



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113160264 A

(43) 申请公布日 2021.07.23

(21) 申请号 202110398274.0

(22) 申请日 2021.04.14

(71) 申请人 桂林理工大学

地址 541004 广西壮族自治区桂林市七星区建干路12号

(72) 发明人 石雪 王玉

(74) 专利代理机构 沈阳东大知识产权代理有限公司 21109

代理人 梁焱

(51) Int. Cl.

G06T 7/143 (2017.01)

G06T 7/11 (2017.01)

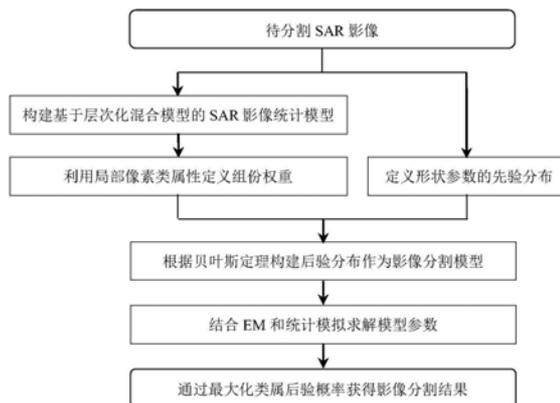
权利要求书2页 说明书9页 附图3页

(54) 发明名称

基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法

(57) 摘要

本发明公开了基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,属于影像处理技术领域。读取待分割SAR影像;利用融入空间信息的加权伽马混合模型建立SAR影像统计模型,根据贝叶斯定理,得到基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型;设定迭代次数,并在每次迭代过程中,利用马尔可夫链蒙特卡洛方法求解形状参数,以及利用期望最大化方法求解分量权重和尺度参数,进而得到基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型的最优解;输出SAR影像分割结果。有效利用了像素光谱信息和空间信息,克服了由于形状参数结构复杂导致的参数求解困难、计算量大、效率低等问题,提高了SAR影像分割精度。



1. 一种基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,其特征在于,包括:

步骤1:读取待分割的SAR影像,并在影像域上对其进行定义;

步骤2:在影像域上,利用融入空间信息的加权伽马混合模型建立SAR影像统计模型,根据贝叶斯理论,得到基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型;

步骤3:针对已建立的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型,设定迭代次数,并在每次迭代过程中,利用马尔可夫链蒙特卡洛方法求解形状参数,以及利用期望最大化方法求解分量权重和尺度参数,进而得到基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型的最优解;

步骤4:输出SAR影像分割结果。

2. 根据权利要求1所述的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,其特征在于,步骤1所述的在影像域上对所读取的待分割的SAR影像进行定义的具体内容为:将读取的SAR影像视为像素光谱测度集合,表示为 $x = \{x_i; i = 1, 2, \dots, n\}$,其中 i 为像素索引, x_i 为像素 i 的光谱测度, n 为总像素数,将 x 定义为影像域 D 上随机场 $X = \{X_i; i = 1, 2, \dots, n\}$ 的一个实现,其中 X_i 为像素 i 光谱测度的随机变量。

3. 根据权利要求1或2所述的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,其特征在于,所述步骤2包括如下步骤:

步骤2.1:在影像域上,采用加权伽马混合模型对像素光谱测度 x_i 的统计分布进行建模,并通过对SAR影像像素光谱测度 x_i 的概率分布连乘得到像素光谱测度联合概率分布,称为基于加权伽马混合模型的SAR影像统计模型;

步骤2.2:在基于加权伽马混合模型的SAR影像统计模型基础上,利用邻域像素类属性定义组份权重,将像素空间信息融入加权伽马混合模型,建立基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像统计模型;

步骤2.3:根据贝叶斯理论,结合基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像统计模型和形状参数的先验分布建立基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型。

4. 根据权利要求3所述的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,其特征在于,所述加权伽马混合模型的结构如下:采用伽马分布定义分量概率分布,用于建模各子类别像素光谱测度概率分布;通过分量概率分布加权定义组份概率分布,用于建模各类别像素光谱测度概率分布;通过组份概率分布加权定义加权伽马混合模型的概率分布,用于建模SAR影像内像素光谱测度概率分布。

5. 根据权利要求3所述的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,其特征在于,所述步骤2.2进一步包括如下步骤:

步骤2.2.1:令第 t 次迭代中加权伽马混合模型参数集为 $\Psi^{(t)} = \{\pi^{(t)}, w^{(t)}, \alpha^{(t)}, \beta^{(t)}\}$,根据贝叶斯定理,利用步骤2.1得到的组份概率分布和组份权重建立像素类属性后验概率,即像素隶属于各类别的概率;

步骤2.2.2:将像素空间位置关系视为马尔可夫随机场,利用邻域像素类属性后验概率定义中心像素组份权重;

步骤2.2.3:将步骤2.2.2得到的组份权重代入步骤2.1得到的基于加权伽马混合模型

的SAR影像统计模型,得到基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像统计模型。

6. 根据权利要求5所述的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,其特征在于,所述步骤2.3进一步包括如下步骤:

步骤2.3.1:建立形状参数的先验分布;

利用给定参数的高斯分布建立形状参数 α_{1j} 的先验分布 $p(\alpha_{1j})$,并假设各组份和分量的形状参数相互独立,通过该先验分布 $p(\alpha_{1j})$ 连乘建立形状参数的联合先验概率分布;

步骤2.3.2:根据贝叶斯理论,结合步骤2.2.3得到的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像统计模型和步骤2.3.1得到的形状参数先验分布建立后验分布,称为基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型。

7. 根据权利要求5所述的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,其特征在于,步骤2.2.2中所述的利用邻域像素类属性后验概率定义中心像素组份权重,具体过程如下:对邻域像素类属性后验概率取均值,以平滑噪声或异常值的影响;为了满足组份权重的非负条件,对该均值取指数函数;为了满足组份权重对类别求和为1的条件,对该指数函数作归一化处理,进而构建出满足约束条件的组份权重。

8. 根据权利要求6所述的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,其特征在于,所述步骤3进一步包括如下步骤:

步骤3.1:利用MCMC方法设计更新形状参数操作,选取候选形状参数集 α^* ,并根据最大化后验分布准则计算候选形状参数集的接受率,若接受率等于1,则接受候选形状参数集 α^* ;否则,保持形状参数集 α 不变;

步骤3.2:在步骤3.1更新形状参数操作的基础上,利用EM方法求解尺度参数和分量权重;

步骤3.2.1:对步骤2.3.2得到的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型取对数,并忽略与尺度参数和分量权重无关项,得到对数似然函数;

步骤3.2.2:在EM方法E步中,对步骤3.2.1得到的对数似然函数计算其条件期望函数;

步骤3.2.3:在EM方法M步中,利用步骤3.2.2得到的条件期望函数对尺度参数 β_{1j} 求偏导,并令导数为0,得到尺度参数的解析式;

步骤3.2.4:在步骤3.2.2得到的条件期望函数的基础上,采用拉格朗日乘数法定义带有约束条件的目标函数,以满足分量权重的约束条件;

步骤3.2.5:利用步骤3.2.4得到的带有约束条件的目标函数对分量权重 w_{1ij} 和拉格朗日系数 λ_w 求偏导,并令导数为0,得到分量权重的解析式;

步骤3.3:按设定的迭代次数重复执行步骤3.1至步骤3.2,直到步骤3.2.1中的对数似然函数收敛,此时所对应的参数集 $\{\pi, w, \alpha, \beta\}$ 为基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型的最优解。

9. 根据权利要求8所述的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,其特征在于,步骤4所述的SAR影像分割结果为:利用步骤3.3得到的最优解计算类属性后验概率 z_{1i} ,通过最大化类属性后验概率得到像素标号集 $c = \{c_i; i = 1, 2, \dots, n\}$,即SAR影像最优分割结果,其中 $c_i \in \{1, 2, \dots, k\}$ 为像素 i 类属性标号。

基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法

技术领域

[0001] 本发明涉及影像处理技术领域,尤其涉及一种基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法。

背景技术

[0002] 由于SAR (Synthetic Aperture Radar,合成孔径雷达) 影像内像素光谱测度统计分布近似服从某概率分布,因此基于统计模型的SAR影像分割方法受到了学者们的广泛关注和研究,该方法假设像素光谱测度服从同一已知概率分布,通过最大似然估计将影像分割问题转化为模型参数求解问题,进而实现影像分割。

[0003] 有限混合模型是一种可有效建模像素光谱测度统计分布的统计模型,由多个组份加权定义,各组份用于建模各区域内像素光谱测度统计分布,由同一概率分布定义,如伽马分布,进而形成伽马混合模型。伽马混合模型是由多个伽马分布加权定义,常用于SAR影像分割。基于伽马混合模型的SAR影像分割方法的具体实现过程是,采用伽马混合模型建模SAR影像像素光谱测度统计分布,并假设像素之间相互独立得到似然函数作为影像统计模型;由于SAR影像自身包含大量斑点噪声,采用Gibbs分布利用局部像素类属性建立组份权重的先验分布,以考虑到像素空间位置信息提高分割精度;根据贝叶斯定理,结合影像统计模型和组份权重的先验分布建立后验分布作为影像分割模型,通过最大化后验分布求解模型参数,进而实现影像分割。

[0004] 目前,已提出的基于伽马混合模型的SAR影像分割方法存在以下几点问题:(1) 伽马混合模型难以准确建立SAR影像统计模型。由于SAR影像自身固有的斑点噪声,导致其各区域内像素光谱测度统计分布呈现复杂的统计特性,如重尾、尖峰、双峰等,而伽马分布呈现单峰且右侧重尾特性,不能准确拟合复杂统计分布,进而伽马混合模型以伽马分布作为组份难以满足建立SAR影像统计模型的要求;(2) 对像素空间信息统计建模增加了分割模型复杂性。为了避免SAR影像内斑点噪声对分割结果的影响,基于伽马混合模型的SAR影像分割方法通常利用邻域像素类属性建立组份权重的先验分布,根据贝叶斯定理,将影像空间信息引入分割模型,但同时增加了分割模型中参数结构的复杂性,给后续参数求解方法的设计带来了难题和挑战;(3) 难以准确求解分割模型的参数。准确求解分割模型的参数是实现高精度影像分割的必要条件,但在基于伽马混合模型的SAR影像分割方法中,伽马分布的形状参数以伽马函数的形式存在其中,因此形状参数结构比较复杂,需采用参数优化方法求解形状参数,但导致该类方法计算量大,效率低。另外,由于组份权重先验分布中考虑到局部像素空间信息,通过最大似然估计不能推导出组份权重的解析式,同样需要采用参数优化方法求解组份权重,造成该类方法计算量大,效率低。

[0005] 综上,由于伽马混合模型存在统计建模不准确、分割模型复杂、参数求解困难等问题,基于伽马混合模型的SAR影像分割方法的精度有待提高。

发明内容

[0006] 针对上述现有技术存在的不足,本发明提供一种基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,旨在实现对SAR影像的精确分割。

[0007] 本发明所采取的技术方案是:

[0008] 一种基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,包括以下步骤:

[0009] 步骤1:读取待分割的SAR影像,并在影像域上对其进行定义;

[0010] 步骤2:在影像域上,利用融入空间信息的加权伽马混合模型建立SAR影像统计模型,根据贝叶斯定理,得到基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型;

[0011] 步骤3:针对已建立的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型,设定迭代次数,并在每次迭代过程中,利用马尔可夫链蒙特卡洛方法求解形状参数,以及利用期望最大化方法求解分量权重和尺度参数,进而得到基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型的最优解;

[0012] 步骤4:输出SAR影像分割结果。

[0013] 进一步地,根据所述的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,其特征在于,步骤1所述的在影像域上对所读取的待分割的SAR影像进行定义的具体内容为:将读取的SAR影像视为像素光谱测度集合,表示为 $x = \{x_i; i = 1, 2, \dots, n\}$,其中 i 为像素索引, x_i 为像素 i 的光谱测度, n 为总像素数,将 x 定义为影像域 D 上随机场 $X = \{X_i; i = 1, 2, \dots, n\}$ 的一个实现,其中 X_i 为像素 i 光谱测度的随机变量。

