

# 基于 Coherent Point Drift 方法的 SAR 图像散射中心匹配\*

张泽兵<sup>1,2</sup>, 胡卫东<sup>1</sup>

(1. 国防科技大学 ATR 重点实验室, 湖南长沙 410073;  
2. 海军潜艇学院航海观通系, 山东青岛 266071)

**摘要:** 散射中心匹配是当前散射中心用于 SAR 图像目标识别的一个主要技术途径。散射中心匹配的难点在于散射中心特征存在的误差和缺失。Coherent Point Drift (CPD) 方法从概率密度估计的角度解决点模式匹配问题, 能够较好地考虑散射中心的误差和缺失。本文将 CPD 方法用于散射中心匹配, 并在此基础上引入车辆目标 SAR 图像方位角估计先验信息和散射中心属性信息, 以提高散射中心匹配的准确性和稳健性。MSTAR 数据实验说明了该方法的有效性。

**关键词:** 散射中心匹配; Coherent Point Drift; 车辆; 方位角估计; 散射中心属性信息

中图分类号: TN 957 文献标志码: A 文章编号: 1011-2486(2012)04-138-05

## Coherent point drift method for SAR imagery scattering centers matching

ZHANG Zebing<sup>1,2</sup>, HU Weidong<sup>1</sup>

(1. ATR Key Lab, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;  
2. Navigation and Observation Department, Navy Submarine Academy, Qingdao 266071, China)

**Abstract:** Scattering centers matching is currently the primary technique in SAR Automatic Target Recognition (ATR) using scattering centers. The difficulties in scattering centers matching originate in the inexactness of scattering centers and missing scattering centers. The recently developed Coherent Point Drift (CPD) method solves point pattern matching from the perspective of probability density estimation. In the CPD method, the inexactness of scattering centers and missing scattering centers can be well considered. The CPD method was introduced in this research to solve scattering centers matching. In order to improve the accuracy and stability of scattering center matching, the CPD method was modified to incorporate the prior information of vehicles' azimuth estimation and scattering centers attributes. Experiments on MSTAR dataset show the validity of the proposed method.

**Key words:** scattering centers matching; Coherent Point Drift; vehicles; azimuth estimation; scattering centers attributes

SAR 图像目标识别是 SAR 图像理解的重要课题。理论和实验已经证明散射中心能够较好地描述宽带雷达目标在雷达光学区的电磁散射, 包含了丰富的目标结构信息, 可以用于雷达目标识别。当前, 散射中心用于 SAR 图像目标识别主要通过未知类型的 SAR 图像散射中心与已知类型的 SAR 图像散射中心进行匹配来实现<sup>[1]</sup>。因此散射中心匹配成为散射中心用于 SAR 图像目标识别中的一个关键问题。

散射中心匹配可以归结为一个典型的点模式匹配问题。点模式匹配实际上包含两个相互关联的方面, 即几何变换和对应关系矩阵, 这两者可以互推。据此可以将点模式匹配方法大致分为两类: 其一是基于几何不变量的方法, 这类方法提取

相对几何变换不变的几何不变量作为特征, 以确定对应关系矩阵, 包括几何哈希法<sup>[2]</sup>, 谱方法<sup>[3]</sup>等; 其二是基于几何变换求解的方法, 软指派方法<sup>[4]</sup>是这类方法的杰出代表, 另外还有 Iterative Close Point (ICP) 方法<sup>[5]</sup>, 粒子群优化方法<sup>[6]</sup>等。

散射中心匹配的难点在于散射中心特征存在的误差和缺失。存在误差的条件下, 基于几何不变量的方法匹配结果不稳健, 软指派方法能够较好地容忍误差和缺失的影响, 但该方法中超参数的选择是一个难题。更为重要的是, 散射中心缺失造成的信息损失有时并不能通过数学技巧来弥补。对车辆目标, 能够根据其 SAR 图像对方位角进行粗估计, 另外散射中心除了位置信息外, 还存在如幅度等属性信息, 这些信息可以用于弥补散

\* 收稿日期: 2011-11-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(61002021)

作者简介: 张泽兵(1983—), 男, 安徽池州人, 博士研究生, E-mail: zhangzebing@nudt.edu.cn;

