

文章编号: 1007-4619(2006)06-0893-08

基于直方图的遥感图像相似性检索方法比较

包 倩, 郭 平

(北京师范大学图像处理与模式识别实验室, 北京 100875)

摘 要: 相似性度量是用于研究多源数据之间相似程度的, 是对空间数据进行模式识别的基础。通过单波段遥感图像的检索对两组直方图相似性检索方法进行了实验研究, 即基于特征向量的相似性度量和基于概率的相似性度量。实验中发现第一组相似度量中有两种以往较少用于遥感图像检索的方法表现出色, 它们分别是 χ^2 统计距离和相似夹角余弦度量。第二组实验中, 针对其中包含较明显的目标物体且背景较为单一的遥感图像 (其直方可看作混合高斯分布), 在类别可分离判据的基础上, 根据 K 近邻法则提出了一种计算该类图像之间相似值的方法。实验结果表明基于 K 近邻法则的计算方法行之有效。所得出的结论将对多源数据分析中相似性度量的理解与选择有积极意义。

关键词: 遥感图像; 相似性度量; 特征向量; 类别可分离性判据; K 近邻法则; 直方图

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

Comparative Studies on Similarity Measures for Remote Sensing Image Retrieval Based on Histogram

BAO Qian, GUO Ping

(Laboratory of Image Processing & Pattern Recognition, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract Similarity measure is usually used to study the similar degree between multisource data, which is the basis of pattern recognition on spatial data. In this paper two kinds of similarity measures are experimentally investigated through some remote sensing image retrievals: they are feature vector based measures and probabilistic measures. Accordingly two groups experiments are designed to compare the measures for application to remote sensing image retrieval. From the experiment results we find that in the first group two measures seldom used in the literature perform well: they are χ^2 statistical distance measure and cosine of the angle measure. And in the second group experiments, for computing the similarity degree of two images with their histograms obeying mixture Gaussian distributions, we present a method on the basis of class separability measures according to the K-nearest neighbor rule. The experiment results show that the method has good performance. We believe that the results described in this paper will be of significance in applications to multisource data analysis.

Key words Remote sensing image; similarity measure; feature vector; class separability measure; K-nearest neighbor rule; histogram

1 引 言

近年来, 随着卫星遥感技术和空间分辨率的不

断提高, 遥感图像的数量急剧增加, 对遥感图像查询检索技术的研究逐渐成为急需研究的课题。为了在海量图像数据中获得可融合的不同数据源信息, 实现有效的匹配和检索, 实现多源空间数据的相似度

收稿日期: 2004-11-22; 修订日期: 2006-01-23

基金项目: 国家自然科学基金 (60275002)。

作者简介: 包倩 (1980—), 女, 硕士, 装甲兵工程学院, 助教, 2005 年 7 月毕业于北京师范大学信息科学学院计算机软件与理论专业, 现从事的研究领域包括智能信息处理、软件工程、面向对象等。已发表论文 2 篇, 其中 1 篇被 EI 和 ISTP 双检索。E-mail: sanmei_1980@163.com。

量和相似检索便成为海量数据库管理的瓶颈。

相似性度量是用来研究多源数据之间相似程度的,是对空间数据进行模式识别的基础。从相似性度量方法来看,通常情况下两类数据相似程度的衡量是根据其特征向量之间的“距离”来分析的^[1],距离越近表明越相似,距离越远表明差别越大。由于相似性度量是按内容检索的核心技术,其选取直接影响着检索的效率和精度,因此有着极为广泛的应用前景^[2]。然而遗憾的是,到目前为止对于相似性度量或者距离函数的适当选取尚无通用的标准。

遥感图像检索中有很多可用的相似性度量,这些度量方法按不同的标准可分成许多类型^[3-5],其中基于特征向量的方法是最常见的,而对基于概率的度量方法的研究则相对较少。在模式识别中类别可分离性判据可用于度量两个模式类之间的相关性。对一幅图像来说,若其直方图近似服从单高斯分布,那么就可利用类别可分离性判据来度量两幅图像之间的相似性。但实际上,遥感图像往往由于目标物等因素的影响而导致其直方图分布特性较为复杂。例如,对于一幅由目标和背景组成的遥感图像,且其目标和背景的像元灰度值集中在两个主要的区域中,表现在灰度直方图上即两个明显的波峰,则其相应的直方图可看作是两个单高斯的混合分布,这时传统的类别可分离性判据便不适用了。针对这种情况本文根据 K 近邻法则的思想,在类别可分离性判据的基础上提出了一种适用的相似度量计算方法。

