

# 利用变异函数估计 SAR 影像海冰参数

汪霄箭<sup>1</sup>, 赵泉华<sup>1</sup>, 李 玉<sup>1</sup>, 张 毅<sup>2</sup>

(1. 辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院遥感科学与应用研究所, 辽宁阜新 123000;

2. 国家卫星海洋应用中心, 北京 100081)

**摘 要:** 随着遥感技术的不断发展, SAR (Synthetic Aperture Radar, 合成孔径雷达) 影像开始广泛用于空间数据分析. 本文在随机几何和空间统计学的基础上, 利用随机模型和空间统计学测度解译 SAR 影像海冰空间结构. 在传统二阶变异函数的基础上, 创新性地提出一阶变异函数, 并以此刻画 SAR 影像海冰空间结构, 从而更加全面、准确地辨识各种类型海冰结构. 该方法将 SAR 影像海冰空间结构建模成两随机函数的线性加权和混合随机模型, 其中, 多值 Gamma 随机函数表征海水与海冰的连续性变化, Poisson Mosaic 随机函数表征海水与海冰之间的局域性变化. 并定义该混合随机模型的理论一阶、二阶变异函数以刻画海冰空间结构变化. 对给定 SAR 影像计算其实际变异函数值, 利用最小二乘拟合理论与实际变异函数, 得到理论模型参数, 并以此反演海冰空间结构信息. 本文对加拿大 Ungava 湾的 RADARSAT-1 影像进行实验, 时间为 4 月到 6 月的海冰融化期, 海冰结构变化明显. 实验结果表明提出的方法可以准确描述不同时期各种类型海冰空间结构.

**关键词:** 遥感; SAR 影像; 海冰空间结构; 变异函数

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2016)07-1671-08

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.07.022

## Estimating Sea Ice Parameters from SAR Images Using Variograms

WANG Xiao-jian<sup>1</sup>, ZHAO Quan-hua<sup>1</sup>, LI Yu<sup>1</sup>, ZHANG Yi<sup>2</sup>

(1. Institute of Remote Sensing Science and Application, School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin, Liaoning 123000, China;

2. National Satellite Ocean Application Service, Beijing 100081, China)

**Abstract:** With the development of remote sensing, SAR (Synthetic Aperture Radar) imagery is widely used in spatial data analysis. This paper uses stochastic models and geostatistic metrics to characterize the spatial structures of sea ice based on stochastic geometry and spatial statistics. We propose a geostatistic metric first-order variogram based on the second-order variogram, and prove its efficiency to describe the sea ice spatial structures. The sea ice spatial structures are characterized by the weighted linear combination of two stochastic models. One is a multi-Gamma model, which characterizes continuous variations corresponding to water or the background of sea ice. Another is a Poisson line mosaic model, which characterizes the regional variations of different types of sea ice. The linear combination of the two models defines the mixture model to represent spatial structures of sea ice within SAR intensity imagery. To estimate the parameters of the mixture model, experimental first- and second-order variograms are calculated from the SAR intensity imagery, and then fit them with the theoretical variograms for the purpose of estimating the mixture model parameters. The proposed approach is applied to Radarsat-1 images from April to June to identify the change of sea ice. The results of the experiments show that the proposed approach can estimate the sea ice density accurately and stably.

**Key words:** remote sensing; SAR imagery; spatial structure of sea ice; variogram

## 1 引言

海冰作为全球气候系统的一个重要组成部分, 对水文、大气热循环和生态系统都有及其重大的影响<sup>[1,2]</sup>. 因此, 如何快速、有效地检测海冰的相关信息已

成为许多国家政府、组织所关心的重要问题. 随着航空、航天技术的发展, 卫星遥感成为海冰监测的重要工具, 为海冰预报提供有效的数据保障. 传统的光学遥感已在海冰检测中取得一定成绩<sup>[3-5]</sup>, 而主动式成像传感系统的合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 由于

其全天时、全天候、大面积监测海冰的优势,已逐渐成为监测海冰的主要手段。

影像纹理结构是遥感影像识别的重要特征之一,它与地物光谱特征和形状特征等一起被用于遥感影像的识别<sup>[6]</sup>。在 SAR 影像中,地物的纹理结构特征较其光谱特征更为稳定,因此它在高分辨率遥感影像分析和识别中具有更重要的意义。张晰等人<sup>[7]</sup>提出基于灰度共生矩阵(Grey-Level Co-occurrence Matrix, GLCM)的纹理分析方法,通过研究 GLCM 的方向、位移量和灰度量化级等参数对 SAR 海冰影像纹理特征的影响,得到适合辽东湾海冰监测的灰度共生矩阵参数及纹理统计特征量。再结合相关分类方法对海冰进行分类。陈杉和秦其明<sup>[8]</sup>提出一种基于小波变换的高分辨率遥感影像纹理结构分类方法。对影像结构特征采用小波变换方法监测,构造相关参数来描述影像纹理信息,利用这些参数进行影像纹理结构分类。该方法只适用于具有规则和较强方向性的纹理结构影像分类。Nystuen 和 Garcia<sup>[9]</sup>提出一种结合 SAR 后向散射和灰度共生概率的海冰分类方法。由后向散射系数将海冰分成 3 种类型:初生冰、一年冰和多年冰。该方法只能将海冰分为这三类,无法细分。当小块浮冰与冰盖边缘碰撞形成“饼型冰(pancake ice)”,与多年冰具有相似的后向散射特性,该方法无法区分。汪霄箭等人<sup>[10]</sup>在随机几何与空间统计学的基础上,利用随机模型和空间统计学测度来刻画 SAR 影像中海冰纹理空间结构,能够较好地反演海冰密度等信息。但是该方法无法区分由具有相近变程随机模型所描述的不同海冰类型。