胡卫东(通信作者), 男, 教授, 博士, 博士生导师, E-mail: wdhu@nudt.edu.cn

射中心缺失造成的信息损失。

Coherent Point Drift (CPD) 方法<sup>[7]</sup>从概率密度估计的角度解决点模式匹配问题,能够很好地考虑散射中心特征的误差和缺失。由于具有经典的 Bayesian 理论框架,CPD 方法中的超参数具有明显的物理意义。在 Bayesian 框架下也便于引入方位角估计先验信息和散射中心属性信息,很好地满足了散射中心匹配的需要。

## 1 CPD 点模式匹配方法

CPD 方法将点模式匹配看作概率密度估计问题,参考点集作为混合高斯模型的中心,目标点集为观测数据点,通过最大化观测数据点的似然概率估计点集之间的几何变换。

令  $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_M)^T$  为参考点集,  $\mathbf{Y} = (\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_N)^T$  为目标点集,  $M, N$  分别为参考点集和目标点集的大小,  $T(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})$  是几何变换后的参考点集,  $T$  为几何变换算子,  $\boldsymbol{\theta}$  为几何变换参数。将  $T(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})$  看作混合高斯模型的中心,  $\mathbf{y}$  为该混合高斯概率模型产生的数据点,其似然概率由下式给出:

$$p(\mathbf{y}) = \sum_{m=1}^{M+1} p(\mathbf{y} | m) P(m) \quad (1)$$

$$\begin{aligned} & \text{其中} \\ & p(\mathbf{y} | m) = \begin{cases} 1/2\pi\sigma^2 \cdot \exp\{-\|\mathbf{y} - T(\mathbf{x}_m, \boldsymbol{\theta})\|_2^2 / (2\sigma^2)\}, & m = 1, \dots, M \\ 1/N & , m = M+1 \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

这里增加均匀分布  $p(\mathbf{y} | M+1) = 1/N$  用于考虑缺失点,记均匀分布的先验概率  $P(M+1) = w$  ( $0 \leq w \leq 1$ ),表示缺失部分的比例,  $P(m) = (1-w)/M$  表示所有的高斯混合模型分量具有相同的先验概率。观测数据点集的联合似然概率为

$$P(\mathbf{Y}) = \prod_{n=1}^N p(\mathbf{y}_n) \quad (3)$$

对上式取负对数得到观测数据点集  $\mathbf{Y}$  的负对数似然函数,显然负对数似然函数是几何变换参数  $\boldsymbol{\theta}$  和方差  $\sigma^2$  的函数,

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{\theta}, \sigma^2) &= - \sum_{n=1}^N \ln p(\mathbf{y}_n) \\ &= - \sum_{n=1}^N \ln \sum_{m=1}^{M+1} P(m) p(\mathbf{y}_n | m) \end{aligned} \quad (4)$$

通过最小化  $L(\boldsymbol{\theta}, \sigma^2)$  可以估计几何变换参数  $\boldsymbol{\theta}$  和  $\sigma^2$ 。文献 [7] 利用 EM 算法求解上述的最优化问题。利用 EM 算法解决该问题的基本思路是: E 步根据现有的参数估计值  $\boldsymbol{\theta}_{old}, \sigma_{old}^2$ , 利用 Bayesian 原理计算后验概率  $p_{old}(m | \mathbf{y}_n)$ ; M 步通过最大化  $Q$  更新参数估计  $\boldsymbol{\theta}_{new}, \sigma_{new}^2$ 。

后验概率  $p(m | \mathbf{y}_n)$  实际上定义了两个点  $\mathbf{y}_n$

和  $\mathbf{x}_m$  存在对应关系的概率,根据 Bayesian 原理,  $p(m | \mathbf{y}_n) = P(m) p(\mathbf{y}_n | m) / p(\mathbf{y}_n)$ , 归一化后得到

$$p(m | \mathbf{y}_n) = P(m) p(\mathbf{y}_n | m) / \sum_{m=1}^M P(m) p(\mathbf{y}_n | m) \quad (5)$$

将  $\boldsymbol{\theta}_{old}, \sigma_{old}^2$  和式(2)代入式(5)得

$$\begin{aligned} p_{old}(m | \mathbf{y}_n) &= \frac{\exp\{-\|\mathbf{y}_n - T(\mathbf{x}_m, \boldsymbol{\theta}_{old})\|_2^2 / (2\sigma_{old}^2)\}}{\sum_{k=1}^M \exp\{-\|\mathbf{y}_n - T(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\theta}_{old})\|_2^2 / (2\sigma_{old}^2)\} + (2\pi\sigma_{old}^2)^{-w} \frac{w}{1-w} \frac{M}{N}} \end{aligned} \quad (6)$$

