



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 102708373 B

(45) 授权公告日 2015. 04. 01

(21) 申请号 201210003388. 1

(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

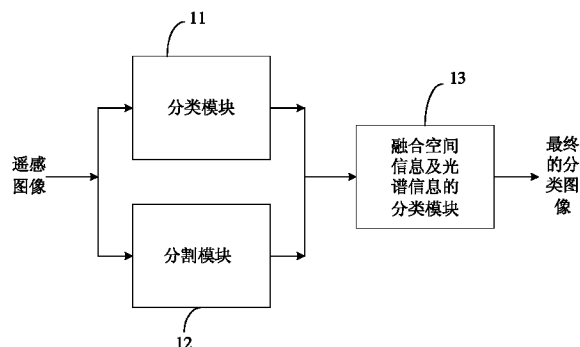
权利要求书2页 说明书8页 附图4页

(54) 发明名称

融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法及装置

(57) 摘要

本发明涉及一种融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法及装置,该方法包括对所述遥感图像分别执行逐像素的支持向量机分类以得到分类图像,和基于区域的图像分割处理以得到分割图像;将所述分类图像和分割图像组合并执行大多数一致表决处理,以得到最终的分类图像。将基于区域的图像分割结果和逐像素的分类结果相结合获得遥感图像的分类结果具有更好的稳健性,计算成本较低,易于执行及不产生尺寸比例的选择问题。解决了传统的融合基于划分聚类(Partitional Clustering)分割的高光谱图像的融合空间及光谱信息分类的不稳健的缺陷。



1. 一种融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法,其特征在于,包括以下步骤:

对所述遥感图像分别执行逐像素的支持向量机分类以得到分类图像,和基于区域的图像分割处理以得到分割图像,对所述遥感图像重复执行多次基于区域的图像分割处理后,得到所述分割图像;

将所述分类图像和分割图像组合并执行大多数一致表决处理,以得到最终的分类图像;

在遥感图像进行类和分割之前进行预处理,所述预处理为所述遥感图像去除吸水性和低信噪比的光谱波段;

所述基于区域的图像分割处理为统计区域合并处理;所述遥感图像包括 {R, G, B} 颜色信道值,在所述统计区域合并处理中:

合并条件为:

$$P(R, R') = \begin{cases} \text{true if } \forall a \in \{R, G, B\}, |\bar{R} - \bar{R}'| \leq b(R, R') \\ \text{false otherwise} \end{cases}$$

$$\text{其中, } b(R, R') = g \sqrt{\frac{1}{2Q} \left(\frac{1}{|R|} + \frac{1}{|R'|} \right) \ln \frac{2}{\delta}}$$

R 和 R' 表示该遥感图像的一组固定值,如果 $P(R, R') = \text{true}$, 合并 R 和 R'; 该 {R, G, B} 颜色信道值属于集合 $\{0, 2 \cdots g\}$, $g = 255$, 所述颜色信道采样自家族 Q, Q 的取值范围为 $[0, g/Q]$;

合并阶数为:

选择函数 f 对分类该遥感图像中的像素对,函数 f 选择为:

$$f_a(p, p') = |p_a - p'_a|$$

其中, p_a 和 p'_a 为像素信道值;

从所述遥感图像中选择三个光谱波段作为 {R, G, B} 颜色信道值,以执行所述统计区域合并处理;

在执行统计区域合并处理之前,对每个选择的光谱波段执行线性对比度拉伸处理。

2. 根据权利要求 1 所述的融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法,其特征在于,对所述遥感图像重复执行多次统计区域合并处理后,得到所述分割图像。

3. 根据权利要求 1 所述的融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法,其特征在于,通过对所述遥感图像执行主成分分析变换,选择第一三主成分作为所述 {R, G, B} 颜色信道值。

4. 根据权利要求 1 所述的融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法,其特征在于,基于 W 分布,随机选择三个光谱波段作为所述 {R, G, B} 颜色信道值。

5. 根据权利要求 4 所述的融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法,其特征在于,所述 W 分布是均匀分布、 W_{LDA} 分布或 $W_{熵}$ 分布。

6. 一种融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类装置,其特征在于,包括:

用于对所述遥感图像在分类和分割之前进行预处理的模块,所述预处理包括为所述遥

感图像去除吸水性和低信噪比的光谱波段；

分类模块,用于对所述遥感图像执行逐像素的支持向量机分类以得到分类图像；

分割模块,用于对所述遥感图像执行基于区域的图像分割处理以得到分割图像,所述分割模块对所述遥感图像重复执行多次基于区域的图像分割处理后,得到所述分割图像；

融合空间信息及光谱信息的分类模块,用于将所述分类图像和分割图像组合并执行大多数一致表决处理,以得到最终的分类图像；

其中,所述分割模块对所述基于区域的图像分割处理为统计区域合并处理,所述遥感图像包括 {R, G, B} 颜色信道值,在所述统计区域合并处理中：

合并条件为：

$$P(R, R') = \begin{cases} \text{true if } \forall a \in \{R, G, B\}, |\bar{R} - \bar{R}'| \leq b(R, R') \\ \text{false otherwise} \end{cases}$$

$$\text{其中, } b(R, R') = g \sqrt{\frac{1}{2Q} \left(\frac{1}{|R|} + \frac{1}{|R'|} \right) \ln \frac{2}{\delta}}$$