有鉴于此,本文提出一阶变异函数,以克服二阶变异函数测度存在的不足,更为有效地描述海冰空间结构。首先,在空间统计学框架下,SAR 影像被表达为两个随机模型(Poisson Mosaic 模型和多值 Gamma 模型)的线性加权和,其中多值 Gamma 模型描述海洋表面雷达信号背向散射的连续变化性,而 Poisson Mosaic 模型则用于表征不同类型海冰雷达信号背向散射局域变化性。然后,利用上述混合模型的一阶、二阶变异函数建模蕴含在 SAR 影像中海冰像素强度空间结构变化,从理论上分析比较两种测度的特点。最后通过模拟影像与真实影像的实验对本文方法进行验证。

## 2 随机模型及其估计

### 2.1 随机场与变异函数

在空间统计学中,SAR 影像可以看作定义在影像空间域  $S$  上的二阶稳态随机场  $Z(s)$  的实现,其中  $s \in S$  为像素位置<sup>[11]</sup>。对于二阶稳态随机场  $Z(s)$ ,其一阶、二阶矩存在且为稳态,即<sup>[12]</sup>

$$E[Z(s)] = m$$

$$\text{Cov}[Z(s), Z(s+h)] = C(h) \quad (1)$$

其中,  $m$  为常数。  $C(h)$  是  $Z(s)$  的协方差函数,用以刻画  $Z(s)$  的空间分布特性。当  $h=0$  时

$$\begin{aligned} C(0) &= \text{Cov}[Z(s), Z(s+0)] \\ &= \text{Cov}[Z(s), Z(s)] = \text{Var}[Z(s)] \end{aligned} \quad (2)$$

$Z(s)$  的协方差函数就等于其先验方差。

如果  $Z(s)$  为各向同性随机场,其协方差函数仅与像素间的欧式距离有关,而与方向无关,即  $C(h) = C(h)$ ,  $h = \|h\|$ 。本文以下讨论均假设  $Z(s)$  为各向同性随机场。

在二阶稳态假设条件下,  $Z(s)$  的二阶变异函数定义为

$$\gamma_2(h) = \frac{1}{2} \text{Var}[Z(s+h) - Z(s)] \quad (3)$$

由式(1)和(2)可得

$$\begin{aligned} \gamma_2(h) &= \frac{1}{2} \text{Var}[Z(s+h) - Z(s)] \\ &= \frac{1}{2} \text{Var}[Z(s+h)] + \frac{1}{2} \text{Var}[Z(s)] \\ &\quad - \text{Cov}[Z(s+h), Z(s)] \\ &= \text{Var}[Z(s)] - C(h) = C(0) - C(h) \end{aligned} \quad (4)$$

图 1 给出  $C(h)$  和  $\gamma(h)$  的函数关系。  $C(h)$  是单调递减函数,而  $\gamma(h)$  是单调递增函数。当  $h$  超过其变程(range)  $r$ ,  $\gamma(h)$  不再增大,而是在其极限值  $\gamma(\infty)$  附近摆动,该极限值称为基台值(sill)。它实际上等于  $Z(s)$  的先验方差。当  $h \rightarrow \infty$  时,  $C(h)$  趋于 0,空间上  $Z(s)$  与  $Z(s+h)$  之间的相关性逐渐减小以至消失。由此可见,变程是一个重要的参数,它的大小反映  $Z(s)$  的空间自相关尺度<sup>[13]</sup>。

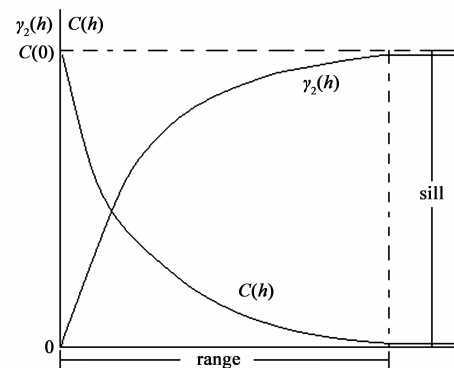


图1 协方差函数  $C(h)$  和变异函数  $\gamma(h)$  关系

对于给定的二阶稳态随机场  $Z(s)$ ,如果其二阶矩存在,则其一阶矩亦存在。一阶变异函数可定义为

$$\gamma_1(h) = \frac{1}{2} E[|Z(s+h) - Z(s)|] \quad (5)$$

### 2.2 多值 Gamma 模型和 Poisson Mosaic 模型

为了表征海水与海冰的空间结构,将 SAR 强度影像假设成多值 Gamma 稳态随机模型与 Poisson Mosaic 稳态随机模型的组合。前者用来表征海水与海冰的连续性变

化,后者用来表征海水与海冰之间的区域性变化.

### 2.2.1 多值 Gamma 稳态随机模型

满足二值 Gamma 分布的随机矢量  $\mathbf{Z} = (Z_g(s), Z_g(s+h))$ , 可以由其特征函数定义而成. 已知仿射多项式:  $p(\boldsymbol{\theta}) = 1 + \beta\theta_1 + \beta\theta_2 + \rho\theta^2\rho\theta_1\theta_2$ , 其中,  $\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \rho\theta_2)$ ,  $\beta > 0, 0 < \rho < 1$ . 则特征函数可定义为<sup>[14]</sup>

$$L(\boldsymbol{\theta}) = E[\exp(\theta_1 Z_g(s+h) + \theta_2 Z_g(s))] \\ = (p(-\boldsymbol{\theta}))^{-\alpha} = (1 - \beta\theta_1 - \beta\theta_2 - \beta^2\rho\theta_1\theta_2)^{-\alpha} \quad (6)$$

可以证明,对由此构建的二值 Gamma 分布,使得随机函数  $Z_g(s)$  服从形态参数为  $\alpha$ 、尺度参数为  $\beta$  的 Gamma 分布. 其概率密度函数可以表示为

$$p(Z_g(s); \alpha, \beta) = \frac{Z_g(s)^{\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)\beta^\alpha} \exp\left(-\frac{Z_g(s)}{\beta}\right) \quad (7)$$

