

文章编号: 1002-1175(2013)03-0347-06

综合视觉特征度量与 SVM 的遥感图像检索方法*

赵理君^{1,2}, 唐家奎^{1,2†}, 于新菊^{1,2}, 王春磊³, 张成雯^{1,2}

(1 中国科学院海岸带环境过程重点实验室, 山东省海岸带环境过程重点实验室, 中国科学院烟台海岸带研究所, 山东 烟台 264003; 2 中国科学院研究生院, 北京 100049; 3 河北联合大学, 河北 唐山 063009)

(2012年5月2日收稿; 2012年5月29日收修改稿)

Zhao L J, Tang J K, Yu X J, et al. Remote sensing image retrieval method integrating feature similarity measurement and SVM[J]. Journal of Graduate University of Chinese Academy of Sciences 2013, 30(3): 347-352.

摘要 基于支持向量机(SVM)的相关反馈算法在反馈过程中只利用SVM的分类器,反馈结果排序会出现一定错误,提出一种改进的相关反馈策略,将图像的视觉特征度量函数和SVM分类器函数进行线性加权,作为相关反馈中的相似性度量准则.实验表明,改进策略能够优化遥感图像检索排序结果,提高检索的精度.

关键词 遥感图像检索;支持向量机;相关反馈;相似性度量

中图分类号: TP751 文献标志码: A doi: 10. 7523/j. issn. 1002-1175. 2013. 03. 011

Remote sensing image retrieval method integrating feature similarity measurement and SVM

ZHAO Li-Jun^{1,2}, TANG Jia-Kui^{1,2}, YU Xin-Ju^{1,2}, WANG Chun-Lei³, ZHANG Cheng-Wen^{1,2}

(1 Key Laboratory of Coastal Zone Environmental Processes, Chinese Academy of Sciences; Shandong Provincial Key Laboratory of Coastal Zone Environmental Processes, Yantai Institute of Coastal Zone Research, Chinese Academy of Sciences, Yantai 264003,

Shandong, China; 2 Graduate University, Chinese Academy of Science, Beijing 100049, China;

3 Hebei United University, Tangshan 063009, Hebei, China)

Abstract The support vector machine (SVM)-based relevance feedback algorithm has been used in common image retrieval, but not widely applied to remote sensing images. Traditional algorithm only uses SVM classifiers, resulting in some wrong ranking sequences of retrieval results. An improved relevance feedback strategy is proposed, and it modifies the similarity measurement criterion using a weighted linear combination of feature similarity measurement and SVM classifier. Experimental results show that the proposed method improves the ranking sequence and accuracy of retrieval results.

Key words remote sensing image retrieval; support vector machine; relevance feedback; similarity measurement

* 国家自然科学基金(40801124)、山东省中青年科学家科研奖励基金(2010BSA06013)、中国科学院创新团队国际合作伙伴计划、中国科学院数字地球重点实验室开放基金(2011LDE015)和中国科学院研究生院院长基金资助

† 通信作者, E-mail: jktang@ucas.ac.cn

从 20 世纪 70 年代末出现的基于文本的图像检索到 90 年代初提出的基于内容的图像检索 (CBIR, content-based image retrieval), 使得图像检索的思路发生了质的变化. CBIR 突破了传统的基于表达式检索的局限, 从媒体内容中提取特征信息线索, 利用近似匹配技术, 以相关反馈为有效手段, 实现在大型数据库的快速检索, 已成为目前图像检索的研究热点.

