

遥感图像中无水桥梁识别新算法

苗启广, 翁文奇, 许鹏飞

(西安电子科技大学计算机学院, 陕西西安 710071)

摘 要: 给出了边缘密度和线段复杂度的定义, 并提出一种遥感图像中无水桥梁的识别新算法. 首先对图像进行边缘提取, 计算像素点的边缘密度, 根据边缘密度进行图像分割, 接着采用 Hough 变换提取直线, 利用线段复杂度等确定疑似桥梁区域, 然后计算疑似桥梁区域像素点的纹理特征, 并构成一个特征矢量, 最后将此特征矢量送入 BPNN 进行分类, 统计该区域所有像素点的分类结果以判决是否属于桥梁. 实验结果表明, 该算法能够较好地识别出遥感图像中的无水桥梁目标.

关键词: 目标识别; 边缘密度; 线段复杂度; 纹理特征; 误差反向传播神经网络

中图分类号: TP751.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 07-1698-04

Novel Algorithm for Recognition of Bridge in Remote Sensing Image

MIAO Qi-guang, WENG Wen-qi, XU Peng-fei

(School of Computer Science, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: The definitions of the edge density and the segment complexity are given, and a novel algorithm for recognition of bridge without water under it in remote sensing image is proposed. Firstly, the edge is extracted with Canny operator, and the edge density for each pixel is calculated. The image is segmented base on the edge density. Secondly, the suspected bridge area is identified by a series of processing including using Hough transform to extract straight line and calculating segment complexity. Then texture features of the suspected bridge area are extracted to form a feature vector. Finally, each suspected bridge is classified by Back Propagation Neural Network (BPNN) based on this feature vector. The experimental results show that the algorithm can perform well to detect bridge targets.

Key words: target recognition; edge density; segment complexity; texture features; BPNN

1 引言

利用高质量的遥感图像检测地面目标, 已被广泛应用于国防、经济建设以及环境保护中. 桥梁是重要的人工建筑之一, 对桥梁目标的检测和识别, 在军事和民用上都有非常重要的意义. 但是, 就现有的文献看, 对桥梁的识别尚没有效果好、适用性强的方法. 目前桥梁目标的识别算法都是针对水上桥梁目标进行的^[1,4], 这些算法主要是利用水域、陆地、桥梁三者的关系, 将其作为先验知识来指导图像处理, 包括水体分割、感兴趣区域提取和桥梁识别三个步骤. 其中关键的步骤就是利用水域与陆地的灰度值差异将图像分割为水域和陆地, 然后进行进一步的目标检测. 随着近些年自然环境的破坏, 很多河流只是在雨季才有水, 甚至有些已经彻底断流. 因而, 对无水桥梁目标检测与识别的研究具有重要意义.

2 无水桥梁目标图像特征分析

无水桥梁是指所有不是横跨在完整均匀河流之上的桥梁. 由于河床的灰度值与周围的陆地相差不大, 不能再利用灰度值差异这个先验知识来进行图像分割, 因此水上桥梁目标的检测算法就不适用于无水桥梁目标的检测. 无水桥梁图像的地表情况复杂多变, 很难找到一种合适的算法对无水桥梁目标进行检测和识别. 但是通过对大量无水桥梁图像的研究分析, 发现河床区域经过水流冲刷, 具有流水的线条感, 其纹理变化比较平缓, 边缘线不明显, 具有很好的过渡; 而非河床区域的纹理特征比较复杂, 灰度阶跃比较大, 边缘线比较明显、密集. 基于河床区域与非河床区域的纹理特征的较大差别, 本文提出一种新的无水桥梁的识别算法.

