

基于非负特征值分解的极化 SAR 子空间分解滤波

刘高峰 李 明 王亚军 张 鹏

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

摘 要 极化 SAR 子空间分解滤波的优势在于能很好地保持极化信息,然而斑点噪声抑制效果与边缘、点目标信息的保持能力却有待提高。针对这一问题,提出了一种基于非负特征值分解(NNED)的极化 SAR 子空间分解滤波。对于每一个像素点,首先计算其参数向量协方差矩阵的特征值与特征向量,进而得到各个特征子空间;然后,以散射机制相似度最小化为标准,利用 NNED 选取分离信号子空间与噪声子空间的最优阈值;最后根据信号子空间得到滤波后的结果。实测极化 SAR 实验表明,相比于同类算法,所提出的算法能有效地抑制斑点噪声并且能很好地保持边缘、点目标信息。

关键词 极化合成孔径雷达(极化 SAR),斑点噪声,子空间分解,非负特征值分解(NNED)

中图分类号 TP75 **文献标识码** A

Subspace Decomposition Filtering Based on NNED for Polarimetric SAR

LIU Gao-feng LI Ming WANG Ya-jun ZHANG Peng

(National Key Lab of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract Although subspace decomposition filtering for polarimetric SAR can keep the polarimetric information very well, it is necessary to enhance its despeckling performance and capability of keeping edge-point information. For the problem, a subspace decomposition filtering based on nonnegative eigenvalue decomposition(NNED) was proposed. For each pixel, firstly we calculated eigenvalues and eigenvectors of the parameter vector covariance matrix, and then each eigen-subspace was obtained, secondly we used the NNED to select the optimal threshold for separating signal subspace from noise subspace, and the selecting criterion is the minimal similarity measurement of scattering mechanisms, thirdly the filtered result was produced by the signal subspace. The real-POLSAR-data experiment shows that compared with other congener algorithms, the proposed algorithm can efficiently suppress speckle noise and keep the edge-point information very well.

Keywords Polarimetric synthetic aperture radar(POLSAR), Speckle noise, Subspace decomposition, Nonnegative eigenvalue decomposition(NNED)

1 引言

随着各种新型极化 SAR 系统的不断涌现,极化 SAR 图像解译已成为当今遥感领域亟需解决的重要课题^[1]。然而由于极化 SAR 的相干成像机制,极化 SAR 图像中存在固有的斑点噪声,增加了图像解译的难度,因此斑点噪声抑制是极化 SAR 图像解译的一个重要环节^[2-4]。

目前,极化 SAR 图像斑点噪声抑制的主要算法有极化白化滤波^[2,3,5]、线性加权滤波^[6-8]、基于最大似然或最大后验概率的极化滤波^[9-11]、独立成分分析极化滤波^[3,12]、子空间分解滤波^[13-15]等。相比于其他主要滤波算法,子空间分解滤波的优势在于能很好地保持极化信息^[13-15]。文献[13]首次提出了

子空间分解滤波;文献[14]提出了极化白化滤波与子空间分解滤波的结合算法;文献[15]提出了基于特征子空间信噪比的子空间分解滤波,这两种算法^[14,15]提高了原始子空间分解滤波^[13]的斑点噪声抑制效果。

目前子空间分解滤波^[13-15]的斑点噪声抑制效果与边缘、点目标信息的保持能力仍有待于进一步提高。子空间分解滤波根据经验来确定阈值,以此阈值将信号子空间与噪声子空间分离,这种确定阈值的方法未必能有效地提高算法的斑点噪声抑制效果与边缘、点目标信息的保持能力,为此我们将非负特征值分解(NNED)^[16]用于确定阈值。当两种散射机制越相近时,NNED 计算得到的剩余功率越小;反之,则越大,因此 NNED 计算得到的剩余功率可以用于度量两种散射机

到稿日期:2012-07-23 返修日期:2012-10-18 本文受国家自然科学基金(61271297,61272281),国防预研基金(9140A01060411DZ0101),博士学科点科研专项基金(20110203110001)资助。

