



# (12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106096651 B

(45)授权公告日 2019.04.23

(21)申请号 201610407325.0

G06K 9/46(2006.01)

(22)申请日 2016.06.12

G06K 9/34(2006.01)

(65)同一申请的已公布的文献号

审查员 何俊伟

申请公布号 CN 106096651 A

(43)申请公布日 2016.11.09

(73)专利权人 西安电子科技大学

地址 710071 陕西省西安市太白南路2号

(72)发明人 焦李成 屈嵘 王明洁 马文萍

马晶晶 侯彪 杨淑媛 刘红英

冯婕

(74)专利代理机构 陕西电子工业专利中心

61205

代理人 田文英 王品华

(51)Int.Cl.

G06K 9/62(2006.01)

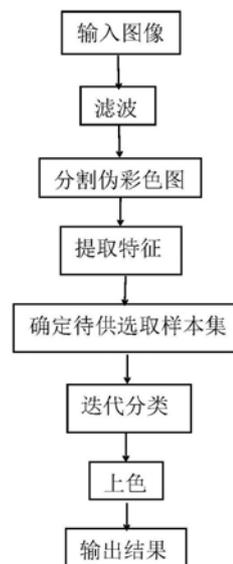
权利要求书2页 说明书7页 附图3页

## (54)发明名称

基于超像素和度量学习的极化SAR地物分类方法

## (57)摘要

本发明公开一种基于超像素和度量学习的极化SAR地物分类方法,实现步骤为:(1)输入图像;(2)滤波;(3)分割伪彩色图;(4)提取特征;(5)确定待供选取样本集;(6)采用度量学习分类器,进行迭代分类,得到分类结果;(7)对分类结果进行上色;(8)输出上色后的分类结果图。本发明采用基于超像素和度量学习的极化SAR地物分类方法对图像进行分类,避免了各种复杂的特征分解过程,特征提取的操作比较简单方便,保持了很好的空间连续性,降低了相干斑噪声的影响,提高了分类精度。



1. 一种基于超像素和度量学习的极化SAR地物分类方法,包括步骤如下:

(1) 输入待分类的极化SAR图像;

(2) 滤波;

采用滤波窗口大小为 $7 \times 7$ 的Lee滤波方法,对待分类的极化SAR图像进行滤波,去除相干斑噪声,得到滤波后的极化SAR图像,并对滤波后的极化SAR数据进行Pauli分解,获得伪彩色图;

(3) 分割伪彩色图:

(3a) 在伪彩色图中设置等间距的3000个种子点;

(3b) 采用几何流扩张方法膨胀等间距的3000个种子,形成区域;

(3c) 采用几何流公式,进行区域边界曲线运动;

(3d) 根据伪彩色图未分配区域的轮廓,更新边界上像素点以及在边界附近未分配像素点;

(3e) 判断区域边界曲线是否相交,若是,停止边界曲线的增长,得到3000个超像素,执行步骤(4),否则,执行步骤(3b);

(4) 提取特征:

(4a) 分别提取滤波后的极化SAR图像一个像素的协方差矩阵中位于上三角处的三个元素的实部值和虚部值、协方差矩阵中位于对角线上三个元素的实部值,将所提取的9个值依次按列构成一个像素9维的特征向量;

(4b) 对滤波后的极化SAR图像的所有像素进行步骤(4a)的相同操作,得到所有像素的特征向量;

(5) 采用普里姆算法,确定待供选取样本集;

(6) 迭代分类:

(6a) 从供训练集选取的样本集中选取一个像素点的8邻域点与该像素点落入同一个超像素块中的像素点,将该像素点的8邻域点加入到训练集中,并将8邻域的点从待供选取样本集中删除;

(6b) 对样本集中所有像素点进行步骤(6a)的相同操作,得到训练集;

(6c) 使用度量学习分类器对训练集进行分类,得到训练好的度量学习分类器;