R和R' 表示该遥感图像的一组固定值,如果 $P(R, R') = \text{true}$,合并R和R' ;该 {R, G, B} 颜色信道值属于集合 $\{0, 2 \cdots g\}$, $g = 255$,所述颜色信道采样自家族 Q, Q 的取值范围为 $[0, g/Q]$ ；

合并阶数为：

选择函数 f 对分类该遥感图像中的像素对,函数 f 选择为：

$$f_a(p, p') = |p_a - p'_a|$$

其中, p_a 和 p'_a 为像素信道值；

从所述遥感图像中选择三个光谱波段作为 {R, G, B} 颜色信道值,以执行所述统计区域合并处理；

执行所述统计区域合并处理之前,对每个选择的光谱波段执行线型对比度拉伸处理。

融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及遥感图像的分类方法及装置,更具体地说,涉及一种融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法及装置。

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。其中分类是高光谱图像的一个非常重要的处理过程。传统的高光谱图像的分类主要是基于光谱信息,而很少考虑空间信息。

[0003] 普遍使用的融合空间信息及光谱信息的高光谱图像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。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

[0004] 本发明要解决的技术问题在于,针对现有技术的上述缺陷,提供一种稳健的、可行的、高精度的融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法及装置。

[0005] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是:构造一种融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法,其包括以下步骤:

[0006] 对所述遥感图像分别执行逐像素的支持向量机分类以得到分类图像,和基于区域的图像分割处理以得到分割图像;

[0007] 将所述分类图像和分割图像组合并执行大多数一致表决处理,以得到最终的分类图像。

[0008] 在本发明所述的融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法中,对所述遥感图像重复执行多次基于区域的图像分割处理后,得到所述分割图像。

[0009] 在本发明所述的融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法中,所述基于区域的图像分割处理为统计区域合并处理。

[0010] 在本发明所述的融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法中,对所述遥感图像重复执行多次统计区域合并处理后,得到所述分割图像。

[0011] 在本发明所述的融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法中,从所述遥感图像中选择三个光谱波段作为所述 {R, G, B} 颜色信道值,以执行所述统计区域合并处理。

[0012] 在本发明所述的融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法中,通过对所述遥感图像执行主成分变换,选择第一三主成分作为 {R, G, B} 颜色信道值。

[0013] 在本发明所述的融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法中,基于 W 分布,随机选择三个光谱波段作为所述 {R, G, B} 颜色信道值。

[0014] 在本发明所述的融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法中,所述 W 分布是均匀分布、 W_{LDA} 分布或 $W_{熵}$ 分布。

[0015] 在本发明所述的融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法中,在执行所述统计区域合并处理之前,对每个选择的光谱波段执行线型对比度拉伸处理。

[0016] 根据本发明的另一个方面,提供一种融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类装置,其包括:

[0017] 分类模块,用于对所述遥感图像执行逐像素的支持向量机分类以得到分类图像;

[0018] 分割模块,用于对所述遥感图像执行基于区域的图像分割处理以得到分割图像;

[0019] 融合空间信息及光谱信息分类模块,用于将所述分类图像和分割图像组合并执行大多数一致表决处理,以得到光谱空间分类图像。

[0020] 实施本发明的融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法及装置,具有以下有益效果:由于将基于区域的图像分割结果和逐像素的分类结果相结合获得遥感图像的分类结果具有更好的稳健性,计算成本较低,易于执行及不产生尺寸比例的选择问题。解决了基于划分聚类 (Partitional Clustering) 的融合空间信息及光谱信息的高光谱图像的分类的不稳健的缺陷。

附图说明

[0021] 下面将结合附图及实施例对本发明作进一步说明,附图中:

[0022] 图 1 是本发明融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类装置的结构示意图;

[0023] 图 2 是本发明融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法的流程图;

[0024] 图 3a 是执行统计区域合并处理的分割图像的示意图;

[0025] 图 3b 是执行逐像素的支持向量机分类的示意图;

[0026] 图 3c 是将分割图像和分类图组合后的示意图;

[0027] 图 3d 是执行大多数一致表决后最终的分类图的示意图;

[0028] 图 4a 是本发明例子 1 中执行逐像素的支持向量机得到的分类图;

[0029] 图 4b 是本发明例子 1 中将图 4a 和图 5a 组合后的融合空间及光谱信息后得到的最终分类图;

[0030] 图 5a 是本发明例子 1 中将 PCA 变换应用于 SRM 的分割图;

[0031] 图 5b 是本发明例子 1 中均匀分布的光谱波段选择应用于 SRM 处理的分割图;

[0032] 图 5c 是本发明例子 1 中将 W_{LDA} 分布的光谱波段选择应用于 SRM 处理的分割图;

[0033] 图 5d 是本发明例子 1 中将 $W_{熵}$ 分布的光谱波段选择应用于 SRM 处理的分割图;

[0034] 图 6a 是本发明例子 1 中执行 200 次将均匀分布的光谱波段选择 SRM 处理并执行大多数一致性表决后的融合空间及光谱信息后得到的最终分类图;

[0035] 图 6b 是本发明例子 1 中执行 200 次将 W_{LDA} 分布的光谱波段选择 SRM 处理并执行大多数一致性表决后的融合空间及光谱信息后得到的最终分类图;