刘高峰(1981—),男,博士生,主要研究方向为极化合成孔径雷达图像处理,E-mail:gaofengliu@mail.xidian.edu.cn(通信作者);李明(1965—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为雷达图像处理与分析、宽带信号处理与微弱目标检测、高速并行信号处理、高性能 DSP 应用系统设计、雷达抗干扰技术等;王亚军(1983—),男,博士生,主要研究方向为宽带雷达的高速采样;张鹏(1984—),男,博士生,主要研究方向为 SAR 图像分割。

制的相似度^[1,16]。在理想情况下,信号子空间对应的散射机制与噪声子空间对应的散射机制是两种完全不同的散射机制^[13],即两者的相似度为 0,因此 NNED 计算得到的剩余功率应该很大。基于此思想,当按照某个阈值将特征子空间分成两部分并且该两部分对应的散射机制的相似度最小时,此阈值为分离信号子空间与噪声子空间的最优阈值。我们将这种确定最优阈值的方法应用于文献[15]的子空间分解滤波,从而提出了基于 NNED 的极化 SAR 子空间分解滤波(简称为 NNED 子空间分解滤波)。实验表明,相比于同类算法,所提出的滤波算法增强了斑点噪声的抑制效果并且提高了边缘、点目标信息的保持能力。

2 NNED 子空间分解滤波

2.1 参数向量

通常,我们采用 Mueller 矩阵^[1]来构造参数向量^[13] $p = (p_1, p_2, \dots, p_9)^T$,其中 T 表示转置,见表 1。在表 1 中, m_{ij} 表示 Mueller 矩阵第 i 行第 j 列的元素。

表 1 参数向量的定义

参数	定义	参数	定义
p_1	m_{12}/F	p_6	m_{24}/F
p_2	m_{13}/F	p_7	m_{33}/F
p_3	m_{14}/F	p_8	m_{34}/F
p_4	m_{22}/F	p_9	m_{44}/F
p_5	m_{23}/F	其中 $F = \sqrt{2m_{11}}$	

2.2 参数向量的协方差矩阵及其特征值与特征向量

参数向量 $p = (p_1, p_2, \dots, p_9)^T$ 的协方差矩阵^[13-15]为

$$C = E\{(p - \mu_p)(p - \mu_p)^H\} \quad (1)$$

式中, H 表示共轭转置, μ_p 表示参数向量 p 的期望,即 $\mu_p = E(p)$ 。

计算协方差矩阵 C 的特征值与特征向量,得

$$C = Q\Lambda Q^H \quad (2)$$

式中, Q 的每一列是 C 的特征向量, Λ 是对角矩阵, Λ 的对角线元素是 C 的特征值,设 $Q = (q_1, q_2, \dots, q_9)$, $\text{diag}(\Lambda) = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_9)^T$ 。因为 Q 是正交矩阵,所以 q_i 可作为基向量, q_i 生成的特征子空间记为 $\{q_i\}$ 。

2.3 基于信噪比的特征子空间排序

文献[15]根据信噪比对特征子空间进行排序,可以得到优于文献[13,14]的斑点噪声抑制结果。特征子空间的信噪比计算方法^[15]如下。

设当前像素点的参数向量协方差矩阵的特征值与特征向量分别为 $\lambda_i, (i=1, 2, \dots, 9), q_i, (i=1, 2, \dots, 9)$ 。在以当前像素点为中心的局部区域内,当前像素点的同质点^[6]的个数为 k ,第 j 个同质点协方差矩阵的特征值与特征向量分别记为 $\lambda_i^j, (i=1, 2, \dots, 9), q_i^j, (i=1, 2, \dots, 9)$ 。 $\lambda_i q_i$ 的期望 $\mu_{\lambda_i q_i} = E(\lambda_i q_i)$,利用同质点^[6]的 $\lambda_i^j q_i^j$ 平均来估计 $\mu_{\lambda_i q_i}$,计算公式如下:

$$\hat{\mu}_{\lambda_i q_i} = (\lambda_i q_i + \sum_{j=1}^k \lambda_i^j q_i^j) / (k+1) \quad (3)$$