记

$$Q = - \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{M+1} p_{old}(m | \mathbf{y}_n) \ln [P(m) p(\mathbf{y}_n | m)] \quad (7)$$

目标函数  $Q$  是  $L(\boldsymbol{\theta}, \sigma^2)$  的一个上界<sup>[7]</sup>。忽略目标函数  $Q$  中与  $\boldsymbol{\theta}, \sigma^2$  无关的参数项,可以将  $Q$  写成

$$\begin{aligned} Q &= \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{M+1} p_{old}(m | \mathbf{y}_n) \|\mathbf{y}_n - T(\mathbf{x}_m, \boldsymbol{\theta})\|_2^2 \\ &+ \ln \sigma^2 \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M p_{old}(m | \mathbf{y}_n) \end{aligned} \quad (8)$$

在较小的方位角变化范围内,不同方位角下的 SAR 图像散射中心可以认为满足旋转平移变换关系<sup>[8]</sup>。考虑旋转平移变换,则  $T(\mathbf{x}_m, \boldsymbol{\theta}) = T(\mathbf{x}_m; \mathbf{R}, \mathbf{t}) = \mathbf{R}\mathbf{x}_m + \mathbf{t}$ , 这里  $\mathbf{R}$  为  $2 \times 2$  的正交旋转矩阵,  $\mathbf{t}$  为  $2 \times 1$  的平移向量。将  $T(\mathbf{x}_m; \mathbf{R}, \mathbf{t})$  代入  $Q$  中得

$$\begin{aligned} Q(\mathbf{R}, \mathbf{t}, \sigma^2) &= \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^{M+1} p_{old}(m | \mathbf{y}_n) \|\mathbf{y}_n - \mathbf{R}\mathbf{x}_m - \mathbf{t}\|_2^2 \\ &+ \ln \sigma^2 \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M p_{old}(m | \mathbf{y}_n) \end{aligned} \quad (9)$$

式(9)中  $Q$  的最优化具有解析表达式,相应的结果及算法流程见文献[7]。

## 2 改进 CPD 方法用于散射中心匹配

### 2.1 利用方位角先验信息的改进 CPD 方法

在较小的方位角变化范围内,不同方位角下的 SAR 图像散射中心可以认为满足旋转平移变换关系<sup>[8]</sup>。旋转平移变换参数为  $\boldsymbol{\theta} = [\phi, \tau_x, \tau_y]^T$ , 其中  $\phi$  为旋转角,  $\tau_x, \tau_y$  为二维平移。已知观测数据点集  $\mathbf{Y}$ , 则几何变换参数  $\boldsymbol{\theta}$  的最优估计可由最大后验概率估计给出,

$$\boldsymbol{\theta} = \underset{\boldsymbol{\theta}}{\operatorname{argmax}} P(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{Y}) = \underset{\boldsymbol{\theta}}{\operatorname{argmax}} P(\mathbf{Y} | \boldsymbol{\theta}) P(\boldsymbol{\theta}) \quad (10)$$

$P(\boldsymbol{\theta})$  表示几何变换参数的先验信息,当先验信息不存在时,最大后验概率估计退化为最大似然估计。对车辆目标,能够通过其 SAR 图像对方位

角进行粗估计,利用方位角粗估计可以得到几何变换参数中的旋转角  $\phi$  的先验信息。当得到旋转角  $\phi$  的先验信息后,几何变换参数可由下式估计,

$$\theta = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} P(\theta | Y) = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} P(Y | \theta) P(\phi) \tag{11}$$

针对 MSTAR 数据中车辆目标的方位角估计,大部分文献给出的方位角估计精度在  $\pm 10^\circ$  范围之内<sup>[9]</sup>。由于参考 SAR 切片图像的方位角是已知的,得到测试切片图像的方位角粗估计之后,两者之差即为旋转角  $\phi_0$ 。考虑到方位角粗估计的误差,真实的旋转角在  $[\phi_0 - 10^\circ, \phi_0 + 10^\circ]$ 。因此我们定义  $p(\phi)$  为  $[\phi_0 - 10^\circ, \phi_0 + 10^\circ]$  上的均匀分布,这时式(11)的最优化要求  $\phi$  在  $[\phi_0 - 10^\circ, \phi_0 + 10^\circ]$  内。当  $\phi$  的最大似然估计  $\hat{\phi}$  (根据旋转矩阵  $R$  得到)超出  $[\phi_0 - 10^\circ, \phi_0 + 10^\circ]$  时,我们将旋转角估计修正为  $\hat{\phi}$  在  $[\phi_0 - 10^\circ, \phi_0 + 10^\circ]$  上的截断估计,  $R$  根据修正后的  $\hat{\phi}$  也进行相应的修正。