3 无水桥梁检测算法

3.1 边缘密度的定义

图像的边缘信息能够有效表征图像的大部分特征信息,边缘密度体现了图像中边缘线的复杂程度,一定程度上反映了一个区域的复杂地表情况。

定义 1 图像的边缘密度:是指在边缘图像中,边缘线的像素数与该区域总像素数的比值,边缘密度 ρ 为

$$\rho = \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} p_{ij}}{M \times N} \tag{1}$$

其中 p_{ij} 表示边缘二值图像中像素点 (i, j) 的值, $p_{ij} = 1$ 表示边缘, $p_{ij} = 0$ 表示背景, $M \times N$ 为图像的大小。

定义 2 像素点的边缘密度:对于像素点 (i, j) ,取以点 (i, j) 为中心的一个 $L \times L$ 的区域,将该区域内边缘的像素点数与该区域总像素点数的比值作为该像素点 (i, j) 的边缘密度 ρ_{ij} 。

$$\rho_{ij} = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij}}{L \times L} \tag{2}$$

3.2 线段复杂度的定义

通过 Hough 变换对边缘图像提取直线,可得到线段的两个端点 (x_1, y_1) 、 (x_2, y_2) 。通过线段端点的坐标可以得到线段的斜率 k 、倾角的弧度 θ 以及长度 l 。

Hough 变换提取出的直线段的长度、斜率各不相同,线段之间的位置关系错综复杂。通过对提取直线段后的图像进行观察分析,发现疑似桥梁线段通常相对较长,与其相交的小线段也较少,夹角较小。因而,为确定疑似桥梁线段,提出了线段复杂度的定义。

定义 3 线段复杂度:区域中线段的复杂度可用式(3)表示:

$$\delta = \frac{N}{l} + \frac{\sum_{i=1}^N |\theta_i - \theta|}{N} \tag{3}$$

N 表示与该线段相交的线段的条数, $\frac{\sum_{i=1}^N |\theta_i - \theta|}{N}$ 表示与线段相交的线段与该线段的平均夹角大小。

由式(3)可知,一条线段,与其相交的线段数目越

多越复杂,线段间的平均夹角越大越复杂,而线段长度越长,其复杂度就越小。

3.3 基于灰度共生矩阵的纹理特征及 BPNN 的设计

灰度共生矩阵法^[5]是一种纹理统计分析方法,灰度共生矩阵纹理特征^[6]反映了图像中两个像素组合的灰度配置情况,这种灰度配置信息能很好地体现纹理特征,强调灰度的空间依赖性。本文采用了惯性矩 f_1 、熵 f_2 、局部平稳性 f_3 、灰度相关性 f_4 以及能量 f_5 等 5 种纹理特征统计量。

BPNN^[7]是由反向传播算法训练的多层感知器,是神经网络分类器中最普遍、最通用的形式。本文将 BPNN 用于图像分类,将每个像素点分为河床与非河床两类。所设计的 BP 网络包括含 10 个节点的输入层、含 6 个节点的隐含层和含 1 个节点的输出层,网络的初始权值选择 $[-0.5, 0.5]$ 区间内的随机数,期望误差取 0.0005,学习速率取 0.2,动量因子取 0.4。

3.4 无水桥梁目标识别算法

算法流程如图 1 所示。首先利用 Canny 算子进行边缘提取^[8],然后计算每个像素的边缘密度,以整幅图像的平均边缘密度作为阈值进行图像二值分割。再对二值图像进行一次膨胀、腐蚀操作。对于在河床与非河床区域存在一些误分割的“小洞”,可基于河床与非河床一般都是大面积的连通区域的知识,通过统计这些“小洞”的面积,设定一定的阈值消除“小洞”,得到初步分割的二值图像。

用分割得到的二值图像对原图像进行掩模处理后提取边缘,采用 Hough 变换提取直线段^[9,10],再计算每条线段的复杂度,剔除复杂度较大的直线段。然后对线段进行疑似桥梁线段延伸、临近平行线段合并等处理,最终确定疑似桥梁区域。

