

基于互联网搜索与反馈验证的图像自动标注

俞建松^{1,2}, 曹冬林^{1,2}, 李绍滋^{1,2}, 林达真^{1,2}

(1. 厦门大学智能科学与技术系, 福建 厦门 361005; 2. 福建省仿脑智能系统重点实验室, 福建 厦门 361005)

摘要: 基于网页的图像自动标注存在图像与文本的关联假设问题, 而基于内容的方法则存在数据规模小的问题。为此, 将基于内容和基于网页的自动标注方法相结合, 提出基于互联网搜索和反馈验证的图像自动标注方法。利用网页关联文本从互联网搜索结果中提取候选标注词, 根据候选标注词在搜索得到图片的内容特征进行反馈验证。实验结果表明, 该方法具有大规模标注能力, 准确率比基于网页的图像自动标注方法提高了 7.92%。

关键词: 图像自动标注; 互联网搜索; 网页; 关联文本; 图像内容特征; 反馈验证

Automatic Image Annotation Based on Internet Search and Verification of Feedback

YU Jian-song^{1,2}, CAO Dong-lin^{1,2}, LI Shao-zi^{1,2}, LIN Da-zhen^{1,2}

(1. Cognitive Science Department, Xiamen University, Xiamen, 361005, China;

2. Fujian Key Laboratory of the Brain-like Intelligent Systems, Xiamen 361005, China)

【Abstract】 Up to nowadays, the research of Web-based automatic image annotation is mainly about the problem of the relevance assumption of the image and text, and the main problem of the content-based automatic image annotation is the limit of the database. Aiming at this problem, this paper proposes the Internet-search-based automatic image annotation with the verification of feedback, combining the content-based and the Web-based automatic image annotation. It extracts candidate labels from the search results using Web-based texts associated with the image, and then verifies the final results by using the Internet search results of the candidate labels with the content-based image features. Experimental results show that this method can annotate the large-scale database, with high accuracy, and achieves 7.92% improvement on the basis of web-based automatic image annotation.

【Key words】 automatic image annotation; Internet search; webpage; associated text; image content feature; verification of feedback

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.24.050

1 概述

随着多媒体、计算机、互联网等技术的飞速发展, 每天不断产生大量多媒体数据, 其中一个重要的部分就是图像资源。图像自动标注是实现图像信息检索的关键步骤, 其过程是根据图像视觉内容, 由计算机系统自动产生图像对应的关键词。对图像进行内容标注后, 就可以利用文本处理技术对图像进行索引和检索。目前基于网页的图像自动标注的研究主要存在图像与文本的关联假设的问题, 而基于内容的图像自动标注则存在数据规模小的问题。

数据集作为训练集, 其图像数量、范围以及标注准确性和全面性对一个图像自动标注系统的评价有关键性作用。例如 corel 5K^[1]、LabelMe^[2]、PASCAL^[3], 已经在计算机视觉领域广泛应用。为有效标注图像, 利用图像与字的

相关性(IWR)、图像与图像关系(IIR)和字与字的关系(WWR), 人们通过机器学习、统计等方法设计实现图像的自动标注。随后又建立起图像与标注词之间的概率模型, 如 CMRM^[4]、CRM^[5]和 MBRM^[6]。考虑到词与词语义上的联系, WWR 往往会被添加到标注过程中, 如相干语言模型, 基于 WordNet^[7]的一系列方法。随后文献[8]提出了图像注释图形学习的框架, 利用 2 个步骤连续学习, 即基于图像的图形学习实现基本的图像标注再结合基于文字的图形学习来修正标注结果。

基于网页关联文本的标注方法^[9-10], 利用 Web 图像处于特定的上下文环境中的特性, 即图像伴随着丰富的文本信息(关联文本), 其语义内容或多或少地与这些关联文本相关。现阶段 Web 图像语义自动标注方法把所有关联文

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60873179); 福建省自然科学基金资助项目(2011J01367); 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20090121110032); 深圳市科技计划基础研究基金资助项目(JC200903180630A); 深圳市科技研发深港创新圈计划基金资助项目(ZYB200907110169A)