[0036] 图 6c 是本发明例子 1 中执行 200 次将 $W_{熵}$ 分布的光谱波段选择 SRM 处理并执行大多数一致性表决后的融合空间及光谱信息后得到的最终分类图;

[0037] 图 7a 是本发明例子 2 中执行逐像素的支持向量机分类得到的分类图;

[0038] 图 7b 是本发明例子 2 中将图 4a 和图 5a 组合后的融合空间及光谱信息后得到的

最终的分类图；

[0039] 图 8a 是本发明例子 2 中将 PCA 变换应用于 SRM 的分割图；

[0040] 图 8b 是本发明例子 2 中均匀分布的光谱波段选择应用于 SRM 处理的分割图；

[0041] 图 8c 是本发明例子 2 中将 W_{LDA} 分布的光谱波段选择应用于 SRM 处理的分割图；

[0042] 图 8d 是本发明例子 2 中将 $W_{\text{熵}}$ 分布的光谱波段选择应用于 SRM 处理的分割图；

[0043] 图 9a 是本发明例子 2 中执行 200 次将均匀分布的光谱波段选择 SRM 处理并执行大多数一致性表决后的融合空间及光谱信息后得到的最终的分类图；

[0044] 图 9b 是本发明例子 2 中执行 200 次将 W_{LDA} 分布的光谱波段选择 SRM 处理并执行大多数一致性表决后的融合空间及光谱信息后得到的最终的分类图；

[0045] 图 9c 是本发明例子 2 中执行 200 次将 $W_{\text{熵}}$ 分布的光谱波段选择 SRM 处理并执行大多数一致性表决后的融合空间及光谱信息后得到的最终的分类图。

具体实施方式

[0046] 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。

[0047] 如图 1 所示，在图 1 是本发明融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类装置中，其主要包括分类模块 11、分割模块 12 和光谱空间分类模块 13；其中，分类模块 11 和分割模块 12 是对待处理的遥感图像进行第一级处理，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。该分类模块 11 对遥感图像进行第一级分类，也就是对遥感图像执行逐像素的支持向量机分类 (pixel-wise support vector machine) 以得到分类图像，该分类图像是初次分类图像；同时，分割模块 12 将分割该遥感图像，也就是对该遥感图像执行基于区域的图像分割处理以得到分割图像；与对遥感图像进行分割聚合处理相比，该分割模块 12 所得到的分割图像的结果更加稳健。为了使得，该分类模块 11 和分割模块 12 能得到更好的处理结果，可在遥感图像输入分类模块 11 和分割模块 12 之前进行预处理，该预处理主要为对于遥感图像，去除吸水性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。可以理解的，为了使得最终的分类结果更稳健，分割模块 12 可对遥感图像重复执行预设次数的基于区域的图像分割处理，例如可以是 100 次内的基于区域的图像分割处理，当然也可执行大于 100 次的基于区域的图像分割处理。

[0048] 一旦得到初次分类图像和分割图像后，光谱空间分类模块 13 就可执行光谱空间分类，即光谱空间分类模块 13 将分类图像和分割图像组合并执行大多数一致表决 (majority voting) 处理，以得到光谱空间分类图像。

[0049] 图 2 示出了本发明融合空间信息及光谱信息的遥感图像的分类方法流程，该方法流程基于图 1 所示的系统结构，具体过程如下：

[0050] S21：对遥感图像分别执行逐像素的支持向量机分类以得到分类图像，和基于区域的图像分割处理以得到分割图像；可以理解的，在该步骤中的分割处理和分类处理为平行处理的过程。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。为了使得，该分类和分割能得

到更好的处理结果,可在遥感图像进行类和分割之前进行预处理,该预处理主要为对于遥感图像,去除吸水性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。可以理解的,为了使得最终的分类结果更稳健,可对遥感图像重复执行预设次数的基于区域的图像分割处理,例如可以是100次内的基于区域的图像分割处理,当然也可执行大于100次的基于区域的图像分割处理。

[0051] 优选的,该基于区域的图像分割处理为统计区域合并 (SRM, StatisticalRegion Merging) 处理。对经预处理的遥感图像重复执行多次统计区域合并处理后,由此可更快速和稳健地得到分割图像。

[0052] 对于遥感图像,可将其定义为 I , 由此该遥感图像 I 可包括 $|I|$ 像素。该遥感图像 I 包括 $\{R, G, B\}$ 颜色信道值,该 $\{R, G, B\}$ 颜色信道值属于集合 $\{0, 2 \dots g\}$, $g = 255$ 。将该遥感图像 I 的最优图像定义为 I^* 。将该遥感图像的颜色信道采样自家族 Q , 取值范围为 $[0, g/Q]$, 并分布在 I^* 的每个像素。由此, Q 的值将控制区域的数量,也就是 Q 的值越大,生成的区域数量越多。

[0053] 在统计区域合并处理中有两点很重要,即合并条件和合并阶数。

[0054] 合并条件为:

$$[0055] \quad P(R, R') = \begin{cases} \text{true if } \forall a \in \{R, G, B\}, |\bar{R} - \bar{R}'| \leq b(R, R') \\ \text{false otherwise} \end{cases}$$

$$[0056] \quad \text{其中, } b(R, R') = g \sqrt{\frac{1}{2Q} \left(\frac{1}{|R|} + \frac{1}{|R'|} \right) \ln \frac{2}{\delta}}$$

