

基于量子算法的逆合成孔径雷达稀疏成像方法

刘潇文^{1,2}, 原方¹, 楚国锋¹, 李凯², 东晨²

(1. 国防科技大学试验训练基地, 西安, 710100; 2. 国防科技大学信息通信学院, 武汉, 430000)

摘要 经典稀疏重构算法的计算复杂度较高, 易导致雷达系统面对较大规模雷达回波数据时实时成像处理能力不足。针对这一问题, 将量子算法应用于逆合成孔径雷达成像的稀疏信号处理中, 为雷达稀疏成像带来量子计算短时间内处理大规模数据的优势。首先, 根据逆合成孔径雷达稀疏成像的经典算法, 分析匹配滤波、稀疏重构等经典算法的量子化方法, 建立经典算法与量子算法之间的映射关系; 其次, 在确定相应量子算法及步骤关系的基础上, 构建能够实现稀疏成像经典算法功能的量子线路, 提出基于量子算法的逆合成孔径雷达稀疏成像方法; 最后, 根据构建的量子线路, 结合雷达回波信号, 制备相应的量子态, 输入到量子线路中获得成像结果。仿真实验表明: 相较于经典稀疏成像算法, 基于量子算法的稀疏成像方法能够在保证成像质量的同时, 大幅降低雷达成像处理数据的计算复杂度。

关键词 逆合成孔径雷达; 量子算法; 雷达成像; 稀疏重构; 压缩感知

DOI 10.3969/j.issn.2097-1915.2023.01.004

中图分类号 TN957 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2023)01-0026-06

Sparse Aperture Inverse Synthetic Aperture Radar Imaging Based on Quantum Algorithms

LIU Xiaowen^{1,2}, YUAN Fang¹, CHU Guofeng¹, LI Kai², DONG Chen²

(1. Trial and Training Base, National University of Defense Technology, Xi'an 710100, China;

2. College of Information and Communication, National University of Defense Technology, Wuhan 430000, China)

Abstract Aimed at the problems that the computational of classical sparse reconstruction algorithms is very complicated, and real-time imaging processing capability is insufficient in radar systems subjected to the mentioned-above faced with large-scale radar echo data, quantum algorithms are applied to sparse signal processing of inverse synthetic aperture radar (ISAR) imaging in this paper, which brings the advantage of quantum computation in processing large-scale data in a short time for radar sparse imaging. Firstly, based on the classical algorithm of ISAR sparse imaging, the quantization methods of classical algorithms such as matched filtering and sparse reconstruction algorithm are analyzed, and the mapping relationship between the classical algorithm and the quantum algorithm is established. Secondly, on the basis of determining the corresponding quantum algorithm and steps, a quantum circuit capable of realizing the function of the classical algorithm of sparse imaging is constructed, and an ISAR sparse imaging method based on quantum algorithms is proposed. Finally, according to the constructed quantum circuits in combination with the radar echo signal, the corresponding quantum states prepared are input into the quantum

收稿日期: 2022-09-29

基金项目: 国家自然科学基金(62101559); 国防科技大学科研计划(ZK21-37)

作者简介: 刘潇文(1991-), 男, 陕西乾县人, 讲师, 研究方向为雷达信号处理。E-mail: lxw5054@163.com

引用格式: 刘潇文, 原方, 楚国锋, 等. 基于量子算法的逆合成孔径雷达稀疏成像方法[J]. 空军工程大学学报, 2023, 24(1): 26-31. LIU Xiaowen, YUAN Fang, CHU Guofeng, et al. Sparse Aperture Inverse Synthetic Aperture Radar Imaging Based on Quantum Algorithms[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2023, 24(1): 26-31.

circuit to obtain the imaging results. The simulation results show that in comparison with the classical sparse imaging algorithm, the proposed sparse imaging method based on the quantum algorithms can greatly reduce the computational complexity during the data processing in radar imaging, ensuring the imaging quality.