为了填补用户高层语义特征与图像低层视觉特征的鸿沟, 相关反馈机制被引入到 CBIR 中^[1]. 其中比较热门的一种方法就是基于支持向量机 (SVM, support vector machine) 的相关反馈. SVM 作为一种出色的机器学习算法, 可以很好地解决小样本和非线性分类问题^[2], 在 CBIR 的相关反馈过程中得到了广泛应用. 姜楠楠等利用用户的反馈信息建立二类训练样本, 并构造二类 SVM 分类器, 以 SVM 为分类器开展图像检索的相关反馈过程^[3]. 周建新等通过扩大训练样本来提高样本质量, 并融合多个 SVM 分类器, 解决了单一分类器性能不佳的问题^[4]. Seo 等提出一种基于单类 SVM 的图像检索学习方法, 从而克服了二类 SVM 的相关反馈方法对于小样本不能提供稳定结果的局限性^[5]. Jiang 等将 AdaBoost 算法引入到传统的 SVM 算法中, 在每一次反馈中, 将前一轮反馈生成的 SVM 分类器与当前反馈学习得到的分类器进行加权结合形成一个整合的 SVM 分类器进行相关反馈, 以提高查准率, 加快训练过程^[6]. Hoi 等一改以往传统的基于 SVM 的相关反馈方法, 仅依靠图像特征信息的反馈思路, 提出基于双重 SVM 的相关反馈方法, 在反馈过程中既使用图像的低层视觉特征信息, 又利用用户反馈的记录信息, 使得反馈精度得到显著提高^[7].

遥感图像作为众多图像的一种, 又具有其本身的特殊性, 如维度高、数据尺度大、信息量丰富等. 随着遥感数据量的增大, 传统的检索方法已很难满足用户对数据的实时需求. 因此, 基于内容的遥感图像检索研究才显得尤为重要. 然而, 目前针对遥感图像检索的研究侧重在不同的视觉特征信息提取方法对遥感图像检索效果的影响上^[8-9], 对于相关反馈技术, 尤其是基于 SVM 的相关反馈技术的应用还很少. 另外, 目前基于 SVM 的相关反馈策略在反馈过程中只利用了 SVM 的分类器, 而没有考虑到图像本身的视觉特征信息,

使得反馈结果在排序方面存在一定的不足. 有时在返回的检索结果中, 不相关的图像被排在了前面而相关图像则被排在了后面.

针对上述问题, 本文提出一种综合图像的视觉特征度量函数和 SVM 分类器函数的相关反馈算法, 以提高系统对用户反馈信息的语义理解能力. 实验结果表明, 该相关反馈策略不仅能优化遥感图像检索结果的排序, 而且能提高检索的准确度, 可很好地适用于遥感图像的检索.

1 遥感图像特征提取

对于遥感图像而言, 在进行视觉特征提取时, 既要利用常规图像的特征, 又要考虑遥感图像本身独有的特征. 常规图像所具有的特征主要包括颜色、纹理特征等^[10-13]; 而遥感图像独有的特征主要包括光谱特征等, 以常用的 Landsat TM 图像为例, 它的 7 个波段以及不同波段的组合能够形成一些新的特征^[14], 如表达植被特征的指数 NDVI, 描述建筑物特征的指数 NDBI^[15], 表达水体光谱特征的 NDWI^[16]. 表 1 描述了本文所采用的不同类型的特征.

表 1 视觉特征类型

Table 1 Types of visual feature

视觉特征类型	特征提取方法	特征向量构成
颜色特征	颜色矩	RGB 颜色空间中的灰度均值和方差
	小波变换	小波分解后的熵值和能量值
纹理特征	灰度共生矩阵	灰度共生矩阵的对比度、能量和相关性
	Gabor 变换	Gabor 变换结果的均值和标准差
光谱特征	光谱指数	区域的 NDVI, NDBI, NDWI

2 改进的相关反馈策略

2.1 支持向量机

SVM 是 Vapnik 等提出的一种基于统计学习理论的机器学习算法. 由于 SVM 是基于结构风险最小化准则的^[17], 因此其推广能力明显优于一些传统的学习方法. 其核心思想是采用最大间隔分类面思想和基于核的方法, 能够在分类问题中表现出很好的泛化能力^[18].