[0057] R 和 R' 表示该遥感图像 I 的一组固定值,如果 $P(R, R') = \text{true}$, 合并 R 和 R' 。

[0058] 合并阶数为:

[0059] 选择函数 f 对分类该遥感图像 I 中的像素对。可将函数 f 选择为:

$$[0060] \quad f_a(p, p') = |p_a - p'_a|$$

[0061] 其中, p_a 和 p'_a 为像素信道值。

[0062] 为了改善统计区域合并处理的分割结果,本发明从遥感图像中选择三个光谱波段例如高光谱波段作为 $\{R, G, B\}$ 颜色信道值,以执行统计区域合并处理。在一优选实施例中,通过对遥感图像执行主成分分析 (PCA, principle component analysis) 变换,选择第一三主成分 (first three principle component) 作为该 $\{R, G, B\}$ 颜色信道值。该选择方法是静态的,其选择了三个预定的光谱波段。在另一优选实施例中,基于 W 分布,随机选择三个光谱波段作为 $\{R, G, B\}$ 颜色信道值,该类选择方法为动态方法。具体处理时,该 W 分布是均匀分布、 W_{LDA} 分布或 $W_{熵}$ 分布。

[0063] 在采用均匀分布时,原始的遥感图像的光谱波段的权重是均等的。基于均匀分布,随机选择三个光谱波段作为 $\{R, G, B\}$ 颜色信道值,以执行统计区域合并。在采用 W_{LDA} 分布时,原始的遥感图像的光谱波段的权重是非均等的。可采用文献 Martinez, A. M. and A. C. Kak, PCA versus LDA. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001. 23 (2) :p. 228-233. 公开的 Fisher LDA 为每个光谱波段分配权重。通过下述公式计算每个光谱波段的权重:

$$[0064] \quad f_{W_{LDA}}(j) = \frac{J_j}{\sum_{k=1}^p J_k}, J_j = \text{tr}(S_w^{-1} S_b), j = 1, 2, \dots, p.$$

[0065] 其中, J_j 定义为第 j 个光谱波段的组间 - 组内距离。

[0066] 当采用 $W_{\text{熵}}$ 分布时, 使用熵为每个光谱波段分配权重。熵是随机统计测量, 其可用于表征输入图像的结构。通过下述公式计算每个光谱波段的熵:

$$[0067] \quad H_j = -\sum_{i=1}^n p(x_{ji}) \log_b p(x_{ji})$$

[0068] 通过下述公式计算每个光谱波段的权重:

$$[0069] \quad f_{W_{Entropy}}(j) = \frac{H_j}{\sum_{k=1}^p H_k}, H_j = -\sum_{i=1}^n p(x_{ji}) \log_b p(x_{ji}), j = 1, 2, \dots, p.$$

[0070] H_j 定义为第 j 个光谱波段的熵。

[0071] 为了提高图像的处理质量, 在执行统计区域合并处理之前, 对每个选择的光谱波段执行线性对比度拉伸处理。采用动态光谱波段选择比采用静态的 PCA 变换得到更好的处理结果。

[0072] S22: 一旦得到初次分类图像和分割图像后, 就可执行光谱空间分类, 即将分类图像和分割图像组合并执行大多数一致表决 (majority voting) 处理, 以得到融合空间及光谱信息的分类图像。

[0073] 在一优选实施例中, 图 3a 是执行统计区域合并处理的分割图像, 图 3b 是执行逐像素的支持向量机分类的分类图, 图 3c 是将分割图像和分类图组合后的示意图, 图 3d 是执行大多数一致表决后最终的最终分类结果图。

[0074] 例子 1

[0075] 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区域。该图像每个像素具有 1.3m 的空间分辨率。ROSI-03 传感器的数量是 115, 光谱覆盖范围为 0.43 ~ 0.86um。经过预处理, 去除 12 个最大的噪音信道。该例子选择 9 类, 定义为: C1、C2、C3、C4、C5、C6、C7、C8 和 C9。如下表 1 为 SRM 处理应用了不同的光谱波段选择方法的分类的精度百分比:

[0076]

类别	样本		方法				
	训练	测试	SVM	三 PCs	W_{LDA}	$W_{Entropy}$	$W_{Uniform}$
C1	252	567	90.30	93.83	98.57	99.47	96.17
C2	135	355	98.56	88.02	90.08	89.82	40.70
C3	720	1697	92.29	98.56	98.51	98.59	96.44
C4	1260	2961	92.82	98.41	98.59	98.59	89.54
C5	91	214	99.41	99.63	99.41	99.48	98.74
C6	198	463	70.00	78.70	79.33	80.13	96.23
C7	173	323	68.65	73.42	99.67	100	86.47
C8	644	1619	81.41	92.32	95.19	94.89	87.42
C9	513	1125	96.52	98.31	99.58	99.68	55.12

[0077] 表 1

[0078] 表 1 示出了不同类别的训练和测试样本的数量。在该例子中, 使用 LIBSVM 工具箱

执行 SVM 分类。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 $C = 128$, $\gamma = 0.125$ 。如图 4a 为执行逐像素的支持向量机分类得到的分类图。