作者简介: 俞建松(1988—), 男, 硕士, 主研方向: 图像检索; 曹冬林(通讯作者), 讲师; 李绍滋, 教授、博士生导师; 林达真, 讲师

收稿日期: 2012-02-26 **修回日期:** 2012-04-12 **E-mail:** yujiansongwawj@qq.com

本作为一个整体,或者仅仅根据先验知识或启发想法提前估计一个固定的语义分布模型。

但到目前为止的大部分基于内容的图像自动标注方法都是基于训练集。一旦训练集中缺少某一关键字,那么即使用该关键字标注图像非常合适,标注的结果也不可能有关该关键字。由于大部分训练集数据有限且难以更新,目前大部分图像标注方法仅可能在实验室小图片集上取得较好的效果,面对不断更新变化的大图片集却难以达到理想的效果。而基于网页关联文本的方法又仅仅局限于目标图片所在的单一网页文本,且又是在图像与文本相关联的假设基础上进行,因此所利用到的文本非常有限,而且容易受到当前网页文本的影响。

针对传统方法的不足,本文将基于内容的和基于网页的图像自动标注方法相结合,提出基于互联网搜索的图像自动标注反馈验证方法。综合运用自然语言、文本分类及网页正文提取等技术,基于网页上图像的多关联特征,包括图像的锚文本、图像的上下文、图像所在的网页主题等,利用所搜结果得到的多幅图片所在的文本进行关键字提取,减少单一网页关联文本所产生的影响;再利用图像的底层特征,结合互联网搜索引擎所具备的强大的数据库对初次标注的关键字进行分析与修正,从而产生最终标注。

2 基于互联网搜索的图像自动标注反馈验证

2.1 基本思想

本文综合利用文本以及图像底层特征,通过搜索引擎提供的用图片搜索相似图片,以及用关键字搜索图片功能,分别获取相关文本和图片,实现用相关文本提取关键字,然后用图片内容特征对获取的关键字进行矫正,基本算法如下:

输入 图像 g

输出 图像标注词集 $\{fw_1, fw_2, \dots, fw_n\}$

(1)通过搜索引擎搜索图像 g 的相关图像集, $G = \{(g_1, h_1, r_1), (g_2, h_2, r_2), \dots, (g_m, h_m, r_m)\}$, 其中, g_i 为相关图像; h_i 为图像关联文本; r_i 为图像在搜索引擎中的排序位置。

(2)统计关联文本集 $\{h_1, h_2, \dots, h_m\}$ 中所有词汇的权重,取前 n 个作为候选标注词,即 $\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ 。

(3)将候选标注词集输入到搜索引擎,获取图片集 $\{G_{w_1}, G_{w_2}, \dots, G_{w_n}\}$ 。其中, $G_{w_i} = \{g_{i_1}, g_{i_2}, \dots, g_{i_s}\}$ 是与词 w_i 相关的图片集。

(4)计算 $Sim(g, G_{w_i})$, 即输入图像 g 和 G_{w_i} 在 HSV 颜色、纹理和 SIFT 特征上的综合相似度,对候选标注词 $\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ 进行重排序,获得 $\{fw_1, fw_2, \dots, fw_n\}$ 并输出。

2.2 基于图像关联文本的候选标注词选择

在基于 Web 的图像标注中,对于图像关联文本的处理和利用直接关系到对图像标注的效果,尤其是对于文本结构的处理,以及关键字的选取等。本文利用现有的图像

搜索引擎,综合利用多幅图片所在网页文本进行处理,来获取候选标注词,减少了单一文本的影响,相对传统的基于单文本的标注词提取具有更强的鲁棒性。

本文把输入的原始图片 g , 上传至搜索引擎的以图搜图模块,获得文本信息的网址并通过再次发送网址获取相似图片的文本信息 T , 保留其中的汉字信息得到多幅图片的多段文本信息 $T = \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$, 其中, $h_i (i=1, 2, \dots, n)$ 对应获得的每张相似图片的文本信息,每段信息又包含标题和内容,即 $h_i = \{t, c\}$, t 是文本标题, c 是文本内容。对 T 中 H_i 文本进行整理、分词、词性标注、保留名词、抽象名词过滤操作,得到名词集合为 $NW = \{nw_1, nw_2, \dots, nw_n\}$ 。

