

遥感图像检索中的相似性度量方法比较^{*}

包 倩 郭 平

(北京师范大学计算机系 北京 100875)

摘 要 相似性度量是用来研究多源数据之间的相似程度的,是对空间数据进行模式识别的基础。本文通过单波段遥感图像的检索实验对应用于直方图匹配的 8 种相似性度量方法进行了比较。实验中发现两种方法在对直方图向量的匹配中表现出色,它们分别是 χ^2 统计距离度量和相似夹角余弦度量。文章最后讨论了各种度量方法的适用性及优缺点。

关键词 遥感图像检索,相似性度量,特征提取,直方图匹配

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和的不同数据源信息,实现有效的匹配和检索,实现多元空间数据的相似度和相似检索便成为海量数据库管理的瓶颈。对多源遥感图像的相似性度量进行研究,将对多源空间数据的理解、处理,以及在相关的信息处理技术方面产生影响。相似性度量是用来研究多源数据之间的相似程度的,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,两类数据的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,距离越远表明越不相似。由于相似性度量是按内容检索的核心技术,因此有着极为广泛的应用前景。

本文从单波段遥感图像检索入手,对应用于直方图匹配的 8 种相似性度量进行了初步的比较研究。文章最后给出了 8 种方法的检索性能比较,并讨论了各种度量方法的适用性及优缺点。实验结论将有助于在对遥感图像进行检索时根据特征提取选择合适的相似性度量。

1 遥感图像特征提取

遥感图像检索的首要问题就是特征的提取。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^[5]。这里由于我们的目标是对相似性度量进行比较,故对遥感图像的特征提取不作深入讨论,只对本文中所提取的特征加以简单介绍。

在遥感图像中,地物的电磁波辐射能量及变化在图像上表现为图像的灰度(又称亮度)及其变化,灰度是地物电磁波辐射能量大小的直接反映,是地物识别的重要依据。不同的地物亮度值存在差异,

例如在 SPOT3 图像上,植物的灰度值大于水的灰度值,而对图像灰度分布的最好描述就是直方图。图像直方图是图像中的每个波段亮度值的分布曲线,它能够反映图像的信息量及分布特征。在遥感图像的数字处理中,按照图像直方图纵坐标值的物理意义,可以分为两种基本类型,即频数直方图和累积直方图。频数直方图的纵坐标值是某个灰度级的像元在图像中出现的百分数,频数直方图相当于概率密度曲线;累积直方图的纵坐标是小于或等于特定灰度级像元在图像中的百分数,累积直方图相当于累积概率密度曲线^[6]。

根据遥感图像的上述特点我们提取了两组特征,即频数直方图与累积直方图。

2 相似性度量

图像的相似性度量是遥感图像检索技术中关键的一个问题,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^[7]。目前得到广泛应用的相似性度量是在特征空间中定义的某种距离。在各种空间中,只要定义一种距离度量,就可以用这种距离度量的非增函数作为相似性度量。

遥感图像检索中常用的相似性度量有很多,由于本文所提取的特征向量是图像直方图,故这里仅对应用于直方图匹配的度量方法进行比较,它们分别是三种 Minkowski 距离(L_1, L_2, L_∞)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 Bhattacharyya 距离,其中前四种不仅适用于直方图匹配,也适用于任意特征向量的匹配。故为方便描述可将这 8 种方法分成如下两组:

- * 基于任意特征向量的度量
- * 基于直方图向量的度量

^{*} 国家自然科学基金(60275002)资助课题。

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。下面给出每组相似性度量所对应的距离函数定义。

2.1 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 $q = (q_1, \dots, q_n)$, $d = (d_1, \dots, d_n)$, 则可采用欧氏距离度量、街区距离度量、支配距离度量和相似夹角余弦等来度量相似性。其中欧氏距离、街区距离和支配距离是基于一类被称作 Minkowski r -度量的距离函数,其定义如下^[2]

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

当 $r = 2$ 时即欧氏距离

$$d_2(q, d) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - d_i)^2} \quad (1)$$