[0079] 接着执行 SRM 处理, 优选的在该例子中重复执行 200 次 SRM, 2% 的线性对比度拉伸应用于 {R, G, B} 信道以提高图像质量, 在该例子中, SRM 处理中参数 Q 的值设置为 1024。图 5a 是将 PCA 变换应用于 SRM 的分割图, 图 5b 是均匀分布的光谱波段选择应用于 SRM 处理的分割图, 图 5c 是将 W_{LDA} 分布的光谱波段选择应用于 SRM 处理的分割图, 图 5d 是将 $W_{熵}$ 分布的光谱波段选择应用于 SRM 处理的分割图。图 4b 是将图 4a 和图 5a 组合后的光谱空间分类图。表 1 示出仅使用 SVM 分类的精度百分比及使用本发明的 SRM 处理应用各种光谱波段选择后的分类的精度百分比。同时, 通过对比图 5b 和图 5a 的分类结果, 图 5b 的分类图提供了更好一致性的区域。如下表 2 所示该例子中将动态选择光谱波段应用于 SRM 处理后的分割图与逐像素的分类图相结合的分类图的总体精度 (OA) 和 kappa 系数 (κ) 的稳健性:

[0080]	方法	OA	κ
	均匀	88.79 ± 0.22	85.16 ± 0.27
	LDA	87.41 ± 2.90	84.01 ± 3.53
	熵	87.03 ± 3.12	83.56 ± 3.79

[0081] 表 2

[0082] 图 6a 示出执行 200 次将均匀分布的光谱波段选择 SRM 处理并执行大多数一致性表决后的光谱空间分类图, 图 6b 示出执行 200 次将 W_{LDA} 分布的光谱波段选择 SRM 处理并执行大多数一致性表决后的光谱空间分类图, 图 6c 示出执行 200 次将 $W_{熵}$ 分布的光谱波段选择 SRM 处理并执行大多数一致性表决后的光谱空间分类图。图 6a ~ 6c 的光谱空间分类结果比仅使用逐像素的支持向量机的分类图具有更好的一致性。

[0083] 如下表 3 为例子 1 中仅使用逐像素的支持向量机分类和本发明的执行 200 次将静态和动态光谱波段选择应用于 SRM 处理后的分割图与逐像素的支持向量机分类的分类图相组合后再执行大多数一致性表决后的最终分类的总体精度 (OA) 和 kappa 系数 (κ) 的结果:

[0084]	方法	OA	κ
	逐像素 SVM	80.49	75.59
	三 PCs	86.81	83.20
	均匀	88.81	85.18
	LDA	89.15	86.18
	熵	89.49	86.59

[0085] 表 3

[0086] 从表 3 可以看出本发明的方法可将 OA 提高 6%~9%, kappa 系数提高 7%~11%。其中,当采用 $W_{\text{熵}}$ 分布时,精确最高,OA 提高 9%, kappa 系数提高 11%。

[0087] 例子 2

[0088] 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 波段组成,每个波段为 145×145 像素大小。预处理去除 20 个具有吸水性的光谱波段,剩下 200 个光谱波段。原始的地面真实数据中具有 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。在真实地面数据中随机选择大约 30% 的样本用作训练样本

[0089] 如下表 4 为 SRM 处理应用了不同的光谱波段选择方法的分类的精度百分比:

[0090]

类别	样本		方法				
	训练	测试	SVM	Three PCs	W_{LDA}	$W_{\text{熵}}$	$W_{\text{均匀}}$
C1	422	1012	84.67	88.91	92.12	93.10	93.51
C2	252	582	73.91	72.54	93.65	94.96	95.20
C3	392	902	95.79	97.76	99.92	98.38	98.92
C4	150	347	92.70	93.36	95.98	96.38	96.38
C5	198	416	83.91	97.88	98.86	98.53	99.19
C6	232	515	96.39	89.96	98.53	99.33	99.06
C7	150	339	99.40	99.18	99.18	99.39	99.39
C8	277	691	71.53	75.83	78.41	78.10	78.31
C9	52	160	99.30	99.06	99.53	100	100
C10	64	170	64.44	87.61	75.64	79.06	78.21
C11	112	268	73.99	78.16	99.47	96.05	96.05
C12	760	1708	85.00	96.56	98.91	98.78	98.99

[0091] 表 4

[0092] 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 7a 为执行逐像素的支持向量机分类得到的分类图。

[0093] 接着执行 SRM 处理,优选的在该例子中重复执行 200 次 SRM, 2% 的线性对比度拉伸 (即对每个选择的光谱波段执行线性对比度拉伸处理) 应用于 {R,G,B} 信道以提高图像质量,在该例子中,SRM 处理中参数 Q 的值设置为 8192。图 8a 是将 PCA 变换应用于 SRM 的分割图,图 8b 是均匀分布的光谱波段选择应用于 SRM 处理的分割图,图 8c 是将 W_{LDA} 分布的光谱波段选择应用于 SRM 处理的分割图,图 8d 是将 $W_{\text{熵}}$ 分布的光谱波段选择应用于 SRM 处理的分割图。图 6b 是将图 7a 和图 8a 组合后的分类图。表 4 示出仅使用 SVM 分类的精度百分比及使用本发明的 SRM 处理应用各种光谱波段选择后的分类的精度百分比。同时,通过对比图 7b 和图 7a 的分类结果,图 7b 的分类图提供了更好一致性的区域。如下表 5 所示该例子中将动态选择光谱波段应用于 SRM 处理后的分割图与逐像素的分类图相结合的分类图的总体精度 (OA) 和 kappa 系数 (κ) 的稳健性:

[0094]	方法	OA	κ
	均匀	92.05 ±1.37	90.86 ±1.58
	LDA	91.71±1.55	90.46±1.80
	熵	91.95±1.51	90.74±1.74

[0095] 表 5

[0096] 图 9a 示出执行 200 次将均匀分布的光谱波段选择 SRM 处理并执行大多数一致性表决后的光谱空间分类图,图 9b 示出执行 200 次将 W_{LDA} 分布的光谱波段选择 SRM 处理并执行大多数一致性表决后的光谱空间分类图,图 9c 示出执行 200 次将 $W_{熵}$ 分布的光谱波段选择 SRM 处理并执行大多数一致性表决后的光谱空间分类图。图 9a ~ 9c 的光谱空间分类结果比仅使用逐像素的支持向量机的分类图具有更好的一致性。

[0097] 如下表 3 为例子 2 中仅使用逐像素的支持向量机分类和本发明的执行 200 次将静态和动态光谱波段选择应用于 SRM 处理后的分割图与逐像素的支持向量机分类的分类图相组合后再执行大多数一致性表决后的光谱空间分类的总体精度 (OA) 和 kappa 系数 (κ) 的结果:

[0098]	方法	OA	κ
	逐像素 SVM	85.32	83.14
	三 PCs	90.41	88.97
	均匀	95.27	94.56
	LDA	95.03	94.29
	熵	95.05	94.32

[0099] 表 6

[0100] 从表 6 可以看出本发明的方法可将 OA 提高 5% ~ 10%, kappa 系数提高 5% ~ 11%。其中,当采用 W 均匀分布时,精确最高,OA 提高 9.95%,kappa 系数提高 11.42%。

