\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{A}(\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y})$$
(14)

根据 S 中的相似约束对和 D 中的非相似约束对。该方法将度量学习表示成如下的凸规划问题:

$$\begin{cases} \min_{A \in R^{moom}} \sum_{(x_i, x_j) \in S}^n \| \boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_j \|_A^2 \\ \text{s.t. } \boldsymbol{A} \ge 0, \sum_{(x_i, x_j) \in D}^n \| \boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_j \|_A^2 \ge 1 \end{cases}$$
(15)

让 *A*≥0是为了保证任何两点距离不为负和三角不等式成立。以上极值问题是一个凸规划问题,可用牛顿法 或梯度下降法解决。也可以令 *A* = $M^T M$,则 *x* 和 *y* 的距离为 $d_M^2(x-y) = ||Mx - My||^2$,通过求解凸规划问题得到一 个欧氏空间到度量空间的转换矩阵 *M*。本文所采用的其他一些距离度量学习方法详见引言中所给出的参考文献。

3 实验验证

3.1 实验数据集

本实验是在一台内存为 512 Mb, 主频为 2.4 GHz 的 PC 机上实现的,采用了 Corel 5000 图像数据库作为实验数据库。Corel 5000 是一个拥有 50 类图像的图像数据库,每类图像 100 张共 5 000 张图像,该数据库是在图像检索与分类实验中经常使用的数据库。其中有 37 类图像属于目标物体类,另外 13 类图像属于自然景观类。该数据库拥有以下特点: a) 图像的光照强度、拍摄角度等有很大不同; b) 对于目标物体类图像,物体出现的位置、背景条件各不相同; c) 对于自然景观类图像,光照条件景观样式等也有很大差异。因此该数据库图像在检索与分类过程中难度很大,已经在很多文献^[17-18]中作为测试数据集来验证算法有效性。

3.2 实验步骤

实验中,先将本文的特征提取方法在欧氏空间进行检索的性能与文献[7,9]的检索方法性能进行比较。测试完本文提出的特征提取方法的有效性后,采用本文的特征提取方法加距离度量学习技术进行检索,具体步骤如下:

Step1:对库中所有图像按第 2.1 节所述方法在 DCT 域提取特征,将压缩图像转化为代表图像的特征向量。

Step2: 用数据库中每个类的前 10 幅图像作为训练图像,用第 2.2 节所示几种距离度量方法,分别训练出几个度量矩阵。

Step3:用每个类中剩下的 90 幅图像作为测试图像,分别利用上面的几个度量矩阵进行映射变换,将其投影 到相应的度量空间。

Step4: 在测试图像库中选择一幅图像作为查询图像,分别在映射变换后的几种度量空间中用欧氏距离(L2 准则)进行检索。

3.3 实验分析

实验中将库中图像按与被查询图像的距离从小到大进行排序,根据需要取排序靠前的图像作为检索结果。为 了对本文的检索算法进行分析,将返回图像依次增加到库中,成为全部测试图像,针对不同返回个数,分别计算 查准率(Precision)和查全率(Recall)。描绘出查准率曲线和查准率-查全率曲线,并计算了平均查准率(Average

Precision, AP), 平均查准率 $AP = \sum_{i=1}^{n} precision(i)\Delta recall(i)$, $\Delta recall(i)$ 是返回图像数由 *i*-1增加到 *i*时查全率的变化

值, n 为测试图像库规模。以上述指标评价算法的性能。查准率和查全率相关的定义如下:

实验开始阶段,用单幅图像返回的检索结果对算法进行测试,发现在单幅图像的检索结果中,运用度量学习

进行检索不一定总比欧氏空间的检索结果好,而且曲线非常曲 折。经过分析认为,选取的单幅图像的特征分布有一定的偶然性 和随机性,不能说明问题。因此,本文在每类测试图像中随机选 10幅图像,分别作为查询图像进行检索,然后对结果进行平均。 用平滑后的仿真结果进行实验分析。

为验证本文特征提取方法的有效性,将本文的特征提取方法 在欧氏空间进行检索的性能和 Tsai^[7]提出的方法及 Bai^[9]提出的 方法进行比较。由图 5 和图 6 及表 2 可以看出,本文的特征提取 方法在欧氏空间进行检索的性能明显优于 Tsai 提出的方法及 Bai 提出的方法。这是因为本文的区间划分是经过统计分析后得到 的,同时本文的方法不仅提取了 JPEG 图像中的亮度分量的 DCT 块统计直方图,而且也提取了色度空间的 DCT 块统计直方图。

表 2 本文特征在欧式空间下的检索与其他 2 种检索方法的平均查准率

Table2 Average precision of 3 methods					
	proposed feature +Euclidean	Bai	Tsai		
AP	0.496	0.465	0.439		

在测试完本文的特征提取方法的有效性后,用 2.2 节所述几 种主流的度量学习算法和传统的欧氏距离的检索效果进行了对 比,实验仿真结果如图 7~图 8 所示,图 7 是返回图像数目从 1 增加到 100 时各度量方法的查准率比较。图 8 是返回图像数目从 1 增加到全部测试图像时各度量方法的查准率-查全率曲线比 较,表 3 为平均查准率。从仿真结果看,用 GDMLCP 度量学习 进行检索时在最初返回的十几幅图像中其性能略优于其他度量 方法。但随着返回图像数目的增加,NCA 为平均查准率最高的 检索方法,基于欧氏距离的检索比几种使用度量学习方法的检索 性能都要差。查准率-查全率曲线(图 8)及平均查准率(表 3)显示 几种度量方法的性能从好到差依次是 NCA,DCA,GDMLCP, Euclidean。