对每一个段落分别设置单独权重,以衡量在搜索结果中靠前的文本为较靠后的文本更为准确:

$$t_weight_i = Title_Weight - \frac{Para_Num_i \times m}{10} \quad (1)$$

$$c_weight_i = Text_Weight - \frac{Para_Num_i \times n}{10} \quad (2)$$

其中, t_weight_i 、 c_weight_i 分别为段落 i 的标题和正文权重; $Title_Weight$ 、 $Text_Weight$ 为人为设定的权重初始值; $Para_Num_i$ 为在搜索结果中的排序位置; m 、 n 为相关设定的参数。

由于主要对图像中的实体对象进行标注,因此标注词都为名词。对于分词所获得的每个名词 nw_i , 在文本信息中出现 N_{nw_i} 次则有 N_{nw_i} 个权值,每次出现的权值用 $W_{nw_i, k} (k=1, 2, \dots, N_{nw_i})$ 表示。对于词汇 nw_i 的第 k 次出现 $X_{nw_i, k}$, 即该词存在于标题还是正文:

$$X_{NW_i, k} = \begin{cases} 1 & \text{当 } X_{nw_i, k} \text{ 出现在标题} \\ 0 & \text{当 } X_{nw_i, k} \text{ 出现在正文} \end{cases} \quad (3)$$

一个词某次出现的权值设定为:

$$W_{NW_i, k} = t_weight_i \times X_{nw_i, k} + c_weight_i \times (1 - X_{nw_i, k}) \quad (4)$$

对分词所得的名词集合 NW 中的每个词 $nw_i (i=1, 2, \dots, n)$ 的权值进行整合,即计算 W_{nw_i} , 其计算公式如下:

$$W_{nw_i} = \sum_{k=1}^{N_{nw_i}} W_{nw_i, k} \quad (5)$$

计算得到 NW 中所有词的权值后,对权值进行归一化:

$$WT_{nw_i} = \frac{W_{nw_i} - MIN}{MAX - MIN} \quad (6)$$

其中, MAX 集合 NW 所得的所有词的权值中的最大值, MIN 是最小值。

对 h_i 中的 t 和 c 分别设置权重,对文本进行整理、分词、词性标注、保留名词、名词过滤操作,经过统计加权得到最终文本关键字排序:

$$F = [(w_1, WT_1), (w_2, WT_2), \dots, (w_n, WT_n)] \quad (7)$$

排序按 WT_i 的值降序排列,其中, w_i 代表关键字; WT_i 代表该关键字由文本 T 统计得到的值。

2.3 基于图像内容的反馈验证

候选标注词是通过图像关联文本来进行提取,最终结果是根据文本关键字排序后按照大小选择作为标注词,来

源仅仅是图像所关联的文本, 而没有实际考虑到实际图像的内容。本文结合了基于内容的图像标注方法, 通过候选标注词来搜索获取图片, 利用图像的底层特征, 来实现对候选标注词进行矫正。

对于初次标注词序列 w_1, w_2, \dots, w_n (n 为选择的关键字数) 依次上传至搜索引擎搜图模块后, 获取关键字 w_i 的搜图结果 $G_{w_i} = g_{i_1}, g_{i_2}, \dots, g_{i_n}$, 最终得到比对图片集:

$$G_w = \{g_{1_1}, g_{1_2}, \dots, g_{1_n}, g_{2_1}, g_{2_2}, \dots, g_{2_n}, \dots, g_{n_1}, g_{n_2}, \dots, g_{n_n}\} \quad (8)$$

本文选取 HSV 颜色、纹理、sift 特征来实现原始图片与图片集 G_w 中的图片做匹配计算。

对于 HSV 颜色特征, 提取图片的 HSV 特征, 利用两幅图像间 Bhattacharyya 距离来度量两者的相似度, 通过排序, 使得原图像与对比图像集 HSV 3 个通道直方图的 Bhattacharyya 距离升序排列, 得到 a_1, a_2, \dots, a_n , 分别给每幅图进行打分:

当 $a_i \neq 0$ 时:

$$GD_{\text{hsv}_i} = \frac{a_i}{a_i} \quad (9)$$

当 $a_i = 0$ 时:

$$GD_{\text{hsv}_i} = \begin{cases} 10 \times \frac{a_2}{a_{i+1}} & i = 1 \\ \frac{a_2}{a_i} & i \neq 1 \end{cases} \quad (10)$$

其中, GD_{hsv_i} 表示第 i 幅图片的 HSV 特征匹配度得分。

纹理特征采用灰度共现矩阵方法获取每一幅图片的能量、对比度、熵、局部平稳, 并把该 4 个参数值描述为向量 $\text{Tex} = (En, C, Er, Ls)$, 通过计算 2 幅图片之间 Tex 向量的欧式距离定义 2 幅图之间的距离。

通过计算每一幅图像的上述 4 个特征, 再计算 2 幅图像间的上述特征的欧氏距离, 来代表 2 幅图像的相似性判断度量, 距离越大, 相似度越差。通过排序, 使得原图像与对比图像集的纹理特征欧氏距离升序排列, 得到 b_1, b_2, \dots, b_n , 分别打分:

当 $b_i \neq 0$ 时:

$$GD_{\text{gray}_i} = \frac{b_i}{b_i} \quad (11)$$

当 $b_i = 0$ 时:

$$GD_{\text{gray}_i} = \begin{cases} 10 \times \frac{b_1}{b_{i-1}} & i = 1 \\ \frac{b_2}{b_i} & i \neq 1 \end{cases} \quad (12)$$

其中, GD_{gray_i} 表示第 i 幅图片的纹理特征匹配度得分。

分析图像的 SIFT 特征, 提取关键点的 128 维特征向量, 把通过计算不同点的特征向量之间的欧式距离作为 2 幅图像中关键点的相似性判定度量, 当 2 点的距离在一定阈值以内时把这对点作为有效的匹配点。把原图像与匹配图像集的匹配点个数升序排序, 得到

c_1, c_2, \dots, c_n , 分别打分:

$$GD_{\text{sift}_i} = \begin{cases} 0 & c_i = 0 \\ \frac{c_i}{c_n} & c_i \neq 0 \end{cases} \quad (13)$$

其中, GD_{sift_i} 表示第 i 幅图片的 SIFT 特征匹配度得分。

综合以上 3 次结果, 最终得分为:

$$GD_i = GD_{\text{hsv}_i} \times W_{\text{hsv}} + GD_{\text{gray}_i} \times W_{\text{gray}} + GD_{\text{sift}_i} \times W_{\text{sift}} \quad (14)$$

其中, W_{hsv} 是 HSV 特征的权重; W_{gray} 是纹理特征的权重; W_{sift} 是 SIFT 特征的权重。对总得分进行归一化, 得到归一化后的得分为 MP_{Gik} , MP_{Gik} 表示与 w_i 相关联的第 k 幅图像与原图像 g 的匹配度得分归一化后的结果。利用 MP_{Gik} 对 $\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ 进行重排序, 获得最终标注结果 $\{fw_1, fw_2, \dots, fw_n\}$ 。

3 实验与结果分析

3.1 实验设置及评价指标

实验所采用的以图搜图模块以及关键词搜图模块均来自于百度。图片数据集采取随机在网上选取图片(所采用的图片格式统一为 jpg 格式)的方式进行, 而不采用任何已知的图片集, 以表示该方法对图片的无选择性, 实验得到的有结果的图片数据为 1 000 组, 部分如图 1 所示。

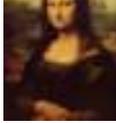
数据集 图片				
人工标注 名词	飞机	蒙娜丽莎	西瓜	百合花

图 1 数据集图片示例

经过统计把图片具体分类为“动物”、“风景”、“交通工具”、“人物”、“生活用品”、“食物”、“植物”和其他, 共 8 类, 具体每一类图片数量如图 2 所示, 从不同类数据图像的数量间接可以看出, 数量多的图像表示通过百度以图搜图功能搜索相似图片有返回值的概率较大, 而图片数量少的则是成功率较少, 搜索不到相似图片, 其中, “人物”和“风景”类的图片获得最多。