特征子空间 $\{q_i\}$ 的信噪比计算公式^[15]为

$$SNR_i = \|\hat{\mu}_{\lambda_i q_i}\|^2 / \|\lambda_i q_i - \hat{\mu}_{\lambda_i q_i}\|^2 \quad (4)$$

根据信噪比对特征值 $\lambda_i, (i=1, 2, \dots, 9)$ 与特征向量 q_i ,

($i=1, 2, \dots, 9$) 进行降序排序,将排序后的特征值与特征向量分别记为 λ_i' 与 q_i' ,此时的特征子空间为 $\{q_1'\}, \{q_2'\}, \dots, \{q_9'\}$ 。

2.4 基于 NNED 的最优阈值

对于目前的子空间分解滤波^[13-15],需要找到一个阈值 K 将特征子空间 $\{q_1'\}, \{q_2'\}, \dots, \{q_9'\}$ 分解成两部分,即 $\{q_1'\}, \{q_2'\}, \dots, \{q_K'\}$ 与 $\{q_{K+1}'\}, \{q_{K+2}'\}, \dots, \{q_9'\}$,其中前者是信号子空间,后者是噪声子空间。

$$K = \min_{1 \leq k \leq 9} \left\{ \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i'}{\sum_{i=k+1}^9 \lambda_i'} \geq \eta \right\} \quad (5)$$

式中, K 是分解特征子空间的阈值,下标不大于 K 的特征子空间为信号子空间,相反为噪声子空间^[13-15], K 的取值范围是有限的,即 $K \in \{1, 2, \dots, 9\}$, η 是经验值, K 是由 η 确定的。

下面利用 NNED 来确定阈值 K 。在理想情况下, $\{q_1'\}, \dots, \{q_K'\}$ 与 $\{q_{K+1}'\}, \dots, \{q_9'\}$ 分别代表两种完全不同的散射机制^[13],因此这两种散射机制的相似度可以认为 0。而 NNED 计算得到的剩余功率可以用于度量两种散射机制的相似度^[1,16],剩余功率越大,则说明两者的相似度越小,反之则越大。于是可以利用 NNED 来度量 $\{q_1'\}, \dots, \{q_K'\}$ 与 $\{q_{K+1}'\}, \dots, \{q_9'\}$ 的相似度。当存在某个 $K \in \{1, 2, \dots, 9\}$ 使得信号子空间与噪声子空间的相似度最小(即 NNED 计算得到的剩余功率最大)时, K 为最终确定的阈值,称之为最优阈值,记为 K^* 。

确定最优阈值 K^* 的关键是度量 $\{q_1'\}, \dots, \{q_K'\}$ 与 $\{q_{K+1}'\}, \dots, \{q_9'\}$ 的相似度。相似度的度量过程是:首先计算 $\{q_1'\}, \dots, \{q_K'\}$ 与 $\{q_{K+1}'\}, \dots, \{q_9'\}$ 的参数向量,其次求出参数向量的 Mueller 矩阵,并将 Mueller 矩阵转化成相干矩阵,最后利用 NNED 求得相干矩阵的剩余功率,该剩余功率作为 $\{q_1'\}, \dots, \{q_K'\}$ 与 $\{q_{K+1}'\}, \dots, \{q_9'\}$ 的相似度,具体步骤如下:

1) 记 $\hat{Q}_K = (q_1', \dots, q_K')$ 与 $\check{Q}_K = (q_{K+1}', \dots, q_9')$;

2) 计算参数向量^[13]: $\hat{p}_K = \mu_p + \hat{Q}_K \hat{Q}_K^H (p - \mu_p)$, $\check{p}_K = \mu_p + \check{Q}_K \check{Q}_K^H (p - \mu_p)$;

3) 计算 Mueller 矩阵与相干矩阵:根据表 1,求出 $\hat{p}_K$ 与 $\check{p}_K$ 的 Mueller 矩阵,即 $\hat{M}_K$ 与 $\check{M}_K$,并计算出 $\hat{M}_K$ 与 $\check{M}_K$ 的相干矩阵^[1] $\hat{T}_K$ 与 $\check{T}_K$;