Key words inverse synthetic aperture radar; quantum algorithms; radar imaging; sparse construction; compressive sensing

逆合成孔径雷达 (inverse synthetic aperture radar, ISAR) 成像技术能够全天时、全天候主动获得目标区域或运动目标的高分辨图像,不受光照、云层等环境因素影响,已经在空天攻防对抗、感兴趣目标识别、战略预警等军事和民用领域得到了广泛应用^[1,2]。当雷达系统受到噪声干扰、雷达资源限制、目标强机动、扫描观测模式等因素影响,导致雷达回波信号不完整、可用性下降时,通常可以采用能够高概率从降采样数据中恢复出稀疏信号的压缩感知 (compressive sensing, CS) 理论来实现 SAR/ISAR 成像的高分辨图像稀疏重构^[3-5]。但是雷达稀疏成像方法通常需要在二维回波信号向量化基础上,由一维回波信号构造一维稀疏重构模型,求解该稀疏重构模型以获得高分辨重建结果则需要较高的计算复杂度^[6-7],主要适用于小场景、短相干处理时间下的高分辨成像。

近年来,国内外研究团队围绕雷达稀疏成像的重构图像质量提升、计算复杂度降低等方面开展了深入研究^[8-13]。文献[8~9]分别提出了基于分块压缩感知和克罗内克压缩感知的稀疏 ISAR 成像方法,降低了数据处理过程中的计算复杂度和存储成本。另外,文献[10]提出了一种快速稀疏 ISAR 成像方法,通过增强稀疏性约束缩小可行域,同样降低了计算成本。文献[11~12]提出了基于交替方向乘子法 (alternating direction method of multipliers, ADMM) 的稀疏重构方法,而文献[13]提出了基于平滑 L0 范数的稀疏重构方法。虽然这些方法在提升成像质量、降低计算复杂度等方面实现了很大的突破,但是在保证图像重构质量的条件下仍然存在对雷达稀疏回波信号实时处理能力不强的问题。

近年来,作为新兴领域的量子计算借助量子干涉、量子纠缠等特性,能够实现大规模数据处理的指数级加速,已成为当前的研究热点^[14]。量子算法则是在量子计算机上运行的算法,可以由量子逻辑门组合实现,目前主要围绕大数质因数分解、组合优化、最小二乘拟合、特征值与特征向量计算、主成分分析、支持向量机、线性方程组求解、机器学习等经典算法的量子增强实现开展了研究^[15-18],实现了不

同量级的量子加速,表现出显而易见的计算优势。

因此,为了进一步提高对逆合成孔径雷达稀疏回波信号实时处理的能力,本文尝试将量子算法应用于 ISAR 稀疏成像中,通过发挥量子算法对数据的高效并行处理能力,降低 ISAR 图像稀疏重构的计算复杂度。

1 稀疏孔径 ISAR 成像

1.1 距离压缩

假设全孔径雷达回波可以表示为 $s(t, \tau_m)$, $m = 1, 2, \dots, N_{\text{all}}$, 其中 t, τ_m 和 N_{all} 分别为快时间、慢时间采样序列和雷达脉冲数。当雷达采用稀疏孔径结构或者雷达回波数据不完整时,导致雷达只能收到 M_s ($M_s < N_{\text{all}}$) 个脉冲,此时去载波后的雷达回波信号 $s(t, \tau_{m'})$, $m' = 1, 2, \dots, M_s$ 可以表示为:

$$s(t, \tau_{m'}) = \sum_{p=1}^P \sigma_p \text{rect} \left[\frac{t - 2R_p(\tau_{m'})/c}{T_p} \right] \cdot \exp \left[-j \frac{4\pi f_c R_p(\tau_{m'})}{c} + j\pi\mu \left(t - \frac{2R_p(\tau_{m'})}{c} \right)^2 \right] \quad (1)$$

式中:参数 $\sigma_p, R_p(\tau_{m'}), c, T_p, f_c$ 和 μ 分别是第 p 个散射点的散射系数、 $\tau_{m'}$ 时刻第 p 个散射点与雷达之间的距离、电磁波传播速度、雷达脉冲持续时间、雷达发射信号载频和雷达信号调频率。实现距离向高分辨的距离压缩是通过在频域上对回波信号进行匹配滤波处理来现实的,其中匹配滤波函数 $H(f)$ 是发射信号 $s(t) = \text{rect}(t/T_p) \exp(j\pi\mu t^2)$ 傅里叶变换的共轭:

$$H(f) = [U_{\text{FFT}} s(t)]^* =$$

$$U_{\text{FFT}} [\text{rect}(t/T_p) \cdot \exp(-j\pi\mu t^2)] = U_{\text{FFT}} s^*(t) \quad (2)$$