表34种度量方法的平均查准率比较						
Table3 Average precision of 4 methods						
	NCA	DCA	GDMLCP	Euclidean		
AP	0.612	0.545	0.537	0.496		

距离度量学习由于需要迭代运算,算法时间复杂度较高,但 是度量矩阵的学习是预先进行的,并不是在检索过程中进行的, 且由于压缩域特征较少,相比于像素域的特征,度量学习完成的 还是很快的,可以很好的运用到压缩域的检索中。

4 结论

本文针对文献[6]只对亮度空间提取统计参数的缺点,对 JPEG 图像的 YCbCr 都提取了统计参数,并针对 JPEG 编码特点, 在计算统计参数时有选择的抽取了 DCT 系数,进一步减少了检 索的计算量。实验验证表明,本文的特征提取方法检索性能更好。 同时本文重点针对压缩域维数比较低的特点,首次将度量学习技 术运用到压缩域检索中,弥补了传统欧氏距离的不足。实验结果



表明,本文提出的基于距离度量学习的 DCT 域 JPEG 图像检索方法取得了很好的检索效果。

参考文献:

- [1] 胡学龙,陈爱民.一种改进的颜色匹配对图像检索算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2003,1(4):19-27. (HU Xuelong, CHEN Aimin. An Improved Color Matching Pair Algorithm for Image Retrieval[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2003,1(4):19-27.)
- [2] 徐志杰,蔡晓霞. 基于 DCT 系数统计特性的 JPEG 图像隐写分析[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2010,8(1):79-83.
 (XU Zhijie,CAI Xiaoxia. Steganalysis for JPEG image based on statistical characteristics of DCT coefficients[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2010,8(1):79-83.)
- [3] Bae H J,Jung S H. Image retrieval using texture based on DCT[C]// Proceedings of 1997 International Conference on Information, Communications and Signal Processing. Singapore:[s.n.], 1997:1065-1068.
- [4] Lay J A,Ling G. Image retrieval based on energy histograms or the low frequency DCT coefficients[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Phoenix:IEEE, 1999:3009-3012.
- [5] 黄祥林,沈兰荪. 基于 DCT 压缩域的纹理图像分类[J]. 电子与信息学报, 2002,24(2):216-221. (HUANG Xianglin, SHEN Lansun. Texture-image classification in DCT compressed-domain[J]. Electronics & Information Technology, 2002, 24(2):216-221.)
- [6] Feng Guocan, Jiang Jianmin. JPEG compressed image retrieval via statistical features [J]. Pattern Recognition, 2003,36(4): 977-985.
- [7] Tsai Tienwei, Huang Yo-Ping. Image Retrieval Based on Dominant Texture Features [C]// 2006 IEEE International Symposium on Industrial Electronics. Taipei: IEEE, 2006:441-446.
- [8] Chen Weilong, Er Meng Joo, Wu Shiqian. PCA and LDA in DCT Domain[J]. Pattern Recognition Letters, 2005,26(15): 2474-2482.
- [9] Cong Bai,Kidiyo Kpalma,Joseph Ronsin. Analysis of histogram descriptor for image retrieval in DCT domain[C]// Proceeding of the 4th International Conference on Intelligent Interactive Multimedia Systems and Services. Piraeus, Greece:Springer, 2011,11:227-235.
- [10] Ying Y,Li P. Distance metric learning with eigenvalue optimization[J]. Journal of Machine Learning Research, 2012,13: 1-26.
- [11] Hoi S C H,Liu Wei,Lyu M R,et al. Learning distance metrics with contextual constraints for image retrieval[C]// Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vienna Austria:IEEE, 2006: 2072-2078.
- [12] Kato T,Nagano N. Metric learning for enzyme active-site search[J]. Bioinformatics, 2010,26(1):2698-2704.
- [13] Eric P Xing, Andrew Y Ng, Michael I Jordan, et al. Distance Metric Learning, with Application to Clustering with Sideinformation[C]// Proceedings of Neural Information Processing Systems. MA USA: MIT Press, 2003:505-512.
- [14] Jacob goldberger, Sam roweis, Geoffrey hinton, et al. Neighbourhood components analysis [C]// Advances in Neural Information Processing Systems. Washington: MIT Press, 2005:103-110.
- [15] Davis J,Kulis B. Information-theoretic metric learning[C]// Proceedings of the International Conference on Machine Learning. Florida:ACM, 2007:209-216.
- [16] Weinberger, Saul L K. Distance metric learning for large margin nearest neighbor classification[J]. Journal of Machine Learning Research, 2009,10(12):207-244.
- [17] Qi G J,Hua X S. A joint appearance-spatial distance for kernel-based image categorization[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Dublin,Ireland:IEEE, 2008:1-8.
- [18] 刘博. 距离度量学习理论与应用研究[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2010. (LIU Bo. The study of theory and application of distance metric learning[D]. Hefei:University of Science and Technology of China, 2010.)

作者简介:



吕清秀(1985-),男,甘肃省环县市人,在 读硕士研究生,主要研究方向为智能信息处理、 图像检索.email:lv q x@163.com. **李弼程**(1971-),男,湖南省湘潭市人,博士, 教授,主要研究方向为智能信息处理.

高毫林(1979-),男,河南省新郑市人,在读博士研究生,主要研究方向为智能信息处理.