其中,  $\Gamma(\cdot)$  为 Gamma 函数. 由式(7)可以得到二值 Gamma 分布的均值和方差,

$$E[Z_g(s)] = \left. \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_1} \right|_{\boldsymbol{\theta}=0} = \left. \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_2} \right|_{\boldsymbol{\theta}=0} = \alpha\beta \quad (8)$$

$$\text{Var}[Z_g(s)] = \left. \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_1 \partial \theta_2} \right|_{\boldsymbol{\theta}=0} = \alpha\beta^2$$

在各向同性条件下,其协方差函数  $\text{Cov}(Z_g(s), Z_g(s+h))$  可以表示为指数形式:

$$\text{Cov}[Z_g(s+h), Z_g(s)] = C_g(h) = \alpha\beta^2 \exp\left(-\frac{3h}{r_g}\right) \quad (9)$$

其中,  $r_g$  是该变异函数的变程. 综合式(4)和(9)可求的  $Z_g(s)$  的二阶变异函数理论表达式,

$$\gamma_{2,g}(h) = \alpha\beta^2 \left(1 - \exp\left(-\frac{3h}{r_g}\right)\right) \quad (10)$$

设  $X$  和  $Y$  分别为形状参数为  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$ , 尺度参数为  $\beta_1$  和  $\beta_2$  的两 Gamma 随机变量. 设随机变量  $Z = X - Y$ , 其分布函数可以求得<sup>[15]</sup>,

$$F_Z(z) = \begin{cases} \frac{\beta_1^{\alpha_1}}{e^{\beta_1 z}} \sum_{j=1}^{\alpha_1} \frac{z^{\alpha_1-j}}{(\alpha_1-j)! \beta_1^j (j-1)!} \left[ \frac{1}{\beta_1^j} - \frac{1}{(j-1)!} \sum_{i=1}^{\alpha_2} \frac{\beta_2^{i-1} (j-2+i)!}{(\beta_1 + \beta_2)^{j-2+i} (i-1)!} \right], & z > 0 \\ 1 - \frac{\beta_1^{\alpha_1}}{(\alpha_1-1)!} \sum_{i=1}^{\alpha_2} \frac{\beta_2^{i-1} (\alpha_1-2+i)!}{(\beta_1 + \beta_2)^{\alpha_1-1+i} (i-1)!}, & z = 0 \\ 1 - \frac{\beta_1^{\alpha_1} e^{\beta_1 z}}{(\alpha_1-1)!} \sum_{i=1}^{\alpha_2} \frac{(-z)^{\alpha_2-i}}{(\alpha_2-i)!} \sum_{j=1}^i \frac{\beta_2^{\alpha_2-1-i+j} (\alpha_1-2+j)!}{(\beta_1 + \beta_2)^{\alpha_2-1+j} (j-1)!}, & z < 0 \end{cases} \quad (11)$$

对于 Gamma 稳态随机函数  $Z_g(s), Z_g(s) - Z_g(s+h)$  是满足均值为 0 方差为  $2\gamma_g(h)$  的随机变量. 由式(11)可

求得  $Z_g(s) - Z_g(s+h)$  的分布函数,进而可以求得  $|Z_g(s) - Z_g(s+h)|$  的期望. 再将结果代入式(5)可以求得  $\gamma_{1,g}(h)$ . 根据不同的  $\alpha$  值(在多视 SAR 强度影像中,  $\alpha$  等于其视数),可以计算得到  $\gamma_{1,g}(h)$  不同的表达式. 以  $\alpha=2$  为例,  $\gamma_{1,g}(h)$  的结果如下:

$$\gamma_{1,g}(h) = \frac{3}{8} \sqrt{2\gamma_{2,g}(h)} \quad (12)$$

### 2.2.2 Poisson Mosaic 稳态随机模型

Mosaic 模型是一种划分模型,它将影像域划分成互不重叠的单元<sup>[16]</sup>. 每一单元内所有像素赋予相同值,所有单元值服从某一概率分布. 因为每一个像素点  $s$  只能属于某一单元,所以由该模型定义的随机函数  $Z(s)$  可以由其协方差函数描述. Poisson 划分模型是一种由 Poisson 随机线生成的划分模型. 在一条直线上排列着强度为  $\lambda$  的 Poisson 点,以每个 Poisson 点为起点,并由两个参数确定:方向  $\theta \in [0, 2\pi]$ , 距离  $d > 0$ <sup>[17]</sup>. 如图 2 所示,所有的单元值满足式(7)的 Gamma 分布. 则通过 Poisson 划分模型和独立同分布的 Gamma 随机变量的组合定义了 Poisson Mosaic 随机函数  $Z_m(s)$ <sup>[18]</sup>.

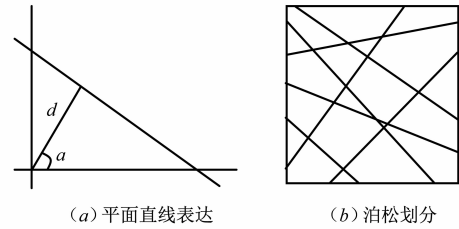


图 2

给定两点  $s$  和  $s+h$ ,  $p(h)$  为两点  $s$  和  $s+h$  属于同一格的概率. 则  $Z_m(s)$  的二阶矩表示为<sup>[19]</sup>,

$$E[Z(s+h)Z(s)] = \alpha\beta^2 + \alpha^2\beta^2 p(h) + \alpha^2\beta^2 (1-p(h)) \quad (13)$$

则计算  $Z_m(s)$  的协方差函数,

$$\text{Cov}[Z_m(s+h), Z_m(s)] = C_m(h) = \alpha\beta^2 p(h) = \alpha\beta^2 \exp\left(-\frac{3h}{r_m}\right) \quad (14)$$

类似地,由式(4)得到  $Z_m(s)$  的二阶变异函数理论表达式,

$$\gamma_{2,m}(h) = \alpha\beta^2 \left(1 - \exp\left(-\frac{3h}{r_m}\right)\right) \quad (15)$$

当  $\alpha=2$  时,  $Z_m(s)$  的一阶变异函数理论表达式  $\gamma_{1,m}(h)$  定义为下式(2.3.2 节将进一步解释该定义),

$$\gamma_{1,m}(h) = \frac{3}{4} \gamma_{2,m}(h) \quad (16)$$

### 2.3 混合模型

表征海冰空间结构的混合模型可由上述两个稳态随机函数的线性组合定义而成

$$Z(s) = \sigma(\omega Z_m(s) + \sqrt{1-\omega^2} Z_g(s)) \quad (17)$$

其中,  $\rho^2$  是  $Z(s)$  的方差,  $\omega^2$  和  $1-\omega^2$  是两模型所占权重.