该距离用于直方图向量匹配时又称直方图匹配法^[8]。

$r = 1$ 时即街区距离

$$d_1(q, d) = \sum_{i=1}^n |q_i - d_i|, r \geq 1 \quad (2)$$

$r = \infty$ 时即支配距离(即 Hausdorff 距离^[1]):

$$d_\infty(q, d) = \max_i |q_i - d_i| \quad (3)$$

此外还可以采用相似夹角余弦来度量其相似性:

$$\begin{aligned} d_{\cos}(q, d) &= \cos^{-1} \frac{q^T d}{\|q\| \|d\|} \\ &= \cos^{-1} \frac{\sum_{i=1}^n q_i d_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n q_i^2 \cdot \sum_{i=1}^n d_i^2}} \end{aligned} \quad (4)$$

2.2 基于直方图向量的度量

2.2.1 直方图相交法 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^[3]来计算,即

$$P(Q, D) = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \min[H_Q(i), H_D(i)]}{\sum_{i=0}^{L-1} H_Q(i)} \quad (5)$$

其中 L 为该图像的灰度级,对本文中所用到的遥感图像 $L = 256$ 。由上式定义可见 $P(Q, D)$ 的值与图像对 (Q, D) 的相似度成正比,且取值范围为 $[0, 1]$,故可直接取上式作为两直方图向量的相似性度量。

2.2.2 中心矩法 图像直方图的前三阶中心矩

分别为:

$$M_1 = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} H(i)$$

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

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

对于单波段遥感图像,设用 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,则它们之间的匹配值为^[4]

$$d_{cm}(H_Q, H_D) = \sqrt{\sum_{i=1}^3 (M_{i,Q} - M_{i,D})^2} \quad (6)$$

2.2.3 χ^2 统计距离 χ^2 统计距离的定义如下^[7]

$$d_{\chi^2}(H_Q, H_D) = \sum_{i=0}^{L-1} \frac{(H_Q(i) - m(i))^2}{m(i)} \quad (7)$$

其中

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

2.2.4 Bhattacharyya 距离 如果图像直方图的概率分布为正态分布,也可采用 Bhattacharyya 距离:

$d_B(H_Q, H_D) =$

$$\begin{aligned} &\frac{1}{8} (M_Q - M_D)^T \left(\frac{\Sigma_Q + \Sigma_D}{2} \right)^{-1} (M_Q - M_D) \\ &+ \frac{1}{2} \ln \frac{1}{\left| \frac{\Sigma_Q + \Sigma_D}{2} \right|^{1/2} \left| \Sigma_Q \right|^{1/2} \left| \Sigma_D \right|^{1/2}} \end{aligned}$$

其中 M_Q, M_D 和 Σ_Q, Σ_D 分别为查询图像 Q 和数据库图像 D 的直方图概率分布的均值和方差。虽然实际的遥感图像数据可能并不完全服从正态分布^[6],但本文为使 Bhattacharyya 距离可求,取直方图向量的均值和方差近似代替上式中的 M 和 Σ 。

3 实验描述及结果分析

首先从一幅单波段印度卫星图像中抽取 100 $\times$ 100 的 60 幅子图,组成小型实验图像库。其中包括湖泊、山脉和街区三类区域,每类区域的相似图像数目为 10。

3.1 遥感图像检索

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。先从三类图像中分别选取一幅具有代表性的作为查询图像来作检索,然后分别对其中的两类图像选取查询图像重复检索,这样在每种特征空间中 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^[7]:

$$C = \frac{\text{返回的正确图像的数目}}{\text{返回的图像的数目}} \times 100\% \quad (9)$$

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。

3.2 实验结果分析

表1给出了在频数直方图空间中8种相似性度量每次检索的返回正确率以及4次平均返回率(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Bhattacharyya距离度量)。

表1 频数直方图空间中相似性度量检索结果

图像类别 相似度量	湖泊山脉街区	湖泊山脉	湖泊街区	山脉街区	总平均正确率
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	70%	75%	85%	60%	72.5%

