



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 105184308 B

(45)授权公告日 2020.09.29

(21)申请号 201510468282.2

(22)申请日 2015.08.03

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 105184308 A

(43)申请公布日 2015.12.23

(73)专利权人 北京航空航天大学
地址 100191 北京市海淀区学院路37号

(72)发明人 罗晓燕 白椿山 马媛媛

(51)Int.Cl.
G06K 9/62(2006.01) (续)

(56)对比文件

- CN 103336801 ,2013.10.02
- CN 104751477 A,2015.07.01
- CN 104751478 A,2015.07.01
- CN 104252625 A,2014.12.31
- CN 104217440 A,2014.12.17
- CN 102103202 A,2011.06.22
- CN 103729853 A,2014.04.16
- US 2005100220 A1,2005.05.12

龚剑明 等.基于遥感多特征组合的冰川及其相关地表类型信息提取.《地球信息科学学报》.2009,第11卷(第6期),

穆超 等.基于高分辨率遥感影像的DSM建筑物点的提取研究.《武汉大学学报·信息科学版》.2009,第34卷(第4期),

T. Thuy Vu 等.Multi-scale solution for building extraction from LiDAR and image data.《International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation》.2009,第11卷(第4期), (续)

审查员 范园园

权利要求书2页 说明书4页 附图4页

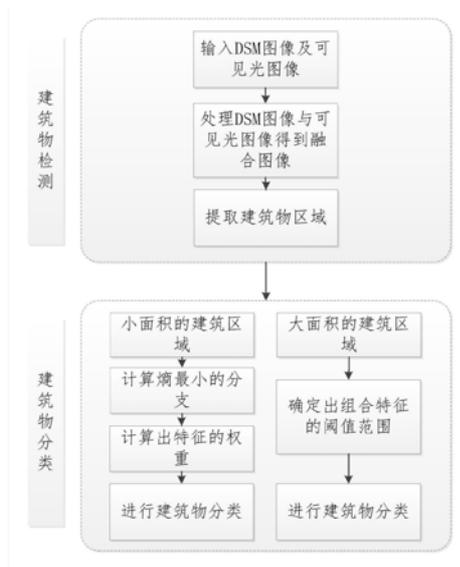
(54)发明名称

一种基于全局优化决策的遥感图像建筑物检测分类方法

(57)摘要

本遥感图像建筑物检测分类方法首先获取源于机载雷达激光的DSM图数据和可见光图数据,把DSM图尺寸变换并二值化,滤除图像边缘的干扰,融合DSM图和可见光图,再分离融合图像的白色大小区域,对大区域利用组合特征进行分类,对小区域利用全局优化决策出建筑物分类的特征,按各特征设定的阈值对建筑物区域进行分类,计算熵最小的分支,再计算该分支中纯度最高的建筑物区域,结合这些数据得到各特征权重,权重最大的特征就是这一级分类特征,依次判决特征先后顺序,实现遥感图像建筑物检测分类过程。本发明可用于遥感图像建筑物的检测分类,对于准确地检测分类遥感图像建筑物有着重

要意义,具有广阔的市场前景和应用价值。



CN 105184308 B

[接上页]

(51) Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

(56) 对比文件

Jinqu Zhang 等. A software tool for calculating the urban compactness from

remote sensing classification image.
《Geoinformatics 2008 and Joint Conference
on GIS and Built Environment:
Classification of Remote Sensing Images》
.2008,

1. 一种基于全局优化决策的遥感图像建筑物检测分类方法,其特征在于包括以下步骤:

(1) 将通过机载雷达激光获取LiDAR数据生成的DSM图像数据,和高空摄像机获取的可见光图像输入到计算机中;

(2) 处理DSM图像与可见光图像得到融合图像,并提取建筑物区域;

(3) 对建筑物区域按面积进行区分,把建筑物区域面积设定阈值 f ,建筑物区域面积大于 f 时为大面积区域,对大面积区域再利用面积、颜色、混乱度、密集度的组合特征计算进行分类;