给定训练集 $T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \in (R^n \times Y)^l$, 其中, 训练数据 $x_i \in R^n$, 其相应的类标

号 $y_i \in Y = \{1, -1\}$, $i = 1, \dots, l$. 这样,求解最优分类超平面的问题可归结为以下二次规划问题:

$$\begin{aligned} & \underset{w, b, \xi}{\text{minimize}} \quad \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i, \\ & \text{subject to } y_i((w \cdot \Phi(x_i)) + b) \geq 1 - \xi_i, \\ & \quad \quad \quad i = 1, \dots, l, \\ & \quad \quad \quad \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, l, \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\Phi(\cdot)$ 是一个从输入空间 R^n 到特征空间 F 的映射,用于将训练数据 x 投影到一个高维空间中去; ξ_i 是松弛系数,它允许出现错分的样本; C 是惩罚参数,它控制着对错分样本的惩罚程度. 最后,可以得到优化问题 (1) 的对偶形式:

$$\begin{aligned} & \underset{\alpha}{\text{minimize}} \quad \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j K(x_i, x_j) \alpha_i \alpha_j - \sum_{j=1}^l \alpha_j, \\ & \text{subject to } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, \\ & \quad \quad \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, l, \end{aligned} \quad (2)$$

其中 $K(x_i, x_j)$ 是核函数,可表示为 $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$. 通过求解 (2),可以得到 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \dots, \alpha_l^*)^T$,选取位于区间 $(0, C)$ 中的 α^* 的分量 α_j^* ,据此可计算出分类超平面函数:

$$\begin{aligned} f(x) &= \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* K(x_i, x) + b^*, \\ b^* &= y_j - \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* K(x_i, x_j). \end{aligned} \quad (3)$$

2.2 视觉特征相似性度量函数

视觉特征相似性度量是一个距离函数,通过图像特征值之间的距离来判断图像之间的相似性. 距离较近的图像与查询图像的特征较相似,距离较远的图像则与查询图像的特征差异较大.

假设遥感图像的特征向量为 $F = [f_{\text{color}}, f_{\text{gabor}}, f_{\text{wavelet}}, f_{\text{co-occurrence}}, f_{\text{spectrum}}]$,其中 F 中的各特征分量 $f_{\text{color}}, f_{\text{gabor}}, f_{\text{wavelet}}, f_{\text{co-occurrence}}$ 和 f_{spectrum} 分别为颜色特征向量、Gabor 纹理特征向量、小波纹理特征向量、灰度共生矩阵的纹理特征向量和光谱特征向量,且均为行向量,则 2 幅遥感图像之间视觉特征相似性度量的计算可表示为

$$D_{\text{Sim}} = \sqrt{(F_1 - F_2) \cdot (F_1 - F_2)^T} \quad (4)$$

其中 F_1 和 F_2 分别为 2 幅遥感图像的特征向量, D_{Sim} 为这 2 幅遥感图像之间视觉特征的相似度.

2.3 融合特征相似性度量函数和 SVM 分类器函数的相关反馈策略

图像检索的相关反馈是一个人机交互的过

程,用户根据系统的初始检索结果,标记出相关和不相关图像;检索系统根据反馈信息调整检索方式,再次给出检索结果;如此反复,直到用户满意为止.

传统的基于 SVM 分类器的相关反馈算法的基本思想^[3,19]是将检索结果图像作为训练样本,由用户标记出正类样本(其他为负类样本),并与旧的正类集合组成一个新的正类集合;而负类样本则与旧的负类集合组成一个新的负类集合. 通过对这些正类和负类进行 SVM 学习,可以得到一个代表用户检索目标的 SVM 分类器 $f(x)$,并利用该分类器来实施相关反馈. 以遥感图像为例,其检索和反馈流程如图 1 所示.