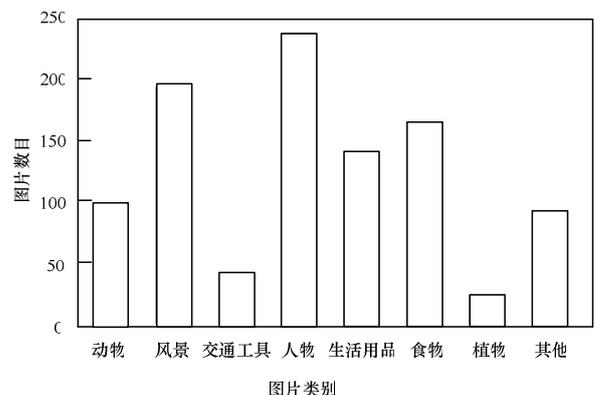


图 2 实验图片分类结果

实验采用插值的平均正确率(Average Precision, AP)来对单一实验结果评价, AP 是对不同召回率点上的正确率进行平均, 在本文中定义为:

$$Re_i = \frac{RR_i}{RR_i + NR_i} \quad (15)$$

$$A_{AP} = \frac{\sum_{i=1}^n Re_i}{n} \quad (16)$$

其中, i 为当前查询的次数; RR_i 、 NR_i 分别表示到第 i 次查询时得到准确的标注词个数以及不准确的标注词个数; n 为得到最后准确结果的查询次数。

在实验中, 由于采用插值的 AP, 对于查询次数 n 查到准确标注词为结束, 对图像“草帽”和“葡萄”进行实验, 原始图片如图 3 所示。

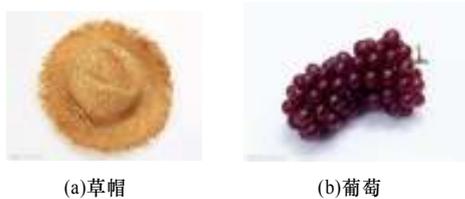


图 3 原始图片

其中, 图片人工标注名称为“草帽”, 而候选标注词的结果依次为“素材”、“草帽”、“静物”, $RR_1 = 0$, $NR_1 = 1$,

$Re_1 = \frac{RR_1}{RR_1 + NR_1} = \frac{0}{1} = 0$; $RR_2 = 1$, $NR_2 = 1$, $Re_2 = \frac{1}{2}$, 由于正确标注草帽位于第 2 个位置, 因此, 按照插值 AP 的规则不再考虑 Re_3 , $n = 2$, $Re_1 = \frac{0}{1}$, $Re_2 = \frac{1}{2}$, 在此次

单一实验中, $A_{AP} = \frac{0 + \frac{1}{2}}{2} = \frac{1}{4} = 0.25$ 。

同时实验中同时采用 MAP(MeanAP)即对所有单一实验结果的 AP 求宏平均来对整个实验的最后结果做评价, 在本文中定义如式(17)所示。

$$M_{MAP} = \frac{\sum_{i=1}^n AP_i}{n} \quad (17)$$

其中, AP_i 为单一实验的评价结果; n 为单一实验的次数。

每幅图片的人工标注部分都选择对图片的第一视觉标注, 例如对于原始图片“葡萄”, 只人工标注为葡萄, 而不选择水果作为其人工标注词。

由于在对图像进行 SIFT 特征提取时受图片大小影响较大, 如若图片较大, 则提取特征所需的时间较长, 因此在本文中, 对图像提取 SIFT 特征之前, 首先对图像按比例进行缩小, 保持图片的长宽在 150 像素以内, 再提取 SIFT 以及后继工作, 但对于纹理特征和 HSV 直方图特征仍按照原图尺寸进行计算, 减少图像缩放造成的影响。