[0014] 进一步地,根据所述的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,所述步骤2包括如下步骤:

[0015] 步骤2.1:在影像域上,采用加权伽马混合模型建立像素光谱测度 x_i 的概率分布,并通过对SAR影像像素光谱测度 x_i 的概率分布连乘得到像素光谱测度联合概率分布,称为基于加权伽马混合模型的SAR影像统计模型;

[0016] 步骤2.2:在基于加权伽马混合模型的SAR影像统计模型基础上,利用邻域像素类属性定义组份权重,将像素空间信息融入加权伽马混合模型,建立基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像统计模型;

[0017] 步骤2.3:根据贝叶斯理论,结合基于加权伽马混合模型的SAR影像统计模型和形状参数的先验分布建立基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型。

[0018] 进一步地,根据所述的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,所述加权伽马混合模型的结构如下:采用伽马分布定义分量概率分布,用于建模各子类别像素光谱测度概率分布;通过分量概率分布加权定义组份概率分布,用于建模各类别像素光谱测度概率分布;通过组份概率分布加权定义加权伽马混合模型的概率分布,用于建模SAR影像内像素光谱测度概率分布。

[0019] 进一步地,根据所述的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,所述步骤2.2进一步包括如下步骤:

[0020] 步骤2.2.1:令第 t 次迭代中加权伽马混合模型参数集为 $\Psi^{(t)} = \{\pi^{(t)}, w^{(t)}, \alpha^{(t)}, \beta^{(t)}\}$,根据贝叶斯定理,利用步骤2.1得到的组份概率分布和组份权重建立像素类属性后验概率,即像素隶属于各类别的概率;

[0021] 步骤2.2.2:将像素空间位置关系视为马尔可夫随机场,利用邻域像素类属性后验

概率定义中心像素组份权重；

[0022] 步骤2.2.3:将步骤2.2.2得到的组份权重代入步骤2.1得到的基于加权伽马混合模型的SAR影像统计模型,得到基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像统计模型。

[0023] 进一步地,根据所述的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,所述步骤2.3进一步包括如下步骤:

[0024] 步骤2.3.1:建立形状参数的先验分布;

[0025] 利用给定参数的高斯分布建立形状参数 α_{1j} 的先验分布 $p(\alpha_{1j})$,并假设各组份和分量的形状参数相互独立,通过该先验分布 $p(\alpha_{1j})$ 连乘建立形状参数的联合先验概率分布;

[0026] 步骤2.3.2:根据贝叶斯理论,结合步骤2.2.3得到的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像统计模型和步骤2.3.1得到的形状参数先验分布建立后验分布,称为基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型。

[0027] 进一步地,根据所述的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,步骤2.2.2中所述的利用邻域像素类属性后验概率定义中心像素组份权重,具体过程如下:对邻域像素类属性后验概率取均值,以平滑噪声或异常值的影响;为了满足组份权重的非负条件,对该均值取指数函数;为了满足组份权重对类别求和为1的条件,对该指数函数作归一化处理,进而建立满足约束条件的组份权重。

[0028] 进一步地,根据所述的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,所述步骤3进一步包括如下步骤:

[0029] 步骤3.1:利用MCMC方法设计更新形状参数操作,选取候选形状参数集 α^* ,并根据最大化后验分布准则计算候选形状参数集的接受率,若接受率等于1,则接受候选形状参数集 α^* ;否则,保持形状参数集 α 不变;

[0030] 步骤3.2:在步骤3.1更新形状参数操作的基础上,利用EM方法求解尺度参数和分量权重;

[0031] 步骤3.2.1:对步骤2.3.2得到的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型取对数,并忽略与尺度参数和分量权重无关项,得到对数似然函数;

[0032] 步骤3.2.2:在EM方法E步中,对步骤3.2.1得到的对数似然函数计算其条件期望函数;

[0033] 步骤3.2.3:在EM方法M步中,利用步骤3.2.2得到的条件期望函数对尺度参数 β_{1j} 求偏导,并令导数为0,得到尺度参数的解析式;

[0034] 步骤3.2.4:在步骤3.2.2得到的条件期望函数的基础上,采用拉格朗日乘数法定义带有约束条件的目标函数,以满足分量权重的约束条件;

[0035] 步骤3.2.5:利用步骤3.2.4得到的带有约束条件的目标函数对分量权重 w_{1ij} 和拉格朗日系数 λ_w 求偏导,并令导数为0,得到分量权重的解析式;

[0036] 步骤3.3:按设定的迭代次数重复执行步骤3.1至步骤3.2,直到步骤3.2.1中的对数似然函数收敛,此时所对应的参数集 $\{\pi, w, \alpha, \beta\}$ 为基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型的最优解。

[0037] 进一步地,根据所述的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法,步骤4所述的SAR影像分割结果为:利用步骤3.3得到的最优解计算类属性后验概率 z_{1i} ,

通过最大化类属性后验概率得到像素标号集 $c = \{c_i; i = 1, 2, \dots, n\}$, 即SAR影像最优分割结果, 其中 $c_i \in \{1, 2, \dots, k\}$ 为像素 i 类属性标号。

[0038] 与现有技术相比, 本发明具有如下有益效果: (1) 本发明提出加权伽马混合模型以加权伽马分布作为组份, 突破了传统伽马混合模型以单一伽马分布作为组份的传统思想, 可更加准确建模SAR影像内像素光谱测度的复杂统计分布, 进而有效利用SAR影像的光谱信息提高分割结果质量; (2) 本发明利用邻域像素类属性建立组份权重的先验分布, 以将像素空间信息融入加权伽马混合模型, 在克服SAR影像噪声对分割结果影响的同时, 避免了由于引入空间信息导致的分割模型结构复杂的问题; (3) 本发明结合期望最大化方法 (Expectation Maximization, EM) 和马尔可夫链蒙特卡洛方法 (Markov Chain Monte Carlo, MCMC) 求解模型参数, 可求解形状参数的最优解, 避免了由于形状参数结构复杂导致的参数求解困难、计算量大、效率低等问题, 进而提高SAR影像分割精度。

附图说明

[0039] 图1为本发明的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法的流程图;