由上表可见,当检索的两类相似图像灰度差别不大时,如山脉和街区的混合检索,各相似度量的返回正确率普遍较低,尤其第一组的支配距离度量的表现较同组的三种度量为最差,这是由支配距离定义的局限性所决定的,即支配距离为两向量任意对应元素差的最大值,见其定义式(3)。而正是由于这

种“局限性”,才使得该方法在对其它两种待检索图像灰度差别明显的情况下取得了较好的检索效率。

为了使比较结果更直观,下面以图表的形式给出在两种特征空间中各种度量方法返回正确率以及两组实验的平均返回正确率,如图1所示。

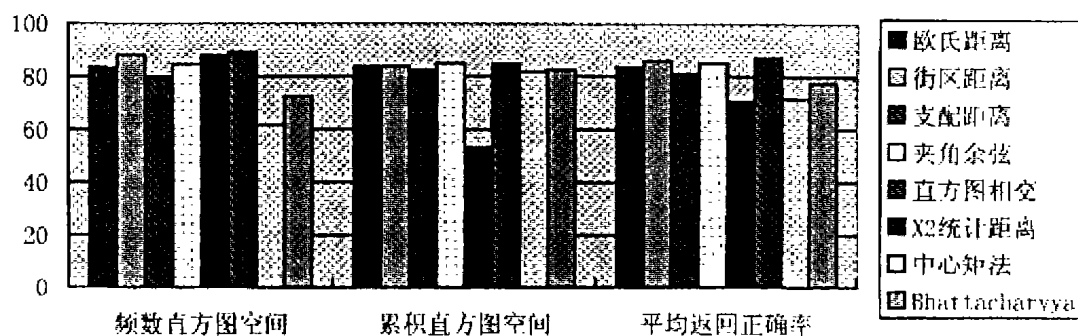


图1 相似性度量检索效率比较

从上面的图表中可以得出以下几点结论

(1)从平均返回正确率来看, χ^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种除Bhattacharyya距离度量稍差外检索效率都比较不错。

(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,其中前三种是比较常见的,尤其是欧氏距离的稳定性是经前人在实践中反复证明了的^[1,2,7]。

(3)第二组的四种方法中, χ^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Bhattacharyya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

其它。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。通过对(5)式直方图相交的计算公式分析可知,该式若要符合文中对相似性度量的定义,必须保证其取值在 $[0,1]$,则直方图向量 H_Q 与 H_D 必须满足 $\sum_i H_Q(i) = \sum_i H_D(i)$,显然两种直方图中只有频数直方图向量满足此条件。

(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 χ^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Bhattacharyya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在对任意特征向量进行匹配时均可以考虑,支配距离只在待检索相

似图像灰度级明显区别于其它图像的情况下适用。

讨论 本文通过在两种特征空间中对 8 种相似度量度的检索效率比较,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 χ^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以及优缺点还有待于在各种不同的特征空间中深入研究。

检索图像到目前为止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,这些都是需要在下一步工作中进一步探索和改进的问题。另外从数据模型的角度来看,本文所比较的这两组相似性度量均属于几何矩阵模型,而由于人眼视觉感知的特殊性,一般的几何矩阵模型并不能很好地反映人眼的视觉判断,因此人们一致在寻求更加有效的相似度量方法。

故今后的主要任务是将相似性度量的比较实验扩充到多源数据的检索,最终的研究结论将为在多源数据检索中发展新的相似性度量提供理论基础。

参考文献

- 1 Maxwell B A. Distance Measures for Heterogeneous Geographic Data Sets: [LOICZ report]. Swarthmore College, 2001
- 2 Jain R, et al. Similarity Measures for Image Databases. Bruce's LOICZ page, pp.1247 ~ 1254, 1995. 1247 ~ 1254
- 3 Swain M J, Ballard D H. Color indexing. International Journal Of Computer Vision, 1991, 7(1): 11 ~ 32
- 4 Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing. 3rd ed. Addison - Wesley, 1992
- 5 徐长勇,周焰,李德仁.基于内容的遥感图像检索综述.武汉理工大学学报信息与管理工程版,2003,26(5): 8 ~ 12
- 6 宁书年,等.遥感图像处理与应用.地震出版社,1995. 25 ~ 32
- 7 王文惠.基于内容的图像检索技术研究:[国防科学技术大学研究生院工学博士学位论文]. 2001. 32 ~ 62
- 8 章毓晋.基于内容的视觉信息检索.科学出版社,2003. 64 ~ 71