式中: U_{FFT} 代表傅里叶变换算符。对雷达回波信号沿距离向做傅里叶变换,并与匹配滤波函数 $H(f)$ 相乘,再对得到的频率-慢时间信号沿距离向做逆傅里叶变换,完成距离压缩过程,得到目标的一维距离像为:

$$\hat{s}(t, \tau_{m'}) = U_{\text{IFFT}} [U_{\text{FFT}} s(t, \tau_{m'}) (U_{\text{FFT}} s^*(t))] = \sum_{p=1}^P \sigma_p \text{sinc} \left[\hat{t} - \frac{2R_p(\tau_{m'})}{c} \right] \exp \left[-j \frac{4\pi f_c R_p(\tau_{m'})}{c} \right] \quad (3)$$

式中: U_{IFFT} 代表逆傅里叶变换算符。由式(3)可以看出,通过雷达回波、雷达发射信号与傅里叶变换算符、逆傅里叶变换算符之间进行 4 次乘法运算,能够实现雷达回波信号的距离压缩。

1.2 观测模型

通常,对于传统全孔径 ISAR 成像,在假设运动补偿已经完成的条件下,若沿 $s(\hat{i}, \tau_m)$ 信号方位向做傅里叶变换,将慢时间变量转换到频域,便能获得目标高分辨 ISAR 图像。因此,若令向量 σ 为待求的目标散射系数向量, $\mathbf{X} = s(\hat{i}, \tau_m)$ 为全孔径条件下距离压缩和运动补偿后的雷达回波信号,则:

$$\mathbf{X} = \Psi\sigma = U_{\text{IFFT}}\sigma \quad (4)$$

由于向量 σ 中非零元素较少,可以称信号 \mathbf{X} 在稀疏域 Ψ 是稀疏的,因此信号 \mathbf{X} 具有稀疏性。令信号 $\mathbf{Y} = s(\hat{i}, \tau_m)$ 为稀疏孔径条件下距离压缩和运动补偿后的雷达回波信号,则存在观测矩阵 Φ 能够实现信号 \mathbf{X} 到信号 \mathbf{Y} 的映射,即 $\mathbf{Y} = \Phi\mathbf{X}$ 。将式(4)带入可得:

$$\mathbf{Y} = \Phi\mathbf{X} = \Phi\Psi\sigma \quad (5)$$

根据 CS 理论和约束等距性条件 (restricted isometry property, RIP),由于设计的观测矩阵 Φ ,即全孔径数据映射为稀疏孔径数据的降维观测矩阵,通常与稀疏基 Ψ 是非相关的,因此感知矩阵 $\Theta = \Phi\Psi$ 以高概率满足 RIP 性质,可以利用稀疏重构算法求解式(6)所示的观测模型,实现对目标散射系数向量 σ 的精确重构。

$$\hat{\sigma} = \arg \min \|\mathbf{Y} - \Phi\Psi\sigma\|_2^2 + \lambda \|\sigma\|_q \quad (6)$$

式中: $\|\cdot\|_q$ 为向量的 L_q ($0 \leq q \leq 1$) 范数, λ 为正则化系数。因此,在获得满足 RIP 性质的感知矩阵 $\Theta = \Phi\Psi$ 基础上,利用 FISTA 算法、正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法等稀疏重构算法能够实现 ISAR 图像的精确重构。

2 稀疏孔径 ISAR 成像的量子算法

2.1 距离压缩的量子算法

在实现距离向高分辨的距离压缩过程中,若采用雷达回波的频域信号参与运算,则需要结合雷达发射信号时域复共轭、傅里叶变换算符以及逆傅里叶变换算符进行 3 次矩阵乘法。

目前,主要有 3 种能够实现矩阵乘法的量子算法:①基于 swap test 的量子矩阵乘法;②基于奇异值估计 (singular value estimation, SVE) 的量子矩阵乘法;③基于 Harrow-Hassidim-Lloyd (HHL) 算法的量子矩阵乘法^[19-20]。对于 $n \times n$ 矩阵 \mathbf{A} 和矩阵 \mathbf{B} ,当采用量子算法实现矩阵乘法时,计算复杂度不