[0040] 图2为本发明实施例的待分割SAR影像, 其中 (a) 为一SAR海冰影像, (b) 为SAR城市影像; (c) 为另一SAR海冰影像;

[0041] 图3为本发明实施例的待分割SAR影像的分割结果影像, 其中 (a) 为图2 (a) 示出的SAR海冰影像的分割结果; (b) 为图2 (b) 示出的SAR城市影像的分割结果; (c) 为图2 (c) 示出的SAR海冰影像的分割结果;

[0042] 图4为本发明实施例的待分割SAR影像灰度直方图拟合结果, 其中 (a) 为对图2 (a) 示出的SAR海冰影像灰度直方图的拟合结果; (b) 为对图2 (b) 示出的SAR城市影像灰度直方图的拟合结果; (c) 为对图2 (c) 示出的另一SAR海冰影像灰度直方图的拟合结果。

具体实施方式

[0043] 下面结合附图和实施例, 对本发明的具体实施方式作进一步详细描述。以下实施例用于说明本发明, 但不用来限制本发明的范围。

[0044] 图1是本发明的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法的流程图, 所述基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割方法, 包括以下步骤:

[0045] 步骤1: 读取待分割的SAR影像, 并在影像域上对其进行定义。

[0046] 将读取的SAR影像视为像素光谱测度集合, 表示为 $x = \{x_i; i = 1, 2, \dots, n\}$, 其中 i 为像素索引, x_i 为像素 i 的光谱测度, n 为总像素数, 将 x 定义为影像域 D 上随机场 $X = \{X_i; i = 1, 2, \dots, n\}$ 的一个实现, 其中 X_i 为像素 i 光谱测度的随机变量。

[0047] 步骤2: 在影像域上, 利用融入空间信息的加权伽马混合模型建立SAR影像统计模型, 根据贝叶斯理论, 得到基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型。

[0048] 步骤2.1: 在影像域上, 采用加权伽马混合模型对像素光谱测度 x_i 的统计分布进行建模, 得到基于加权伽马混合模型的SAR影像统计模型。

[0049] 所述加权伽马混合模型的结构如下: 采用伽马分布定义分量概率分布, 用于建模各子类别像素光谱测度概率分布; 通过分量概率分布加权定义组份概率分布, 用于建模各

类别像素光谱测度概率分布;通过组份概率分布加权定义加权伽马混合模型的概率分布,用于建模SAR影像内像素光谱测度概率分布。

[0050] 在影像域上,采用加权伽马混合模型建立SAR影像像素光谱测度 x_i 的概率分布,如下公式所示:

$$\begin{aligned}
 p(x_i | \Psi_i) &= \sum_{l=1}^k \pi_{li} p(x_i | w_{li}, \alpha_l, \beta_l) \\
 [0051] \quad &= \sum_{l=1}^k \pi_{li} \sum_{j=1}^m w_{lij} G(x_i | \alpha_{lj}, \beta_{lj}) \\
 &= \sum_{l=1}^k \pi_{li} \sum_{j=1}^m w_{lij} \frac{x_i^{\alpha_{lj}-1}}{\Gamma(\alpha_{lj}) \beta_{lj}^{\alpha_{lj}}} \exp\left(-\frac{x_i}{\beta_{lj}}\right)
 \end{aligned} \tag{1}$$

[0052] 其中, $\Psi_i = \{\pi_i, w_i, \alpha, \beta\}$ 为像素 i 的加权伽马混合模型参数集, $\pi_i = \{\pi_{li}; l=1, 2, \dots, k\}$ 为像素 i 组份权重集, l 为组份(类别)索引, k 为总组份数, π_{li} 表示像素 i 隶属于类别 l 的先验概率,其满足条件 $0 < \pi_{li} < 1$ 和 $\sum_{l=1}^k \pi_{li} = 1$, $p(x_i | w_{li}, \alpha_l, \beta_l)$ 为组份概率分布, $w_i = \{w_{li}; l=1, 2, \dots, k\}$ 为像素 i 分量权重集, $w_{li} = \{w_{lij}; j=1, 2, \dots, m\}$ 为类别 l 内像素 i 分量权重集, j 为分量(子类别)索引, m 为总分量数, w_{lij} 表示像素 i 隶属于类别 l 中子类别 j 的概率,其满足条件 $0 < w_{lij} < 1$ 和 $\sum_{j=1}^m w_{lij} = 1$, $G(x_i | \alpha_{lj}, \beta_{lj})$ 为分量概率分布,定义为伽马分布, $\alpha = \{\alpha_l; l=1, 2, \dots, k\}$ 为形状参数集, $\alpha_l = \{\alpha_{lj}; j=1, 2, \dots, m\}$ 为组份 l 形状参数集, α_{lj} 为组份 l 内分量 j 的形状参数, $\beta = \{\beta_l; l=1, 2, \dots, k\}$ 为尺度参数集, $\beta_l = \{\beta_{lj}; j=1, 2, \dots, m\}$ 为组份 l 尺度参数集, β_{lj} 为组份 l 内分量 j 的尺度参数, $\Gamma(\alpha_{lj})$ 为形状参数 α_{lj} 的伽马函数,如下公式所示:

$$[0053] \quad \Gamma(\alpha_{lj}) = \int_0^{+\infty} s^{\alpha_{lj}-1} e^{-s} ds \tag{2}$$

[0054] 其中, s 为随机变量。

[0055] 假设各像素之间相互独立,通过对SAR影像像素光谱测度 x_i 的概率分布连乘得到像素光谱测度联合概率分布,称为基于加权伽马混合模型的SAR影像统计模型,如下公式所示:

$$[0056] \quad p(\mathbf{x} | \Psi) = \prod_{i=1}^n p(x_i | \Psi_i) = \prod_{i=1}^n \left[\sum_{l=1}^k \pi_{li} \sum_{j=1}^m w_{lij} \frac{x_i^{\alpha_{lj}-1}}{\Gamma(\alpha_{lj}) \beta_{lj}^{\alpha_{lj}}} \exp\left(-\frac{x_i}{\beta_{lj}}\right) \right] \tag{3}$$