4) 利用 NNED^[1,16] 计算 $\hat{T}_K$ 与 $\check{T}_K$ 的剩余功率 R_K , R_K 作为 $\{q_1'\}, \dots, \{q_K'\}$ 与 $\{q_{K+1}'\}, \dots, \{q_9'\}$ 的相似度。

最后,最优阈值为

$$K^* = \arg \left\{ \max_{1 \leq K \leq 9} \{R_K\} \right\} \quad (6)$$

根据最优阈值 K^* 将特征子空间分成两部分,即 $\{q_1'\}, \dots, \{q_{K^*}'\}$ 与 $\{q_{K^*+1}'\}, \dots, \{q_9'\}$,滤波后的参数向量 $\hat{p}_{K^*} = \mu_p + \hat{Q}_{K^*} \hat{Q}_{K^*}^H (p - \mu_p)$ 。

综合 2.1 节—2.4 节,我们设计了 NNED 子空间分解滤波的算法流程图,见图 1。

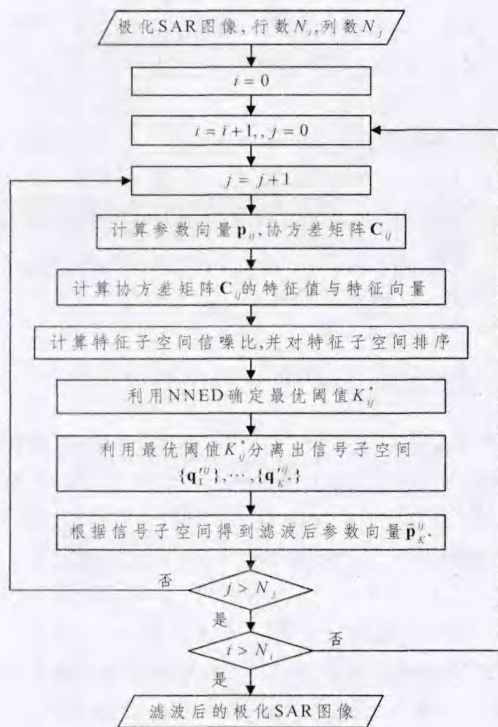


图1 NNED子空间分解滤波的算法流程图

3 实验与分析

实验数据是 NASA/JPL 机载 L 波段 4 视 San Francisco 的极化 SAR 数据, 数据大小为 250×250 。为了验证本文算法的性能, 选取斑点噪声的指数 (SMR)^[2,17] 来分析斑点噪声抑制效果; 选取边缘保持指数 (EPI)^[2,18] 与点目标保持指数 (PPI)^[2,19] 来分析边缘、点目标信息的保持能力; 选取极化合成成功率^[1] 来分析极化信息的保持能力。将本文算法与文献 [13]、文献 [14] 与文献 [15] 中的算法进行对比。为了表述方便, 这 3 种算法^[13-15] 分别简称为算法 1^[13]、算法 2^[14]、算法 3^[15], 这 3 种算法的经验值 $\eta = 0.8^{[13-15]}$ 。

3.1 斑点噪声抑制效果

图 2 是总功率 SPAN 图像, 图 2(a) 是原始 SPAN 图像, 图 2(b)~(e) 分别是利用算法 1、算法 2、算法 3 以及本文算法滤波后的 SPAN 图像。不同算法下 SPAN 图像在不同区域的 SMR 列举在表 2 中。图 3 是 HH 幅度图像, 图 3(a) 是原始 HH 幅度图像, 图 3(b)~(e) 分别是利用算法 1、算法 2、算法 3 以及本文算法滤波后的 HH 幅度图像。不同算法下 HH 幅度图像在不同区域的 SMR 列举在表 3 中。若 SMR 越小, 则说明斑点噪声抑制效果越好^[2]。从表 2 与表 3 可知, 本文算法的斑点噪声抑制效果优于算法 1、算法 2 与算法 3。另外, 将算法 1、算法 2 与算法 3 的经验值 η 分别取为 0.6, 0.65, 0.7, 0.75, 0.85, 0.9 以及 0.95 后再进行 SMR 的对比, 得出本文算法的 SMR 仍小于另外 3 种方法。在视觉上, 将图 2(e) 与图 2(b)~图 2(d) 以及图 3(e) 与图 3(b)~图 3(d) 相比可知, 本文算法的同质区域要比其余 3 种算法的同质区域平滑。该实验结果说明了相比于利用 η 确定的阈值, 利用 NNED 确定的阈值能让算法获得更好的斑点噪声抑制效果。