仅与矩阵规模有关,而且与矩阵 \mathbf{A} 的条件数 κ 、计算精度 ϵ 有关,①②③算法的计算复杂度分别是 $O(\sqrt{n}\kappa/\epsilon)$ 、 $O(\sqrt{n}\kappa^3/\epsilon)$ 和 $O(\kappa^3/\epsilon)$ 。通常,认为条件数 κ 、计算精度倒数 $1/\epsilon$ 具有的复杂度规模为 $O(\text{poly log } n)$,因此相较于计算复杂度为 $O(n^3)$ 的经典矩阵乘法运算,3 种量子矩阵乘法具有更低的计算复杂度,分别为 $O(\sqrt{n} \text{ poly log } n)$ 、 $O(\sqrt{n} \text{ poly log } n)$ 和 $O(\text{poly log } n)$ 。

首先,简要介绍基于 SVE 的量子矩阵乘法。若 $n \times n$ 矩阵 \mathbf{A} 满足 $\mathbf{A} = \sum \sigma_i |u_i\rangle\langle v_i|$, $i=1,2,\dots,n$,其中 σ_i 代表 \mathbf{A} 的奇异值, $|u_i\rangle$ 和 $\langle v_i|$ 分别为奇异值 σ_i 的左奇异向量和右奇异向量, \mathbf{B} 的任意列向量 $|b\rangle$ 可以分解为 $\sum \alpha_i |v_i\rangle$,即奇异值右奇异向量组的线性组合,则在利用 \mathbf{A} 各行的模构造出酉矩阵 U_N 的基础上,输入态 $\sum \alpha_i |0\rangle |v_i\rangle$ 在量子门 U_N 的作用下能够实现如下转换:

$$\sum \alpha_i |0\rangle |v_i\rangle \mapsto \sum \frac{-\alpha_i (|\omega_i^+\rangle - |\omega_i^-\rangle)}{2i \sin(\theta_i/2)} \quad (7)$$

式中: $\theta_i = 2\arccos(\sigma_i / \|\mathbf{A}\|)$, $|\omega_i^\pm\rangle$ 为矩阵 \mathbf{W} 的特征向量,相应的特征值为 $\exp(\pm i\theta_i)$ 。矩阵 \mathbf{W} 满足以下运算关系:

$$\mathbf{W} = (2\mathbf{M}\mathbf{M}^H - I)(2\mathbf{N}\mathbf{N}^H - I) \quad (8)$$

式中:运算符 \mathbf{M} 和 \mathbf{N} 满足以下转换关系:

$$\mathbf{M}|i\rangle \mapsto |i\rangle |A_i\rangle \quad (9)$$

$$\mathbf{N}|j\rangle \mapsto |A_j\rangle |j\rangle = \sum \|A_i\| |i,j\rangle / \|\mathbf{A}\| \quad (10)$$

在式(7)的量子态转换之后,通过量子相位估计运算获得 \mathbf{W} 的特征值信息,并存放在量子寄存器中:

$$\sum \frac{-\alpha_i (|\omega_i^+\rangle - |\omega_i^-\rangle)}{2i \sin(\theta_i/2)} \mapsto \sum \frac{-\alpha_i (|\omega_i^+\rangle |\theta_i\rangle - |\omega_i^-\rangle |-\theta_i\rangle)}{2i \sin(\theta_i/2)} \quad (11)$$

由于 σ_i 和 θ_i 之间存在 $\cos(\theta_i/2) = \sigma_i / \|\mathbf{A}\|$ 的等式关系,则利用由一系列相位旋转门 (Rz 门)、控制非门 (CNOT 门) 等受控量子逻辑门构成的控制旋转量子线路,能够根据 $|\pm\theta_i\rangle$ 的量子信息,在新的量子寄存器中存储 $\sigma_i / \|\mathbf{A}\|$ 的信息,实现将式(11)获得的量子态转换为:

$$\sum \frac{-\alpha_i (e^{i\theta_i/2} |\omega_i^+\rangle |\theta_i\rangle - e^{-i\theta_i/2} |\omega_i^-\rangle |-\theta_i\rangle)}{2i \sin(\theta_i/2)} |\tilde{\sigma}_i\rangle \quad (12)$$

由于 \mathbf{A} 与 \mathbf{B} 任意列向量 $|b\rangle$ 的乘积只与系数集 $\{\alpha_i\}$ 、奇异值 σ_i 集合以及左奇异向量 $|u_i\rangle$ 集合有关,同时运算符 \mathbf{M} 具有如下的等式关系:

$$\mathbf{M} | u_i \rangle = \sum \frac{- (e^{i\theta_i/2} | \omega_i^+ \rangle - e^{-i\theta_i/2} | \omega_i^- \rangle)}{2i \sin(\theta_i/2)} \quad (13)$$

