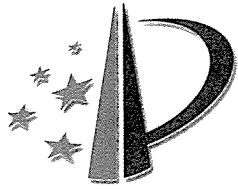


证书号 第 1428185 号



发明 专利 证书

发明名称：融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法及装置

发明人：史文中；苗则朗

专利号：ZL 2012 1 0003541.0

专利申请日：2012 年 01 月 06 日

专利权人：香港理工大学

授权公告日：2014 年 06 月 25 日

本发明经过本局依照中华人民共和国专利法进行审查，决定授予专利权，颁发本证书，并在专利登记簿上予以登记。专利权自授权公告之日起生效。

本专利的专利权期限为二十年，自申请日起算。专利权人应当依照专利法及其实施细则规定缴纳年费。本专利的年费应当在每年 01 月 06 日前缴纳。未按照规定缴纳年费的，专利权自应当缴纳年费期满之日起终止。

专利证书记载专利权登记时的法律状况。专利权的转移、质押、无效、终止、恢复和专利权人的姓名或名称、国籍、地址变更等事项记载在专利登记簿上。



局长
申长雨

申长雨





(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 102708374 B

(45) 授权公告日 2014. 06. 25

(21) 申请号 201210003541. 0

(22) 申请日 2012. 01. 06

(73) 专利权人 香港理工大学

地址 中国香港九龙红磡

(72) 发明人 史文中 苗则朗

(74) 专利代理机构 深圳市顺天达专利商标代理有限公司 44217

代理人 郭伟刚 易皎鹤

(51) Int. Cl.

G06K 9/62 (2006. 01)

审查员 谭明敏

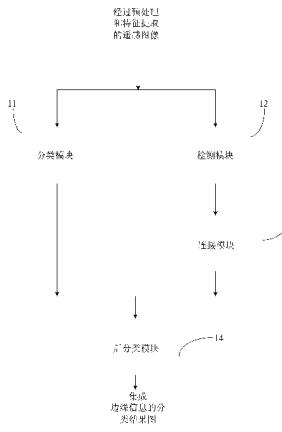
权利要求书2页 说明书7页 附图4页

(54) 发明名称

融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法及装置

(57) 摘要

本发明涉及一种融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法及装置,该方法包括:对经过预处理和特征提取的遥感图像进行逐像素的支持向量机分类;对所述经预处理和特征提取的遥感图像进行边缘检测,以获得非连续的单像素宽边缘图;对经噪音边缘部分去除的所述非连续的单像素宽边缘图执行边缘连接处理,以获得封闭的边缘图;将所述封闭的边缘图集成到经逐像素的支持向量机分类的图中,以得到融合边缘信息的分类结果图。本发明解决了现有的基于划分聚类 (Partitional Clustering) 分割的高光谱图像融合空间及光谱信息分类的非稳健性,也解决了通常的基于固定窗口大小的融合空间及光谱信息分类方法例如形态学滤波的尺寸比例的选择问题。



1. 一种融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法,其特征在于,包括以下步骤:

对经过预处理和特征提取的遥感图像进行逐像素的支持向量机分类;

对所述经预处理和特征提取的遥感图像进行边缘检测,以获得非连续的单像素宽边缘图;其中,包括以下步骤:对所述经预处理和特征提取的遥感图像运用高光谱拉普拉斯边缘算子,以获得所述遥感图像的边缘图;对所述边缘图执行边缘细化,以获得非连续的单像素宽边缘图;

对经噪音边缘部分去除的所述非连续的单像素宽边缘图执行边缘连接处理,以获得封闭的边缘图;具体为针对所述经噪音边缘部分去除的所述非连续的单像素宽边缘图中的每个端点执行以下步骤:以当前端点为圆心,搜索预设值半径内的所有端点;如果搜索到端点时,将具有最小权重的端点与作为圆心的当前端点进行直线连接;否则,计算当前端点所处位置的边缘部分的斜率,然后,在搜索区域内沿着斜率方向,从该当前端点位置处扩展该边缘部分,以使得该当前端点成为扩展的边缘部分的端点;

将所述封闭的边缘图集成到经逐像素的支持向量机分类的图中,以得到使用边缘信息的分类结果图;具体为执行以下步骤:对于内部像素,分别计算同一区域内每类像素的数量,将具有最多数量的一类像素替换其它类像素,以覆盖该区域;对于边缘像素,计算边缘像素的八邻域邻居位置处的每类像素的数量,将具有最多数量的一类像素替换该边缘像素;其中,所述内部像素是位于所述封闭的边缘图内部的像素,所述边缘像素是位于所述封闭的边缘图边界上的像素。

2. 根据权利要求1所述的融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法,其特征在于,在执行所述连接处理之前,检测所述经噪音边缘部分去除的所述非连续的单像素宽边缘图的端点,其中,所述端点为在8邻域内仅具有一个与之连接的像素点。

3. 根据权利要求1~2任一所述的融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法,其特征在于,所述预处理主要为对于所述遥感图像,去除受吸水性影响严重和低信噪比的光谱波段。

4. 根据权利要求1~2任一所述的融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法,其特征在于,所述特征提取主要为对所述遥感图像进行主成分变换,从变换后的图像中选择多个光谱波段。