基于灰度共生矩阵分别计算原图像和平滑后图像中疑似桥梁区域中逐像素 5 个纹理特征。将这 10 个纹理特征构成一个特征矢量输入训练好的 BP 网络进行分类,若疑似桥梁区域中 3/4 以上的像素点被判定为桥梁,该区域就被判为桥梁区域,否则为非桥梁区域。

在整个识别算法中,Canny 边缘检测、基于边缘密度图像分割以及图像掩膜等算法的复杂度为 $O(m \times$

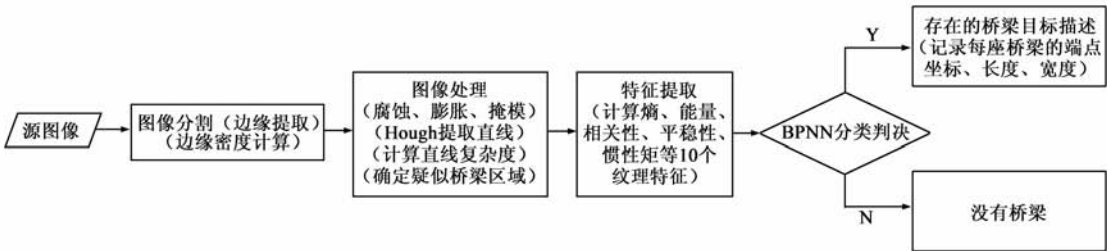


图1 无水桥梁目标检测算法流程

$n)((m \times n)$ 是图像大小);灰度共生矩阵纹理特征的计算复杂度为 $O(L^2)$ (L 是灰度级);BPNN 分类判决的计算量是 $N \times (IN \times HN + ON \times HN)$ (N 是测试样本个数, IN, HN, ON 分别是是输入层, 隐含层和输出层节点数). 这些算法的计算量都在容忍范围以内, 且执行速度也较快.

4 实验结果

图 2 给出了每一步骤的实验结果. 输入图像(a)为天水市某桥梁卫星图像, 经过 Canny 算子提取边缘得到图像(b), 可以看出, 河床区域的边缘密度明显比非河床区域小, 实验中, 选择 21×21 的模版来计算每个像素的边缘密度, 再进行分割得到二值图像(c); 对分割后非河床区域和河床区域存在的一些白色和黑色小洞,

通过统计小洞的像素数, 将面积小于一定阈值的剔除, 就得到最终的二值分割图像(d); 接着将图像(d)对输入图像(a)进行掩膜处理, 然后采用 Canny 算法提取边缘, 得到边缘图(e); 然后采用 Hough 变换提取直线, 计算直线段的参数, 按照一定阈值剔除不可能的线段, 同时结合桥梁横跨在河床之上的先验知识, 确定最终的疑似桥梁线段. 由于边缘轮廓提取不是特别理想, Hough 提取的线段可能并不完整, 只是桥梁的一部分, 所以需要将线段的两端延伸得到最终的疑似桥梁线段. 根据疑似桥梁线段确定疑似桥梁区域, 此区域共有 3684 个像素, 计算该区域所有像素的 10 个纹理特征, 利用 BP 网络进行判决, 最后共有 3543 个像素被识别为非河床, 超过 3/4 以上像素属于非河床, 可以认定该区域为桥梁, 并标记如图(f)所示.