[0057] 其中, $\Psi = \{\Psi_i; i=1, 2, \dots, n\}$ 为加权伽马混合模型参数集。

[0058] 步骤2.2:在基于加权伽马混合模型的SAR影像统计模型基础上,利用邻域像素类属性定义组份权重,将像素空间信息融入加权伽马混合模型,建立基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像统计模型。

[0059] 步骤2.2.1:令第 t 次迭代中加权伽马混合模型参数集为 $\Psi^{(t)} = \{\pi^{(t)}, w^{(t)}, \alpha^{(t)}, \beta^{(t)}\}$,根据贝叶斯定理,利用步骤2.1得到的组份概率分布和组份权重建立像素类属性后验概率,即像素隶属于各类别的概率,如下公式所示:

$$[0060] \quad z_{li}^{(t)} = \frac{\pi_{li}^{(t)} \sum_{j=1}^m w_{lij}^{(t)} G(x_i | \alpha_{lj}^{(t)}, \beta_{lj}^{(t)})}{\sum_{l'=1}^k \pi_{l'i}^{(t)} \sum_{j=1}^m w_{l'ij}^{(t)} G(x_i | \alpha_{l'j}^{(t)}, \beta_{l'j}^{(t)})} \quad (4)$$

[0061] 同理,根据贝叶斯定理,利用步骤2.1得到的分量概率分布和分量权重建立像素子属性后验概率,即像素隶属于各子类别的概率,如下公式所示:

$$[0062] \quad y_{lij}^{(t)} = \frac{w_{lij}^{(t)} G(x_i | \alpha_{lj}^{(t)}, \beta_{lj}^{(t)})}{\sum_{j'=1}^m w_{lij'}^{(t)} G(x_i | \alpha_{lj'}^{(t)}, \beta_{lj'}^{(t)})} \quad (5)$$

[0063] 步骤2.2.2:将像素空间位置关系视为马尔可夫随机场,利用邻域像素类属性后验概率定义中心像素组份权重,具体过程如下:对邻域像素类属性后验概率取均值,以平滑噪声或异常值的影响;为了满足组份权重的非负条件,对该均值取指数函数;为了满足组份权重对类别求和为1的条件,对该指数函数作归一化处理,进而建立满足约束条件的组份权重,如下公式所示:

$$[0064] \quad \pi_{li}^{(t)} = \frac{\exp\left(\eta \sum_{i' \in N_i} z_{li'}^{(t)}\right)}{\sum_{l'=1}^k \exp\left(\eta \sum_{i' \in N_i} z_{l'i'}^{(t)}\right)} \quad (6)$$

[0065] 其中, i' 为像素 i 的邻域像素索引, N_i 为像素 i 邻域像素索引集合, η 为邻域像素对中心像素的平滑作用系数。

[0066] 步骤2.2.3:将步骤2.2.2得到的组份权重代入步骤2.1得到的基于加权伽马混合模型的SAR影像统计模型,得到基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像统计模型,如下公式所示:

$$[0067] \quad p(\mathbf{x} | \Psi) = \prod_{i=1}^n \left[\sum_{l=1}^k \pi_{li}^{(t)} \sum_{j=1}^m w_{lij} \frac{x_i^{\alpha_j - 1}}{\Gamma(\alpha_j) \beta_j^{\alpha_j}} \exp\left(-\frac{x_i}{\beta_j}\right) \right] \\ = \prod_{i=1}^n \left[\sum_{l=1}^k \left(\frac{\exp\left(\eta \sum_{i' \in N_i} z_{li'}^{(t)}\right)}{\sum_{l'=1}^k \exp\left(\eta \sum_{i' \in N_i} z_{l'i'}^{(t)}\right)} \right) \sum_{j=1}^m w_{lij} \frac{x_i^{\alpha_j - 1}}{\Gamma(\alpha_j) \beta_j^{\alpha_j}} \exp\left(-\frac{x_i}{\beta_j}\right) \right] \quad (7)$$

[0068] 步骤2.3:根据贝叶斯理论,结合基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像统计模型和形状参数的先验分布建立基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型。

[0069] 步骤2.3.1:建立形状参数的先验分布;

[0070] 利用给定参数的高斯分布建立形状参数 α_{1j} 的先验分布 $p(\alpha_{1j})$,并假设各组份和分量的形状参数相互独立,通过该先验分布 $p(\alpha_{1j})$ 连乘建立形状参数的联合先验概率分布,如下公式所示:

$$[0071] \quad p(\boldsymbol{\alpha}) = \prod_{l=1}^k \prod_{j=1}^m p(\alpha_{lj}) = \prod_{l=1}^k \prod_{j=1}^m \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_\alpha^2}} \exp\left(-\frac{(\alpha_{lj} - \mu_\alpha)^2}{2\sigma_\alpha^2}\right) \quad (8)$$

[0072] 其中, $\mu_\alpha = 4$ 为形状参数先验分布的均值, $\sigma_\alpha = 2$ 为形状参数先验分布的标准差。

[0073] 步骤2.3.2: 根据贝叶斯理论, 结合步骤2.2.3得到的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像统计模型和步骤2.3.1得到的形状参数先验分布建立后验分布, 称为基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型, 如下公式所示:

$$[0074] \quad p(\boldsymbol{\alpha} | \mathbf{x}) \propto p(\mathbf{x} | \boldsymbol{\Psi}) p(\boldsymbol{\alpha}) \\ = \prod_{i=1}^n \left[\sum_{l=1}^k \pi_{li}^{(t)} \sum_{j=1}^m w_{lij} \frac{x_i^{\alpha_{lj}-1}}{\Gamma(\alpha_{lj}) \beta_{lj}^{\alpha_{lj}}} \exp\left(-\frac{x_i}{\beta_{lj}}\right) \right] \times \prod_{l=1}^k \prod_{j=1}^m \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_\alpha^2}} \exp\left(-\frac{(\alpha_{lj} - \mu_\alpha)^2}{2\sigma_\alpha^2}\right) \quad (9)$$

[0075] 步骤3: 针对已建立的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型, 设定迭代次数, 并在每次迭代过程中, 利用马尔可夫链蒙特卡洛方法 (Markov Chain Monte Carlo, MCMC) 求解形状参数, 利用期望最大化方法 (Expectation Maximization, EM) 求解分量权重和尺度参数, 进而得到基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型的最优解。