### 2.3.1 混合模型的二阶变异函数

$Z(s)$  是两独立随机函数  $Z_m(s)$  和  $Z_g(s)$  的加权和, 则它们的二阶变异函数  $\gamma_2(h)$  也是  $Z_m(s)$  和  $Z_g(s)$  的二阶变异函数的加权和<sup>[20]</sup>:

$$\gamma_2(h) = \sigma^2(\omega^2 \gamma_{2,m}(h) + (1-\omega^2) \gamma_{2,g}(h)) \quad (18)$$

根据式(10)和(15), 如果  $r_m = r_g$ , 对于所有的  $\omega^2$  值, 式(18)可简化为:

$$\gamma_2(h) = \sigma^2 \gamma_{2,m}(h) = \sigma^2 \gamma_{2,g}(h) \quad (19)$$

这表示当  $r_m = r_g$ , 二阶变异函数  $\omega_2(h)$  无法区分多值 Gamma 结构和 Poisson Mosaic 结构.

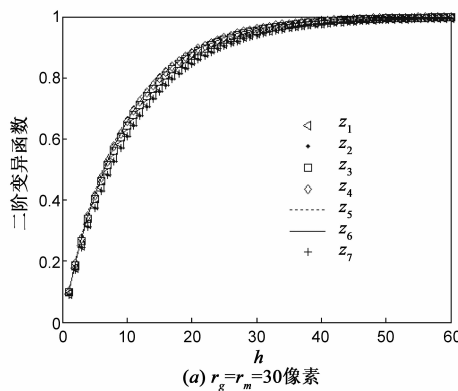


图3所示是理论二阶变异函数  $\gamma_2(h)$  随  $h$  的变化曲线, 其中, 设  $\sigma^2 = 1, \omega^2$  从 0 到 1 等距(=0.125)取值,  $\omega_0^2 = 0, \omega_1^2 = 0.125, \dots, \omega_8^2 = 1$ . 图3(a)中  $r_g = r_m = 30$ , 图3(b)中  $r_g = 10, r_m = 50$ . 当取  $\omega_0^2 = 0$  时, 混合模型退化为单一的多值 Gamma 模型, 取  $\omega_8^2 = 1$  时混合模型退化为单一的 Poisson Mosaic 模型, 这两种状态没有实际的讨论意义, 故不在图3中显示. 从图3(a)中可以看出  $\omega^2$  取不同值时, 各理论二阶变异函数并没有明显差异, 即无法有效区分两种空间结构. 而图3(b)中, 在 3 像素  $< h < 30$  像素时,  $Z_1$  到  $Z_4$  可以较好的区分开来, 而在整个  $h$  范围内  $Z_5$  到  $Z_7$  区分较为困难.

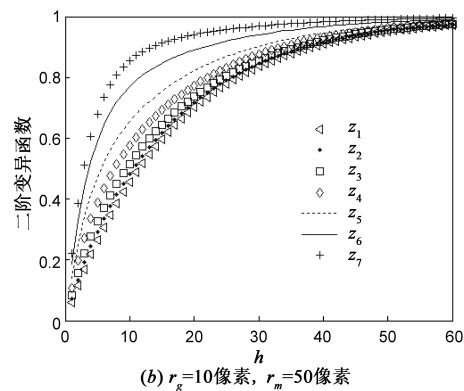


图3 混合模型  $Z(x), i=1, \dots, 7$  理论二阶变异函数生成的函数影像

### 2.3.2 混合模型的一阶变异函数

如上文所提到, Poisson 线将影像域划分成互不重叠的单元. 将两像素点  $s$  和  $s+h$  属于同一单元记为事件  $A$ . 它发生的概率与  $Z_m(x)$  的协防差函数相关<sup>[21]</sup>,

$$P(A) = C_m(h) = \sigma^2 - \gamma_{2,m}(h) \quad (20)$$

事件  $\bar{A}$  发生的概率等于

$$P(\bar{A}) = 1 - P(A) = 1 - \sigma^2 + \gamma_{2,m}(h) \quad (21)$$

根据式(20)和(21), 式(5)可以分解为,

$$\gamma_1(h) = 0.5P(A)E[|Z(s+h) - Z(s)| | A] + 0.5P(\bar{A})E[|Z(s+h) - Z(s)| | \bar{A}] \quad (22)$$

在事件  $A$  发生条件下,

$$E[|Z(s+h) - Z(s)| | A] = E[\sigma|\omega\{Z_m(s+h) - Z_m(s)\} + \sqrt{1-\omega^2}\{Z_g(s+h) - Z_g(s)\}| | A] \quad (23)$$

其中, 由于两像素点  $s$  和  $s+h$  属于同一单元, 可得  $Z_m(s) - Z_m(s+h) = 0$ , 式(23)可进一步简化为

$$E[|Z(s+h) - Z(s)| | A] = \sigma\omega E[|Z_g(s+h) - Z_g(s)|] \quad (24)$$

$E[|Z_g(s) - Z_g(s+h)|]$  可由式(11)求出.