(4) 利用步骤(3)中建筑物区域面积小于 f 时得到的小区域建筑物,按面积、颜色、混乱度、密集度的四个特征,计算出熵最小的分支 r 的熵 $I_{\min,r}$,再计算出熵最小分支 r 中数目最多的相同建筑物占该分支的概率,以及占同类建筑物总数的概率,最后确定出各特征的权重,根据权重大小顺序按照该权重大的特征先进行建筑物分类。

2. 根据权利要求1所述的一种基于全局优化决策的遥感图像建筑物检测分类方法,其特征是:所述步骤(3)分出区域面积明显偏大的建筑物区域,根据遥感图像建筑物的特征,确定出面积、颜色、混乱度、密集度四个特征,其中面积为建筑物区域像素的个数,颜色Color、混乱度 S 、密集度 C 的计算如下式:

$$\text{Color} = |\max(R, G, B) - \min(R, G, B)| \quad (1)$$

其中Color表示图像的颜色值, R, G, B 分别代表融合图像三个通道各代表的像素值;

$$S = \frac{\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} (x - x_i)^2}}{N-1}, i = [0, 1, \dots, N-1] \quad (2)$$

其中 S 表示图像的混乱度, i 表示图像像素数目, N 代表图像像素最大数目, x 代表像素的平均值, x_i 表示图像像素值;

$$C = \frac{A}{P^2} \quad (3)$$

其中 C 代表密集度, A 和 P 分别为建筑物区域的面积和周长。

3. 根据权利要求1所述的一种基于全局优化决策的遥感图像建筑物检测分类方法,其特征是:所述步骤(4)分别计算小区域建筑物的分类,其方法是采用公式如下:

(1) 计算图像计算出融合图像的熵,如下式:

$$I = -(P_1 \log_2 P_1 + P_2 \log_2 P_2 + \dots + P_k \log_2 P_k) \quad (4)$$

其中 k 为建筑物的种类, P_1, P_2, \dots, P_k 分别代表 k 类建筑物在总建筑物中的概率, I 代表融合图像的熵;

(2) 按各特征分类计算出熵最小的分支 r 的熵 $I_{\min,r}$,如下式:

$$I_{\min,r} = \min_s I_s, s = [1, 2, 3, 4] \quad (5)$$

其中 s 为面积、颜色、混乱度、密集度四个特征分类出的分支, $I_{\min,r}$ 代表融合图像熵最小的分支 r 的熵, I_s 代表 s 分支的熵;

(3) 计算出熵最小分支 r 中数目最多的相同建筑物占该分支的概率,以及占同类建筑物

总数的概率,如下式:

$$M_{lr} = \frac{B_{lr}}{N_r}, N_{lr} = \frac{B_{lr}}{\sum_{s=1}^4 B_{ls}}, l = [1,2,\dots,k] \quad (6)$$

其中 l 代表建筑物类型的编号, B_{lr} 代表 r 分支中 l 类建筑物的数目, N_r 代表该 r 分支中总的建筑物的数目, B_{ls} 代表 s 分支中 l 类建筑物的总数, M_{lr} 与 N_{lr} 分别代表熵最小的 r 分支中数目最多的相同 l 类建筑物占该分支的概率以及占同 l 类建筑物总数的概率;

(4) 计算各特征的权重,根据权重大小顺序确定出分类特征的顺序进行分类,按照该权重大的特征先进行分类,如下式:

$$W_s = \frac{\max(M_{ls}, N_{ls})}{I_s}, s = [1,2,3,4] \quad (7)$$

其中 s 为面积、颜色、混乱度、密集度四个特征分类出的分支, W_s 为分支 s 的特征权重, l 代表建筑物的编号, M_{ls} 与 N_{ls} 分别代表熵最小分支中数目最多的相同建筑物占该分支的概率以及占同类建筑物总数的概率, I_s 代表融合图像的熵。