式(1)和式(2)中的 $Title_Weight$, $Text_Weight$ 经过多次重复实验后在 0.6、0.4 时初次标注取得相对较好的效果, 同时 m 、 n 设定为 0.15、0.1, 式(14)中的 W_{hsv} , W_{gray} , W_{sift} 设定为 1, 候选标注选择文本关键字序列 F 的前 3 个作为关键词(如果 F 序列中关键词个数少于 3 个则都作为初次标注结果), 对于每个候选标注结果中的关键词下载 3 幅图片作为对比图像集, 实验最终选择有实验结果的 1000 幅原始图片作为结果进行分析(部分图片上传至百度后没有返回结果), 式(17)中 n 为 1000。

3.2 结果分析

对图片最终实验结果如表 1 所示, 图片“草帽”在首次标注词选择时, AP 为 0.25, 在反馈后, 名字“草帽”移动到了第一位置, 因此, $A_{AP} = \frac{1}{1} = 1$, 较之前得到提升。

实验中也会有反馈的结果不如反馈之前的情况出现, 如图片“葡萄”在首次标注的结果中, 名字“葡萄”所在位置为第 1 位, $A_{AP} = 1$, 但是在反馈之后, 名字“葡萄”却排在了第 2 位, $A_{AP} = 0.25$ 。

表 1 部分图片的实验结果

人工标注结果	候选标注结果			AP 评价	反馈后标注结果			AP 评价
	标注词 1	标注词 2	标注词 3		标注词 1	标注词 2	标注词 3	
草帽	素材	草帽	静物	0.25	草帽	静物	素材	1.00
葡萄	葡萄	花店	补药	1.00	补药	葡萄	花店	0.25

最终实验得到初次标注与匹配反馈后结果对比如图 4 所示, 初次标注中 AP 为 0.11 的图片有 90 幅, 为 0.25 的图像有 155 幅, 为 1 的图像有 487 幅, 最终标注中 0.11 的图片有 55 幅, 0.25 的图片有 140 幅, 1 的图片有 537 幅。基于网页的图像标注得到初次标注结果 $M_{MAP} = 0.53565$, 而经过图像内容反馈得到最终标注 $M_{MAP} = 0.57805$, 最终标注比初次标注提升 7.92%, 可以看出, 由于最终标注是在初始标注结果之上进行修正, 因此, 在 0 处没有变化, 最终标注结果在 0.11 和 0.25 处略少于初次标注, 在 1 处最终标注得到明显提升, 证明了实验对于初次标注的反馈矫正产生效果。

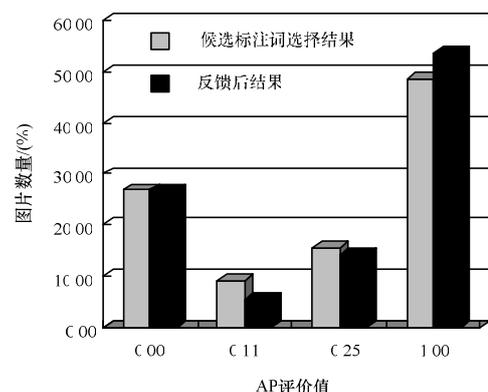


图 4 候选标注词选择以及反馈后的结果对比

4 结束语

本文方法可以实现互联网下大规模数据集图片信息的自动标注, 利用互联网搜索引擎强大的数据库对相似图片所在文本处理, 得到初次标注结果, 再利用初次结果反向搜索图片, 进一步修正标注结果。基于互联网对图片内容进行分析与修正, 保证了图片内容标注的准确性, 且基于互联网获取图像信息, 无需训练集, 克服了传统训练集的局限性。在自建的图像数据集上进行实验, 结果验证了该方法对图片内容自动标注的有效性。

参考文献

- [1] Barnard K, Duygulu P, Forsyth D, et al. Object Recognition as Machine Translation: Learning a Lexicon for a Fixed Image Vocabulary[C]//Proceedings of ECCV'02. Copenhagen, Denmark: [s. n.], 2002: 97-112.
- [2] Russell B C, Torralba A, Murphy K P, et al. Labelme: A Database and Web-based Tool for Image Annotation[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 77(1-3): 157-173.
- [3] Everingham M, van Gool L, Williams C K I, et al. The PASCAL Visual Object Classes(VOC) Challenge[C]//Proceedings of VOC'09. [S. l.]: Springer Science and Business Media, 2009.
- [4] Jeon J, Lavrenko V, Manmatha R. Automatic Image Annotation and Retrieval Using Cross-media Relevance Models[C]//

Proceedings of ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Toronto, Canada: ACM Press, 2003: 119-126.