在事件  $\bar{A}$  发生条件下,

$$E[|Z(s+h) - Z(s)| | \bar{A}] = E[\sigma|\omega\{Z_m(s+h) - Z_m(s)\} + \sqrt{1-\omega^2}\{Z_g(s+h) - Z_g(s)\}| | \bar{A}] \quad (25)$$

其中, 两像素点  $s$  和  $s+h$  不属于同一单元,  $Z_m(s+h), Z_m(s), Z_g(s)$  和  $Z_g(s+h)$  都是满足同一 Gamma 分布的相互独立的随机变量. 设  $N = Z_g(s+h) - Z_g(s), M = Z_m(s+h) - Z_m(s)$ , 由式(11)可以计算出  $M$  和  $N$  的概率密度函数. 再设  $O = \omega M + \sqrt{1-\omega^2}N$ , 则式(25)可写成  $\sigma E[|O|]$ . 利用  $M$  和  $N$  的概率密度函数可以求出  $O$  的期望. 这里给出  $\alpha = 2$  时混合模型的理论一阶变异函数表达式:

$$\gamma_1(h) = \frac{\sigma}{2} \left[ \omega(\sigma^2 - \gamma_{2,m}(h)) \frac{3\sqrt{2\gamma_{2,g}(h)}}{4} + (1 - \sigma^2 + \gamma_{2,m}(h)) \frac{\sqrt{2\gamma_{2,g}(h)}}{8 \left( \frac{1}{\omega} - \frac{1}{\sqrt{1-\omega^2}} \right)^3 \omega^2} \right] \quad (26)$$

由式(26)可以看出, 对于多值 Gamma 模型, 它的一阶变异函数与二阶变异函数是平方的关系, 而对 Poisson Mosaic 模型, 其一阶变异函数与二阶变异函数是线性关系.

图4展示了由一阶变异函数随 $h$ 的变化曲线,其中的模型参数与二阶变异函数所给模型参数相同. 从图

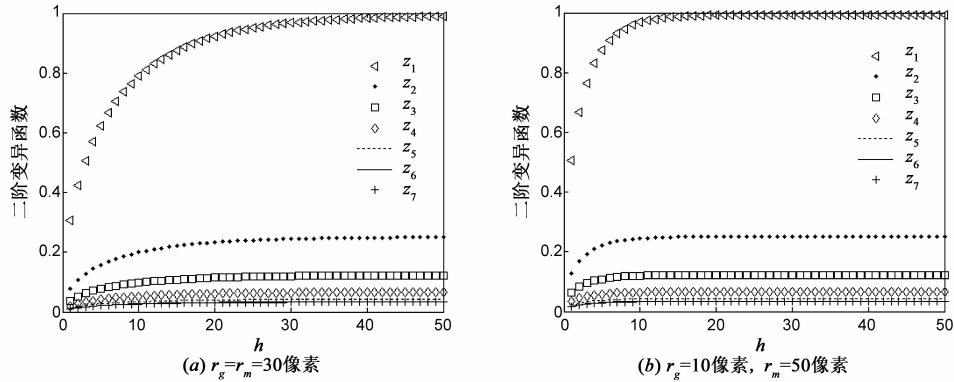


图4 混合模型 $Z_i(x), i=1, \dots, 7$ 理论一阶变异函数生成的函数影像

中可以看出不论 $r_g$ 与 $r_m$ 相等与否,在整个 $h$ 的范围里, $Z_1$ 到 $Z_4$ 都可以很清楚的分开, $Z_5$ 到 $Z_7$ 无法有效的分开.

### 2.4 最小二乘参数估计

本文利用最小二乘准则,通过拟合理论与实验变异函数值估计混合模型中的参数. 设两点间距离  $H = [h_1, \dots, h_n]$ , 未知参数  $\Theta = (\alpha, \beta\omega, r_g, r_m)$ . 理论变异函数  $\gamma(H, \Theta)$ 可由式(18)和(22)计算得到.

设实验变异函数:  $\hat{\gamma}(H) = \{\hat{\gamma}_1(h), \hat{\gamma}_2(h) : h \in H\}$ . 一阶与二阶实验变异函数可由下式计算得到

$$\hat{\gamma}_1(h) = \frac{1}{2|N(h)|} \sum_{N(h)} |z(s+h) - z(s)| \quad (27)$$

$$\hat{\gamma}_2(h) = \frac{1}{2|N(h)|} \sum_{N(h)} [z(s+h) - z(s)]^2$$

其中, $N(h)$ 是相距 $h$ 的像素对的个数. 设 $\gamma(H, \Theta)$ 和 $\hat{\gamma}(H)$ 满足关系式:

$$\hat{\gamma}(H) = \gamma(H, \Theta) + \varepsilon(H) \quad (28)$$

其中, $\varepsilon(H)$ 是均值为0的 $n \times 1$ 维矢量,其协方差矩阵  $V(\Theta) = \text{Cov}[\varepsilon(H)]$ . 根据最小二乘准则,模型参数矢量可估计为<sup>[22]</sup>

$$\begin{aligned} & [\hat{\gamma}_2(H) - \gamma_2(H, \Theta)]^T V(\Theta) [\hat{\gamma}_2(H) - \gamma_2(H, \Theta)] \\ &= \varepsilon(H, \Theta)^T V(\Theta) \varepsilon(H, \Theta) \\ &= \sum_{j=1}^n \frac{|N(h_j)|}{2\gamma_2(h_j, \Theta)} [\hat{\gamma}_2(h_j) - \gamma_2(h_j, \Theta)] \end{aligned} \quad (29)$$

## 3 实验与结果

### 3.1 模拟影像实验

为了验证一阶和二阶变异函数刻画海冰空间结构的能力,首先在已知参数的模拟影像上进行实验. 模拟影像为 $300 \times 300$ 像素. 首先生成多值Gamma和Poisson Mosaic的单一模型影像,然后将这两幅影像用不同的权重参数 $\omega^2$ 组合生成混合模拟影像,用 $Z_1(x), Z_2(x), \dots, Z_7(x)$ 来表示,  $\omega_1^2 = 0.875, \omega_2^2 = 0.75, \omega_3^2 = 0.64, \omega_4^2$

$= 0.5, \omega_5^2 = 0.36, \omega_6^2 = 0.25, \omega_7^2 = 0.125$ .

图5显示两单一模型生成的影像. 由于篇幅原因,图6只给出代表性部分模拟影像,(a)、(b)和(c)分别对应混合模型 $Z_1(x), Z_1(x)$ 和 $Z_7(x)$ 生成的影像.