(上接第 58 页)

结果显示了分类正确率高达 93.26%,标准差为 3.08。通过假设检验(t 检验)可以看出,在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 的情况下,利用小波降噪结合 SVMs 的方法对恒星光谱数据进行分类的正确率要明显优于直接用 SVMs 进行分类的正确率(p -value = $1.97e-008$)。

主分量分析(Principal Component Analysis - PCA)^[5]是一种用较少数量的特征对样本进行描述以达到降低特征空间维数的方法,它广泛应用于信号处理、统计学和神经网络计算,是数据降维和去噪的有力工具。作为比较,我们首先用 PCA 对原始数据进行预处理,从图 3 中可以看出,前 10 PCs 的重建错误率只有 0.43%,所以我们将原始数据降至 10

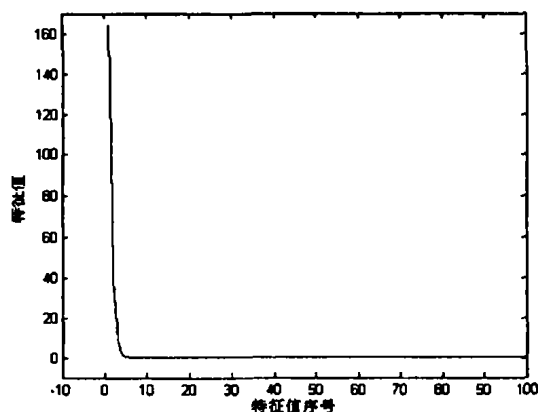


图 3 特征值降序排列

维,然后送入 SVMs 完成最终分类。从图 2 中可以看到经 PCA 降维重建后的谱线,实验结果显示了此种方法的分类正确率只有 81.30%,通过假设检验(t 检验)可以看出,在显著性水平的情况下,用 PCA

+ SVMs 进行分类的分类正确率和直接用 SVMs 分类相比较并未有显著提高(p -value = 0.71)。同时也可以看出 Wavelet + SVMs 的方法比 PCA + SVMs 的方法有更高的识别率(p -value = $2.01e-010$)。导致应用 PCA 进行降维预处理分类正确率未有显著提高的原因是由 SVMs 的基本思想决定的, SVMs 是将非线性可分样本经非线性变换映射到高维可分的空间,也就是说 SVMs 在高维样本的处理上有很好的性能。

总结与讨论 本文提出了一种恒星光谱分类的新思路,文中的组合分类器结合了小波变换和支持向量机技术。从实验结果我们可以看出,这种组合分类的方法有很好的分类效果,我们从统计学的角度用假设检验(t 检验)证明了这种组合分类器的分类效果明显优于直接用 SVMs 进行分类的效果,也优于用 PCA 结合 SVMs 的分类效果。尽管这种组合分类的方法还需要进一步的评估,但本文已经充分地显示了其准确稳定的分类性能,我们相信这种组合分类器将会被广泛地应用在恒星光谱分类中。

参考文献

- 1 Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory. New York: Springer - Verlag, 1995
- 2 Cortes C, Vapnik V. Support Vector Networks. Machine Learning, 1995, 20: 273 ~ 297
- 3 Donoho D L. De - noising by soft - thresholding. IEEE Transaction on Information Theory, 1995, 41: 613 ~ 607
- 4 Efron B, Tibshirani R. An Introduction to the Bootstrap. Chaoman & Hall, 1993, 436
- 5 Jolliffe I T. Principal Component Analysis. Springer - Verlag, 1986