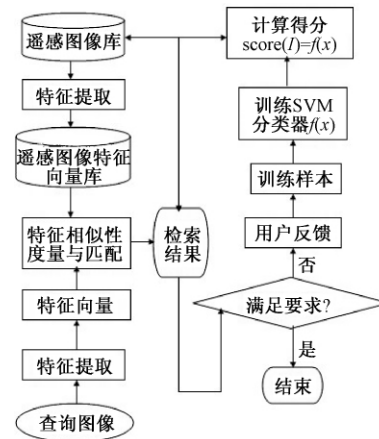


图 1 传统的基于 SVM 反馈方法流程图
Fig. 1 Flow chart of traditional SVM-based relevance feedback

传统的基于 SVM 分类器的相关反馈算法将分类超平面函数 $f(x)$ 作为特征空间中特征点到分类超平面的距离的一种代数度量^[20]. 对于被判别为正类的图像 I_i , $f(x_i)$ 表达了其与查询图像的相似程度,数值越大说明越相似. 虽然这种相似性度量策略在相关反馈中表现出良好的性能,但由于其只利用到 SVM 分类器,而没有考虑图像本身的视觉特征信息,所以在反馈结果中往往会将不相关图像排在前面的位置,而相关图像则被排在了后面. 为了避免这种情况发生,本文提出一种改进的相关反馈策略,在每一次反馈过程中,将视觉特征相似性度量函数和 SVM 分类器函数进行线性加权相结合,作为相关反馈中图像相似性排序的准则. 图 2 为改进的相关反馈策略流程图,即在每一相关反馈过程中,利用训练得到的 SVM 分类器,对遥感图像数据库中的所有遥感图

像进行分类,得到正类和负类 2 个类别;然后,运用相关反馈的相似性度量准则(公式(5)),针对正类($f(x) > 0$)和负类($f(x) \leq 0$)遥感图像分别运用相应的相似性度量计算公式,计算得到图像库中遥感图像与查询图像的相似度.

$$\begin{cases} D(I) = w_{SVM}D_{SVM}(I) + w_{Sim}D_{Sim}(I) \\ D_{SVM}(I) = 1/f(x), f(x) > 0 \\ D_{SVM}(I) = \exp(-f(x)), f(x) \leq 0 \end{cases}, (5)$$

其中 I 为遥感图像库中的遥感图像; $D(I)$ 为相关反馈中的图像相似性排序的准则; $f(x)$ 为 SVM 的分类超平面函数,即 SVM 分类器函数; $D_{SVM}(I)$ 为关于 SVM 的分类器的函数,用于衡量图像 I 与查询图像的相似度; $D_{Sim}(I)$ 为欧式空间中度量视觉特征相似性的距离函数,同公式(4),用于计算图像 I 与查询图像的相似性距离; w_{SVM} 和 w_{Sim} 分别是 $D_{SVM}(I)$ 和 $D_{Sim}(I)$ 的权值.

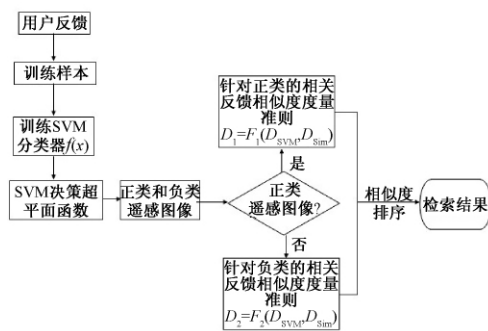


图 2 本文提出的改进的相关反馈方法流程图

Fig. 2 Flow chart of improved relevance feedback strategy

如果正类遥感图像数多于所需的相似图像数目,则只对正类图像运用针对正类的相似性度量公式;否则,在对正类图像进行相似性计算排序后,再对负类图像运用其相应的相似性度量公式,并进行相似性排序. 在所有的正类图像之后,依序补充所需不足的相似图像数目的部分.

3 实验结果

3.1 实验数据

为了测试检索性能,分别选取多个时相、多个地区 Landsat TM 的若干景遥感图像,其位置(时间)分别为 path120/row038 (1988-07-05)、path118/row038 (1989-08-11)、path123/row032 (1992-09-07)、path121/row039 (1989-07-15)、path121/row040 (1989-07-15)、path122/row039 (1992-10-18). 对所有的图像按照 512 × 512 大

小的窗口进行无重叠的裁剪,经过筛选后最终生成 419 幅子图像组成遥感图像实验库. 这些图像包含植被、城镇、面状水域、线状河流等 4 个语义类别. 遥感图像特征采用前文第 2 节所述的颜色、纹理特征和光谱特征,特征总维数为 63 维.