因此,利用量子相位估计的逆运算消除 $|\pm\theta_i\rangle$ 的量子态信息,利用运算符 \mathbf{M} 相应的酉矩阵逆运算,能够将含 \mathbf{W} 特征向量信息的量子态 $|\omega_i^\pm\rangle$ 转换为包含左奇异向量信息的量子态 $|u_i\rangle$,从而将式(13)的量子态转换为:

$$\sum \alpha_i | u_i \rangle | \bar{\sigma}_i \rangle \quad (14)$$

而矩阵乘积 $\mathbf{A}|b\rangle$ 的量子态形式为 $\sum \alpha_i \bar{\sigma}_i | u_i \rangle$,则需要借助量子辅助比特,利用 Rz 门、 Rzz 门、 Ry 门等量子受控旋转逻辑门,在存储奇异值信息 $\bar{\sigma}_i$ 的量子位上实现受控旋转操作,从而使式(14)的量子态转换为:

$$\sum \alpha_i | u_i \rangle (C \bar{\sigma}_i | 0 \rangle + \sqrt{1 - C^2 \bar{\sigma}_i^2} | 1 \rangle) \quad (15)$$

式中: C 为一个任取的较小常数,也可以取为最大奇异值的倒数。若对量子辅助比特测量的结果为 $|0\rangle$ 态,则认为量子线路此时的输出为 \mathbf{A} 与 \mathbf{B} 中列向量的乘积,从而实现基于 SVE 的量子矩阵乘法。

因此,结合距离压缩经典算法的主要步骤,距离压缩的量子算法可以通过 3 次量子矩阵乘法实现,乘法的输入为雷达发射信号的时域复共轭 $s^*(t)$ 、傅里叶变换算符 U_{FFT} 、雷达回波的频域信号 $s(f, \tau_m)$ 以及逆傅里叶变换算符 U_{IFFT} 。因此,距离压缩量子算法的量子线路框架图可以表示为图 1,其中 QMM 表示量子矩阵乘法。

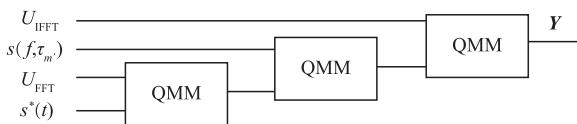


图 1 距离压缩量子算法的量子线路框架图

2.2 稀疏重构算法的量子算法

经典稀疏孔径 ISAR 成像方法在完成距离压缩运算后,利用稀疏重构算法求解式(6)的观测模型,能够实现回波数据不完整条件下的 ISAR 图像重构。

目前,国内外学者围绕稀疏重构算法已经开展了较为深入的研究,基于不同理论与方法实现了多种能够从降采样观测中重构原始信号的重构算法,现有的稀疏重构算法大致可以分为 5 类:贪婪算法、凸优化算法、非凸优化算法、组合优化算法、基于深度学习的重构算法^[21-23]。但是,传统稀疏重构方法大都面临迭代处理方式带来的较长数据计算时间,另外基于深度学习网络的算法不能独立使用感知网络,所以不是理想的网络架构,计算速度提升也是有限的。因此,针对经典的稀疏重构算法,例如 FIS-

TA 算法、OMP 算法等,根据经典算法具体迭代步骤,通过将经典稀疏重构算法展开为具备相应稀疏重构能力的量子线路,从而获得能够求解高分辨 ISAR 稀疏成像中病态反问题的量子算法,达到进一步降低稀疏重构算法计算复杂度的目的。

例如,针对式(6)所示的观测模型,FISTA 算法的迭代步骤主要包括:

$$x_k = \text{soft} [y_k + \Theta^H (\mathbf{Y} - \Theta y_k) / \alpha, \lambda / 2\alpha] \quad (16)$$

$$t_{k+1} = (1 + \sqrt{1 + 4t_k^2}) / 2 \quad (17)$$

$$y_{k+1} = x_k + \frac{t_k - 1}{t_{k+1}} (x_k - x_{k-1}) \quad (18)$$

式中: k 为迭代次数; Θ 为感知矩阵; \mathbf{Y} 为稀疏孔径回波距离压缩后的信号; λ 为正则化系数; α 为步长参数; t_k 为初值为 1 的参数; $\text{soft}[\cdot]$ 为软阈值函数; x_k 为迭代结果; y_k 为前两次迭代结果的线性组合。