图7中(a1)~(c1)是图6(a)~(c)的一阶实验变异函数与理论变异函数的最小二乘拟合结果,(a2)~(c2)是二阶实验变异函数与理论变异函数的最小二乘拟合结果. 从图中可以看出,拟合结果较好,可以看到明显的变程. 其中有一点需要注意,当 $h=0$ 时,由变异函数的定义式可知,此时的变异函数值应为0. 但在实际影像中,在 $h=0$ 时, $\gamma(h) \neq 0$ ,表现为正截距,称为块金方差. 在空间统计学中,这种现象称为块金效应(nugget effect)<sup>[23]</sup>. 块金方差主要来源于小于抽样间距上空间数据的差异性.

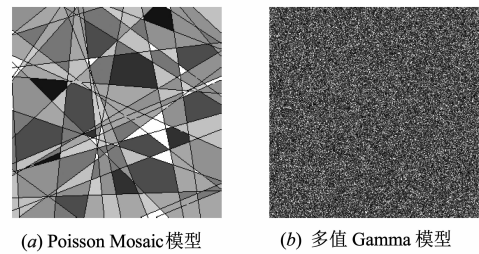


图5 两单一模型模拟影像

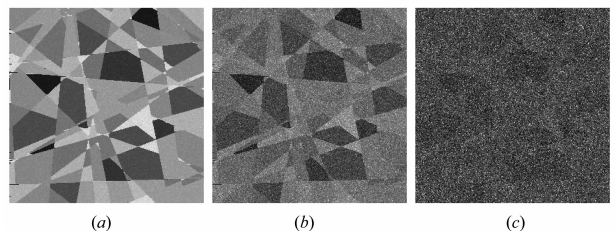


图6 混合模型模拟影像

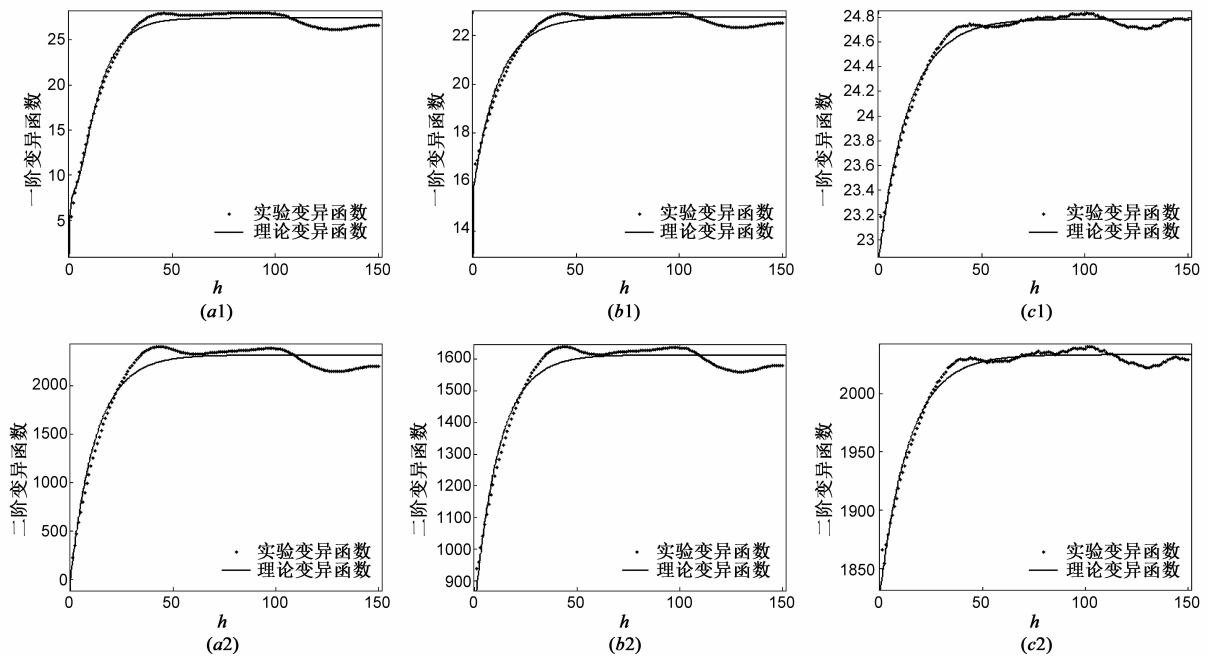


图7 模拟影像一阶和二阶理论与实验变异函数拟合结果

表 1 给出混合模型中权重参数  $\omega^2$  的拟合结果.  $\omega^2$  为生成模拟影像时所去权值,  $\omega_{est}^2$  为估计的权值. 从结果中可以看出, 一阶变异函数估计的权值与真实权值误差在  $\pm 10\%$  以内. 而二阶变异函数除  $\omega^2 = 0.5$  以外, 均存在两个估计结果, 该情况产生的原因即 2.3.2 节中所述, 二阶变异函数两模型理论表达式相同, 当变程相同或相近时很难区分两种不同空间结构特征. 而一阶变异函数不存在在该问题.