文中以单波段遥感图像为例分别设计了两组实验,第一组实验通过遥感图像检索研究了 8 种基于特征向量的相似度量并给出了比较结论;第二组实验验证了本文所提出的概率相似度量方法的有效性。

2 遥感图像相似性度量

相似性度量是遥感图像检索技术中的一个关键问题,图像的相似性度量是建立在图像内容的基础上、由图像内容的相似度得到图像相似度的一种比较方法。这里所说的“内容”,等同于图像的特征^[6]。

遥感图像检索中可用的相似性度量方法有很多,本文在遥感图像的直方图特征空间,分别对基于特征向量的相似性度量方法和基于概率的度量方法进行了比较研究。

2.1 基于特征向量的相似性度量

研究基于特征向量的相似性度量首先必须提取

图像的特征。

对于遥感图像,除了可以像普通图像检索一样进行特征提取以外,还需要综合考虑地理位置、波段等元数据^[3]。这里由于旨在对基于直方图相似性检索方法进行比较,因此取频数直方图和累积直方图作为遥感图像的特征向量。

本文对 8 种基于特征的相似性度量方法进行了比较,它们分别是 3 种 Minkowski 距离和相似夹角余弦距离,以及直方图相交法、中心矩法、 χ^2 统计距离和 Kullback-Leibler(简称 K-L)距离^[7,8],其中前 4 种适用于任意特征向量的匹配。故此将这 8 种方法分成如下两组:(1)基于任意特征向量的度量;(2)基于直方向量的度量。

以上 8 种方法除直方图相交外均为基于距离函数的度量,若将距离函数值映射到 $[0, 1]$ 区间代表不相似的程度,则以单位距离相减之就得到了图像之间的相似值。这样 1 就表示两幅图像完全相似,接近于 1 表示它们比较相似,接近于 0 表示它们很不相似。

2.1.1 基于任意特征向量的度量

设查询图像 Q 与数据库图像 D 根据某种原则构造的特征向量分别为 $q = (q_1, \dots, q_n)$, $d = (d_1, \dots, d_n)$, 则可采用一种被称为 Minkowski r 度量的距离函数来度量相似性,定义如下^[4]:

$$d_r(q, d) = \left[\sum_{i=1}^n |q_i - d_i|^r \right]^{1/r}, \quad r \geq 1 \quad (1)$$

当 $r=1$ 时即街区距离 (City-block distance); $r=2$ 时即欧氏距离 (Euclidean distance), 该距离用于直方向量匹配时又称直方图匹配法^[6]; $r=\infty$ 时即支配距离 (Hausdorff distance^[1])。

除上述方法以外,还可采用相似夹角余弦度量:

$$d_{\cos}(q, d) = \cos^{-1} \frac{q^T d}{\|q\| \|d\|} = \cos^{-1} \frac{\sum_{i=1}^n q_i d_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n q_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n d_i^2}} \quad (2)$$

2.1.2 基于直方向量的度量

包括直方图相交,中心矩法, χ^2 统计距离和 K-L 距离。

令 H_Q 和 H_D 分别为查询图像 Q 和数据库图像 D 的频数直方图,则两图像之间的匹配值 $P(Q, D)$ 可借助直方图相交^[9]来计算,即:

$$P(Q, D) = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \min[H_Q(i), H_D(i)]}{\sum_{i=0}^{L-1} H_Q(i)} \quad (3)$$

式中: L 为该图像的灰度级, 对本文中所用到的遥感图像 $L=256$ 。

对于单波段遥感图像, 设 M_{i_Q} 与 M_{i_D} 分别为查询图像 Q 与数据库图像 D 的 $i(i \leq 3)$ 阶中心矩, 则其间的匹配值为^[10]:

$$d_m(H_Q, H_D) = \sqrt{\sum_{i=1}^3 (M_{i_Q} - M_{i_D})^2} \tag{4}$$

式中, 图像直方图的前三阶中心矩分别为:

$$\begin{aligned} M_1 &= \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} H(i) \\ M_2 &= \left[\frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} (H(i) - M_1)^2 \right]^{1/2} \\ M_3 &= \left[\frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} (H(i) - M_1)^3 \right]^{1/3} \end{aligned}$$