5. 根据权利要求1~2任一所述的融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法,其特征在于,所述噪音边缘部分是长度小于给定临界值的边缘部分。

6. 根据权利要求1~2任一所述的融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法,其特征在于,所述遥感图像是高光谱图像或多光谱图像。

7. 一种融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的装置,其特征在于,包括:

分类模块,用于对经过预处理和特征提取的遥感图像进行逐像素的支持向量机分类;

检测模块,用于对所述经预处理和特征提取的遥感图像进行边缘检测,以获得非连续的单像素宽边缘图;其中,包括以下步骤:对所述经预处理和特征提取的遥感图像运用高光谱拉普拉斯边缘算子,以获得所述遥感图像的边缘图;对所述边缘图执行边缘细化,以获得非连续的单像素宽边缘图;

连接模块,用于对经噪音边缘部分去除的所述非连续的单像素宽边缘图执行边缘连接

处理,以获得封闭的边缘图;具体为针对所述经噪音边缘部分去除的所述非连续的单像素宽边缘图中的每个端点执行以下步骤:以当前端点为圆心,搜索预设值半径内的所有端点;如果搜索到端点时,将具有最小权重的端点与作为圆心的当前端点进行直线连接;否则,计算当前端点所处位置的边缘部分的斜率,然后,在搜索区域内沿着斜率方向,从该当前端点位置处扩展该边缘部分,以使得该当前端点成为扩展的边缘部分的端点;

后分类模块,用于将所述封闭的边缘图集成到经逐像素的支持向量机分类的图中,以得到使用边缘信息的分类结果图;具体为执行以下步骤:对于内部像素,分别计算同一区域内每类像素的数量,将具有最多数量的一类像素替换其它类像素,以覆盖该区域;对于边缘像素,计算边缘像素的八邻域邻居位置处的每类像素的数量,将具有最多数量的一类像素替换该边缘像素;其中,所述内部像素是位于所述封闭的边缘图内部的像素,所述边缘像素是位于所述封闭的边缘图边界上的像素。

融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及对遥感图像进行分类的方法及装置,更具体地说,涉及一种融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法及装置。

背景技术

[0002] 具有高光谱分辨率的高光谱图像具有广泛的应用领域,例如矿物探测、污染监测、精准农业等。分类是高光谱图像的其中一个非常重要的处理过程。传统的高光谱图像的分类方法主要基于光谱信息,而很少考虑空间信息。

[0003] 现有的普遍使用的高光谱图像的融合空间信息及光谱信息的分类方法包括马尔可夫随机场、形态学指针和形态学滤波。然而这些方法使用固定大小的窗口得到空间信息,导致了尺寸比例的选择问题。另一个分类方法是将空间信息集成到多核学习方法中,该方法也存在尺寸比例的选择问题,同时该方法的计算成本非常高。

[0004] 再有一种融合空间信息的方法是将逐像素的分类结果和划分聚类 (Partitional Clustering) 得到的分割的结果融合起来,但这种方法的结果是不稳健的。

发明内容

[0005] 本发明要解决的技术问题在于,针对现有技术的上述缺陷,提供一种融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法及装置。

[0006] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是:构造一种融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法,其包括以下步骤:

[0007] 对经过预处理和特征提取的遥感图像进行逐像素的支持向量机分类;

[0008] 对所述经预处理和特征提取的遥感图像进行边缘检测,以获得非连续的单像素宽边缘图;

[0009] 对经噪音边缘部分去除的所述非连续的单像素宽边缘图执行边缘连接处理,以获得封闭的边缘图;

[0010] 将所述封闭的边缘图集成到经逐像素的支持向量机分类的图中,以得到使用边缘信息的分类结果图。

[0011] 在本发明所述的融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法中,对所述经预处理和特征提取的遥感图像进行边缘检测,以获得非连续的单像素宽边缘图包括以下步骤:

[0012] 对所述经预处理和特征提取的遥感图像运用高光谱拉普拉斯边缘算子,以获得所述遥感图像的边缘图;

[0013] 对所述边缘图执行边缘细化,以获得非连续的单像素宽边缘图。

[0014] 在本发明所述的融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法中,在执行所述连接处理之前,检测所述经噪音边缘部分去除的所述非连续的单像素宽边缘图的端

点,其中,所述端点为在 8 邻域内仅具有一个与之连接的像素点。

[0015] 在本发明所述的融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法中,对经噪音边缘部分去除的所述非连续的单像素宽边缘图执行边缘连接处理,以获得封闭的边缘图具体为针对所述经噪音边缘部分去除的所述非连续的单像素宽边缘图中的每个端点执行以下步骤:

[0016] 以当前端点为圆心,搜索预设值半径内的端点;

[0017] 如果搜索到端点时,将具有最小权重的端点与作为圆心的当前端点进行直线连接;否则,计算当前端点所处位置的边缘部分的斜率,然后,在搜索区域内沿着斜率方向,从该当前端点位置处扩展该边缘部分,以使得该当前端点成为扩展的边缘部分的端点。

[0018] 在本发明所述的融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法中,将所述封闭的边缘图集成到经逐像素的支持向量机分类的图中,以得到使用边缘信息的分类结果图具体为执行以下步骤:

[0019] 对于内部像素,分别计算同一区域内每类像素的数量,将具有最多数量的一类像素替换其它类像素,以覆盖该区域;

[0020] 对于边缘像素,计算边缘像素的八邻域邻居位置处的每类像素的数量,将具有最多数量的一类像素替换该边缘像素;其中,

[0021] 所述内部像素是位于所述封闭的边缘图内部的像素,所述边缘像素是位于所述封闭的边缘图边界上的像素。

[0022] 在本发明所述的融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法中,所述预处理主要为对于所述遥感图像,去除受吸水性影响严重的和低信噪比的光谱波段。

[0023] 在本发明所述的融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法中,所述特征提取主要为对所述遥感图像进行主成分变换,从变换后的图像中选择若干光谱波段。

[0024] 在本发明所述的融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法中,所述噪音边缘部分是长度小于给定临界值的边缘部分。

[0025] 在本发明所述的融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法中,所述遥感图像是高光谱图像或多光谱图像。

[0026] 根据本发明的另一个方面,提供一种融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的装置,其包括:

[0027] 分类模块,用于对经过预处理和特征提取的遥感图像进行逐像素的支持向量机分类;

[0028] 检测模块,用于对所述经预处理和特征提取的遥感图像进行边缘检测,以获得非连续的单像素宽边缘图;

[0029] 连接模块,用于对经噪音边缘部分去除的所述非连续的单像素宽边缘图执行边缘连接处理,以获得封闭的边缘图;

[0030] 后分类模块,用于将所述封闭的边缘图集成到经逐像素的支持向量机分类的图中,以得到使用边缘信息的分类结果图。

[0031] 实施本发明的融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法及装置,具有以下有益效果:将边缘信息定义为空间信息,避免了尺寸比例的选择问题,计算成本低,易于执行。高光谱图像的边缘图是全局空间信息且不会产生尺寸比例选择的问题。高光谱

图像的边缘检测可快速获得；另外，通过将边缘信息和光谱信息的集成，进一步改善了逐像素的分类精度。

[0032] 本发明解决了现有的基于划分聚类 (Partitional Clustering) 分割的高光谱图像融合空间及光谱信息分类的非稳健性，也解决了通常的基于固定窗口大小的融合空间及光谱信息分类方法例如形态学滤波的尺寸比例的选择问题。

附图说明

- [0033] 下面将结合附图及实施例对本发明作进一步说明，附图中：
- [0034] 图 1 是本发明融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的装置的结构示意图；
- [0035] 图 2 是本发明融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法流程图；
- [0036] 图 3a 是本发明例子 1 执行步骤 S21 后的分类图；
- [0037] 图 3b 是本发明例子 1 使用边缘信息执行步骤 S24 后的分类结果图；
- [0038] 图 4a 是本发明例子 1 执行步骤 S22 的结果示意图；
- [0039] 图 4b 是本发明例子 1 去除噪音边缘部分的边缘图；
- [0040] 图 4c 是本发明例子 1 的封闭的边缘图；
- [0041] 图 5a 是本发明例子 2 执行步骤 S21 后的分类图；
- [0042] 图 5b 是本发明例子 2 使用边缘信息执行步骤 S24 后的分类结果图；
- [0043] 图 6a 是本发明例子 2 执行步骤 S22 的结果示意图；
- [0044] 图 6b 是本发明例子 2 去除噪音边缘部分的边缘图；
- [0045] 图 6c 是本发明例子 2 的封闭的边缘图；
- [0046] 图 7a 是本发明例子 1 中使用 SVM 进行分类方法和将 SVM 与边缘信息相结合的分类方法的总体精确度 (OA) 和 kappa 系数 (κ) 的对比示意图；
- [0047] 图 7b 是本发明例子 1 中使用 SVM 进行分类方法和将 SVM 与边缘信息相结合的分类方法的总体精确度 (OA) 和 kappa 系数 (κ) 的对比示意图。

具体实施方式

[0048] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白，以下结合附图及实施例，对本发明进行进一步详细说明。应当理解，此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明，并不用于限定本发明。

[0049] 如图 1 所示，在本发明融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的装置中，其主要包括分类模块 11、检测模块 12、连接模块 13 和后分类模块 14；其中，分类模块 11 和检测模块 12 作为平行处理设备，同时接收经过预处理和特征提取的遥感图像。分类模块 11 首先对经过预处理和特征提取的遥感图像进行第一级分类，也就是进行逐像素的支持向量机 (pixel-wise support vector machine (SVM)) 分类，以得到第一级分类图。同时，检测模块 12 和连接模块 13 对经过预处理和特征提取的遥感图像作进一步处理，以得到该遥感图像的边缘信息，该边缘信息定义为遥感图像的空间信息的结构。首先，检测模块 12 对经预处理和特征提取的遥感图像进行边缘检测，以获得非连续的单像素宽边缘图 (one-pixel wide edge map)。连接模块 13 对经噪音边缘部分去除的非连续的单像素宽边缘图执行边