### HJ

## 2.2 利用散射中心属性信息的加权 CPD

散射中心除了位置信息外,还有其它重要的属性信息,如幅度、稳健性等可以用于辅助散射中心的匹配,这些属性信息在人工匹配过程中也经常被有意或无意地使用。为了引入散射中心的属性信息,这里对  $p(y_n | m)$  进行如下修正:

$$p(y_n | m) = \begin{cases} 1/2\pi\sigma^2 \cdot \exp\left\{-\frac{\|y_n - T(x_m, \theta)\|^2}{2\sigma^2}\right\} \frac{M\gamma(\alpha_m, \alpha_n)}{Z}, & m = 1, \dots, M \\ 1/N, & m = M + 1 \end{cases} \tag{12}$$

其中  $\gamma(\alpha_m, \alpha_n)$  定义了目标点集第  $n$  个散射中心的属性与参考点集第  $m$  个散射中心的属性匹配程度,  $\gamma(\alpha_m, \alpha_n)$  越大表示匹配程度越好。  $Z = \sum_{m=1}^M \gamma(\alpha_m, \alpha_n)$  是归一化参数,  $\gamma(\alpha_m, \alpha_n)/Z$  是对  $\gamma(\alpha_m, \alpha_n)$  的归一化,表示由属性信息匹配决定的先验对应概率。  $M$  为修正系数,这样当  $\gamma(\alpha_m, \alpha_n)$  都相同,即属性信息不起作用时,加权系数  $M\gamma(\alpha_m, \alpha_n)/Z$  恒等于 1,式(12)即退化为式(2)。

当考虑散射中心的属性信息时,可以得到加权 CPD 方法。加权 CPD 方法的算法步骤与 CPD 方法的不同之处仅在于  $P$  的计算方法不同,这里不再赘述。

### 2.2.1 考虑幅度属性

散射中心的幅度属性对散射中心的匹配具有重要意义,如幅值较大的峰值与幅值较小的峰值对应的概率较低。这里将散射中心按幅度的强弱划分强散射中心和弱散射中心,划分的准则为:幅度大于某一门限即认为是强散射中心,反之则为

弱散射中心。本文取门限为散射中心幅度的中值。当定义了强散射中心和弱散射中心后,两个散射中心按幅度属性的匹配程度定义如下:

$$\gamma(a_m, a_n) = \begin{cases} \eta, a_m, a_n \text{ 同属于强散射中心} \\ \quad \text{或弱散射中心} \\ 1, a_m, a_n \text{ 一个为强散射中心,} \\ \quad \text{另一个为弱散射中心} \end{cases} \tag{13}$$

式(13)中的  $\eta$  应大于 1,表示强(弱)散射中心与强(弱)散射中心对应的概率高于强散射中心与弱散射中心对应的概率。

### 2.2.2 考虑散射中心重要性

散射中心本质上对应了目标的一定结构,散射中心匹配也是目标结构的匹配。对车辆目标,人工匹配的经验指出车辆边缘的散射稳定,较好地定义了车辆目标主体,因此对匹配的作用较大,而另外一些活动部件等对匹配的作用不大,甚至起相反的作用。基于这一思想,SAR 图像目标轮廓附近的散射中心对匹配应当更重要。因此根据各散射中心到目标轮廓的距离将所有的散射中心划分为两类,离轮廓较近的散射中心(I类)和离轮廓较远的散射中心(II类)。划分准则可以是首先求各散射中心到轮廓的最小距离  $d_n$ ,然后根据这些最小距离的中值确定一个距离门限,最小距离小于门限的散射中心为 I 类散射中心,反之则为 II 类散射中心。这时可以定义两个散射中心按重要性的匹配程度如下:

$$\gamma(a_m, a_n) = \begin{cases} \eta, a_m, a_n \text{ 同 I 类散射中心} \\ \quad \text{或 II 类散射中心} \\ 1, a_m, a_n \text{ 一个为 I 类散射中心,} \\ \quad \text{另一个为 II 类散射中心} \end{cases} \tag{14}$$