χ^2 统计距离定义如下^[11]:

$$d_{\chi^2}(H_Q, H_D) = \sum_{i=0}^{L-1} \frac{(H_Q(i) - m(i))^2}{m(i)} \tag{5}$$

其中

$$m(i) = \frac{H_Q(i) + H_D(i)}{2}, \quad i = 0, \dots, L-1$$

最后是 $K-L$ 距离:

$$d_{KL}(H_Q, H_D) = \sum_{i=0}^{L-1} H_Q(i) \log \frac{H_Q(i)}{H_D(i)} \tag{6}$$

由相似性度量的定义^[12], 注意到上式只有在 $H_D(i) \neq 0$ 且 $H_Q(i) > H_D(i)$ 时才有意义。对上式稍加修改得:

$$\begin{aligned} d_{KL}(H_Q, H_D) &= \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{L-1} \left[H_Q(i) \log \frac{H_Q(i)}{H_D(i)} + \right. \\ &\quad \left. H_D(i) \log \frac{H_D(i)}{H_Q(i)} \right] \end{aligned} \tag{7}$$

这样对于任意 H_D 和 H_Q 都能保证 $d_{KL}(H_Q, H_D) \geq 0$, 符合距离函数(相似性度量)的定义。

2.2 基于概率密度的相似性度量

在模式识别中, 类别可分离性判据可用来度量两个模式类之间的相关性。由于地物分布复杂, 通常遥感图像的直方图呈多样化分布。原理上可以用多高斯分布对多峰结构的直方图进行任意精度逼近, 但由于数学分析的困难性, 本文仅讨论比较简单的直方图具有双峰结构的情况。假设一幅图像由目标和背景组成, 且其目标和背景的像元灰度值集中在两个主要的区域中, 表现在灰度直方图上即两个明显的波峰, 这时可将其看作一个双高斯混合分布模型^[10]。若能精确估计出混合模型中的参数, 则可

得到一个与原图像直方图相似的拟合直方图, 这时即可利用 Bhattacharyya 距离等类别可分离性判据来度量两图像之间的相似性。

经分析发现, 若能确定两个波峰之间的波谷, 目标和背景的类别概率就很容易计算了, 混合模型的其他参数便不难估计。故最关键的问题就是谷值的搜索, 即图像分割中的阈值提取。图像分割中确定阈值的方法有许多^[10], 这里采用的是极小值法, 然后利用合适的距离参数在检测到的多个阈值中选取合适的阈值。

考虑到实际图像的直方图由于图像噪声等原因经常有起伏, 因此在搜索谷点时计算出的极小值点有可能对应虚假的谷。为了消除噪声等因素的影响, 可先对直方图进行平滑, 然后再进行阈值提取^[13]。若将直方图看作是一个长度为 $L=256$ 的信号, 则可采取 Savitzky A 和 Golay M 提出的一种基于多项式拟合的方法作为低通滤波器滤掉噪声, 该滤波器又称 Savitzky-Golay 平滑滤波器^[14]。

2.2.1 混合高斯模型

选取了合适的阈值之后混合正态分布的参数便不难估计。

两类情况下的混合高斯分布模型为:

$$\begin{aligned} P(X) &= \theta P_1(X) + (1 - \theta) P_2(X) \\ &= \frac{\theta}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left[-\frac{(X - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right] + \\ &\quad \frac{1 - \theta}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} \exp\left[-\frac{(X - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}\right] \end{aligned} \tag{8}$$

式中, θ 为目标物体的概率, 则 $1 - \theta$ 为背景的概率, μ_i 和 σ_i 分别为目标和背景的均值和标准差。

设最后确定的阈值为 T , 直方图为 H , 则目标物体的概率 θ 可由下式得出

$$\theta = \sum_{i=1}^T H(i) \tag{9}$$

目标和背景的均值可以由峰值点所在位置近似代替, 若双峰的值为:

$$P_i = H(j) \tag{10}$$

式中, $j = \begin{cases} 1, \dots, T, & \text{当 } i=1 \\ T+1, \dots, 256, & \text{当 } i=2 \end{cases}$