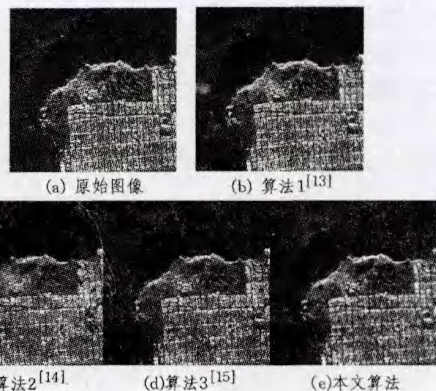


图2 SPAN 图像

表2 SPAN 图像的 SMR

原始图像与算法	海洋	城市	植被
原始图像	0.5826	1.6723	0.9125
算法 1 ^[13]	0.3847	1.4214	0.5876
算法 2 ^[14]	0.3095	1.2354	0.5586
算法 3 ^[15]	0.2815	1.1568	0.5036
本文算法	0.2509	0.9187	0.3972

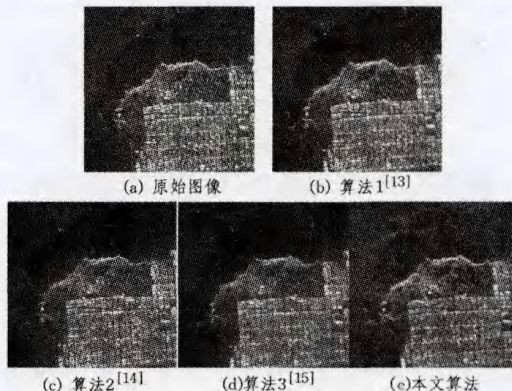


图3 HH 幅度图像

表3 HH 幅度图像的 SMR

原始图像与算法	海洋	城市	植被
原始图像	0.7863	2.3271	1.0152
算法 1 ^[13]	0.4965	1.8654	0.7419
算法 2 ^[14]	0.4689	1.7510	0.7064
算法 3 ^[15]	0.4287	1.2962	0.5863
本文算法	0.4057	1.0234	0.4023

3.2 边缘与点目标信息保持能力

在对极化 SAR 图像进行斑点噪声抑制的同时, 希望能很好地保持边缘与点目标信息。下面使用边缘保持指数 EPI^[2,18] 来分析算法的边缘信息保持能力, 若 EPI 越接近于 1, 则说明边缘信息保持越好, 反之越差; 使用点目标保持指数 PPI^[2,19] 来分析算法的点目标保持能力, 若 PPI 越接近于 1, 则说明点目标保持越好, 反之越差。

在图 4 中, 选择了 3 个矩形区域用于测试算法的边缘与点目标信息的保持能力, 测试的 EPI 与 PPI 列举在表 4 中。在表 4 中 4 种算法的 EPI 与 PPI 都小于 1, 这说明 4 种算法在抑制斑点噪声的同时, 对边缘与点目标信息都有一定的损失。本文算法的边缘保持指数 EPI 与点目标保持指数 PPI 都更接近于 1, 并且都分别高于另外 3 种算法的 EPI 与 PPI。另

外从图 2 与图 3 上可知本文算法的边缘与点目标要更清晰于另外 3 种算法的,因此该实验说明了在保持边缘与点目标信息能力上,本文算法优于另外 3 种算法^[13-15],也说明了相比于利用 η 确定的阈值,利用 NNED 确定的阈值能让算法更好地保持边缘与点目标信息。