缘连接处理,以获得封闭的边缘图 (closed edge map)。最后,后分类模块 14 执行第二级分类,其将封闭的边缘图集成到经逐像素的支持向量机分类的图中,以得到使用边缘信息的分类结果图,从而该第二级处理后的分类结果图是基于遥感图像的边缘信息和光谱信息的分类结果。在具体使用过程中,该遥感图像可以是高光谱图像或多光谱图像,高光谱图像可以是例如 ROSIS、AVIRIS。多光谱图像可以是例如 SPOT、MODIS、LANDSET 等等。可以理解的,该融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的装置也可用于从遥感图像中提取边缘信息,以更新 GIS 数据库。

[0050] 如图 2 示出本发明融合边缘信息和支持向量机对遥感图像进行分类的方法流程,其是基于图 1 所示的装置结构,具体操作为:

[0051] S21:对经过预处理和特征提取的遥感图像进行逐像素的支持向量机分类,也就是进行逐像素的支持向量机 (pixel-wise support vector machine(SVM)) 分类;其中,对于 SVM 的使用可参考文献 Melgani, F. and L. Bruzzone, Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004. 42(8) :p. 1778–1790. 、Camps-Valls, G. and L. Bruzzone, eds. Kernel Methods for Remote Sensing Data Analysis. 1edition ed. 2009, Wiley. 434. 、Pal, M. and P. M. Mather, Some issues in the classification of DAIS hyperspectral data. International Journal of Remote Sensing, 2006. 27(14) :p. 2895–2916. 、Cortes, C. and V. Vapnik, Support-vector networks. Machine Learning, 1995. 20(3) :p. 273–297. 、Boser, B. E., I. M. Guyon, and V. N. Vapnik, In Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory. 1992. p. 133–152. 和 Schlkopf, B. and A. J. Smola, Learning with Kernels :Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond. 1st edition ed. 2001 :The MIT Press. 644. 所公开的内容。

[0052] S22:对所述经预处理和特征提取的遥感图像进行边缘检测,以获得非连续的单像素宽边缘图;具体为对经预处理和特征提取的遥感图像运用高光谱拉普拉斯边缘算子,以获得遥感图像的边缘图;再对边缘图执行边缘细化,以获得非连续的单像素宽边缘图。其中,根据文献 Bakker, W. H. and K. S. Schmidt, Hyperspectral edge filtering for measuring homogeneity of surface cover types. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2002. 56(4) :p. 246–256. 可得到高光谱拉普拉斯算子和高光谱边缘滤波器,当采用下列矩阵核用于高光谱边缘滤波器中:

$$[0053] \quad \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

[0054] 光谱角用作距离测量:

$$[0055] \quad SA(\vec{v}, \vec{w}) = \cos^{-1}\left(\frac{\vec{v} \cdot \vec{w}}{\|\vec{v}\| \|\vec{w}\|}\right)$$

[0056] 最后,得到高光谱边缘检测器:

[0057] $e_{i,j} = \frac{1}{12} (SA(\vec{v}_{i-1,j-1}, \vec{v}_{i,j}) + 2SA(\vec{v}_{i,j-1}, \vec{v}_{i,j})$

[0058] $+ SA(\vec{v}_{i+1,j-1}, \vec{v}_{i,j}) + 2SA(\vec{v}_{i+1,j}, \vec{v}_{i,j}))$

[0059] $+ 2SA(\vec{v}_{i+1,j}, \vec{v}_{i,j}) + SA(\vec{v}_{i-1,j-1}, \vec{v}_{i,j})$

[0060] $+ 2SA(\vec{v}_{i,j+1}, \vec{v}_{i,j}) + SA(\vec{v}_{i+1,j+1}, \vec{v}_{i,j}))$

[0061] 其中， i 和 j 定义为图像坐标， $e_{i,j}$ 为像素，为了得到二值边缘图，将大于预设临界值的像素定义为边缘像素，否则，小于或等于预设临界值的像素为内部像素，由此通过该步骤得到的非连续的单像素宽边缘图是二值边缘图。

[0062] 可以理解的，步骤 S21 和步骤 S22 之间可以是平行处理的过程，因为 S21 和 S22 处理过程的输入数据都是经过预处理和特征提取的遥感图像。该预处理主要为对于遥感图像，去除受吸水性影响严重和低信噪比的光谱波段。当然也可包括辐射校正和几何校正。该特征提取主要为对所述遥感图像进行主成分 (PCA, principal component analysis) 变换，从变换后的图像中选择若干光谱波段。关于 PCA 变换的具体方法可参考文献 Alpaydin, E., Introduction to Machine Learning. second edition ed. 2009 :The MIT Press. 577. 所公开的内容。

[0063] S23 :接着对经噪音边缘部分去除的非连续的单像素宽边缘图执行边缘连接处理，以获得封闭的边缘图；其中，噪音边缘部分是长度小于给定临界值的边缘部分，也就是针对噪音边缘部分进行检测然后去除。可以理解的，对于不同的图像，需要按实际要求选择不同的预设临界值。另外，也可在执行连接处理之前，检测经噪音边缘部分去除的非连续的单像素宽边缘图的端点，其中，端点为在 8 邻域内仅具有一个与之连接的像素点。