一种基于全局优化决策的遥感图像建筑物检测分类方法

技术领域

[0001] 一种基于全局优化决策的遥感图像建筑物检测分类方法,属于数字图像处理领域,特别涉及建筑物检测分类的数字图像处理技术。

背景技术

[0002] 随着互联网的发展,人们所面临的问题不是图像来源的缺乏,而是如何在许多图像中找到你所需要的信息。这就需要有一个精确的技术来处理图像。在处理遥感图像的过程中,建筑物的检测与分类是非常重要的。遥感图像中建筑物的检测和分类,在土地规划、救灾等方面发挥着越来越广泛的作用。

[0003] 遥感图像中建筑物的检测与分类,不仅包含在一个或多个场景中的建筑物的检测,而且还包含在场景中的各种建筑的详细描述。从技术上讲,这一过程包括建筑物的识别、特征提取、特征计算、检测分类和检验。

[0004] 在建筑物检测方面,由于DSM图像包含建筑物的高度信息,我们可以使用DSM图像的局部特征自动检测相应的建筑面积,然后滤除图像中的噪声。这样,我们可以得到建筑物的轮廓。

[0005] 在建筑物分类方面,一般的研究都采用了低层次的基本特征。Martin Szummer的技术对房间和户外使用图像底层特征,但这种分类方法只能识别特征明显的区域。Aditya Vailaya使用了底层特征来区分城市的照片和风景照片。他用颜色,离散余弦变换系数和线特征来分类,但这种分类仅适用于具有丰富的色彩和明显的直线目标。为了获得更高的精度,Qasim Iqbal用线的长度、连接方式、结构进行分类,但分类器仍然集中在建筑与普通线特征检测。

[0006] 在这些思想的基础上,本文采用全局优化决策和组合特征对建筑物进行检测和分类,并介绍了该算法的基本原理。该算法可以对建筑物进行更详细的分类,并适用于各种复杂场景的应用。

发明内容

[0007] (一)要解决的技术问题

[0008] 本发明提供一种基于全局优化决策的遥感图像建筑物检测分类方法,本方法是传统熵算法的建筑物检测分类的改进,对各特征进行了权重处理,从而克服了传统熵算法存在的不足,能够更准确进行建筑物检测分类,检测分类结果的准确率更高。

[0009] (二)技术方案

[0010] 一种基于全局优化决策的遥感图像建筑物检测分类方法,其特征在于包括以下具体步骤:

[0011] 步骤一、将通过机载雷达激光、高空摄像机等数字成像设备获取的遥感图像输入到计算机中。

[0012] 步骤二、处理DSM图像与可见光图像得到融合图像,并提取建筑物区域。

[0013] 步骤三、对建筑物区域按面积进行区分,对大区域利用组合特征进行分类。

[0014] 步骤四、利用步骤三中得到小区域建筑物,计算出熵最小的分支以及各特征的权重,来进行建筑物分类。

[0015] (三)有益效果

[0016] 本发明采用基于全局优化决策的遥感图像建筑物检测分类,充分利用全局决策和组合特征进行建筑物的检测分类。当我们使用传统熵来对这些样本进行分类时,只有有80%的建筑被分类为它们的原始类型。当我们使用全局优化决策的遥感图像建筑物检测分类样本时,正确识别率可以达到92.5%。算法可用于对数码相机、手机摄像头等数字成像设备获取的遥感图像进行准确地建筑物检测分类,具有广阔的应用价值和市场前景。

附图说明

[0017] 图1:基于基于全局优化决策的遥感图像建筑物检测分类方法流程图;

[0018] 图2:本发明实验用图,其中图2a为DSM图像,图2b为尺度变换的DSM图,图2c为二值化的DSM图,图2d为滤波后的DSM图,图2e为可见光图像,图2f为融合后得到的建筑物区域图像。

[0019] 图3:本发明实验用图,其中图3a为建筑物类型图,图3b为传统熵算法的建筑物分类结果图,图3c为本发明方法的建筑物分类结果图。

具体实施方式

[0020] 为了更好地理解本发明的技术方案,下面结合附图及具体实施方式详细介绍本发明。

[0021] 本发明是一种基于全局优化决策的遥感图像建筑物检测分类方法,该方法主要包括以下几个步骤:

[0022] 1.将通过机载雷达激光、高空摄像机等数字成像设备获取的遥感图像输入到计算机中。

[0023] 2.处理DSM图像与可见光图像得到融合图像,并提取建筑物区域。

[0024] 3.对建筑物区域按面积进行区分,对大区域利用组合特征进行分类。

[0025] 4.利用步骤三中得到小区域建筑物,计算出熵最小的分支以及各特征的权重,来进行建筑物分类。

[0026] 本发明的具体实现流程如图1所示,各部分具体实施细节如下:

[0027] 1.将通过机载雷达激光、高空摄像机等数字成像设备获取的遥感图像输入到

[0028] 计算机中

[0029] 遥感图像是通过数字成像设备(如机载雷达激光、高空摄像机等)获取的。机载雷达激光获取了LiDAR数据生成的DSM图像数据,高空摄像机获取了可见光图像数据,将产生色偏的图像读入到计算机中,这些数据信息是进行遥感图像建筑物检测与分类的基础。

[0030] 2.处理DSM图像与可见光图像得到融合图像,并提取建筑物区域

[0031] 针对步骤1中获取的DSM图像进行变换,分为以下几个步骤实现:

[0032] (1)利用双立方插值把DSM图像数据缩放至可见光图像相同尺寸。

[0033] (2)根据DSM图像直方图分布及其高度信息确定疑似建筑物区域,把DSM图2值化,

把疑似建筑物区域设置成白色,然后利用面积颜色等因素滤除图像边缘的干扰部分,并对白色区域标注编号。具体效果图如图2。

[0034] (3) 利用(2)中计算得到的具有标记出建筑物区域的DSM图像与可见光图做融合。

[0035] 3.对建筑物区域按面积进行区分,并确定出组合特征,对大区域利用组合特征进行分类

[0036] 通过对图像数据及组合特征的分析,分为以下几个步骤实现:

[0037] (1) 分出区域面积明显偏大的建筑物区域,这样有利于提高分类的准确性。

[0038] (2) 根据遥感图像建筑物的特征,确定出面积、颜色、混乱度、密集度等四个特征,其中面积我们用建筑物区域像素的个数,颜色、混乱度、密集度如下式:

$$[0039] \quad \text{Color} = \left| \max(R,G,B) - \min(R,G,B) \right| \quad (1)$$

[0040] 其中Color表示图像的颜色值,R,G,B分别代表融合图像三个通道各代表的像素值。

$$[0041] \quad S = \frac{\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} (x - x_i)^2}}{N-1}, i = [0, 1, \dots, N-1] \quad (2)$$

[0042] 其中S表示图像的混乱度,i表示图像像素数目,N代表图像像素最大数目,x代表像素的平均值, x_i 表示图像像素值。

$$[0043] \quad C = \frac{A}{P^2} \quad (3)$$

[0044] 其中C代表密集度,A和P分别为建筑物区域的面积和周长。

[0045] (3) 利用选取好的特征对大区域进行分类。

[0046] 4.利用步骤3中得到小区域建筑物,计算出熵最小的分支以及各特征的权重,来进行建筑物分类

[0047] (1) 计算图像计算出融合图像的熵,如下式:

$$[0048] \quad I_{all} = -(P_1 \log_2 P_1 + P_2 \log_2 P_2 + \dots + P_k \log_2 P_k) \quad (4)$$

[0049] 其中 P_1, P_2, \dots, P_k 分别代表事件可能性在总样本中的概率, I_{all} 代表融合图像的熵。

[0050] (2) 按各特征分类计算出熵最小的分支,如下式:

$$[0051] \quad I = \min_k I_k, k = [1, 2, \dots, p] \quad (5)$$

$$[0052] \quad l = \operatorname{argmin}_k I_k \quad (6)$$

[0053] 其中I代表融合图像的熵,k为特征分类出的分支数,p为特征分类的最大分支数, I_k 代表k分支的熵,l为熵最小的分支号。

[0054] (3) 计算出熵最小分支中数目最多的相同建筑物占该分支的概率,以及占同类建筑物总数的概率,如下式:

$$[0055] \quad P_{1i} = \frac{B_{1i}}{N_i}, \quad Q_{1i} = \frac{B_{1i}}{\sum_{j=1}^n B_{1j}} \quad (7)$$