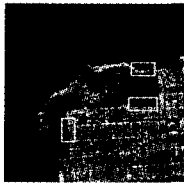


图 4 边缘测试区域

表 4 边缘保持指数 EPI 与点目标保持指数 PPI

算法	SPAN 图像		HH 幅度图像	
	EPI	PPI	EPI	PPI
算法 1 ^[13]	0.8967	0.9168	0.9378	0.9523
算法 2 ^[14]	0.8150	0.9047	0.8967	0.9267
算法 3 ^[15]	0.8314	0.9198	0.9247	0.9411
本文算法	0.9192	0.9206	0.9486	0.9549

3.3 极化信息保持能力

在对极化 SAR 图像进行斑点噪声抑制的同时,同样希望能尽量保持极化信息。我们采用滤波前后极化合成成功率^[1]的平均变化值来分析算法的极化信息保持能力,公式如下。

$$\bar{m}_{ij} = \frac{1}{RL} \sum_{r=1}^R \sum_{l=1}^L \left| \frac{P_{ij}^1(\phi_r, \tau_l) - P_{ij}^0(\phi_r, \tau_l)}{P_{ij}^0(\phi_r, \tau_l)} \right| \quad (7)$$

$$\bar{m} = \frac{1}{nm} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \bar{m}_{ij}$$

式中, $P_{ij}^0(\phi_r, \tau_l)$ 与 $P_{ij}^1(\phi_r, \tau_l)$ 分别表示滤波前后第 i 行第 j 列像素点在极化方位角为 ϕ_r 与极化椭圆率角为 τ_l 情况下的极化合成成功率。 R, L 分别表示极化方位角与椭圆率角的取值个数。 $\bar{m}_{ij}$ 表示第 i 行第 j 列像素点极化合成成功率的变化值。 $\bar{m}$ 表示 nm 个像素点滤波前后极化合成成功率平均变化值。若 $\bar{m}=0$, 则说明极化信息没有变化;若 $\bar{m}$ 越大, 则说明极化信息的变化越大, 即极化信息的保持越差, 反之则越好。

该实验的测试数据是 San Francisco 的极化 SAR 数据, 数据大小为 250×250 。我们将 4 种算法的滤波前后极化合成成功率平均变化值列举在表 5 中。4 种算法的滤波前后极化合成成功率平均变化值都比较小, 说明这 4 种算法的极化信息保持能力都较好。实验结果表明, 本文算法的滤波前后极化合成成功率平均变化值小于算法 2 与算法 3 的, 略大于并很接近于算法 1 的。文献^[15]分析了基于信噪比的特征子空间排序有助于提高斑点噪声的抑制效果, 但会降低极化信息的保持能力。本文算法采用基于信噪比的特征子空间排序, 于是造成了本文算法的极化信息保持能力略低于算法 1, 但明显高于算法 2 与算法 3。因此该实验结果说明相比于利用 η 确定的阈值, 利用 NNED 确定的阈值能让算法保持较好的极化信息。

表 5 滤波前后极化合成成功率平均变化值

算法	滤波前后极化合成成功率平均变化值
算法 1 ^[13]	0.0556
算法 2 ^[14]	0.0908
算法 3 ^[15]	0.0762
本文算法	0.0571

综合 3.1 节—3.3 节的实验结果与分析可知, 在斑点噪声抑制效果、边缘与点目标信息保持上, 本文算法的结果优于另外 3 种算法^[13-15]的结果。在斑点噪声的抑制效果上, 本文算法的优势更加明显, 其次在边缘与点目标信息的保持上, 本文算法的极化信息保持能力非常接近于算法 1^[13], 这说明本文算法仍能很好地保持极化信息。以上实验结果验证了基于 NNED 来确定阈值有助于提高斑点噪声的抑制效果、边缘与点目标信息的保持能力; 可保持较好的极化信息, 因此基于 NNED 的极化 SAR 子空间分解滤波是一种有效抑制斑点噪声的算法。