[0101] 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。

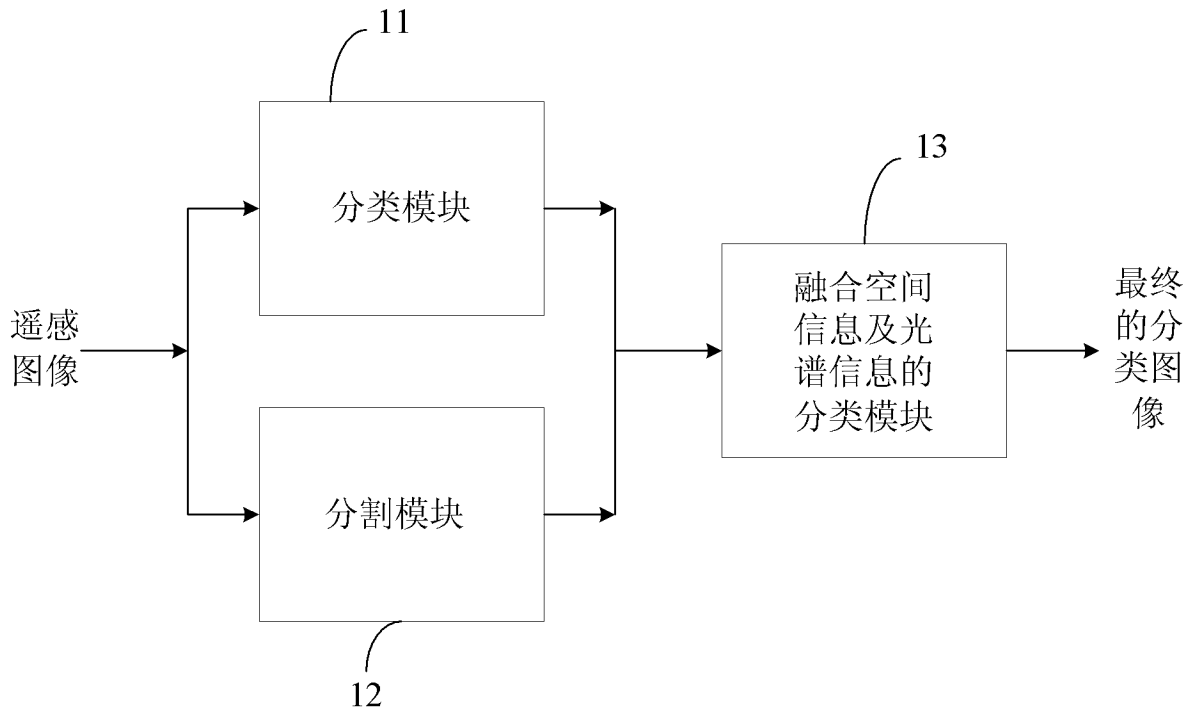


图 1

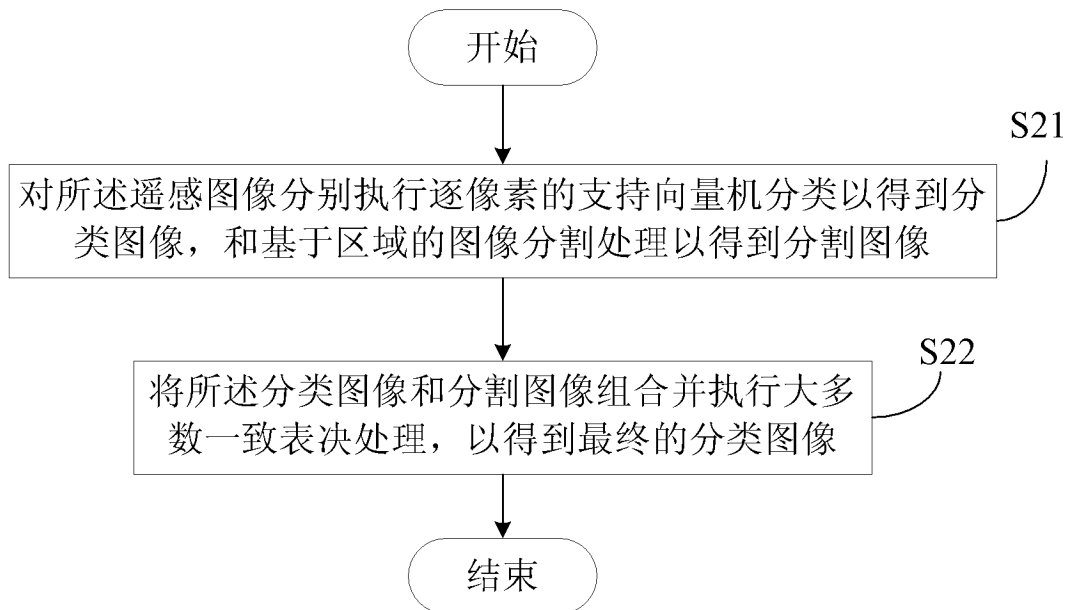


图 2

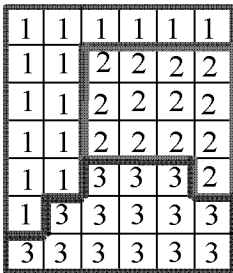


图 3a

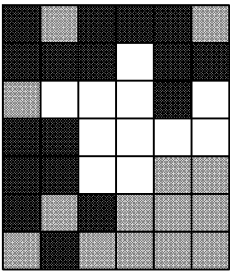


图 3b

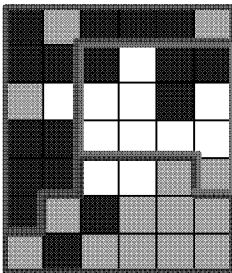


图 3c

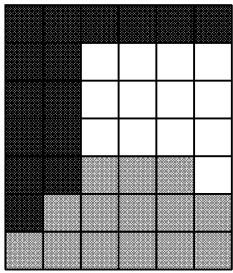


图 3d

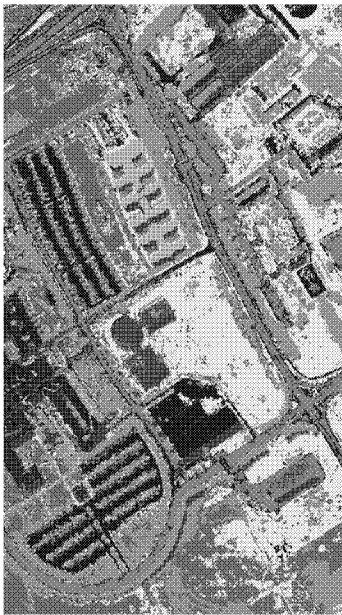


图 4a

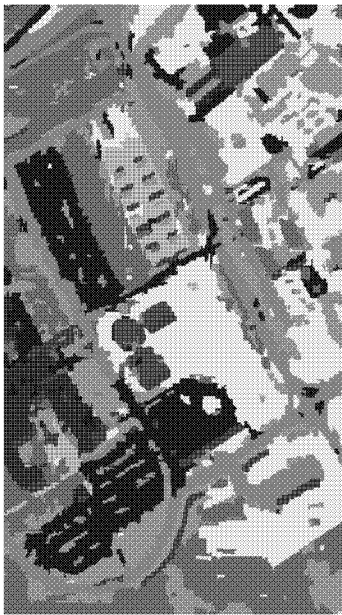


图 4b



图 5a

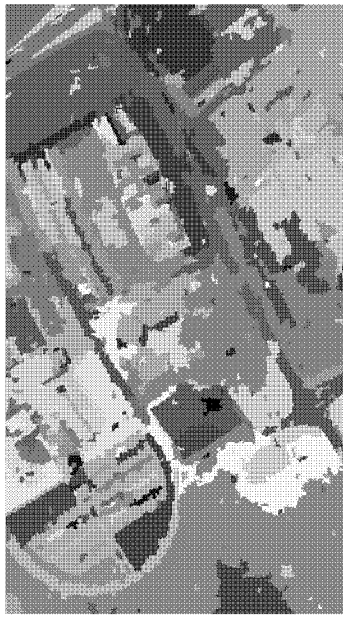


图 5b



图 5c



图 5d