式(14)中的  $\eta$  大于 1,表示 I (II)类散射中心与 I (II)类散射中心对应的概率高于 I 类散射中心与 II 类散射中心对应的概率。

式(13)和(14)中的参数  $\eta$  事实上调整着散射中心属性信息和位置信息对匹配作用的不同权重,  $\eta$  越大,则属性加权的作用越强,同时位置信息的作用则相对变弱。  $\eta$  过大则匹配将过度依赖于属性信息,  $\eta$  过小(接近 1)则属性信息不起作用。实际中参数  $\eta$  要结合人工经验和训练来确定。首先根据 SAR 图像分辨率、目标尺寸级别、场景复杂程度等评估属性信息的可用性,并根据专家经验给出  $\eta$  的大致范围,然后利用少量样本训练得到  $\eta$  的最优值。

### 3 MSTAR 数据实验结果

在给出详细的实验结果之前,这里有几个问题需要作简要的说明:(1) 软指派方法是利用概率的方式表示点与点之间的对应性(Correspondence),这与 CPD 方法本质上是一致的,并且文献[7]说明了当 CPD 利用 EM 算法实现时其与文献[4]的软指派方法是等价的,通过调整 CPD 方法和软指派方法中的超参数,两种算法能够达到相同的效果,因此这里并没有另外给出软指派方法的匹配结果;(2) 加权 CPD 方法同时也考虑了方位角粗估计的先验信息;(3) SAR 切片图像的散射中心由文献[10]的子像素级峰值提取得到。

#### 3.1 散射中心匹配部分结果

取 T72 #132 俯仰角 15°下的某个 SAR 切片

图像(hb03424.015)作为参考,其方位角为 70.492°。另外取俯仰角 17°下同类型的 3 个 SAR 切片图像(hb03793.015, hb03794.015, hb03908.015)作为测试,3 个测试 SAR 切片图像的方位角分别为 70.7907°、75.7907°和 82.791°。

图 1(a)、(b)、(c)分别显示了三个测试 SAR 切片图像散射中心与参考 SAR 切片图像散射中心的几何哈希方法匹配结果。这里进一步定义方位角估计误差,即测试切片图像方位角的估计(根据参考切片图像的方位角和散射中心匹配得到的旋转角估计,对测试切片图像方位角的估计结果)与真实方位角之差,衡量散射中心的匹配效果。几何哈希方法给出的三个测试 SAR 切片图像方位角估计误差分别为 32.299°、3.2987°和 12.299°。