结束语 为了进一步提高子空间分解滤波的斑点噪声抑制效果与边缘、点目标的保持能力, 本文提出了一种基于 NNED 的极化 SAR 子空间分解滤波方法。本文算法的关键是基于 NNED 确定最优阈值, 从而有效地分离信号子空间与噪声子空间, 相比于现有的子空间分解滤波^[13-15], 其提高了斑点噪声抑制效果并增强了边缘与点目标信息, 其中斑点噪声抑制效果的提高较为突出, 另外本文算法能较好地保持极化信息。目前, 子空间分解滤波这类方法的极化信息保持能力高于其他主要极化滤波算法的, 但现有的以及本文提出的子空间分解滤波的斑点噪声抑制效果仍低于线性加权滤波^[8]。因此, 为了获得更好的斑点噪声抑制效果, 如何更合理地构造参数向量以及将子空间分解滤波与其他滤波方法结合是下一步值得研究的工作。

参考文献

- [1] Van Zyl J J, Kim Y. Synthetic Aperture Radar Polarimetry [M]. California: Jet Propulsion Laboratory, 2011: 85-155
- [2] Lee J S, Pottier E. Polarimetric Radar Imaging from Basic to Application [M]. New York: CRC Press, 2011
- [3] 周晓光, 匡纲要, 万建伟. 多极化 SAR 图像斑点抑制综述[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(3): 377-385
- [4] Cloude S R. Polarisation Applications in Remote Sensing [M]. New York: Oxford University Press, 2010
- [5] 杨杰, 郎丰锐, 李德仁. 一种利用 Cloude_Pottier 分解和极化白化滤波的全极化 SAR 图像分类算法[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2011, 36(1): 104-107
- [6] Lee J S, Grunes M R, Schuler D L, et al. Scattering-model-based speckle filtering of polarimetric SAR data [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(1): 176-187
- [7] 郭睿, 刘艳阳, 臧博. 一种保持散射特性的极化 SAR 图像滤波方法[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2011, 38(1): 90-95
- [8] 邓少平, 李平湘, 张继贤. 基于乘积模型的极化 SAR 滤波[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2011, 36(10): 1168-1171
- [9] López-Martínez C, Fabregas X. Model-based polarimetric SAR speckle filter [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(11): 3894-3907
- [10] Chen Jiong, Chen Yi-lun, An Wen-tao. Nonlocal filtering for polarimetric SAR data: a pretest approach [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(5): 1744-1754
- [11] Deledalle C A, Tupin F, Denis L. Polarimetric SAR estimation

based on non-local means [C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Cape Town: IEEE Press, 2010;2515-2518

- [12] 张中山,余洁,燕琴. 基于核独立成分分析的极化 SAR 图像相干斑抑制[J]. 测绘学报,2011,40(3):289-295
- [13] Gu J, Yang J, Zhang H. Speckle filtering in polarimetric SAR data based on the subspace decomposition [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing,2004,42(8):1635-1641
- [14] Yang J, Deng Q, Yue H, et al. Polarimetric whitening filter for POLSAR image based on subspace decomposition [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics,2008,19(6):1121-1126
- [15] Liu Gao-feng, Li Ming, Wu Yan, et al. A novel despeckling algorithm of polarimetric SAR image based on SNR and parameter-

vector spectrum amendment [C]//IEEE CIE International Conference on Radar. Chengdu: IEEE Press,2011:1459-1462

- [16] Van Zyl J J, Arii M, Kim Y. Model-based decomposition of polarimetric SAR covariance matrices constrained for nonnegative eigenvalues [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing,2011,49(9):3452-3459
- [17] 王庆香,李迪,张舞杰. 基于多特征的 SAR 图像的无监督分割[J]. 计算机科学,2010,37(10):267-270
- [18] 王光新,林有明,张送保. SAR 图像数据稀疏性分析及在特征增强中的应用[J]. 计算机科学,2011,38(2):267-270
- [19] 张光辉,牛朝阳,李冬梅. 基于差异度的极化 SAR 相干斑抑制效果评估[J]. 信号处理,2012,28(1):92-98

(上接第 236 页)