[0064] 该连接处理具体可以为针对所述经噪音边缘部分去除的非连续的单像素宽边缘图中的每个端点执行以下步骤：

[0065] 以当前端点为圆心，在预设值半径大小（例如半径为 3 个像素）的圆内作为搜索区域，搜索端点；

[0066] 如果搜索到端点时，将具有最小权重的端点与作为圆心的当前端点进行直线连接；否则，计算当前端点所处位置的边缘部分的斜率，然后，在搜索区域内沿着斜率方向，从该当前端点位置处扩展该边缘部分，以使得该当前端点成为扩展的边缘部分的端点。

[0067] 对于经噪音边缘部分去除的非连续的单像素宽边缘图内的所有端点执行上述两个步骤后即可得到封闭的边缘图。

[0068] S24 :将封闭的边缘图集成到经逐像素的支持向量机分类的图中，以得到使用边缘信息的分类结果图。其具体可以是：对于内部像素，分别计算同一区域内每类像素的数量，将具有最多数量的一类像素替换其它类像素，以覆盖该区域；对于边缘像素，计算边缘像素的八邻域邻居位置处的每类像素的数量，将具有最多数量的一类像素替换该边缘像素；其中，大于预设临界值的像素定义为边缘像素，否则，小于或等于预设临界值的像素为内部像素，也就是说，内部像素是位于封闭的边缘图内部的像素，边缘像素是位于所述封闭的边缘图边界上的像素。

[0069] 例子 1：

[0070] 从 <https://engineering.purdue.edu/~biehl/MultiSpec/hyperspectral.html>。下载印第安纳州高光谱图像数据，该印第安纳州高光谱图像数据是 1992 年 6 月 12 日通过 AVIRIS 获取的。该印第安纳州高光谱图像数据由 220 光谱波段组成，每个光谱波段为 145×145 像素大小。预处理去除 20 个受吸水性影响严重的光谱波段，剩下 200 个光谱带。原始的地表真实数据中具有 16 类，在预处理中，去除由于大小不符合要求的 4 类，最后剩下 12 类，定义为：C1、C2、C3、C4、C5、C6、C7、C8、C9、C10、C11 和 C12，如下表 1 为该 12 类样本大小的详细信息：

类别	样本		方法	
	训练	测试	SVM	本发明的方法
[0071]	C1	422	1012	84.67
	C2	252	582	73.91
	C3	392	902	95.79
	C4	150	347	92.70
	C5	198	416	83.91
	C6	232	515	96.39
	C7	150	339	99.40
	C8	277	691	71.53
	C9	52	160	99.30
	C10	64	170	64.44
[0072]	C11	112	268	73.99
	C12	760	1708	85.00
	总体精确度			92.41

[0073] 表 1

[0074] 由上实验可知仅使用 SVM 进行分类的精确度为 85.32，而本发明的将 SVM 和边缘信息相结合的分类方法的精确度为 92.41。

[0075] 在该例子 1 中使用 PCA 进行特征提取。在 PCA 变换后，选择第一个四十 PCA 成分进行分类，该第一个四十 PCA 成分包括了所有数据变量的 99.93%。在参考数据中随机选择大约 30% 的样本用作训练样本，以训练逐像素的 SVM。使用 LIBSVM 工具箱执行逐像素的 SVM。在该例子中使用高斯半径基础功能 (RBF) 核。通过 5 重交叉验证确定优选参数 C 和 γ ，得到 $C = 512$ ， $\gamma = 0.0078$ 。如图 3a 为执行步骤 S21 后的分类图。

[0076] 通过运用高光谱拉普拉斯边缘算子，得到印第安纳州图像的边缘图。在执行边缘检测后，执行边缘细化后得到单像素宽边缘图，也就是说图 4a 所示为执行步骤 S22 的结果。在该例子中，如果边缘部分的长度小于 5 个像素，则认为是噪音边缘部分，就去除。如图 4b 所示为去除噪音边缘部分的边缘图。可看出图 4b 为非连续的。对图 4b 执行步骤 S23 的连接处理，得到如图 4c 所示的封闭的边缘图。一旦得到封闭的边缘图后，就将该边缘信息集成到逐像素的 SVM 分类分类中，也就是说将图 4c 和图 3a 相结合，执行步骤 S24 即得到如图 3b 所示的使用边缘信息的分类结果图。由此可看出，图 3b 与图 3a 相比具有更好的同一性。

[0077] 例子 2

[0078] 在该例子中使用 ROSIS-03 光学传感器所记录的帕维亚大学的图像，该图像示出帕维亚大学周围的城市区域。该图像具有每个像素 1.3m 的空间分辨率。ROSIS-03 具有 115 个波段，光谱覆盖范围为 $0.43 \sim 0.86\mu\text{m}$ 。经过预处理，去除 12 个最大的噪音波段。该例子

选择 9 类, 定义为 : :C1、C2、C3、C4、C5、C6、C7、C8 和 C9。, 如下表 2 为该 9 类样本大小的详细信息 :

	类别	样本		方法	
		训练	测试	SVM	本发明的方法
[0079]	C1	252	567	84.03	85.02
	C2	135	355	66.86	99.09
[0080]	C3	720	1697	76.75	83.09
	C4	1260	2961	98.11	73.47
	C5	91	214	99.41	100
	C6	198	463	94.33	97.14
	C7	173	323	91.95	99.70
	C8	644	1619	90.93	99.54
	C9	513	1125	98.89	96.41
	总体精确度			82.08	94.09