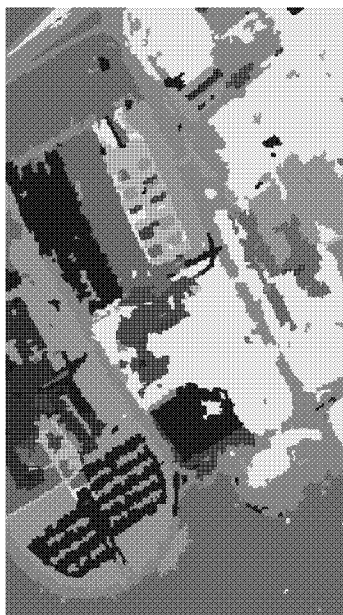


图 6a

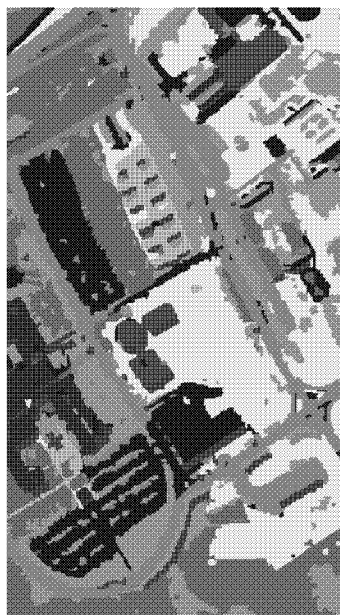


图 6b

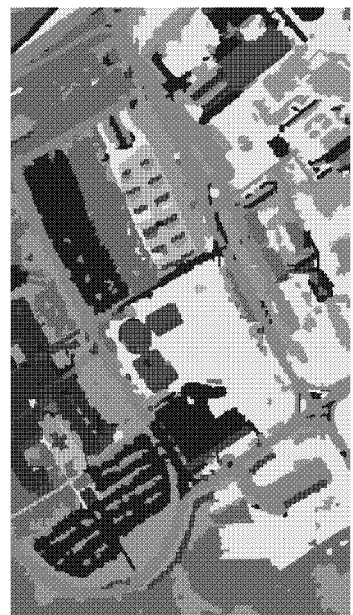


图 6c

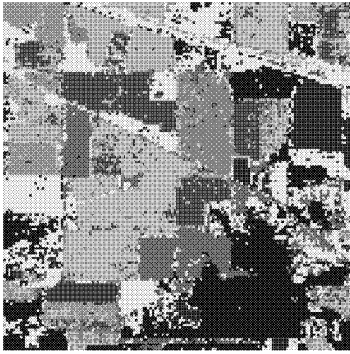


图 7a

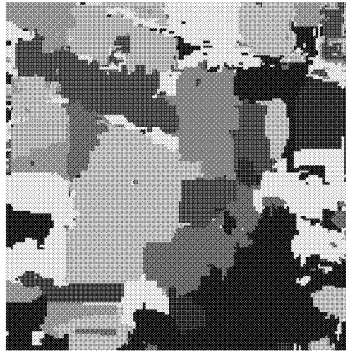


图 7b

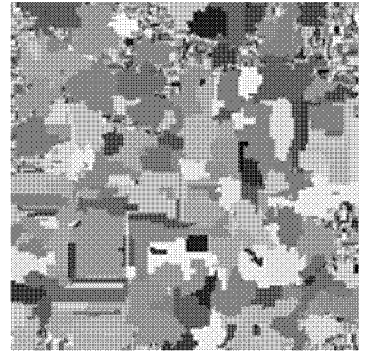


图 8a

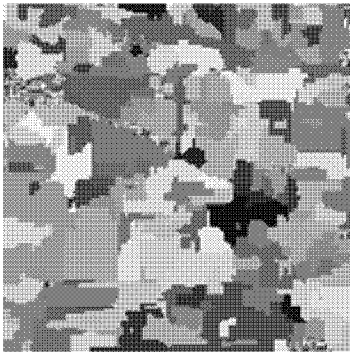


图 8b

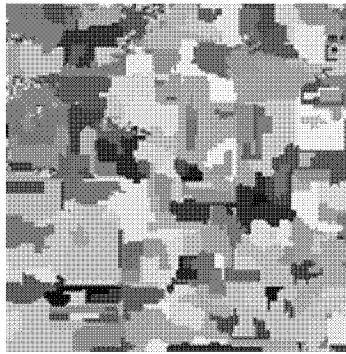


图 8c

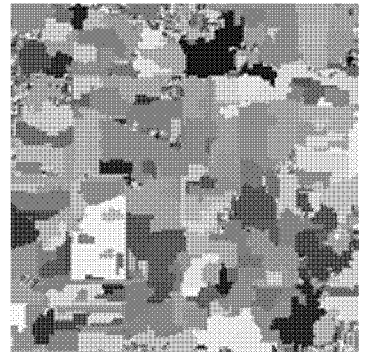


图 8d

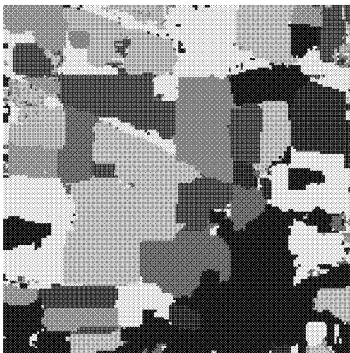


图 9a



图 9b

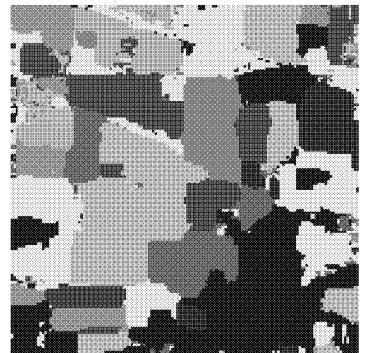


图 9c