(6d) 使用训练好的度量学习分类器对滤波后的极化SAR数据进行分类,同时获得每个像素点的置信度;

(6e) 根据从训练好的度量学习分类器得到的置信度,每次每类选取置信度最高的像素点加入到训练集中;

(6f) 判断是否满足迭代截止条件,若是,则执行步骤(7),否则,执行步骤(6a);

(7) 上色:

(7a) 将分类结果中标签相同的作为同一类别;

(7b) 按照红色、绿色、蓝色三基色上色法,对分类结果进行上色,同一类别上相同的颜色,得到上色后的分类结果图;

(8) 输出上色后的分类结果图。

2. 根据权利要求1所述的基于超像素和度量学习的极化SAR地物分类方法,其特征在于:步骤(3c)所述的几何流公式如下:

$$\begin{cases} \frac{\partial C}{\partial t} = F * N \\ C(v,0) = C_0(s) \end{cases}$$

其中,  $\frac{\partial}{\partial t}$  表示求导操作,  $C$  表示伪彩色图像空间变化的曲线集合,  $t$  表示伪彩色图像空间中曲线变化的时间,  $F$  表示伪彩色图像空间中曲线的运动速度,  $N$  表示伪彩色图像空间曲线向外为正方向的法线向量,  $v$  表示伪彩色图像空间中曲线斜率,  $C(v, 0)$  表示伪彩色图像空间中初始化曲线,  $C_0(s)$  表示一个常数,  $s \in [0, 1]$ 。

3. 根据权利要求1所述的基于超像素和度量学习的极化SAR地物分类方法, 其特征在于: 步骤(6f)所述的迭代截止条件是指满足以下条件之一的情形:

条件1. 达到最大的迭代次数10;

条件2. 每一类待处理的像素点数量小于每次每类选取加入到训练集中的像素点的个数。

## 基于超像素和度量学习的极化SAR地物分类方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于图像处理技术领域,更进一步涉及图像分类技术领域中的一种基于超像素和度量学习的极化合成孔径雷达SAR (Polarimetric Synthetic Aperture Radar, PolSAR) 地物分类方法。本发明可用于对极化SAR图像进行地物分类。

### 背景技术

[0002] 极化SAR图像分类是图像解译过程中的一个重要步骤,也是极化SAR图像处理的一个重要研究方向。极化SAR能获得比传统的单极化SAR更丰富的地物信息,快速、准确成为极化SAR图像分类实际应用的前提。对极化SAR图像的分类研究,有着十分重要的意义。

[0003] 近年来,极化SAR图像分类日益受到人们的重视,很多分类方法被提出来,这些方法的基本原理都是利用极化信息,从极化散射矩阵中提取相关参数,作为特征矩阵,再结合其他方法对极化SAR图像进行分类。一些现有的分类方法处理信息量比较大的极化SAR图像时,容易受到噪声的干扰,分类精度较低,处理速度太慢,时间复杂度过高,本发明提出的基于超像素和度量学习的极化SAR地物分类方法:一方面,特征提取仅利用相干矩阵信息,对极化SAR图像信息的丰富性要求不高,该方法适应性更强;另一方面,可以直接使用现有的支持向量机工具包,克服了传统分类方法时间复杂度过高的问题。

[0004] 西安电子科技大学在其申请的专利“一种基于稀疏表示和超像素的极化SAR地物分类方法”(专利申请号CN201410062296.X,公开号CN104123555A)中公开了一种基于稀疏表示和超像素的极化SAR地物分类方法。该方法首先进行超像素分割,对原始的极化SAR图像提取射机理方面的特征,做为每个像素点的特征,然后进行超像素级的联合稀疏表示,利用稀疏表示分类器进行分类,求出每个超像素相干矩阵的均值,然后利用分类结果进行超像素级的复Wishart迭代,最后得到最终的分类结果。该方法虽然充分利用了空间的相似性提高了正确率,但是该方法仍然存在的不足之处是,其一,分类前需要利用H/ $\alpha$ 分解、Freeman分解方法得到每个像素点的特征参数,这些传统的极化目标的特征分解过程比较繁琐。其二,利用训练字典得到联合稀疏表示,然后经过稀疏表示分类器进行分类,处理速度太慢,时间复杂度太高。