[0056] 其中 B_{1i} 代表各分支中同类建筑物的数目, N_i 代表总的同类建筑物的数目, B_{1j} 代表分支中建筑物的总数, P_{1i} 与 Q_{1i} 分别代表熵最小分支中数目最多的相同建筑物占该分支的概率以及占同类建筑物总数的概率, i 代表建筑物的编号。

[0057] (4) 计算各特征的权重,按权重大小顺序确定出分类特征的顺序进行分类,如下式:

$$[0058] \quad W = \max_i (P_{1i} Q_{1i}) / I, \quad i = [1, 2, \dots, n] \quad (8)$$

[0059] 其中 P_{1i} 与 Q_{1i} 分别代表熵最小分支中数目最多的相同建筑物占该分支的概率以及占同类建筑物总数的概率, I 代表融合图像的熵, i 代表建筑物的编号, n 代表建筑物的最大编号。

[0060] 本发明可用于遥感图像建筑物的检测分类,对于准确地检测分类遥感图像建筑物有着重要意义,具有广阔的市场前景和应用价值。

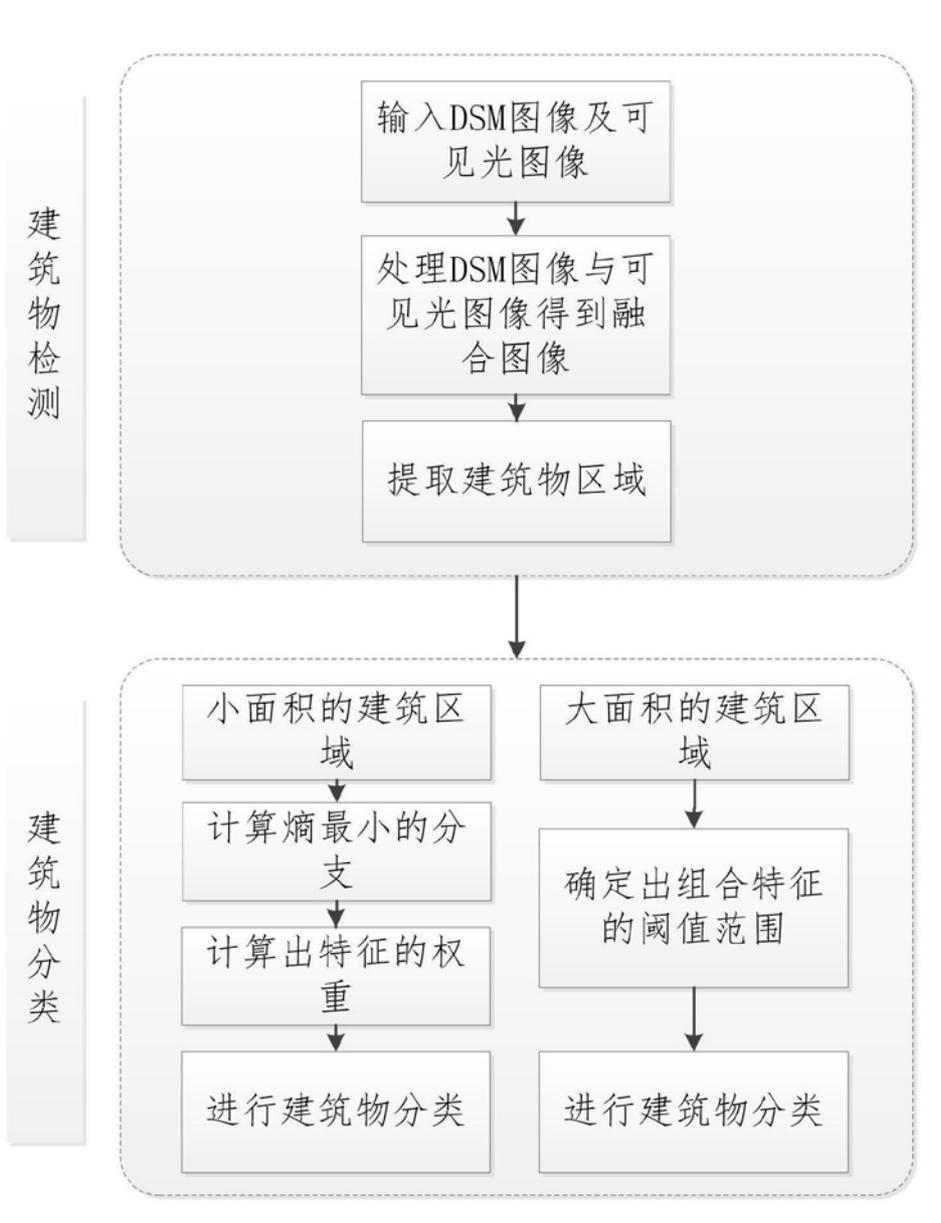


图1



图2a

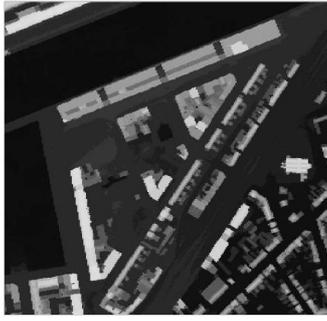


图2b

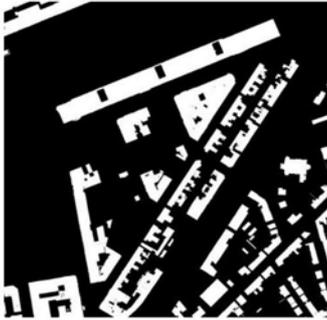


图2c

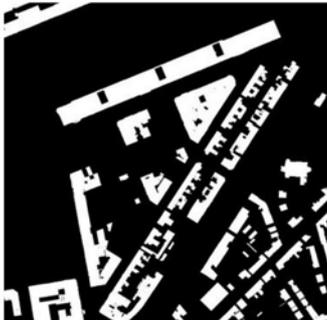


图2d



图2e

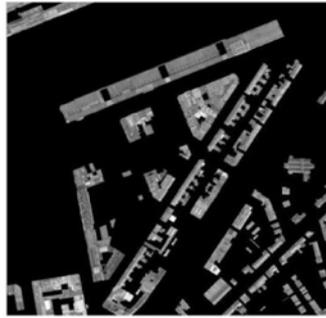


图 2f

图2

-  House
-  Factory
-  Commercial area
-  Public facility
-  Others

图 3a

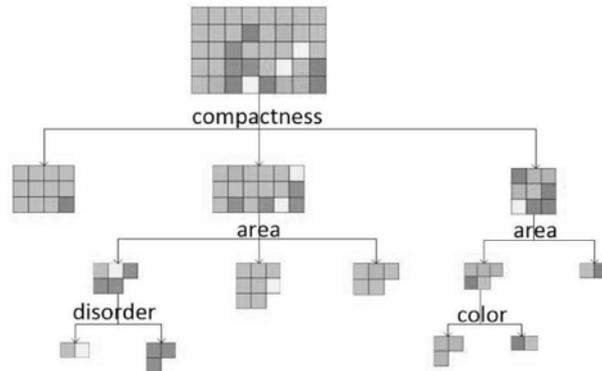


图 3b

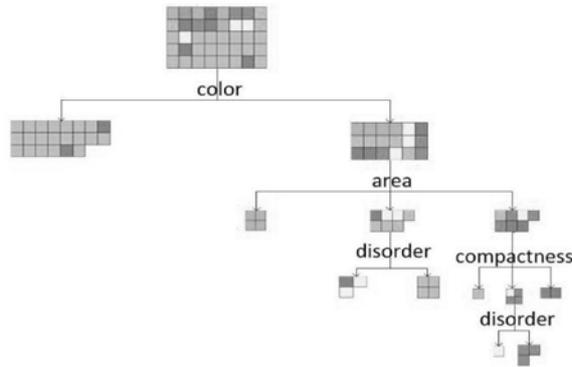


图 3c

图3