根据式(16)~(18)的迭代算法可以看出,迭代过程中计算复杂度较高的矩阵乘法运算能够用三次量子矩阵乘法实现。利用式(18)计算得到的迭代结果线性组合 y_k 可以通过含参数的量子态制备方法,由经典数据转换为能够参与量子矩阵乘法的量子态。因此,根据 FISTA 算法迭代运算的特点以及量子态制备可以用含参量子线路实现的特点,可以构造图 2 中具备相应稀疏重构能力的变分量子线路框架图。

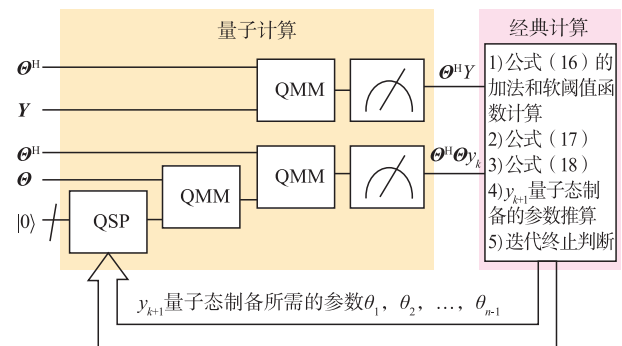


图 2 ISAR 稀疏重构的变分量子线路框架图

图 2 的量子线路由量子计算部分和经典计算部分构成,属于典型的变分量子线路类型,具有 ISAR 图像稀疏重构能力。其中,量子计算部分由量子态制备、量子矩阵乘法、量子态测量算法模块构成,QSP 代表量子态制备,最右边 2 个量子态操作模块为量子态测量,整个量子计算部分主要实现每次迭代新产生结果 y_k 的量子态制备以及 $\Theta^H \mathbf{Y}$ 、 $\Theta^H \Theta y_k$ 中涉及的 3 次矩阵乘法运算。经典计算部分主要完成式(16)~(18)中涉及的软阈值函数、加法、系数相乘、终止判断等低复杂度运算。经典计算部分通常也被称为经典优化器,根据本次迭代的计算结果,产

生进行下一次迭代所需要的系统参数,经典优化器根据 y_{k+1} 经典数据推算出的一组参数 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{n-1}$, 能够作用于量子态制备模块, 制备出迭代结果 y_{k+1} 在第 $k+1$ 次迭代中参与量子矩阵乘法所需要的量子态。

当 ISAR 稀疏重构的变分量子线路经过 k 次迭代获得的迭代结果 x_k 达到稀疏重构算法收敛条件时, 则认为由迭代结果 y_k 通过所提变分量子线路获得的计算结果 x_k 为 ISAR 稀疏重构量子算法的最终迭代结果。可以看出, 本节提出的稀疏重构量子算法在迭代收敛过程以及每次迭代的运算过程都与经典稀疏重构算法相一致, 完成了将经典稀疏重构算法展开为一个量子线路的过程, 实现了经典稀疏重构算法的量子化。同样, 从经典矩阵乘法与量子矩阵乘法的计算复杂度角度进行比较, 对于每次迭代计算过程, 提出的 ISAR 稀疏重构变分量子算法(如图 2 所示)在计算复杂度方面相较于经典 FISTA 算法实现了多项式量级加速。

值得注意的是, 图 1 的距离压缩量子算法线路的输出态为稀疏孔径条件下一维距离像的信号 $\mathbf{Y} = s(\hat{i}, \tau_m)$, 而在图 2 的 ISAR 稀疏重构变分量子线路中, 除了利用感知矩阵 Θ 及其共轭转置 Θ^H 构造的量子矩阵乘法线路所需的酉变换逻辑门、 $\log n$ 量子比特初态均为 $|0\rangle$ 的输入态, 则是需要 $\mathbf{Y} = s(\hat{i}, \tau_m)$ 作为输入态。因此, 可以将图 1 的距离压缩量子算法线路输出态量子位与图 2 的 ISAR 稀疏重构变分量子线路输入态 \mathbf{Y} 量子位相连接, 能够形成稀疏孔径 ISAR 成像量子算法完整的量子线路, 避免在量子算法中间出现量子态测量模块。