[0005] 武汉大学在其申请的专利“基于混合分类器的极化SAR数据分类方法及系统”(专利申请号CN201310310179.6,公开号CN103366184A)中公开了一种基于混合分类器的极化SAR数据数据分类方法及系统。该方法首先获取极化SAR数据的不同类初始极化特征,采用决策树分类器从初始极化特征中选择用于分类的极化特征,然后采用SVM分类器对极化SAR数据进行分类。该方法综合了决策树分类器和SVM分类器的优势,但是该方法仍然存在的不足之处是,对极化SAR图像进行处理时,是按单个像素进行特征提取的,容易受到噪声的干扰,因此分类效率有所降低。

### 发明内容

[0006] 本发明的目的在于针对已有技术的不足,提出了一种基于超像素和度量学习的极

化SAR地物分类方法,以减少相干噪声对图像处理的影响,充分利用了空间的相似性,将度量学习分类器与超像素相结合,在提高正确率的同时,降低了时间复杂度。

[0007] 实现本发明目的基本思路是:首先,对待分类的极化SAR图像进行滤波、产生超像素、提取特征;然后,获得待供选取样本集;最后,用度量学习分类器对极化SAR图像进行迭代分类。

[0008] 为实现上述目的,本发明具体实现步骤包括如下:

[0009] (1) 输入待分类的极化SAR图像;

[0010] (2) 滤波:

[0011] 采用滤波窗口大小为 $7 \times 7$ 的Lee滤波方法,对待分类的极化SAR图像进行滤波,去除相干斑噪声,得到滤波后的极化SAR图像,并对滤波后的极化SAR数据进行Pauli分解,获得伪彩色图;

[0012] (3) 分割伪彩色图:

[0013] (3a) 在伪彩色图中设置等间距的3000个种子点;

[0014] (3b) 采用几何流扩张方法膨胀等间距的3000个种子,形成区域;

[0015] (3c) 采用几何流公式,进行区域边界曲线运动,在边界强度弱或者没有边界的地方,曲线运动速度大,边界强度较强的地方,曲线速度慢甚至停止;

[0016] (3d) 根据未分配区域的轮廓,更新边界上像素点以及在边界附近未分配像素点;

[0017] (3e) 判断区域边界曲线是否相交,若是,停止边界曲线的增长,得到3000个超像素,执行步骤(4),否则,执行步骤(3b);

[0018] (4) 提取特征:

[0019] (4a) 分别提取滤波后的极化SAR图像一个像素的协方差矩阵中位于上三角处的三个元素的实部值和虚部值、协方差矩阵中位于对角线上三个元素的实部值,将所提取的9个值依次按列构成一个像素9维的特征向量;

[0020] (4b) 对滤波后的极化SAR图像的所有像素进行步骤(4a)的相同操作,得到所有像素的特征向量;

[0021] (5) 采用普里姆算法,确定待供选取样本集;

[0022] (6) 迭代分类:

[0023] (6a) 从供训练集选取的样本集中选取一个像素点的8邻域点与该像素点落入同一个超像素块中的像素点,将该像素点的8邻域点加入到训练集中,并将8邻域的点从待供选取样本集中删除;

[0024] (6b) 对样本集中所有像素点进行步骤(6a)的相同操作,得到训练集;

[0025] (6c) 使用度量学习分类器对训练集进行分类,得到训练好的度量学习分类器;

[0026] (6d) 使用训练好的度量学习分类器对滤波后的极化SAR数据进行分类,同时获得每个像素点的置信度;

[0027] (6e) 根据从度量学习分类器得到的置信度,每次每类选取置信度最高的像素点加入到训练集中;