[0081] 表 2

[0082] 由上实验可知仅使用 SVM 进行分类的精确度为 82.08, 而本发明的将 SVM 和边缘信息相结合的分类方法的精确度为 94.09。

[0083] 在该例子中使用高斯半径基础功能 (RBF) 核, 并通过 5 重交叉验证, 确定优化参数 C 和 γ , 得到 $C = 128$, $\gamma = 0.125$ 。图 5a 所示为执行步骤 S22 的结果。

[0084] 通过使用高光谱拉普拉斯边缘算子, 得到帕维亚大学图像的边缘图。执行边缘检测后, 执行边缘细化。图 6a 所示为执行步骤 S22 的结果。在该例子中, 噪音边缘部分的临界值取为 8 个像素。如果边缘部分的长度小于 8 个像素, 则确定为噪音边缘并进行去除。如图 6b 所示为去除噪音边缘部分的边缘图。可看出图 6b 为非连续的。对图 6b 执行步骤 S23 的连接处理, 得到如图 6c 所示的封闭的边缘图。一旦得到封闭的边缘图后, 就将该边缘信息集成到逐像素的 SVM 分类分类中, 也就是说将图 6c 和图 5a 相结合, 执行步骤 S24 即得到如图 5b 所示的使用边缘信息的分类结果图。由此可看出, 图 5b 与图 5a 相比具有更好的同一性。

[0085] 图 7a 是例子 1 中使用 SVM 进行分类方法和将 SVM 与边缘信息相结合的分类方法的总体精确度 (OA) 和 kappa 系数 (κ) 的对比, 该 kappa 系数为一致性百分比。在例子 1 中使用 SVM 进行分类方法的总体精确度和 kappa 系数分别为 85.32% 和 83.14%, 而本发明的将 SVM 与边缘信息相结合的分类方法的总体精确度和 kappa 系数分别是 92.41% 和 91.29%, 由此可见本发明方法的总体精确度和 kappa 系数分别提高了 7.09% 和 8.15%。

[0086] 图 7b 是例子 2 中使用 SVM 进行分类方法和将 SVM 与边缘信息相结合的分类方法的总体精确度 (OA) 和 kappa 系数 (κ) 的对比, 该 kappa 系数为一致性百分比。在例子 2 中使用 SVM 进行分类方法的总体精确度和 kappa 系数分别为 82.08% 和 77.49%, 而本发明的将 SVM 与边缘信息相结合的分类方法的总体精确度和 kappa 系数分别是 94.09% 和 92.13%, 由此可见本发明方法的总体精确度和 kappa 系数分别提高了 12.01% 和 14.64%。

[0087] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已, 并不用以限制本发明, 凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等, 均应包含在本发明的保护范围之内。