[0076] 步骤3.1: 利用MCMC方法设计更新形状参数操作, 选取候选形状参数集, 并根据最大化后验分布准则计算候选形状参数集的接受率。

[0077] 令当前形状参数集为 $\boldsymbol{\alpha} = \{\alpha_{lj}; l=1, 2, \dots, k, j=1, 2, \dots, m\}$, 随机选择组份 $l \in \{1, 2, \dots, k\}$ 和分量 $j \in \{1, 2, \dots, m\}$, 所对应的 α_{lj} 为待更新的形状参数, 以 α_{lj} 为均值、 ε 为标准差的高斯分布生成候选形状参数 α_{lj}^* , 进而候选形状参数集为 $\boldsymbol{\alpha}^* = \{\alpha_1, \dots, \alpha_{l-1}, \alpha_{lj}^*, \alpha_{l+1}, \dots, \alpha_k\}$, 其中 $\alpha_1^* = \{\alpha_{11}, \dots, \alpha_{1j-1}, \alpha_{lj}^*, \alpha_{1j+1}, \dots, \alpha_{1m}\}$, 根据最大化后验分布计算候选形状参数的接受率, 如下公式所示:

$$[0078] \quad a(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\alpha}^*) = \min \left\{ 1, \frac{\exp\left(-\frac{1}{2\sigma_\alpha^2}(\alpha_{lj}^* - \mu_\alpha)^2\right) \times \prod_{i=1}^n \sum_{l=1}^k \pi_{li} \sum_{j=1}^m w_{lij} G(x_i | \alpha_{lj}^*, \beta_{lj})}{\exp\left(-\frac{1}{2\sigma_\alpha^2}(\alpha_{lj} - \mu_\alpha)^2\right) \times \prod_{i=1}^n \sum_{l=1}^k \pi_{li} \sum_{j=1}^m w_{lij} G(x_i | \alpha_{lj}, \beta_{lj})} \right\} \quad (10)$$

[0079] 若接受率等于1, 则接受候选形状参数集 $\boldsymbol{\alpha}^*$; 否则, 保持形状参数集 $\boldsymbol{\alpha}$ 不变。

[0080] 步骤3.2: 在步骤3.1更新形状参数操作的基础上, 利用EM方法求解尺度参数和分量权重。EM方法包括E步和M步, 其中在E步可计算出关于对数似然函数的条件期望函数, 在M步通过最大化条件期望函数求解尺度参数和分量权重。

[0081] 步骤3.2.1: 对步骤2.3.2得到的基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型取对数, 并忽略与尺度参数和分量权重无关项, 得到对数似然函数, 如下公式所示:

$$[0082] \quad L(\mathbf{w}, \boldsymbol{\beta}) = \log p(\mathbf{x} | \boldsymbol{\Psi}) = \sum_{i=1}^n \log \left[\sum_{l=1}^k \pi_{li}^{(t)} \sum_{j=1}^m w_{lij} \frac{x_i^{\alpha_{lj}-1}}{\Gamma(\alpha_{lj}) \beta_{lj}^{\alpha_{lj}}} \exp\left(-\frac{x_i}{\beta_{lj}}\right) \right] \quad (11)$$

[0083] 步骤3.2.2: 在EM方法E步中, 对步骤3.2.1得到的对数似然函数计算其条件期望函数, 如下公式所示:

$$[0084] \quad J(\mathbf{w}, \boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^k z_{li}^{(t)} \left[\log \pi_{li}^{(t)} + \sum_{j=1}^m y_{lij}^{(t)} \left(\log w_{lij} + (\alpha_{lj} - 1) \log x_i - \log \Gamma(\alpha_{lj}) + \alpha_{lj} \log \beta_{lj} - \frac{x_i}{\beta_{lj}} \right) \right] \quad (12)$$

[0085] 步骤3.2.3:在EM方法M步中,利用步骤3.2.2得到的条件期望函数对尺度参数 β_{1j} 求偏导,并令导数为0,得到尺度参数的解析式,如下公式所示:

$$[0086] \quad \beta_{lj}^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^n z_{li}^{(t)} y_{lij}^{(t)} x_i}{\sum_{i=1}^n z_{li}^{(t)} y_{lij}^{(t)} \alpha_{lj}^{(t+1)}} \quad (13)$$

[0087] 步骤3.2.4:在步骤3.2.2得到的条件期望函数的基础上,采用拉格朗日乘数法定义带有约束条件的目标函数,以满足分量权重的约束条件,如下公式所示:

$$[0088] \quad J_w = J(\mathbf{w}, \boldsymbol{\beta}) + \lambda_w \left(\sum_{j=1}^m w_{lij} - 1 \right) \quad (14)$$

[0089] 其中, λ_w 为拉格朗日系数。

[0090] 步骤3.2.5:利用步骤3.2.4得到的带有约束条件的目标函数对分量权重 w_{1ij} 和拉格朗日系数 λ_w 求偏导,并令导数为0,得到分量权重的解析式,如下公式所示:

$$[0091] \quad w_{lij}^{(t+1)} = \frac{y_{lij}^{(t)}}{\sum_{j=1}^m y_{lij}^{(t)}} \quad (15)$$

[0092] 步骤3.3:按设定的迭代次数重复执行步骤3.1至步骤3.2,直到步骤3.2.1中的对数似然函数收敛,此时所对应的参数集 $\{\pi, \mathbf{w}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}\}$ 为基于融入空间信息的加权伽马混合模型的SAR影像分割模型的最优解。

[0093] 步骤4:输出SAR影像分割结果。

[0094] 利用步骤3.3得到的最优解计算类属性后验概率 z_{1i} ,通过最大化类属性后验概率得到像素标号集 $c = \{c_i; i = 1, 2, \dots, n\}$,即SAR影像最优分割结果,其中 $c_i \in \{1, 2, \dots, k\}$ 为像素i类属性标号。