[0028] (6f) 判断是否满足迭代截止条件,若是,得到分类结果,执行步骤(7),否则,执行步骤(6a);

[0029] (7) 上色:

- [0030] (7a) 将分类结果中标签相同的作为同一类别；
- [0031] (7b) 按照红色、绿色、蓝色三基色上色法,对分类结果进行上色,同一类别上相同的颜色,得到上色后的分类结果图；
- [0032] (8) 输出上色后的分类结果图。
- [0033] 本发明与现有技术相比具有以下优点：
- [0034] 第一,由于本发明在提取极化SAR图像特征时,仅利用了滤波后的极化SAR图像的协方差矩阵,克服了现有技术的极化目标的特征分解过程比较繁琐的问题,使得本发明特征提取过程中具有操作简单,耗时短的优点。
- [0035] 第二,由于本发明通过分割伪彩色图产生3000个超像素,保持了极化SAR图像的空间连续性,克服了现有技术容易受到噪声干扰的问题,使得本发明具有对极化SAR图像分类效率高的优点。
- [0036] 第三,由于本发明采用度量学习分类器进行迭代分类,克服了现有技术处理速度过慢,时间复杂度过高的问题,使得本发明具有对极化SAR图像分类过程中时间短,分类精度高的优点。

### 附图说明

- [0037] 图1是本发明的流程图；
- [0038] 图2是本发明仿真图。

### 具体实施方式

- [0039] 下面结合附图对本发明做进一步的描述。
- [0040] 参照附图1,本发明的具体步骤如下：
- [0041] 步骤1,输入待分类的极化SAR图像。
- [0042] 步骤2,滤波。
- [0043] 采用滤波窗口大小为 $7 \times 7$ 的Lee滤波方法,对待分类的极化SAR图像进行滤波,去除相干斑噪声,得到滤波后的极化SAR图像,并对滤波后的极化SAR数据进行Pauli分解,获得伪彩色图。
- [0044] 步骤3,分割伪彩色图。
- [0045] 第一步,在伪彩色图中设置等间距的3000个种子点；
- [0046] 第二步,采用几何流扩张方法膨胀等间距的3000个种子,形成区域；
- [0047] 第三步,采用几何流公式,进行区域边界曲线运动,在边界强度弱或者没有边界的地方,曲线运动速度大,边界强度较强的地方,曲线速度慢甚至停止。
- [0048] 几何流公式如下：

$$[0049] \begin{cases} \frac{\partial C}{\partial t} = F * N \\ C(v,0) = C_0(s) \end{cases}$$

- [0050] 其中, $\frac{\partial}{\partial t}$ 表示求导操作,C表示伪彩色图像空间变化的曲线集合,t表示伪彩色图像空间中曲线变化的时间,F表示伪彩色图像空间中曲线的运动速度,N表示伪彩色图像空间

曲线向外为正方向的法线向量,  $v$  表示伪彩色图像空间中曲线斜率,  $C(v, 0)$  表示伪彩色图像空间中初始化曲线,  $C_0(s)$  表示一个常数,  $s \in [0, 1]$ ;

[0051] 第四步, 根据伪彩色图未分配区域的轮廓, 更新边界上像素点以及在边界附近未分配像素点;

[0052] 第五步, 判断区域边界曲线是否相交, 如果是, 停止边界曲线的增长, 得到3000个超像素, 执行步骤4, 否则, 执行本步骤的第二步。

[0053] 步骤4, 提取特征。

[0054] 第一步, 分别提取滤波后的极化SAR图像一个像素的协方差矩阵中位于上三角处的三个元素的实部值和虚部值、协方差矩阵中位于对角线上三个元素的实部值, 将所提取的9个值依次按列构成一个像素9维的特征向量;