则有

$$\mu_i = j \quad i = 1, 2 \tag{11}$$

标准差可由下式推导得出

$$\frac{\theta}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} = P_1 \Rightarrow \sigma_1 = \frac{\theta}{\sqrt{2\pi}P_1}$$

同理

$$\sigma_2 = \frac{1-\theta}{\sqrt{2\pi}P_2} \tag{12}$$

至此混合高斯分布的各参数已全部求出,据此可得到“拟合”的图像平滑直方图。

2.2.2 类别可分离性判据

模式识别理论中用作两类情况的概率距离度量有很多^[12],本文列举了常用的3种,即散度(Divergence)、Chemoff界限及Fisher准则。这3种距离度量在模式识别中又称类别可分离性判据。

对于单峰高斯分布,散度定义式可简化如下^[15]:

$$J_b = \frac{1}{2} \text{tr} \left(\sum_i^{-1} \sum_j + \sum_j^{-1} \sum_i - 2I \right) + \frac{1}{2} (\mu_i - \mu_j)^T \left(\sum_i^{-1} + \sum_j^{-1} \right) (\mu_i - \mu_j) \tag{13}$$

其中,“tr”表示对矩阵求迹运算。

同理 Chemoff界限亦可简化^[16],取 $s=1/2$ 即得 Bhattacharyya 距离,将把它用作两个分布可分离性的一个重要度量

$$J_b = \frac{1}{8} (\mu_i - \mu_j)^T \left[\frac{\sum_i + \sum_j}{2} \right]^{-1} (\mu_i - \mu_j) + \frac{1}{2} \ln \frac{\left| \left(\sum_i + \sum_j \right) \right|}{\left| \sum_i \right| \left| \sum_j \right|} \tag{14}$$

在类别可分离性判据中,两类、一维情况下 Fisher 准则函数定义如下^[15]:

$$FDR = \frac{(\mu_1 - \mu_2)^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \tag{15}$$

2.2.3 混合高斯的相似性度量

如前所述,模式识别中的类别可分离性判据只适用于计算两个单高斯分布间的相似值,因此本文在类别可分离性判据的基础上,根据 K 近邻法则发展了一种适用于计算混合高斯分布相似值的方法。

以 Bhattacharyya 距离为例,对于 C 类模式识别问题,这里是 $C=10$ 个图像直方图 $H_i (i=1, 2)$ 的识别,每类样本数即子分布个数为 2,可表示为 $H_i = \{H_i^1, H_i^2\}$,其中 $i=1, \dots, 10$ 。则根据 K 近邻决策规则 ($K=2$)^[15],任意两图像直方图间的 Bhattacharyya 距离可定义为

$$d_b(H_i, H_j) = \min_{k=2} m d_b(H_i^k, H_j^l), \quad j=1, 10, k, l=1, 2 \tag{16}$$

即取最小的两个距离之和作为两图像直方图之间的距离。两混合分布间的相似性度量则可由下式得到

$$\text{Sim}(H_i, H_j) = 1 - d_b(H_i, H_j) \tag{17}$$

式中, $d_b(H_i, H_j)$ 已归一化到 $[0, 1]$ 。

同理若 1 幅图像包含 $N \geq 2$ 个目标物体时,只需取 K 近邻法则中的 $K=N+1$ 近邻即可得到相应的相似度量计算式。

3 实验研究及结果分析

3.1 基于特征向量的相似性度量比较

3.1.1 遥感图像检索

第一组实验中,首先从一幅单波段印度卫星图像中抽取 100×100 的 60 幅子图,组成小型实验图像库。从各自所属区域上来看可将其分成三类,即水体(W)、山脉(M)和行政区划(U),每类区域包含 10 幅相似图像。其中部分相似图像如图 1 所示。