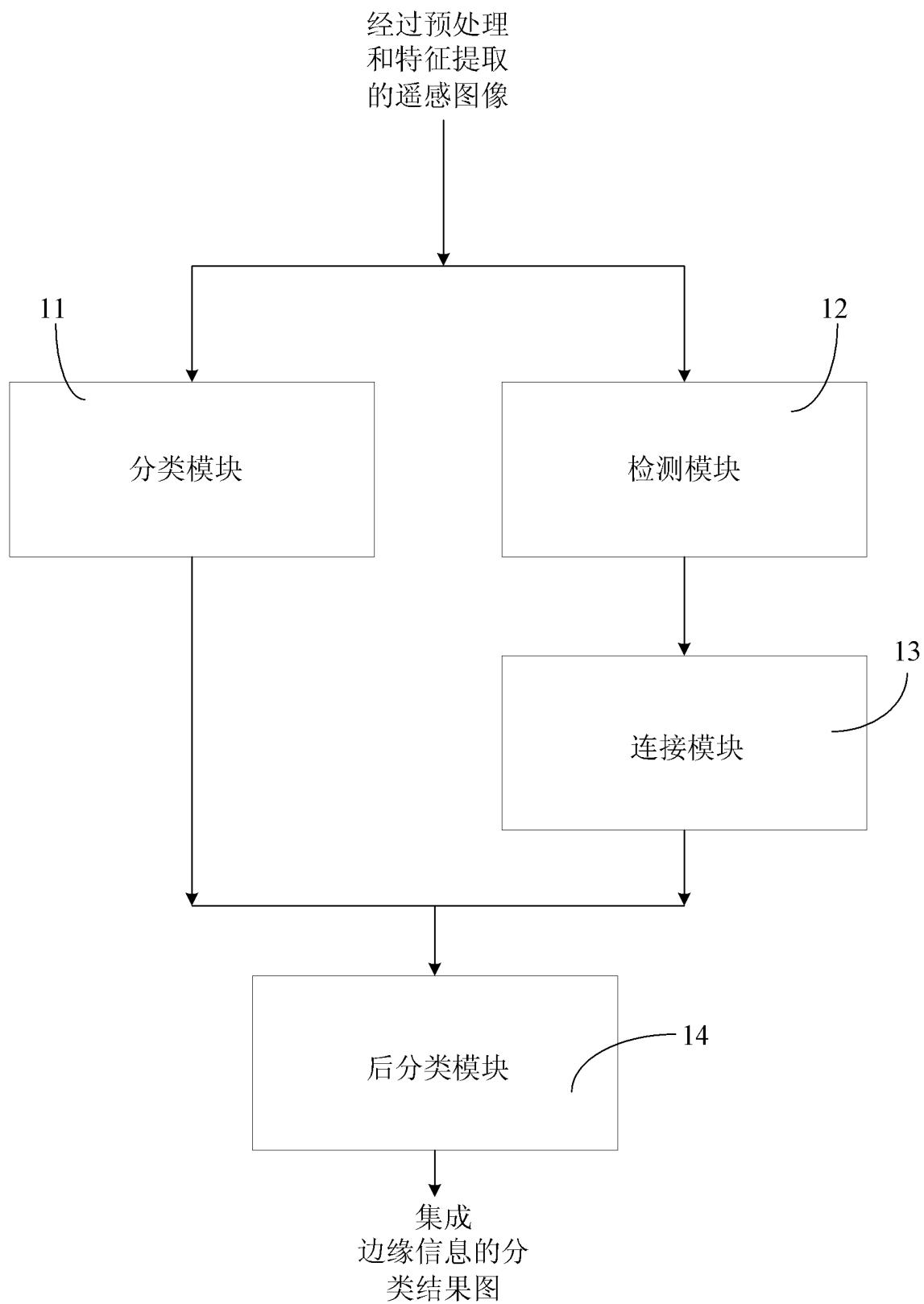


图 1

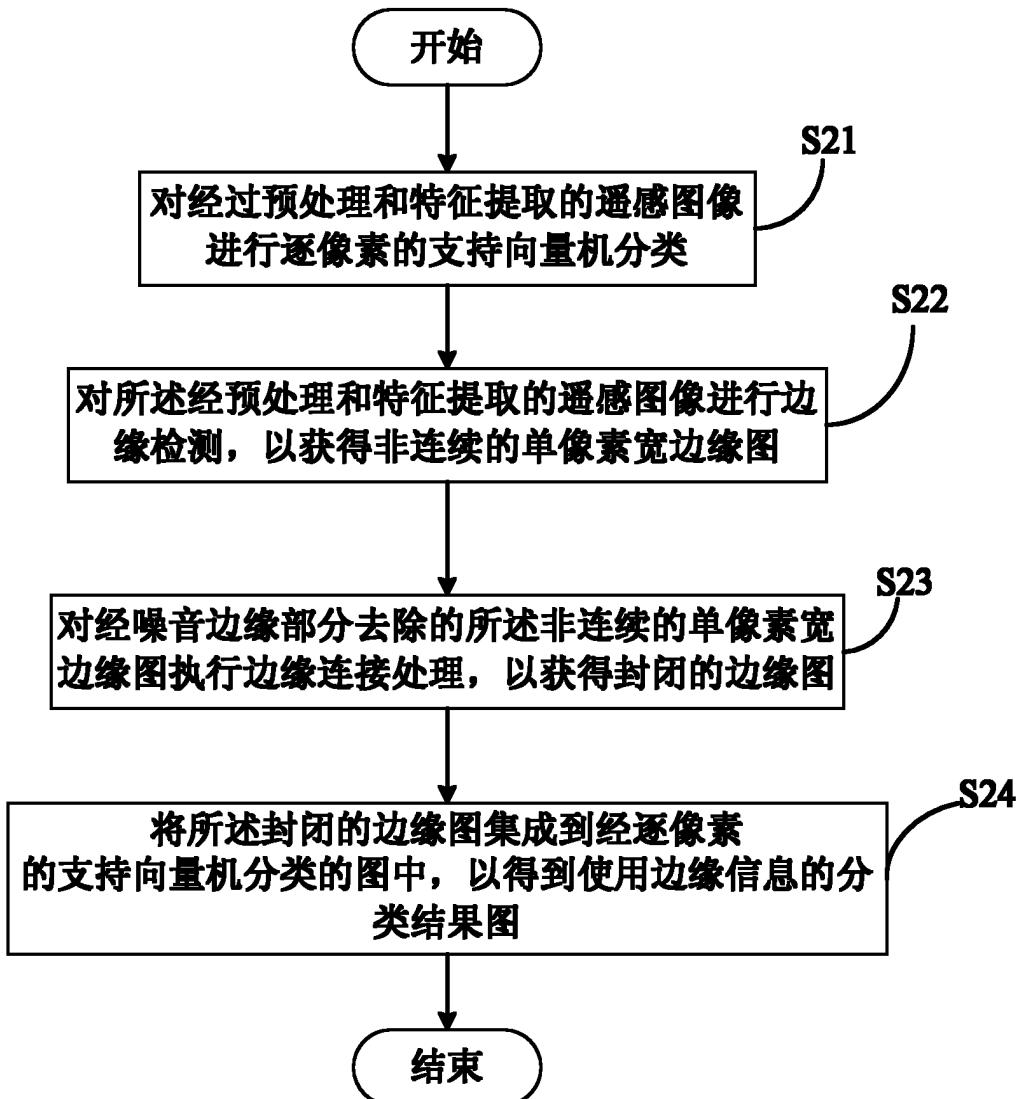


图 2

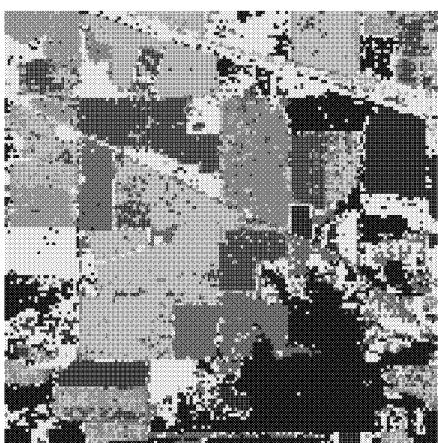


图 3a

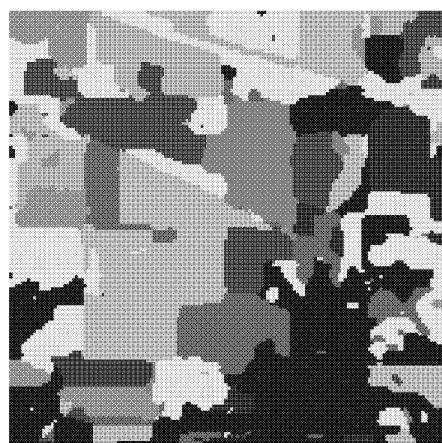


图 3b

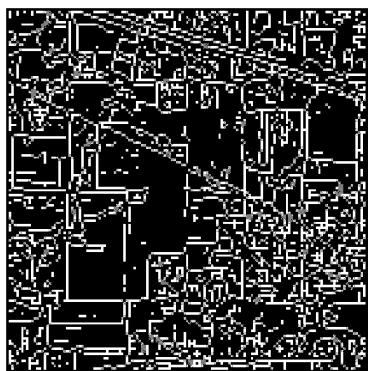


图 4a



图 4b

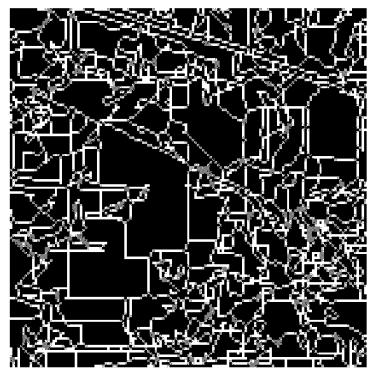