[0055] 第二步, 对滤波后的极化SAR图像的所有像素进行本步骤的第一步的相同操作, 得到所有像素的特征向量。

[0056] 步骤5, 采用普里姆算法, 确定待供选取样本集。

[0057] 第一步, 计算每个超像素的特征均值, 采用欧式距离计算超像素间的相似度矩阵  $E$ ;

[0058] 第二步, 按照下式, 初始化相干矩阵:

[0059]  $V = \{1, 2, \dots, 3000\}$

[0060] 其中,  $V$  表示聚类中心的相干矩阵,  $U = \Phi_1, u_i = \Phi_2, U$  表示供训练集样本选取的样本集,  $\Phi_1, \Phi_2$  表示全零矩阵,  $u_i$  表示第  $i$  类供训练集样本选取的样本集,  $i = 1, 2, \dots, 15$ ;

[0061] 第三步, 按照下式, 计算相关样本集:

[0062]  $u_i = \{s_i\}$ ,

[0063]  $V = V - \{s_i\}$ ,

[0064]  $U = U \cup \{s_i\}$ ,

[0065] 其中,  $u_i$  表示第  $i$  类供训练集样本选取的样本集,  $s_i$  表示第  $i$  类标记样本落在的超像素的标号,  $V$  表示聚类中心的相干矩阵,  $U$  表示供训练集样本选取的样本集,  $i = 1, 2, \dots, 15$ ,  $-$  表示求差操作,  $\cup$  表示求并集操作,  $i = 1, 2, \dots, 15$ ;

[0066] 第四步, 按照下式, 计算  $E(U, V)$  中的最小距离值:

[0067]  $d_{\min} = \| |F_m - F_n| \|_2$

[0068] 其中,  $d_{\min}$  表示最小距离值,  $\| | \|_2$  表示取2范数操作,  $F_m, F_n$  表示超像素  $m, n$  的特征均值。

[0069] 第五步, 判断是否  $m \in u_i$ , 若是,  $u_i = u_i \cup \{n\}$ ,  $U = U \cup \{n\}$ ,  $V = V - \{n\}$ ,  $U = U - \{u_i\}$ , 完成样本集的选取, 否则, 执行本步骤的第四步。

[0070] 步骤6, 迭代分类。

[0071] 第一步, 从训练集中选取一个像素点的8邻域点与该像素点落入同一个超像素块中的像素点, 将该像素点的8邻域点加入到训练集中, 并将8邻域的点从待供选取样本集中删除;

[0072] 第二步, 对训练集中所有像素点进行第一步的相同操作, 得到训练集;

[0073] 第三步, 使用度量学习分类器对训练集进行分类, 得到训练好的度量学习分类器, 具体步骤如下:

[0074] 度量学习分类器采用以下两个模型的公式进行优化：

[0075] 第一个模型，二元组支持向量机模型的优化公式如下：

$$[0076] \quad \max_{\lambda} -\frac{1}{2} \sum_{o,p} \lambda_o \lambda_p h_o h_p K_D(Z_o, Z_p) + \sum_o \lambda_o$$

$$[0077] \quad \text{s. t.} \quad \sum_l \lambda_l h_l = 0$$

[0078] 其中， $\max$ 表示求最大值操作， $\lambda$ 表示拉格朗日乘子， $\Sigma$ 表示求和操作， $o$ 表示选取的第一个二元组位置， $o$ 取值为： $o=1, 2, \dots, N$ ， $N$ 表示二元组数目， $p$ 表示选取的第二个二元组位置， $p$ 取值为： $p=1, 2, \dots, N$ ， $\lambda_o$ 表示第 $o$ 个二元组的拉格朗日乘子， $\lambda_p$ 表示第 $p$ 个二元组的拉格朗日乘子， $h_o, h_p$ 分别表示第 $o$ 个、第 $p$ 个二元组的标签， $K_D(Z_o, Z_p)$ 表示二元组的核函数， $Z_o, Z_p$ 表示第 $o$ 个、第 $p$ 个二元组， $l$ 表示选取的第三个二元组位置， $l$ 取值为： $l=1, 2, \dots, N$ ， $\lambda_l$ 表示第 $l$ 个二元组的拉格朗日乘子， $\lambda_l$ 取值范围是： $0 \leq \lambda_l \leq K$ ， $K$ 表示一个常数， $h_l$ 表示第 $l$ 个二元组的标签。