法已经难以胜任问题的求解。本文在分析带时间窗的车辆路径问题基础上,建立了有能力约束的带时间窗的 VRP 模型;提出一种免疫量子进化算法,该算法对传统的量子旋转门进行了改进,使得个体概率性地向全局最优值靠拢,引入免疫算子,提取种群中优秀的基因片段作为疫苗,并接种到种群中的其他个体,避免算法的倒退。通过改进,既避免了算法的早熟又保持了种群多样性。最后使用 Solomon 标准库作为测试实例。通过与遗传算法和标准量子进化算法的比较,实验结果表明,改进后的算法能够取得良好的效果,但同时不可避免地增加了时间开销,从算法收敛效果上看,算法能在较小的代数内实现收敛,所以设定一个合理的进化代数能够兼顾算法的结果和运行效率。

参 考 文 献

- [1] Gilbert L. Fifty Years of Vehicle Routing [J]. Transportation Science,2009,43(4):408-416
- [2] Applegate D L, Bixby R E, Chvátal V, et al. The Traveling Salesman Problem. A Computational Study[A]//Princeton University Press. Princeton,2007
- [3] Fukasawa R, Longo H, Lysgaard J, et al. Robust branch-and-cut-and-price for the capacitated vehicle routing problem[J]. Math. Programming Ser. A,2006,106:491-511
- [4] Laporte G, Nobert Y, Taillefer S. A branch-and-bound algorithm for the asymmetrical distance-constrained vehicle routing problem [J]. Mathematical Modeling,2003,72(9):857-868
- [5] Gavish B, Graves S C. Production/inventory systems with a stochastic production rate under a continuous review policy[J]. Computers & Operations Research,2005,32(5):169-183
- [6] Balinski M, Quandt V. Parametric methods of apportionment, rounding and production [J]. Mathematical Social Sciences,2005,137(2):607-614
- [7] Fukasawa R. Solving the Freight Car Flow Problem to Optimality[J]. Electronic Notes in Theoretical Computer Science,2002,

66(6):42-52

- [8] Baldacci R, Mingozzi A. Recent exact algorithms for solving the vehicle routing problem under capacity and time window constraints[J]. European Journal of Operational Research,2012,218(4):1-6
- [9] Clarke L W, Wright G. A bootstrap heuristic for designing minimum cost survivable networks[J]. Computers & Operations Research,1995,22(10):921-934
- [10] Gillett B E, Miller E. A TABU search heuristic for the team orienteering problem[J]. European Journal of Operational Research,2005,32(6):1379-1407
- [11] Fisher R E, Jaikumar R. A dynamic approach to operations management: An alternative to static optimization[J]. International Journal of Production Economics,2002,27(10):265-282
- [12] Garcia J M. Production and delivery scheduling problem with time windows[J]. Computers & Industrial Engineering,2005,48(6):733-742
- [13] Thangiah S R. Heuristic approaches to vehicle routing with backhauls and time windows[J]. Computers & Operations Research,1999,23(10):1043-1057
- [14] Chen Ai-ling, Yang Gen-ke, Wu Zhi-ming. Hybrid discrete particle swarm optimization algorithm for capacitated vehicle vehicle routing problem[J]. Journal of Zhejiang University (Science),2006,7(4):607-614
- [15] 赵燕伟,李川,张景玲,陆游,王万良. 一种新的求解多目标随机需求车辆路径问题的算法[J]. 计算机集成制造系统,2012,18(3):523-530
- [16] 张景玲,赵燕伟,王海燕. 多车型动态需求车辆路径问题建模及优化[J]. 计算机集成制造系统,2010,16(3):543-550
- [17] 钱洁,郑建国,张超群,王翔,阎瑞霞. 量子进化算法研究现状综述[J]. 控制与决策,2011,3(26):321-331
- [18] 丁荣涛. 基于协作能力约束的港口集卡调度优化策略[J]. 清华大学学报:自然科学版,2012,52(8):1158-1164
- [19] 李庆芳,孙合明. 一种基于浓度的粒子群优化算法[J]. 重庆理工大学学报:自然科学版,2012,26(12):79-83