为了评价算法性能,本文采用 3 种评价指标:查准率 Precision、排序紧密度 Avg- p ^[19] 和排序平均值 Avg- r ^[19]. 假设 Q_1, \dots, Q_q 为检索图像,对第 i 个检索 $Q_i, I_1^{(i)}, \dots, I_{a_i}^{(i)}$ 为正确的检索结果,设 $\text{rank}(I_j^{(i)})$ 为 $I_j^{(i)}$ 检索结果的排序值,则

1) Precision = $\frac{1}{q} \sum_{i=1}^q a_i/k$, 该指标指每一次相关反馈中相关图像数占所返回的 k 幅图像数的百分比;

2) Avg- p = $\frac{1}{q} \sum_{i=1}^q \frac{1}{a_i} \sum_{j=1}^{a_i} \frac{j}{\text{rank}(I_j^{(i)})}$, 该指标定义了所有相关图像在结果中排在靠前位置的紧密程度,如果全部排在最前面,则该指标为 1.0;

3) Avg- r = $\frac{1}{q} \sum_{i=1}^q \frac{1}{a_i} \sum_{j=1}^{a_i} \text{rank}(I_j^{(i)})$, 该指标反映的是所有相关图像在检索结果中的排序平均值,该值越小越好.

3.2 参数选取

本实验在 Windows XP 系统中 MATLAB 环境下实现,实验中为了减少用户疲劳,实验规模设定 $k = 20$ 幅图像,即每次检索将 20 幅相似图像从左到右、从上到下按相似度的降序返回给用户. 反馈次数为 4 次,以测试检索性能的提高. 实验中 SVM 的核函数选取为 RBF 径向基函数,即

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\lambda \|x_i - x_j\|^2), (6)$$

其中, SVM 的分类算法采用 LIBSVM 工具箱 (<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>), SVM 的惩罚参数 C 和 RBF 核函数的参数 λ 采用最常用的网格选取^[21]方式寻找最优解. 另外,本文提出的改进的反馈策略中权重参数 w_{SVM} 和 w_{Sim} 是通过对不同权重组合的多次比较实验获取. 本文实验中设定 w_{SVM} 和 w_{Sim} 均为 0.5.

3.3 实验结果

为了客观评价传统的基于 SVM 分类器的相关反馈策略与本文提出的改进的基于特征相似性度量函数和 SVM 分类器函数相关反馈策略在遥感图像检索中的性能,从图像库中随机选取了 100 幅图像作为查询图像,实验结果如图 3,图 4,

图 5 所示. 从图 3 可以看出,在经过一次反馈之后 2 种反馈方法所获得的查准率得到显著提高,并且随着反馈次数的增加查准率均趋近于 1.0. 本文的反馈方法在查准率上明显高于传统的基于 SVM 分类器的反馈方法,尤其是在前 3 次反馈过程中,优势较为明显. 而随着反馈次数的进一步增加,查准率越来越接近最大值 1.0,从而 2 种方法的查准率趋于一致. 图 4 和图 5 分别以 $Avg-p$ 和 $Avg-r$ 2 个指标反映了反馈结果图像在位置排序上的情况. 随反馈次数增加的变化,2 个指标均呈现不断上升趋势. 但是,在同一个反馈过程中,本文提出的方法所得到的 $Avg-p$ 高于传统方法,而 $Avg-r$ 则小于传统方法. 根据这 2 个指标的含义,说明本文提出的方法比传统方法具有更加紧凑的检索结果;同时能够将检索到的相关图像排在更加靠前的位置,从而很好地解决了不相关图像被排在前面的问题. 图 6 给出了查询图像和分别使用 2 种反馈策略在经过一次反馈后的检索