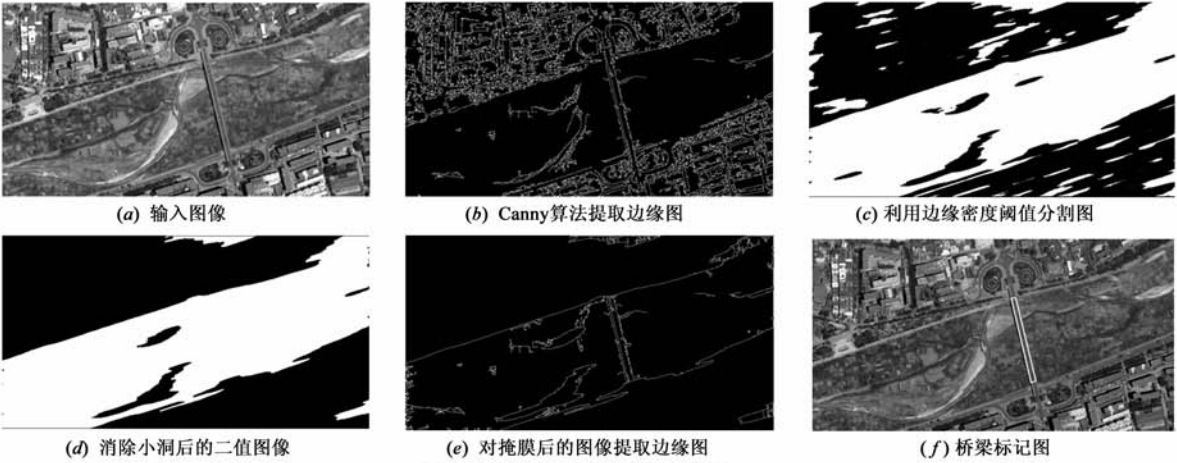


图2 甘肃省天水市某桥梁检测图

图 3 和图 4 分别是兰州市某桥梁和宝鸡市某桥梁的源图像和检测结果图像, 并用 2 个像素宽度的白线标注出来.

以检测出 6 座桥梁的正确位置. 其中一座河岸内部小型桥梁不能检测出来, 主要是因为河床区域较小, 在图像分割时, 将其处理成了陆地.

文中给出的是小场景遥感图像的实验结果, 对于

实验通过对 5 幅图像中 7 座桥梁目标进行识别, 可

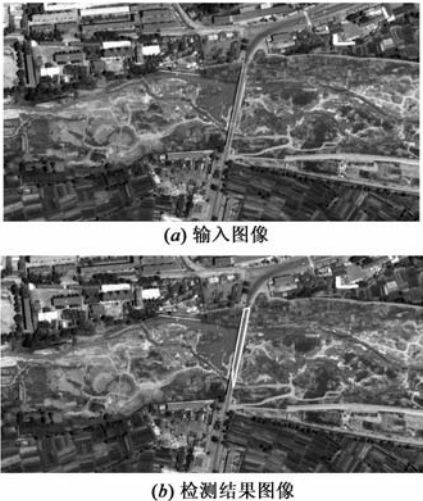


图3 兰州市某桥梁检测图

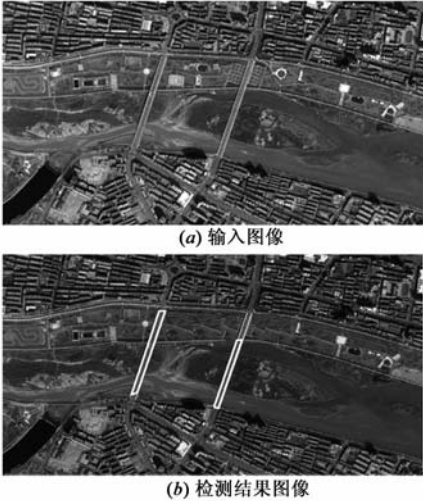


图4 宝鸡市某桥梁检测图

大幅面场景遥感图像中疑似桥梁区域的确定同样可以采用上述算法,但是随着遥感图像场景的增大,算法计算量也随之增加。

5 结论

本文首先分析了无水桥梁的特点,给出了边缘密度和线段复杂度的定义,并提出了一种遥感图像无水桥梁目标识别方法。主要是利用边缘密度将图像分割为河床与非河床,然后对河床区域进行疑似桥梁区域提取,通过线段复杂度等一系列处理确定疑似桥梁区域,最后计算疑似桥梁区域的纹理特征,利用 BP 网络对疑似桥梁区域进行分类判决。从实验结果可以看出,所提出的算法可以有效地识别出图像中的无水桥梁目标。为解决无水桥梁目标的识别问题提供了一种可行的新思路。