- [5] Blei D, Jordan M I. Modeling Annotated Data[C]//Proceedings of the 26th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Toronto, Canada: ACM Press, 2003: 127-134.
- [6] Feng Shaolei, Manmatha R, Lavrenko V. Multiple Bernoulli Relevance Models for Image and Video Annotation[C]//Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2004: 1002-1009.
- [7] Jin Y, Khan L, Wang Lei. Image Annotation by Combining Multiple Evidence & Wordnet[C]//Proceedings of the 13th annual ACM International Conference on Multimedia. Singapore: ACM Press, 2005: 706-715.
- [8] Liu Jing, Li Mingjing, Liu Qingshan, et al. Image Annotation via Graph Learning[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(2): 218-228.
- [9] 许红涛, 周向东, 向宇. 一种自适应的 Web 图像语义自动标注方法[J]. 软件学报, 2010, 21(9): 2183-2195.
- [10] 黄鹏, 陈纯, 王灿, 等. 使用加权图像标注改进 Web 图像检索[J]. 浙江大学学报, 2009, 43(12): 2129-2135.

编辑 金胡考

(上接第 210 页)

5 结束语

本文提出一种高空间分辨率遥感图像多尺度分割融合方法, 使用区域邻接图和最近邻区域图 2 种图模型来快速寻找全局最优区域对进行合并。考虑到遥感图像多尺度的特性, 建立一个阈值和尺度之间的函数关系, 通过不同的阈值得到多尺度分割结果, 使用融合方法得到最终结果。实验结果表明, 本文方法可以解决合并算法的终止条件问题, 得到较好的分割结果。

参考文献

- [1] Benz U, Hofmann P, Willhauck G, et al. Multi-resolution, Object-oriented Fuzzy Analysis of Remote Sensing Data for GIS-ready Information[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2004, 58(3-4): 239-258.
- [2] 叶齐祥, 高文, 王伟强, 等. 一种融合颜色和空间信息的彩色图像分割算法[J]. 软件学报, 2004, 15(4): 522-530.
- [3] Baatz M, Schape A. Multiresolution Segmentation: An Optimization Approach for High Quality Multi-scale Image Segmentation[C]//Proceedings of AGIT'00. Heidelberg, Germany: [s. n.], 2000.
- [4] Comaniciu D, Meer P. Mean Shift: A Robust Approach Toward

Feature Space Analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.

- [5] Koepfler G, Lopezy C, Morely J M. A Multiscale Algorithm for Image Segmentation by Variational Method[J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1994, 31(1): 282-299.
- [6] Addink E A, de Jong S M, Pebesma E J. The Importance of Scale in Object-based Mapping of Vegetation Parameters with Hyperspectral Imagery[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2007, 73(8): 905-912.
- [7] Yu Qiyao, Clausi D A. IRGS: Image Segmentation Using Edge Penalties and Region Growing[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(12): 2126-2139.
- [8] Haris K, Efstratiadis S N, Maglaveras N, et al. Hybrid Image Segmentation Using Watersheds and Fast Region Merging[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(12): 1684-1699.
- [9] 李博, 杨丹, 张小洪. 一种新的基于梯度方向直方图的图像配准方法[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(3): 312-314.
- [10] 刘瑛, 覃锡忠, 贾振红, 等. PCA 与 PCNN 结合的遥感图像分割方法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(32): 215-216.
- [11] 明冬萍, 王群, 杨建宇. 遥感影像空间尺度特性与最佳空间分辨率选择[J]. 遥感学报, 2008, 12(4): 529-537.

编辑 金胡考