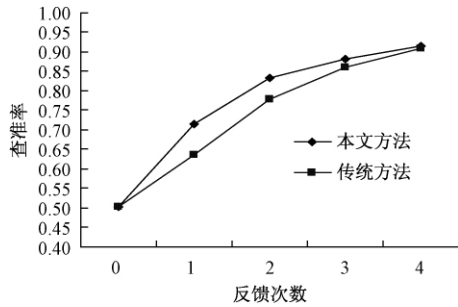


图 3 查准率的比较图
Fig. 3 Comparison of precision

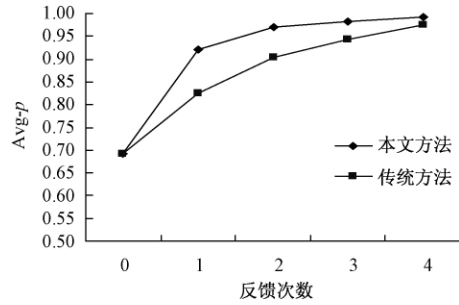


图 4 $Avg-p$ 的比较图
Fig. 4 Comparison of $Avg-p$

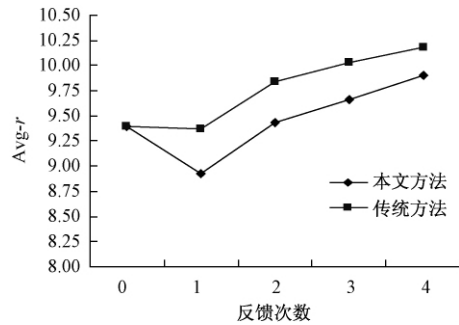


图 5 $Avg-r$ 的比较图
Fig. 5 Comparison of $Avg-r$

结果. 所有检索结果均按照相似性从上到下、从左到右依次降序排列.

综合上述实验结果,本文所提出的改进的相关反馈策略不仅能优化遥感图像检索结果的排序,而且能提高检索的准确度,可以很好地适用于遥感图像的检索.

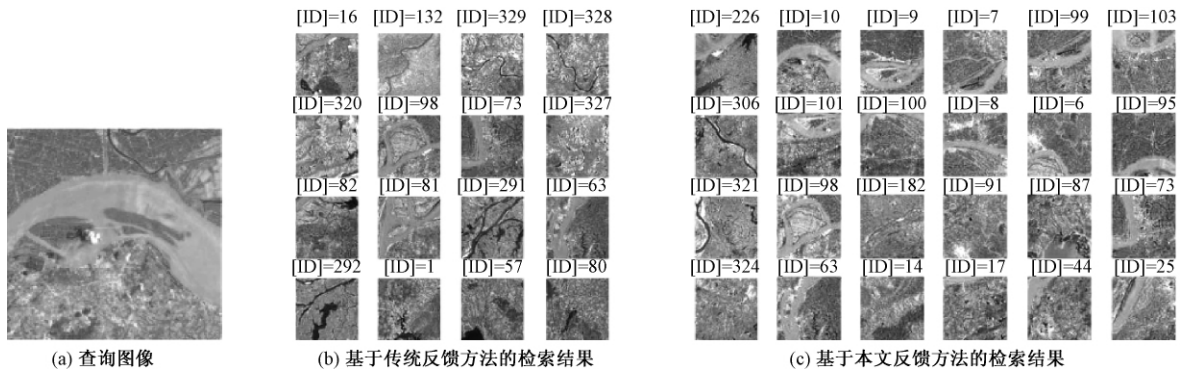


图 6 基于两种方法的反馈结果比较图
Fig. 6 Comparison of relevance feedback results based on the two methods

4 结论

本文探索研究在遥感图像检索中引入相关反馈机制. 针对传统的基于 SVM 分类器的相关反馈方法在检索结果中图像先后位置上存在的问题, 提出一种改进的相关反馈策略. 既利用 SVM 分类器的分类结果, 同时考虑到图像本身的视觉特征信息, 很好地解决了传统反馈策略存在的问题. 实验结果表明, 本文提出的改进方法不仅能优化遥感图像检索结果的排序, 而且能提高检索的准确度, 适用于遥感图像的检索. 下一步工作是测试本文方法在大型遥感图像数据库检索中的时间效率问题.