表 1 混合模型模拟影像参数估计

混合模型	$Z_1(x)$	$Z_2(x)$	$Z_3(x)$	$Z_4(x)$	$Z_5(x)$	$Z_6(x)$	$Z_7(x)$
真实 $\sim \omega^2$	0.125	0.25	0.36	0.50	0.64	0.75	0.875
一阶变异函数 $\sim \omega_{est}^2$	0.117	0.27	0.39	0.49	0.61	0.76	0.883
二阶变异函数 $\sim \omega_{est}^2$	0.104 (0.853)	0.21 (0.73)	0.38 (0.64)	0.52	0.69 (0.39)	0.78 (0.24)	0.904 (0.113)

### 3.2 真实海冰影像实验

利用真实海冰 SAR 强度影像对本文方法进行验证. 实验影像区域为加拿大 Ungava 湾, 采集时间为 2008 年 4 月到 6 月, 海冰处于融化期, 海冰密度变化明显. 利用本文算法对所有时相影像进行实验, 均得到较好结果. 由于数据较多, 本节仅给出其间海冰类型最多的两景影像的实验结果. 图 8 是 2 视 Radarsat-1 强度影像, 空间分辨率 30m, 时间为 2008 年 5 月 6 日和 12 日. 影像右边为加拿大冰服务局制作的蛋形图 (egg code), 反映相关海域海冰信息, 第 1 行表示海冰总体密度, 第 2 行代表各海冰子类所占比重, 第 3 行表示海冰子类影

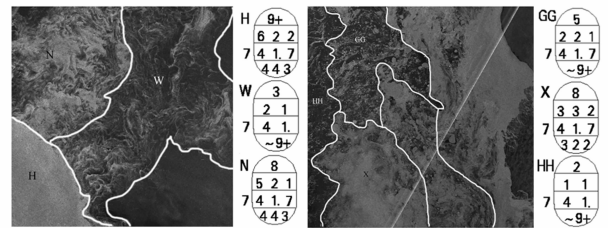


图8 SAR强度影像和蛋形图

响范围, 第 4 行代表海冰形状信息. 实验主要利用第 1 行和第 3 行信息验证模型反演的准确性.

图 9 是  $100 \times 100$  pixel 从不同海冰区域提取的样本. X 区域海冰密度为 80%, 子块影响范围 30 ~ 100m; HH 区域海冰密度为 20%, 主要是条带或碎块状冰; H 区域海冰密度超过 90%, 子块影响范围 100 ~ 500m; W 区域海冰密度为 30%, 主要是条带或碎块状冰.

图 10 给出样本影像的实验变异函数与理论变异函数的拟合结果. 从结果中可以看出, 样本影像结果拟合结果很好. 本文根据官方提供信息也对相同总体密度海冰区域的整体进行了实验, 但整体影像由于形状不规则, 空间关系更加复杂, 误差相对增大. 在样本影

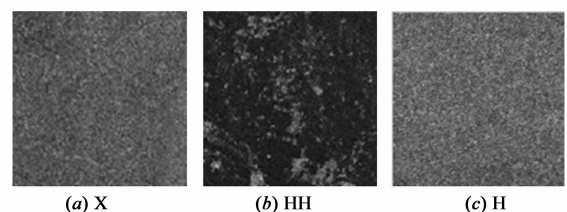


图9 不同类型海冰样本

像中,只有一种海冰结构,各向同性假设更易满足,而在整体影像中,虽然将整体密度视为一致的,但即使同一密度区域也存在不同海冰结构,故不在此给出结果.

表 2 给出混合模型参数估计结果,其中  $\omega_{est}^2$  反映海冰密度,  $r_m$  反映海冰子块平均大小,  $r_g$  反映海冰和海水整体的影响范围,  $r_m$  和  $r_g$  单位为像素. 结果说明,估计的海冰密度和子块平均大小都可以反映真实的海冰信息. 这些信息还可以作为预测海冰的其它信息,如厚

度、冰龄等的辅助参数.

表 2 样本海冰参数估计

海冰类型	$r_g$ (pixel)		$r_m$ (pixel)		子块影响范围 (m)	$\omega_{est}^2$		真实海冰密度
	一阶	二阶	一阶	二阶		一阶	二阶	
H	75.1	86.5	5.6	6.3	100 ~ 500	0.93	0.95	90% +
HH	75.6	65.5	3.1	4.3	/	0.21	0.23	20%
X	87	95.7	2.6	1.1	30 ~ 100	0.88	0.83	80%