但是,图 4(b)中右边桥的上边一段是桥区而没有被检测出来,也就是算法在检测出图像中的无水桥梁目标后,有些桥梁的端点定位不够精确,这主要是由于基于边缘密度进行区域分割的不准确性造成的,这可以结合先验知识以进一步精确确定桥梁目标区域,这也是我们进一步研究的重点。

参考文献

- [1] 左震,等. 远距红外图像中桥梁目标识别方法研究[J]. 电子学报,1998,26(11):6-9.
Zuo Zhen, et al. Research on bridge recognition in long-range infrared images[J]. Acta Electronica Sinica, 1998, 26(11): 6-9. (in Chinese)
- [2] 袁再华,等. 桥梁红外图像的自动识别跟踪方法探讨[J]. 红外与激光工程,1998,27(1):4-8.
Yuan Zaihua, et al. Automatic recognition and tracking techniques for infrared bridge image[J]. Infrared and Laser Engineering, 1998, 27(1): 4-8. (in Chinese)
- [3] 孙琪,等. 基于框架的远距离红外桥梁目标识别[J]. 华中科技大学学报,2001,29(4):127-134.
Sun Q, et al. A Recognition algorithm based on knowledge framework for long-range infrared bridge images[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 2001, 29(4): 127-134. (in Chinese)
- [4] Sita D. Target detection in SLAR images[A]. Proceedings of Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition III [C]. Orlando: Proc SPIE, 1994. 291-299.
- [5] R M Haralick. Statistical and structural approaches to texture

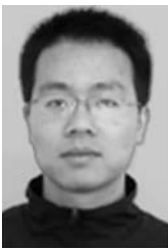
[J]. Proceedings of IEEE, 1979, 67(5): 786-804.

- [6] Ross F Walker, Paul Jackway. Improving co-occurrence matrix feature discrimination[A]. Proceedings of the 3rd Conference on Digital Image Computing Techniques and Applications[C]. Australia: The University of Queensland, 1995. 643-648.
- [7] B J Werbos. Backpropagation troth time: what it does and how to do it[J]. Proceedings of IEEE, 1990, 78(10): 1550-1560.
- [8] 赵莉萍,等. 边缘检测在断面图像识别中的应用[J]. 机械工程与自动化, 2007(1): 29-133.
ZHAO Li-ping, et al. Application of edge detection operators in recognition and classification of fracture surface images [J]. Mechanical Engineering & Automation, 2007(1): 29-133. (in Chinese)
- [9] 袁晓辉,金立左. 基于兴趣区域检测与分析的水上桥梁识别[J]. 红外与毫米波学报, 2003, 2(5): 331-336.
YUAN Xiao-Hui, Jin Li-zuo. Recognition of bridges over water through detecting and analyzing regions of interest [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2003, 2(5): 331-336. (in Chinese)
- [10] 王伟明,徐胜荣,姚庆栋. 一种使用黑板模型实现的图像分割策略及在桥梁目标识别中的应用[J]. 计算机学报, 1995, 8(2): 27-134.
Wang Weiming, Xu Shengrong, Yao Qindong. An image segmentation method using blackboard models and its application to bridge recognition [J]. Chinese Journal of Computers, 1995, 8(2): 27-134. (in Chinese)

作者简介



苗启广 男,博士,西安电子科技大学计算机学院教授,博士生导师;YOCSEF 西安 AC 主席。主要从事智能图像处理与模式识别研究。主持和参与国家自然科学基金、省自然科学基金、国防预研重点项目等 10 项;2008 年获西安电子科技大学“十佳师德标兵”称号;在国内外重要学术期刊、国际会议上发表论文 50 余篇。
E-mail: qgmiao@mail.xidian.edu.cn



翁文奇 男,西安电子科技大学计算机学院硕士;主要研究方向:智能图像处理与模式识别。
E-mail: wenqi.weng@163.com