[0079] 第二个模型，三元组支持向量机模型的优化公式如下：

$$[0080] \quad \max_{\lambda} -\frac{1}{2} \sum_{u,v} \lambda_u \lambda_v K_T(t_u, t_v) + \sum_u \lambda_u$$

[0081] 其中， $K_T(t_u, t_v)$ 表示三元组的核函数， $t_u, t_v$ 分别表示第 $u$ 个、第 $v$ 个三元组， $\max$ 表示求最大值操作， $\lambda$ 表示拉格朗日乘子， $\Sigma$ 表示求和操作， $u$ 表示选取的第一个三元组位置， $u$ 取值为： $u=1, 2, \dots, N_2$ ， $N_2$ 表示三元组数目， $v$ 表示选取的第二个三元组位置， $v$ 取值为： $v=1, 2, \dots, N_2$ ， $\lambda_u$ 表示第 $u$ 个三元组的拉格朗日乘子， $\lambda_v$ 表示第 $v$ 个三元组的拉格朗日乘子， $K_T(t_u, t_v)$ 表示三元组的核函数， $t_u, t_v$ 分别表示第 $u$ 个、第 $v$ 个三元组。

[0082] 第四步，使用训练好的度量学习分类器对滤波后的极化SAR数据进行分类，同时获得每个像素点的置信度；

[0083] 第五步，根据从训练好的度量学习分类器得到的置信度，每次每类选取置信度最高的像素点加入到训练集中；

[0084] 第六步，判断是否满足迭代截止条件，若是，得到分类结果，执行步骤7，否则，执行本步骤的第一步。

[0085] 迭代截止条件是指满足以下条件之一的为迭代截止条件：

[0086] 条件1. 达到最大的迭代次数10；

[0087] 条件2. 每一类待处理的像素点数量小于每次每类选取加入到训练集中的像素点的个数。

[0088] 步骤7，上色。

[0089] 将分类结果中标签相同的作为同一类别；

[0090] 按照红色、绿色、蓝色三基色上色法，对分类结果进行上色，同一类别上相同的颜色，得到上色后的分类结果图。

[0091] 步骤8，输出上色后的分类结果图。

[0092] 下面结合仿真对本发明的效果做进一步的说明：

[0093] 1. 仿真实验条件：

[0094] 本发明的仿真实验条件为：软件采用MATLAB版本8.5.0(R2015a)，电脑型号：Intel

Core i5-3470 3.20GHz,内存:4.00GB,操作系统采用Windows 7。

[0095] 本发明的仿真实验中采用的图像数据为美国宇航局喷气推进实验室,1989年获取的荷兰Flevoland地区的L波段多视全极化SAR图像,大小为 $750 \times 1024$ ,分辨率为 $12.1\text{m} \times 6.7\text{m}$ ,该区域包含15类地物。

[0096] 2. 仿真实验内容:

[0097] 本发明仿真采用现有技术中的3种方法和本发明的2种方法进行实验。

[0098] 本发明仿真是对图2(a)显示的极化SAR图像进行分类实验,图2(a)选取1989年获取的荷兰Flevoland地区的L波段多视全极化SAR的PauliRGB合成图像,大小为 $750 \times 1024$ ,分辨率为 $12.1\text{m} \times 6.7\text{m}$ 。图2(b)表示本发明仿真使用的极化SAR图像真实地物标记图;图2(c)表示采用现有技术中的基于超像素与SVM的分类方法,对图2(a)的分类结果图;图2(d)表示采用现有技术中的支持向量机SVM的分类方法,对图2(a)的分类结果图;图2(e)表示采用现有技术中的基于FSALS\_SVM的分类方法,对图2(a)的分类结果图;图2(f)表示采用本发明基于超像素与二元组的支持向量机模型的分类方法,对图2(a)的分类结果图,图2(g)表示采用本发明基于超像素与三元组的支持向量机模型的分类方法,对图2(a)的分类结果图。