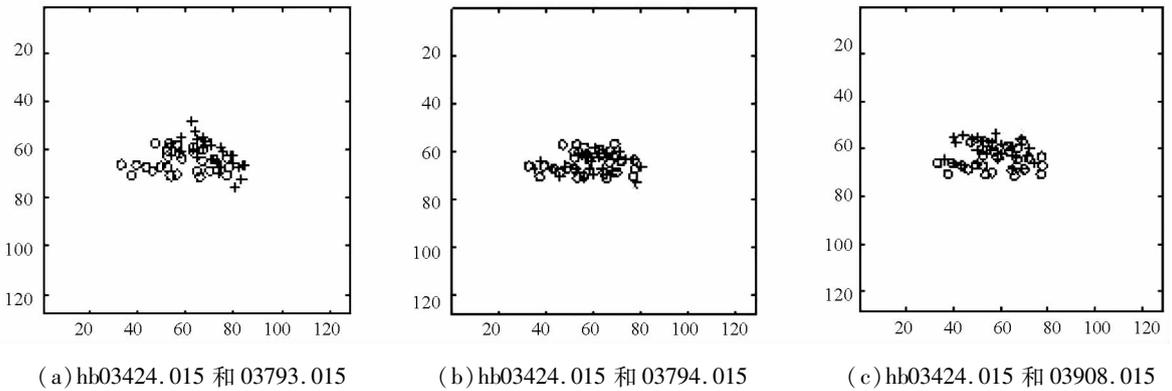


图 1 基于几何哈希方法的散射中心匹配结果

Fig. 1 Scattering centers matching results using geometric hashing

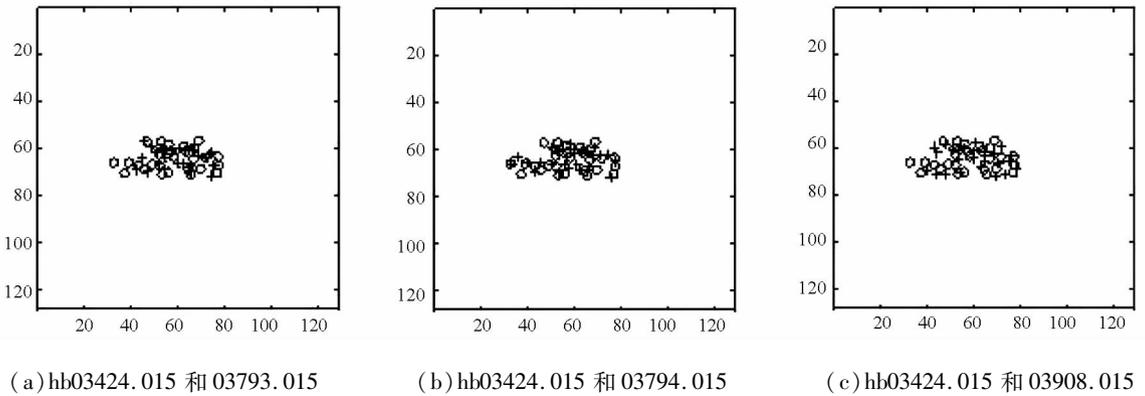


图 2 基于 CPD 方法的散射中心匹配结果

Fig. 2 Scattering centers matching results using CPD method

图 2(a)、(b)、(c)分别显示了三个测试 SAR 切片图像散射中心与参考 SAR 切片图像散射中心的 CPD 方法匹配结果,方位角估计误差分别为 6.663°、3.330°和 9.248°。这里设定超参数  $w = 0.5$ ,这也是实验中所有 CPD 相关方法的设定。实验过程中还发现 CPD 及改进 CPD 方法对  $w$  具有很好的稳健性能。

我们也得到了利用方位角先验信息的改进

CPD 方法、散射中心幅度加权 CPD 方法( $\eta = 2$ )和散射中心重要性加权 CPD 方法( $\eta = 2$ )三种方法的散射中心匹配结果。单从视觉上,这三种 CPD 改进方法与 CPD 方法的散射中心匹配结果大致相同,但方位角估计误差略有差别(利用方位角先验信息的改进 CPD 方法:6.663°、3.330°和 9.248°,散射中心幅度加权 CPD 方法:6.176°、3.222°和 9.7315°,散射中心重要性加权 CPD 方

法:6.263°、1.663°和9.340°)。

从这些匹配结果可以看出,CPD 及其改进方法优于几何哈希方法,但考虑方位角先验信息和散射中心属性信息的改进 CPD 方法相对 CPD 方法的优越性在以上示例中体现得并不明显,下面通过大量实验的统计结果说明改进 CPD 方法的优越性。

### 3.2 散射中心匹配的方位角估计结果

下面通过比较散射中心匹配方法的方位角估计结果(即根据参考切片图像的方位角和散射中心匹配得到的旋转角估计,对测试切片图像方位角的估计结果)说明本文方法的有效性。取 MSTAR 数据中俯仰角为 15°的两类目标(BMP2 和 T72)、6 个子类型(BMP2 #c21, BMP2 #9563, BMP2 #9566, T72 #s7, T72 #132, T72 #812)作为测试集。考虑相同配置和不同配置两种情况。相同配置情况下,将每个测试数据与俯仰角为 17°、相同子类型、方位角在该测试数据方位角 ±10°范围内的数据进行散射中心匹配,并将方位角估计

结果的均值与真实方位角的绝对偏差作为该组测试的方位角估计精度。不同配置情况下,将每个测试数据与俯仰角为 17°、相同类型(BMP2 或 T72)、方位角在该测试数据方位角 ±10°范围内的数据进行散射中心匹配,并将方位角估计结果的均值与真实方位角的绝对偏差作为该组测试的方位角估计精度。