[0095] 图2中各幅图像示出的是待分割的SAR影像,其中(a)为一SAR海冰影像,(b)为SAR城市影像,(c)为另一SAR海冰影像。采用本发明的分割方法分别对(a)、(b)和(c)图进行分割,分割结果对应图3中的(a)、(b)和(c)图,即(a)为图2(a)示出的SAR海冰影像的分割结果;(b)为图2(b)示出的SAR城市影像的分割结果;(c)为图2(c)示出的SAR海冰影像的分割结果。从图中可以看出本发明方法能够将SAR影像内各区域准确分割开,获得高质量的SAR影像分割结果。采用本发明的分割方法分别对图2(a)、(b)和(c)所示SAR影像的灰度直方图进行拟合,拟合结果对应图4中的(a)、(b)和(c)图,图中横纵坐标分别为像素光谱测度值及其对应频数,实线代表加权伽马混合模型的拟合曲线,虚线代表加权伽马混合模型组份的拟合曲线,从组份概率分布拟合曲线可看出,加权伽马混合模型组份通过分量加权结构可准确拟合灰度直方图内各峰值,进而加权伽马混合模型通过各组份概率分布加权结构可准确拟合SAR影像灰度直方图,因此本发明方法可对SAR影像内复杂的光谱测度统计分布进行准确建模。

[0096] 最后应说明的是:以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管

参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分或者全部技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明权利要求所限定的范围。