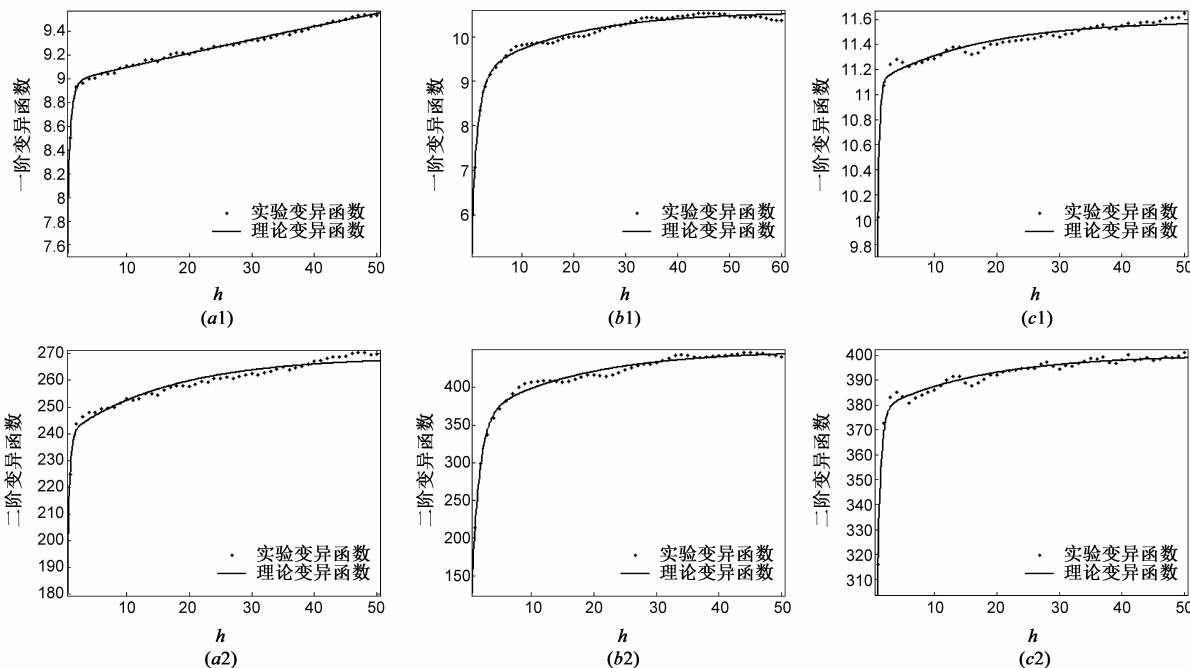


图10 海冰样本影像一阶和二阶理论变异函数与实验变异函数拟合结果

### 4 结论

本文提出一种基于随机模型和空间统计学测度的海冰空间结构描述新方法. 通过实验证明,针对中低分辨率 SAR 影像,两种变异函数测度的结合可以有效反演海冰相关参数. 二者各有优势,在不同空间结构特征具有相近的影响范围时,二阶变异函数测度已经无法有效区分不同空间结构. 而本文提出一阶变异函数测度仍然可以有效区分,但在海冰密度较高的情况下,一阶变异函数测度对密度的估计精度有待提高. 与二阶变异函数相结合对空间结构的描述更加准确. 虽然本文可以有效反演海冰空间结构,但随着遥感技术的发展,影像空间分辨率越来越高,原有的 Gamma 分布将不再适用,需要找到新的统计分布来替代,如:K 分布. Voronoi Mosaic 模型是另一种划分模型,在算法实现上较 Poisson Mosaic 模型更易实现等.

### 参考文献

[1] 朱海天,冯倩,曾韬,梅涂术,崔松雪,梁超,孙从容. 基于

星载 SAR 的渤海海冰遥感监测系统设计与研究[J]. 遥感信息,2012,13(2):81-85.  
 Zhu Hai-tian, Feng Qian, Zeng Tao, Mei Tu-shu, Cui Song-xue, Liang Chao, Sun Cong-rong. Design and research on Bohai sea ice monitoring system based on SAR[J]. Remote Sensing Information, 2012, 13(2): 81-85. (in Chinese)  
 [2] 吴龙涛,吴辉斌,孙兰涛,等. MODIS 渤海海冰遥感资料反演[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版),2006,36(2):173-179.  
 [3] Du Bo, Zhang Liangpei. A discriminative metric learning based anomaly detection method[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(11): 6844-6857.  
 [4] Chen Wu, Bo Du, Liangpei Zhang. Slow feature analysis for change detection in multispectral imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(5): 2858-2874.  
 [5] 武辰,杜博,张良培. 基于独立成分分析的高光谱变化检测[J]. 遥感学报,2012,3(16):545-561.  
 Wu Chen, Du Bo, Zhang Liang-pei. Hyperspectral change

- detection based on independent component analysis [J]. Journal of Remote Sensing, 2012, 16 (3): 545 - 561. (in Chinese)
- [6] 许鹏飞. 图像结构化特征表达方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
- [7] 张晰, 张杰, 纪永刚. 基于纹理特征分析的辽东湾 SAR 影像海冰检测[J]. 海洋科学进展, 2008, 26(3): 386 - 393.
- [8] 陈杉, 秦其明. 基于小波变换的高分辨率影像纹理结构分类方法[J]. 地理与地理信息科学, 2003, 19(3): 6 - 9.
- [9] Nystuen J A, Garcia Jr F W. Sea ice classification using SAR backscatter statistics[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(3): 502 - 509.
- [10] 汪霄箭, 李玉, 赵泉华, 何晓军. 混合本征模型的多视 SAR 影像海冰密度检测[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(12): 1836 - 1842.
- [11] Garrigues S, Allard D, Baret F. Using first-and second-order variograms for characterizing landscape spatial structures from remote sensing imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45 (6): 1823 - 1834.
- [12] 冯益明. 空间统计学理论及其在林业中的应用[M]. 北京: 中国林业出版社, 2008: 22 - 47.
- [13] Garrigues S, Allard D, Baret F, Weiss M. Quantifying spatial heterogeneity at the landscape scale using variogram models[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 103 (1): 81 - 96.
- [14] 张耀天, 胡睿, 孙进平, 毛士艺. 一种基于二维 Gamma 分布的 SAR 图像变化检测方法[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(5): 927 - 930.  
Zhang Yao-tian, Hu Rui, Sun Jin-ping, Mao Shi-yi. Change detection for SAR images based on bivariate Gamma models[J]. System Engineering and Electronics, 2010, 32(5): 927 - 930. (in Chinese)
- [15] 张元禧. 相互独立两 GAMMA 分布随机变数之和、差的联合分布函数[J]. 合肥工业大学学报, 1983, 5(3): 53 - 59.
- [16] Rivoirard J. Introduction to Disjunctive Kriging and Non-linear Geostatistics[M]. England: Clarendon Press, 1994.
- [17] Curran P J. The semivariogram in remote sensing: An introduction[J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 24 (3): 247 - 258.
- [18] Kotz S, Balakrishnan N, Johnson N L. Continuous Multivariate Distributions: Models and Applications (2nd edition) [M]. New York: Wiley, 2000.
- [19] Lantuéjoul C. Geostatistical Simulation Models and Algorithms[M]. German: Springer, 2002.
- [20] Chiles J, Delfiner P. Geostatistics Modeling Spatial Uncertainty[M]. New York: Wiley, 1999.
- [21] Sheldon M R. Introduction to Probability and Statistics for Engineers and Scientists (3rd edition) [M]. America: Academic Press, 2004.
- [22] Schabenberger O, & Gotway C A. Statistical Methods for Spatial Data Analysis[M]. England: Chapman and Hall/CRC, 2005.
- [23] 刘经南, 曾文宪, 徐培亮. 整体最小二乘估计的研究进展[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2013, 38(5): 505 - 512.

#### 作者简介



**汪霄箭** 男, 1991 年 2 月出生于安徽省泾县, 现为辽宁工程技术大学摄影测量与遥感专业硕士研究生. 主要研究方向为空间数据分析.  
E-mail: 690098087@qq.com



**赵泉华** 女, 1978 年 11 月出生于河北省承德. 现为辽宁工程技术大学遥感科学与应用研究所副教授、硕士生导师. 主要研究方向随机几何、模糊集理论、信息论及其在遥感数据处理中的应用.  
E-mail: zqhlby@163.com