表 1 给出了相同配置和不同配置情况下、5 种散射中心匹配方法的方位角估计精度的均值和均方差。由此可以得到以下结论:(1) CPD 方法优于几何哈希方法;(2) 利用方位角先验信息的改进 CPD 方法的散射中心匹配性能较 CPD 方法有较大的改善;(3) 加权 CPD 方法在利用方位角先验信息的基础上考虑了散射中心的属性信息,因此匹配性能也有一定程度的提高,但两种不同的属性加权匹配性能大致相当。表 1 中在不同配置条件下,改进 CPD 方法仍然有较好的匹配性能,说明该方法对变体具有较好的推广能力。

表 1 MSTAR 数据散射中心匹配的方位角估计精度统计(方位角估计精度的均值/均方差)

Tab.1 Azimuth estimation accuracy of MSTAR dataset using scattering centers matching (mean/variance of azimuth estimation error)

	几何哈希方法	CPD 方法	利用方位角先验信息的 CPD 方法	散射中心幅度加权 CPD 方法	散射中心重要性加权 CPD 方法
仅考虑相同配置(%)	6.4445/3.1041	4.062/2.0593	3.3056/1.356	3.0421/1.207	3.1426/1.37
考虑不同配置(%)	7.558/3.025	4.76/2.2329	3.7233/1.3624	3.5088/1.3663	3.5343/1.3394

## 4 结论

本文引入 CPD 方法用于散射中心的匹配。CPD 方法的优势在于:(1)能够很好地考虑散射中心特征存在的误差和缺失;(2)超参数具有明显的物理意义。另外,CPD 便于引入先验信息,如车辆目标的 SAR 图像方位角粗估计先验信息和散射中心属性信息等。这些信息的引入大大提高了散射中心匹配的准确性和稳健性。

## 参考文献(References)

[1] Bhanu B, Jones G. Object recognition results using MSTAR synthetic aperture radar data[C] // Proceedings of 2nd IEEE Workshop on Computer Vision Beyond the Visible Spectrum: Methods and Applications, CA, USA, 2000:55-62.

[2] 陶勇. 知识辅助的 SAR 图像目标特性分析与识别研究[D]. 长沙:国防科技大学,2010.

TAO Yong. Research on knowledge-aided target characteristics analysis and recognition in SAR imagery[D]. Changsha: National University of Defense Technology,2010. (in Chinese)

[3] 张昌芳,杨宏文,胡卫东,等. 基于 Delaunay 三角化和谱方法的非精确点模式匹配算法[J]. 中国图象图形学报 A, 2009, 14(7):1386-1391.

ZHANG Changfang, YANG Hongwen, HU Weidong, et al.

Inexact point pattern matching algorithm based on delaunay triangularization and spectral method [J]. Journal of Image and Graph A, 2009, 14(7):1386-1391. (in Chinese)

[4] Gold S, Rangarajan A, Lu C P, et al. New algorithms for 2D and 3D point matching: pose estimation and correspondence [J]. Pattern Recognition, 1998, 31(8): 1019-1031.

[5] Besl P J, Mckay N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE PAMI, 1992, 14(2):239-256.

[6] Yin P Y. Particle swarm optimization for point pattern matching[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2006, 17(1):143-162.

[7] Myronenko A, Song X B. Point set registration: coherent point drift[J]. IEEE PAMI,2010,32(12): 2262-2275.

[8] 计科峰,匡纲要,郁文贤. SAR 图像目标峰值提取及稳定性分析[J]. 现代雷达,2003, 25(2):15-18.

Ji Kefeng, KUANG Gangyao, YU Wenxian. SAR image's peak extraction and persistence analysis[J]. Modern Radar, 2003, 25(2):15-18. (in Chinese)

[9] 郭炜炜,杜小勇,胡卫东. 基于稀疏先验的 SAR 图像目标方位角稳健估计方法[J]. 信号处理,2008,24(6): 889-893.

GUO Weiwei, DU Xiaoyong, HU Weidong. A robust target aspect estimation method from SAR images based on sparse prior[J]. Signal Processing, 2008, 24(6): 889-893. (in Chinese)

[10] 计科峰,匡纲要,粟毅,等. SAR 图像目标峰值特征提取与方位角估计方法研究[J]. 宇航学报, 2004, 25(1): 102-108.

Ji Kefeng, KUANG Gangyao, SU Yi, et al. Methods of target's peak extraction and azimuth estimation from SAR imagery [J]. Journal of Astronautics, 2004, 25(1): 102-108. (in Chinese)