[0099] 3. 仿真实验结果分析:

[0100] 以图2(b)中待分类的极化SAR真实地物标记图像作为精度评价标准,如果算法的分类精度越高、分类速度越快,那么表示算法的分类效果越好。对本发明提出的方法和传统方法的分类精度、分类时间进行统计,结果如表1。

[0101] 从表1中可以看出,本发明提出的基于超像素与度量学习的极化SAR地物分类方法,相比于三种对比试验,对极化SAR图像的分类训练时间上相差无几,但是分类精度大大提高,从表中可以明显看出,分类正确率大大提高了,充分说明了本发明方法在极化SAR图像分类上的优越性。

[0102] 本发明公开了一种基于超像素与度量学习的极化SAR地物分类方法,不仅能够避免复杂的特征提取方法,而且将超像素与度量学习相结合,既能够充分保持极化SAR图像的空间连续性,又能直接使用已有的支持向量机工具包,从而方便求解,提高速度的同时,大大提高了分类精度。本实验中所用的方法,简而言之,既通用又有效,且分类效率高。

[0103] 表1中,超像素+Doublet\_SVM表示的是基于超像素与二元组度量学习的极化SAR地物分类方法,超像素+Triplet\_SVM表示的是基于超像素与三元组度量学习的极化SAR地物分类方法,超像素+SVM表示的是基于超像素与支持向量机的极化SAR地物分类方法,SVM表示的是基于支持向量机的极化SAR地物分类方法,FASLS\_SVM表示的是基于快速稀疏支持向量机的极化SAR地物分类方法。表中数据表示分类精度,最后一行表示时间。

[0104] 表1本发明所提出的方法与传统算法的分类精度(%)对比表

[0105]

算法 类别	超像素+ Doublet_ SVM (本发明)	超像素+ Triplet_ SVM (本发明)	超像素 + SVM	SVM	FASLS_ SVM
Water	98.55	97.76	97.65	97.46	95.02
Peas	95.07	92.20	87.75	87.52	89.06
Rapeseed	99.22	98.98	98.63	98.41	98.09
Lucerne	96.22	95.24	96.26	96.17	89.72
Wheat A	98.83	98.43	98.66	98.62	93.89
Forest	95.08	93.33	89.65	89.65	89.93
Grasses	98.95	97.82	98.82	98.84	93.47
Stem Beans	97.55	97.59	97.46	97.36	89.84
Bare Soil	98.69	97.54	92.54	92.08	91.46
Wheat B	99.46	99.14	97.83	97.65	89.28
Barely	96.35	95.20	94.86	94.88	87.60
Beet	98.43	97.62	91.57	91.54	71.97
Building	94.36	95.24	95.09	95.16	92.83
Potatoes	99.95	99.93	91.94	92.05	98.70
Wheat C	99.32	99.59	91.97	91.44	80.00
total	97.23	96.52	94.72	94.642	90.7933
Time(s)	179.708	175.308	1013.5	144.5677	165.640