图 4c



图 5a

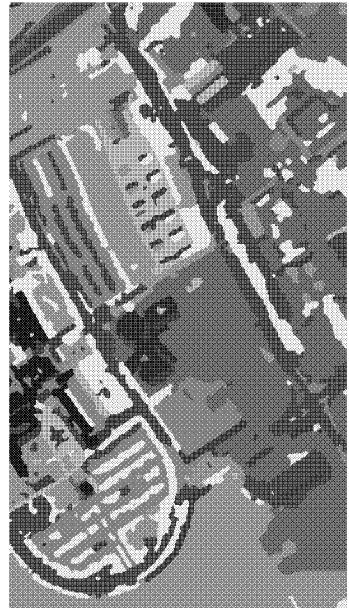


图 5b

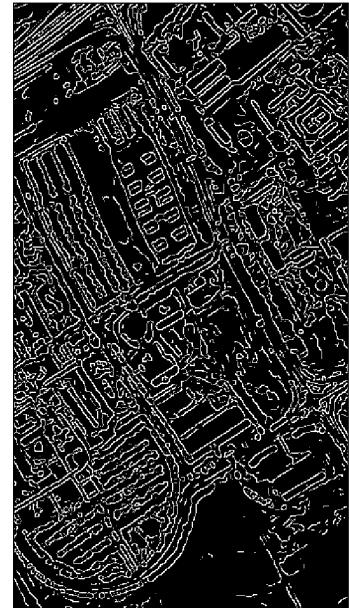


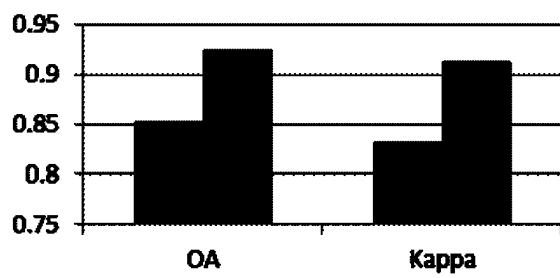
图 6a



图 6b

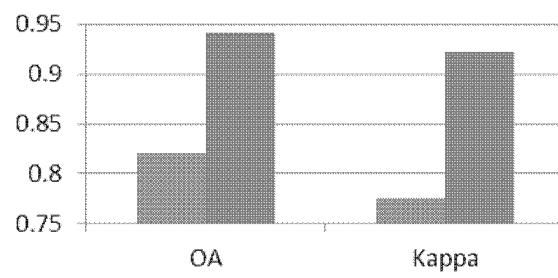


图 6c



■ 逐像素 SVM ■ 本发明方法

图 7a



■ 逐像素 SVM ■ 本发明方法

图 7b