参考文献

- [1] Suman K P, Jawahar C V. Analysis of relevance feedback in content based image retrieval [C] // 9th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Singapore, 2006: 1-6.
- [2] Cristianini N, Shawe Taylor J. An introduction to support vector machine [M]. New York: Cambridge University Press, 2000.
- [3] Jiang N N, Qi M, Hao C Y. A SVM based relevance feedback algorithm for image retrieval [J]. Computer Simulation, 2009, 26(1): 219-221 (in Chinese).
姜楠楠, 齐敏, 郝重阳. 一种基于 SVM 的相关反馈图像检索算法[J]. 计算机仿真, 2009, 26(1): 219-221.
- [4] Zhou J X, Gao K, Li J T, et al. Efficient relevance feedback scheme based on SVM in image retrieval [J]. Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics, 2007, 19(4): 535-540 (in Chinese).
周建新, 高科, 李锦涛, 等. 图像检索中一种有效的 SVM 相关反馈算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2007, 19(4): 535-540.
- [5] Seo K K. An application of one-class support vector machines in content-based image retrieval [J]. Expert Systems with Applications, 2007, 33(2): 491-498.
- [6] Jiang W, Er G H, Dai Q H. Boost SVM active learning for content-based image retrieval [C] // Conference Record of the Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, CA, United States, 2003: 1585-1589.
- [7] Hoi S C H, Lyu M R, Jin R. Integrating user feedback log into relevance feedback by coupled SVM for content-based image retrieval [C] // International Workshop on Biomedical Data Engineering. Tokyo, Japan, 2005: 1177.
- [8] Yang Y, Newsam S. Geographic image retrieval using local invariant features [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51(2): 818-832.
- [9] Cheng Q M, Yang C J, Chen F X, et al. Application of M-band wavelet theory to texture analysis in content-based aerial image retrieval [C] // 2004 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Anchorage, AK, 2004: 2163-2165.
- [10] Liu L, Kuang G Y. Overview of image textural feature extraction methods [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(4): 622-635 (in Chinese).
刘丽, 匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(4): 622-635.
- [11] Yue J, Li Z B, Liu L, et al. Content-based image retrieval using color and texture fused features [J]. Mathematical and Computer Modelling, 2011, 54(3/4): 1121-1127.
- [12] Balamurugan V, Anandha Kumar P. An integrated color and texture feature based framework for content based image retrieval using 2D Wavelet Transform [C] // International Conference on Computing, Communication and Networking. St Thomas, VI, 2008: 1-16.
- [13] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Texture features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.
- [14] Du P J, Tang H, Fang T. Several issues of content-based remote sensing image retrieval [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2005, 34(3): 270-273 (in Chinese).
杜培军, 唐宏, 方涛. 基于内容的遥感影像检索若干问题的研究[J]. 中国矿业大学学报, 2005, 34(3): 270-273.
- [15] Zha Y, Ni S X, Yang S. An effective approach to automatically extract urban land use from TM image [J]. Journal of Remote Sensing, 2003, 7(1): 37-41 (in Chinese).
查勇, 倪绍祥, 杨山. 一种利用 TM 图象自动提取城镇用地信息的有效方法[J]. 遥感学报, 2003, 7(1): 37-41.
- [16] 周成虎, 骆剑承, 杨晓梅, 等. 遥感影像地学理解与分析 [M]. 北京: 科学出版社, 1999.
- [17] Vapnik V N. Statistical learning theory [M]. New York: Wiley, 1998.
- [18] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer-Verlag, 1999.
- [19] Zhang L, Lin F Z, Zhang B. Support vector machine learning for image retrieval [C] // 2001 International Conference on Image Processing. Thessaloniki, 2001, 2: 721-724.
- [20] Wang X J, Yang L L. Application of SVM relevance feedback algorithms in image retrieval [C] // International Symposium on Information Science and Engineering. Shanghai, 2008: 210-213.
- [21] Hsu C W, Chang C C, Lin C J. A practical guide to support vector classification [R]. Taiwan: Department of Computer Science and Information Engineering, National Taiwan University, 2004.