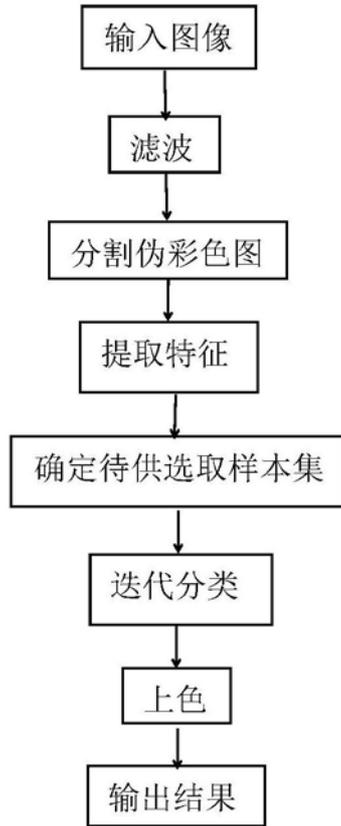
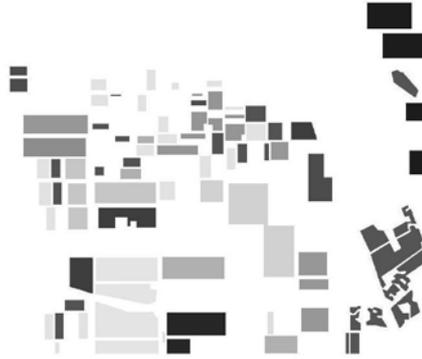


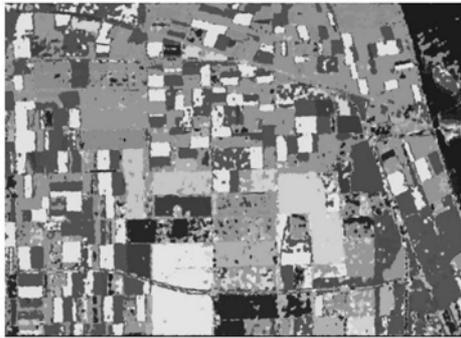
图1



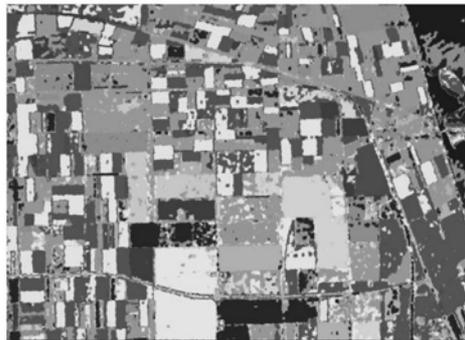
(a)



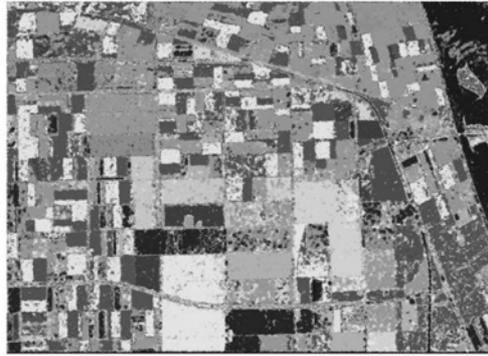
(b)



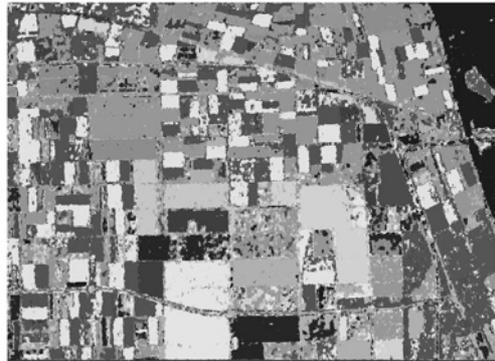
(c)



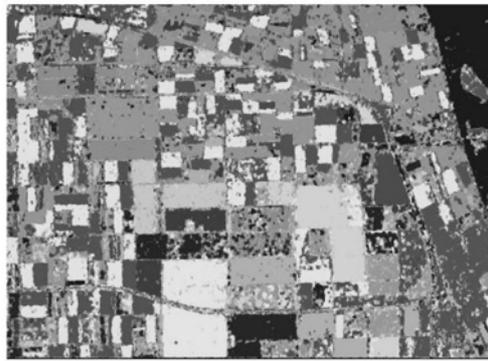
(d)



(e)



(f)



(g)

图2