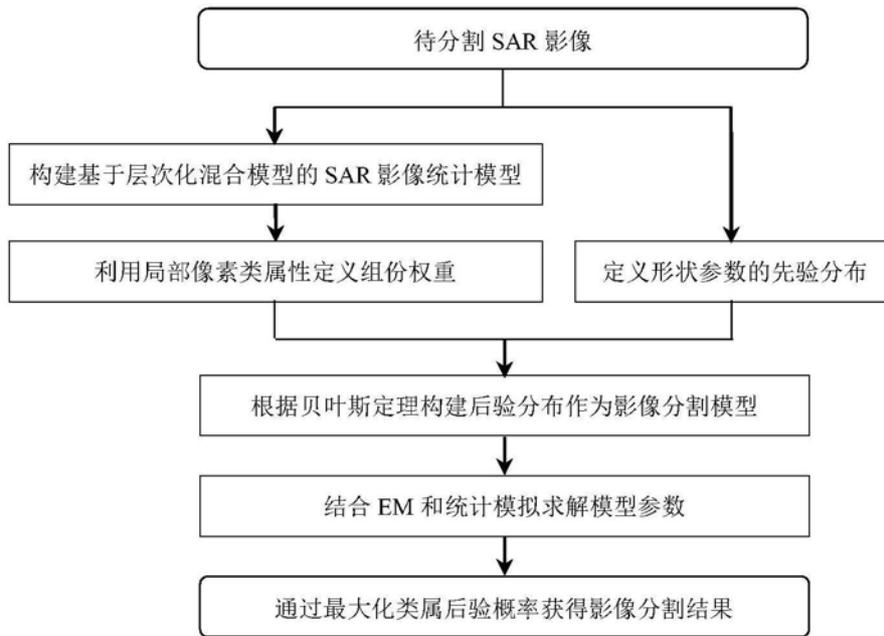


图1

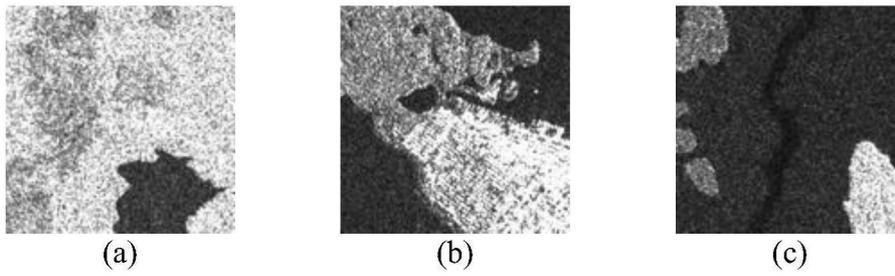


图2

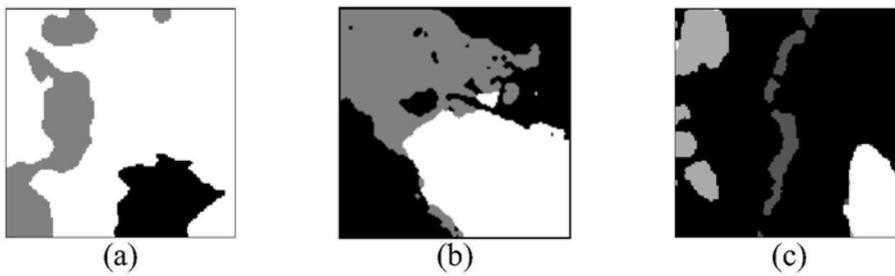
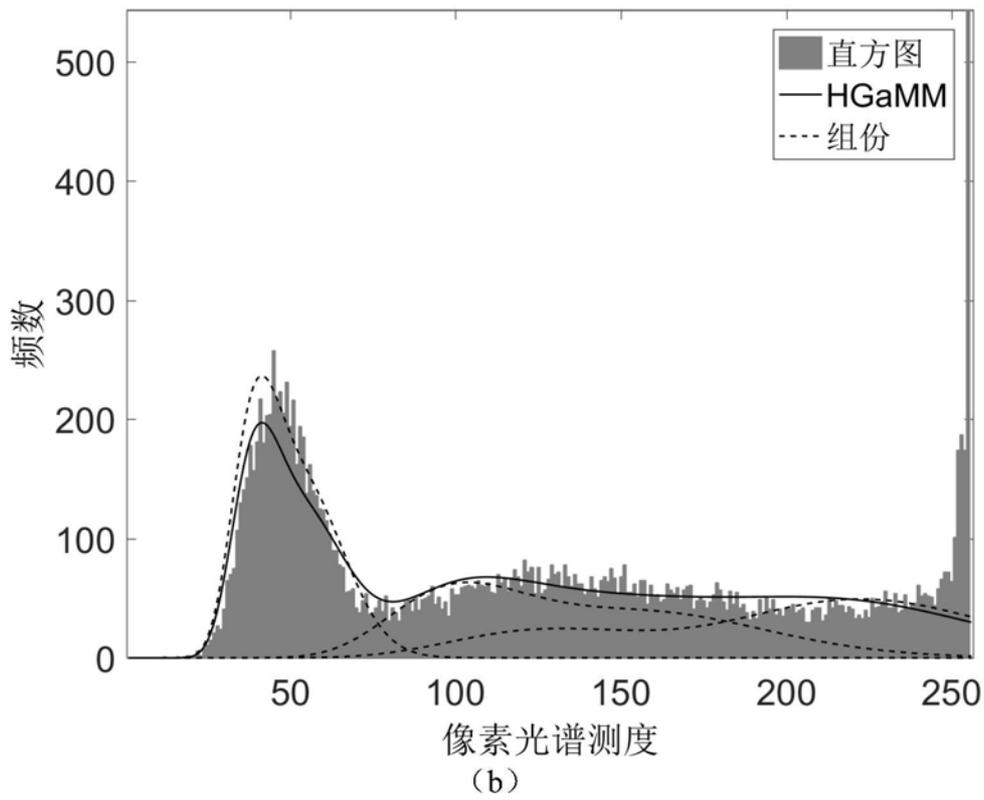
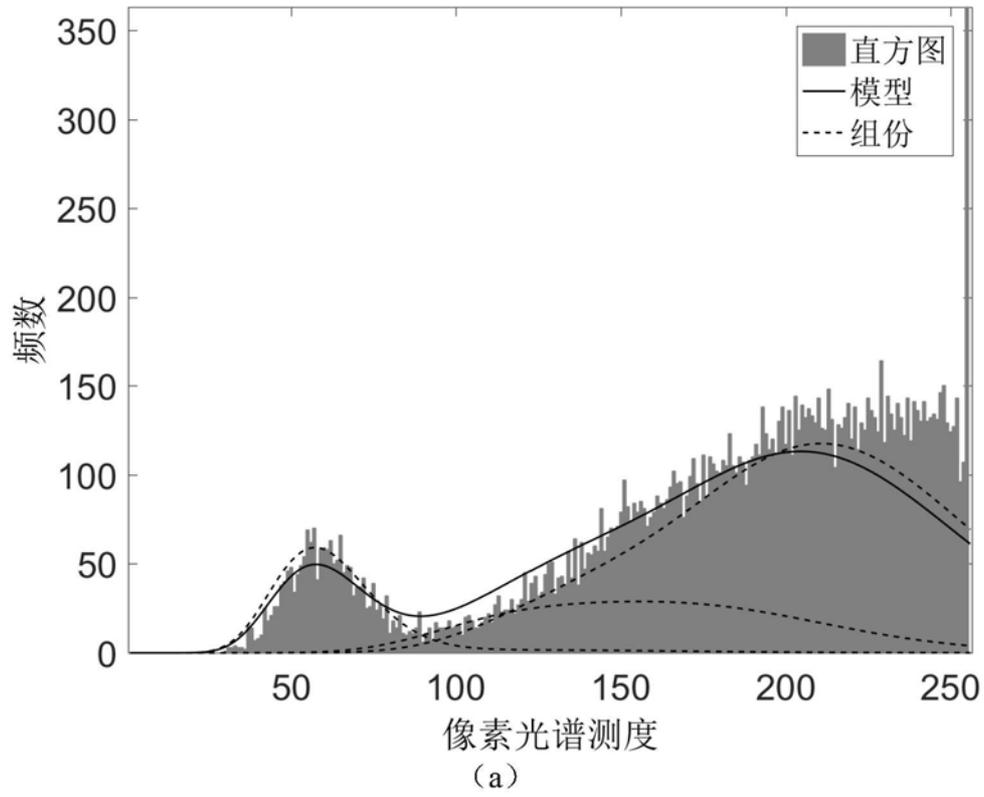


图3



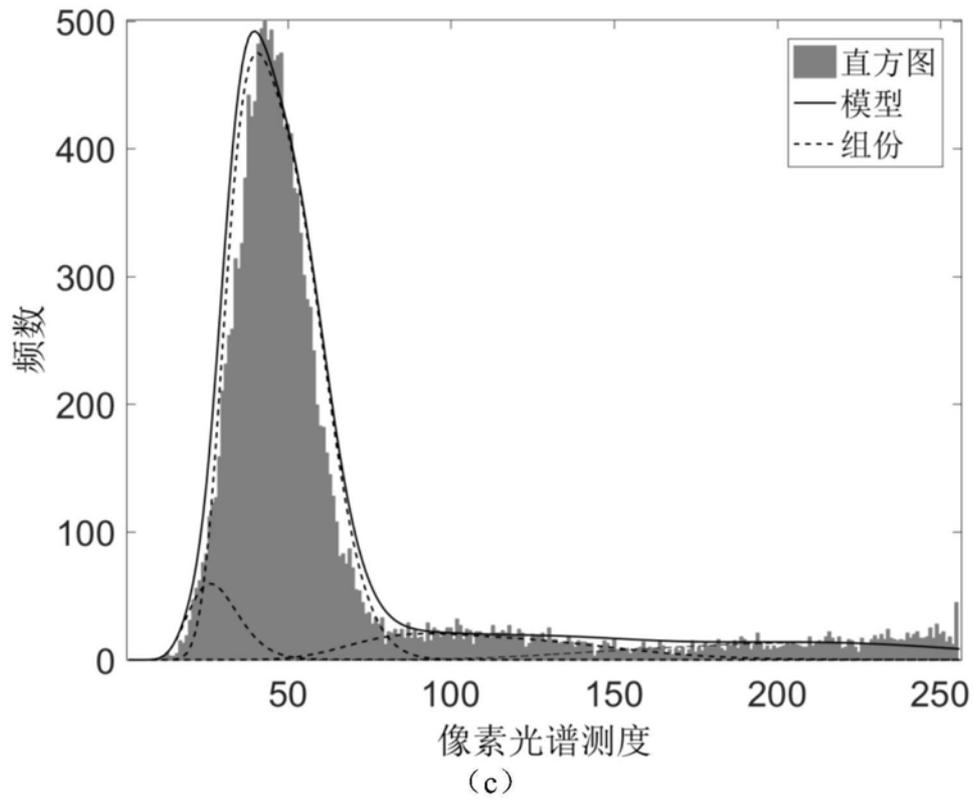


图4