在“按内容检索”(QBE)的过程中,给定一幅目标图像(查询图像)后,系统的任务就是在数据库中查找与目标图像相似的图像^[17]。实验中分别在频数直方图和累积直方图这两种特征空间中对遥感图像进行检索。先从 3 类图像中分别选取一幅具代表性的作为目标图像进行检索,然后分别对其中的两类图像选取目标图像进行重复检索,这样在两种特征空间中 8 种相似度量各作 4 次检索实验。每次实验的检索结果返回正确率为^[18]:

$$C = \frac{\text{返回的正确图像的数目}}{\text{返回的图像的数目}} \times 100\% \tag{18}$$

最后,求出每种相似度量在两种特征空间中的平均返回正确率,以此作为评价该度量方法检索性能的最终指标。

3.1.2 实验结果分析

表 1 和表 2 给出了在两种直方图空间中每种相似性度量各次检索的返回正确率及 4 次检索的平均返回率(其中 SM 和 AE 分别表示相似性度量和平均返回正确率,SM_V1, SM_V2, SM_V3 和 SM_V4 依次为第一组中的欧氏距离、街区距离、支配距离和相似夹角余弦度量,SM_H1, SM_H2, SM_H3 和 SM_H4 依次为第二组中的直方图相交、 χ^2 统计距离度量、中心矩法和 K-L 距离度量)。

由表 1 和表 2 可见,当检索的两类相似图像灰度差别不大时,如山脉和街区(行政区划)的混合检索,各相似度量的返回正确率普遍较低,尤其第 1 组的支配距离的表现较同组的 3 种度量为最差,这是由支配距离定义的限制性所决定的。而正是由于这种“局限性”,才使得该方法在对其他两种待检索图像灰度差别较明显的情况下取得了较好的检索效率。

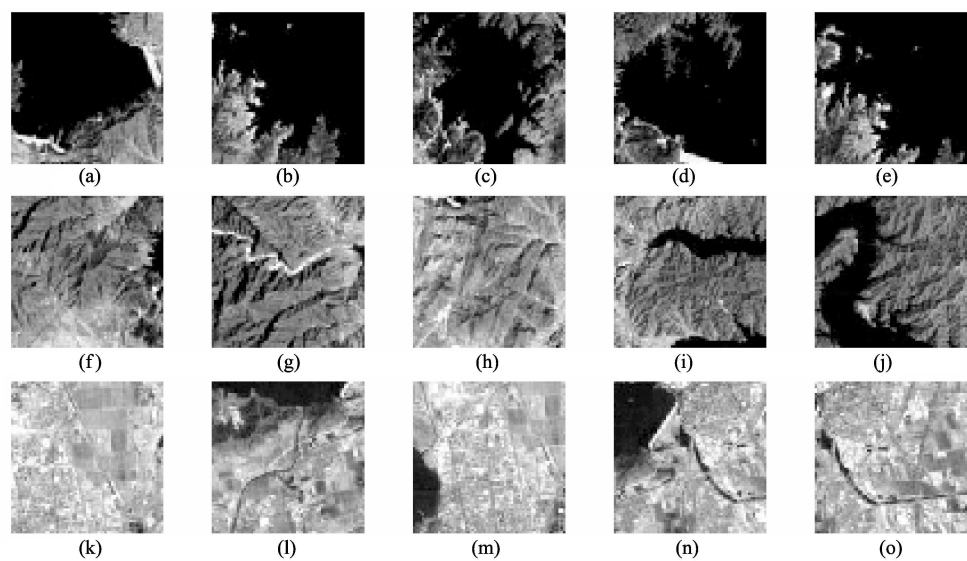


图 1 第一组实验中部分相似遥感图像
(a)－(e)为水体；(f)－(j)为山脉；(k)－(o)为行政区划

Fig 1 Some remote sensing images for retrieval in the first group experiments
(a)－(e) water; (f)－(j) mountain range; (k)－(o) units of administrative division

表 1 频数直方图空间中的检索效率比较

Table 1 Retrieval efficiency comparison in the frequency histogram space

SM	图像类别				AE /%
	W&M&U /%	W&M /%	W&U /%	M&U /%	
SM_V1	83.33	85	90	75	83.33
SM_V2	86.67	90	95	80	87.92
SM_V3	76.67	80	95	65	79.17
SM_V4	83.33	85	95	75	84.58
SM_H1	86.67	90	95	80	87.92
SM_H2	86.67	90	95	85	89.17
SM_H3	56.67	70	80	40	61.67
SM_H4	73.33	85	85	70	78.33

表 2 累积直方图空间中的检索效率比较

Table 2 Retrieval efficiency comparison in the cumulative histogram space

SM	图像类别				AE /%
	W&M&U /%	W&M /%	W&U /%	M&U /%	
SM_V1	80	90	95	70	83.75
SM_V2	80	90	95	70	83.75
SM_V3	80	90	90	70	82.5
SM_V4	80	90	100	70	85
SM_H1	43.33	65	50	55	55.33
SM_H2	83.33	85	95	75	84.58
SM_H3	76.67	85	100	65	81.67
SM_H4	83.33	85	95	75	84.58

此外还可得出以下结论：

(1) 从平均返回正确率来看， x^2 统计距离度量最高，中心矩法和直方图相交法较差，其余 6 种方法检索效率都比较好。

(2) 第一组中的欧氏距离、街区距离、支配距离和夹角余弦度量在这两种空间中的检索效率都很稳定，其中欧氏距离的稳定性是经前人在实践中反复证明了的^[1, 3, 4, 10]。

(3) 第二组的 4 种方法中， x^2 统计距离度量的表现在两种特征空间中都是最好的，中心矩法和 K-L 距

离度量在频数直方图空间中的返回正确率较差，而在对累积直方图的匹配中则不输其他。直方图相交法则正相反，相比之下更适用于频数直方图的匹配。

(4) 综上，不论是对频数直方图还是累积直方图进行匹配，采用 x^2 统计距离度量与夹角余弦度量均可取得很好的检索效率；中心矩法和 K-L 距离度量只适用于累积直方图匹配，而直方图相交法则正相反；欧氏距离与街区距离可用于对任意特征向量进行匹配，支配距离只在待检索相似图像灰度级明显区别于其他图像的情况下适用。

3.2 基于概率密度的相似性度量方法比较

3.2.1 实验描述

第二组实验中从另外一幅印度卫星图像中选取了 30 幅子图像,其中包括 4 组相似图像,记为 G1-G4,每组相似图像数为 5 幅。部分图像如图 2 所示。

图 3 分别以 image1, image6, image16 和 image21 为例,给出了 4 组图像经 Savitzky-Golay 滤波器平滑后的图像直方图及拟合直方图。其中图 3(a)代表平滑直方图,图 3(b)代表拟合直方图。由图 3 可以看出,平滑直方图的拟合效果还是比较令人满意的。

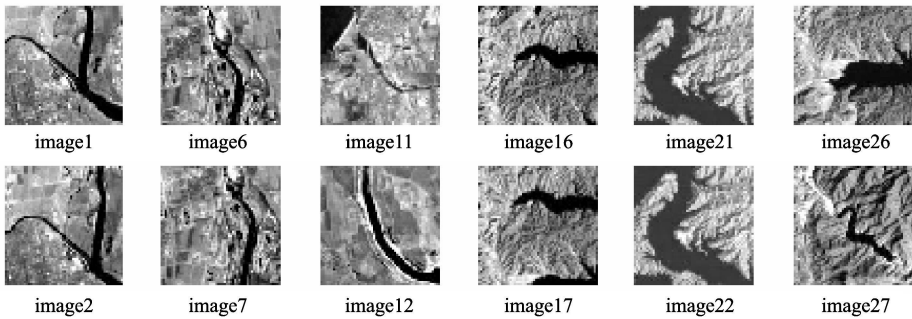


图 2 第二组实验中的部分遥感图像

Fig 2 Some remote sensing images in the second group experiments

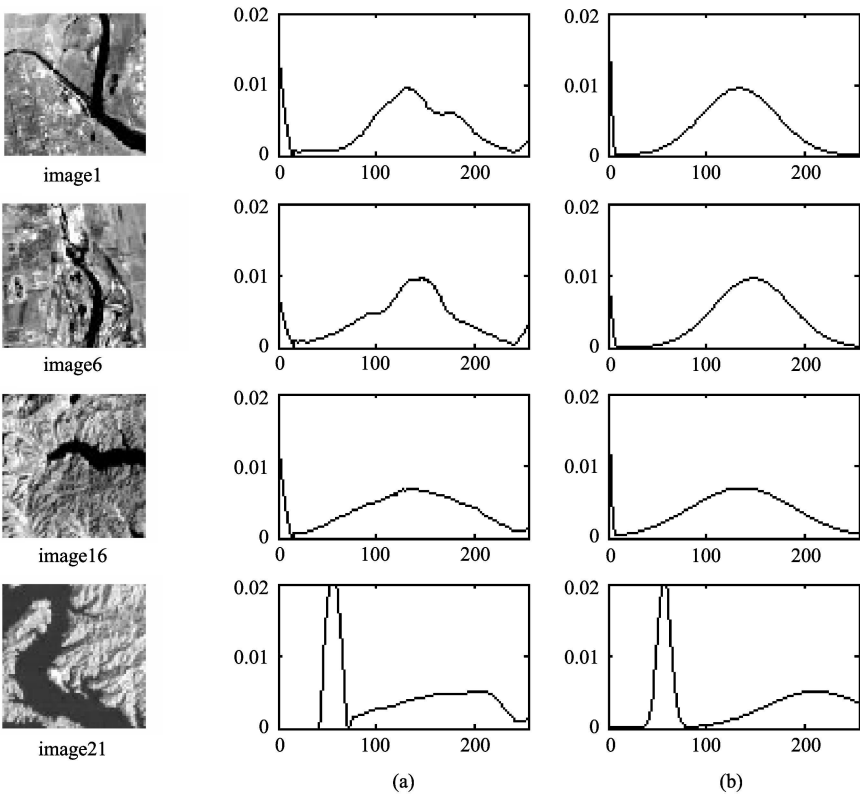


图 3 图像平滑及拟合直方图

Fig 3 Smoothed vs re-constituted image histograms

3.2.2 结果分析

表 3 给出了分别以上述的 4 幅示例图像 image1, image6, image16 和 image21 为检索图像的返回正确率,表 4 给出了 4 组图像的平均检索返回正确率比较。

从表 3 和表 4 可以看出:

(1) 对于某种特定类型的遥感图像,即其中包含明显目标物体且背景较为单一的图像,本文所提出的方法在其检索过程中行之有效。且 3 种类别可分离性判据中, Bhattacharyya 距离和散度均表现出了较好的检索性能, Fisher 准则相对较差。

(2) 从 4 组图像的平均检索效率来看,第 4 组

表 3 示例图像检索效率比较

Table 3 Retrieval efficiency of sample images				
相似度量	Image1 /%	Image6 /%	Image16 /%	Image21 /%
Bhattacharyya	80	80	80	100
散度	80	80	80	100
Fisher准则	40	60	40	100

表 4 4组图像平均检索效率比较

Table 4 Mean retrieval efficiency comparison of 4 groups images				
相似度量	G1 /%	G2 /%	G3 /%	G4 /%
Bhattacharyya	88	80	76	92
散度	88	80	76	92
Fisher准则	84	52	44	92

图像的检索效率最优。由图 2 可见,第 4 组图像中目标物体的面积较大,表现在直方图上呈较明显的双峰分布,双高斯混合分布的特性较为显著,由此更进一步证实了所提出的方法对于计算混合高斯分布之间相似程度的有效性。

另外,实验过程中发现,图像直方图的平滑对于检索结果也有比较显著的影响,平滑的程度不够可能导致对图像直方图的拟合效果较差,而过于平滑又可能会丢失图像原始直方图的信息。因此平滑滤波器中参数的选取也是值得注意的一个问题。

4 结论与进一步工作

本文对基于特征向量的相似性度量和基于概率的相似性度量进行了研究,相应地设计了两组应用于遥感图像检索中的实验。

第一组实验中,通过在两种直方图特征空间中对第一组 8 种相似度量的检索效率比较,发现两种以前较少用于图像检索的度量方法在对遥感图像的直方图特征匹配中表现出色,它们分别是 x^2 统计距离度量和相似夹角余弦度量。由于实验中所抽取的特征类型比较单一,而遥感图像的特征又多种多样,故上述相似性度量在遥感图像检索中的适用性及优缺点还有待于在各种不同的特征空间中深入研究。

第二组实验中,在类别可分离性判据的基础上,

根据 K 近邻法则提出了一种计算混合高斯分布之间相似程度的方法,并将其应用于其中包含明显目标物体且背景较为单一的遥感图像检索。实验结果表明,基于 K 近邻法则 ($K=2$) 的方法对于检索该类图像行之有效,其中 Bhattacharyya 距离和散度都表现出了较好的检索性能,而 Fisher 准则相对较差。然而值得注意的是,由于类别可分离性判据在计算过程中,只考虑到图像直方图的均值和方差,导致用此类方法估计的图像之间的相似程度可能会与人们的视觉判断有一定的差异。

实际应用中,可以考虑将这两类相似性度量结合起来,相信会获得更加令人满意的结果。这方面的工作将是今后研究的一个重点,期望所获得的研究结论能为在多源数据检索中发展新的相似性度量提供理论基础。另外实验中用到的检索图像仅限于单波段遥感图像,且为检索实验构建的图像库规模也较小,一定程度上限制了实验结论的推广,这些问题也需要在今后的工作中进一步探索和改进。

参 考 文 献 (References)

[1] Maxwell B A, Buddemeier R W. Coastal Typology Development with Heterogeneous Data Sets [J]. Regional Environmental Change 2002, 3(1-3): 77- 87.

[2] Tian Y Q, Guo P, Lyu M R. Comparative Studies on Feature Extraction Methods for Multispectral Remote Sensing Image Classification[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics[C]. 2005.

[3] Ning S N. Remote Sensing Image Processing and Applications [M]. Beijing: Earthquake Press 1995 [宁书年. 遥感图像处理与应用 [M]. 北京:地震出版社, 1995.]

[4] Ramesh Jain, Jayaram Murthy S N, Peter L J Chen (Luong Tran). Similarity Measures for Image Databases[A] Proc 4th IEEE International Conference on Fuzzy Systems Yokohama [C]. 1995.

[5] Bao Q, Guo P. Comparative Studies on Similarity Measures for Remote Sensing Image Retrieval[A]. Proceedings of the IEEE Conference on Systems Man and Cybernetics[C]. 2004.

[6] Zhang Y J. Content-based Vision Information Retrieval[M]. Beijing: Science Press 2003 [章毓晋. 基于内容的视觉信息检索 [M]. 北京:科学出版社, 2003.]

[7] Kullback S. Information Theory and Statistics[M]. New York. 1968.

[8] Cover T M, Thomas J A. Elements of Information Theory. Wiley Series in Telecommunications[M]. John Wiley & Sons New York, USA. 1991.

[9] Swain M J, Ballard D H. Color Indexing[J]. International Journal of Computer Vision. 1991, 7(1): 11- 32.

[10] Rafael C Gonzalez, Richard E Woods. Digital Image Processing [M]. 2nd ed. Addison Wesley Longman Publishing Co., Inc. USA, 1992.

[11] Bozkaya T, Oasoyoglu M. Distance-based Indexing for High-dimensional Metric Spaces [J]. ACM Special Interest Group on Management of Data, 1997, 26(2): 357—368.

[12] Bian Z Q, Zhang X G. Pattern Recognition [M]. 2nd ed., Beijing: Tsinghua University Press, 2000. [边肇祺, 张学工. 模式识别 [M]. 第二版. 北京:清华大学出版社, 2000.]

[13] Xie H. Some Strategies to Improve the Object Profile-based Image Retrieval Model and Its Prototype [D]. M. S. thesis. Jinan Univ., Guangzhou, China, 2001. [谢红. 基于目标形状的图像检索模型的改进策略及其原型系统 [D]. 暨南大学硕士学位论文, 中国广州, 2001.]

[14] Hu G S. Digital Signal Process Theory, Algorithm and Realization [M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2003. [胡广书. 数字信号处理——理论、算法与实现 [M]. 第二版. 北京:清华大学出版社, 2003.]

[15] Sergios Theodoridis, Konstantinos Koutroumbas. Pattern recognition [M]. 2nd ed., USA: Academic Press, 2003.

[16] Cheng M D, Shen X C. Introduction to Image Recognition [M]. Shanghai: Shanghai Science Technology Press, 1983. [程民德, 沈燮昌. 图像识别导论 [M]. 上海:上海科学技术出版社, 1983.]

[17] Jeffrey Bach, Santanu Paul, Ramesh Jain. A Visual Information Management System for the Interactive Retrieval of Faces [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 1993, 5: 619—628.

[18] Wang W H. Content-based Image Retrieval Technique Research [D]. Ph. D. dissertation. Changsha, China, 2001. [王文惠. 基于内容的图像检索技术研究 [D]. 国防科学技术大学博士学位论文, 2001.]