3 计算复杂度分析

假设稀疏孔径条件下雷达回波信号 $s(t, \tau_m)$ 的快时间采样点数为 N_f , 慢时间采样点数为 M_s , 而全孔径条件下慢时间采样点数为 N_{all} , 则距离压缩经典算法沿距离向做傅里叶变换和逆傅里叶变换, 即与傅里叶变换算符、逆傅里叶变换算符相乘的计算复杂度为 $O(N_f^2 M_s)$, 而将雷达回波信号转换为一维向量进行距离压缩量子算法的运算, 基于 SVE 的量子矩阵乘法和基于 HHL 算法的量子矩阵乘法的计算复杂度分别为 $O(\sqrt{N_f M_s} \text{poly log}(N_f M_s))$, $O(\text{poly log}(N_f M_s))$ 。对于获得距离像后的稀疏重构运算过程, 经典 FISTA 稀疏重构算法单次迭代运算的计算复杂度为 $O(N_f N_{\text{all}} M_s)$, 而在 ISAR 稀疏重构的变分量子线路中, 量子态制备(QSP 模块)

的计算复杂度为 $O((N_f M_s) \text{poly log}(N_f M_s))$, 基于 SVE 的量子矩阵乘法和基于 HHL 算法的量子矩阵乘法的计算复杂度分别为 $O(\sqrt{N_f M_{\text{all}}} \text{poly log}(N_f M_{\text{all}}))$ 和 $O(\text{poly log}(N_f M_{\text{all}}))$, 主要完成向量比较、判断、加法等运算的经典优化器具有的计算复杂度大致为 $O(N_f M_s)$ 。

可以看出, 无论是距离压缩部分还是稀疏重构部分, 本文提出的量子算法、量子线路相较于相应的经典算法, 都表现出了更低的计算复杂度。

4 实验结果

为了证明本文所提距离压缩量子算法、稀疏重构量子算法的性能, 本节针对 F-16 战机 1:8 金属模型在微波暗室中的实测数据^[24] 进行处理。

实验中, F-16 模型回波信号的数据采集参数为频率范围 34.285 7~37.942 8 GHz, 频率采样点数量 401 个, 合成孔径角度 5° , 采样间隔 0.04° , 因此可以得出快时间采样点数 $N_f = 401$, 全孔径条件下慢时间采样点数 $N_{\text{all}} = 125$ 。由于设定的雷达回波信号稀疏采样率为 50%, 稀疏孔径条件下慢时间采样点数为 $M_s = 63$ 。利用经典距离压缩算法和距离压缩的量子算法处理回波数据, 得到了 F-16 目标模型的一维距离像, 分别如图 3(a) 和 (b) 所示。可以看出, 本文提出的距离压缩量子算法能够获得目标的一维距离像, 并与经典算法得到的结果相似。在获得图 3(a) 的基础上, 利用传统距离-多普勒算法、FISTA 算法和 OMP 算法, 分别处理经典算法获得的一维距离像信号, 经过方位向压缩、重构, 获得的稀疏成像结果分别如图 3(c)、(d) 和 (e) 所示; 在获得图 3(b) 的基础上, 利用提出的稀疏重构量子算法, 处理距离压缩量子算法获得的一维距离像信号, 经过方位向压缩、重构, 获得的稀疏成像结果分别如图 3(f) 所示。可以看出, 本文提出的 ISAR 稀疏成像量子算法相较于传统的距离-多普勒成像算法, 具有较强的图像重构能力, 并且与 FISTA、OMP 这两种稀疏重构算法的图像重构能力相近。

根据计算复杂度分析中给出的经典算法和量子算法计算复杂度公式, 由快时间采样点数 N_f , 全孔径和稀疏孔径下的慢时间采样点数 N_{all} 和 M_s 可以计算出, 经典距离压缩算法的计算复杂度为 $O(10^7)$, 而距离压缩量子算法的计算复杂度为 $O(10^3)$; 经典 FISTA 算法单次迭代运算中的计算复杂度为 $O(10^6)$, 而在稀疏重构量子算法中, 量子态制备的计算复杂度为 $O(10^5)$, 量子矩阵乘法的计算复杂度为 $O(10^3)$, 若能进一步降低量子态制备的

计算复杂度,将进一步降低量子算法的计算复杂度。

由于 ISAR 图像稀疏重构结果的比较以及计算复杂度的比较结果可以看出,本文所提的稀疏孔径 ISAR 成像量子算法能够实现计算复杂度降低的同时,在足够的量子比特保证计算精度的条件下,能够获得不错的 ISAR 图像稀疏重构质量。

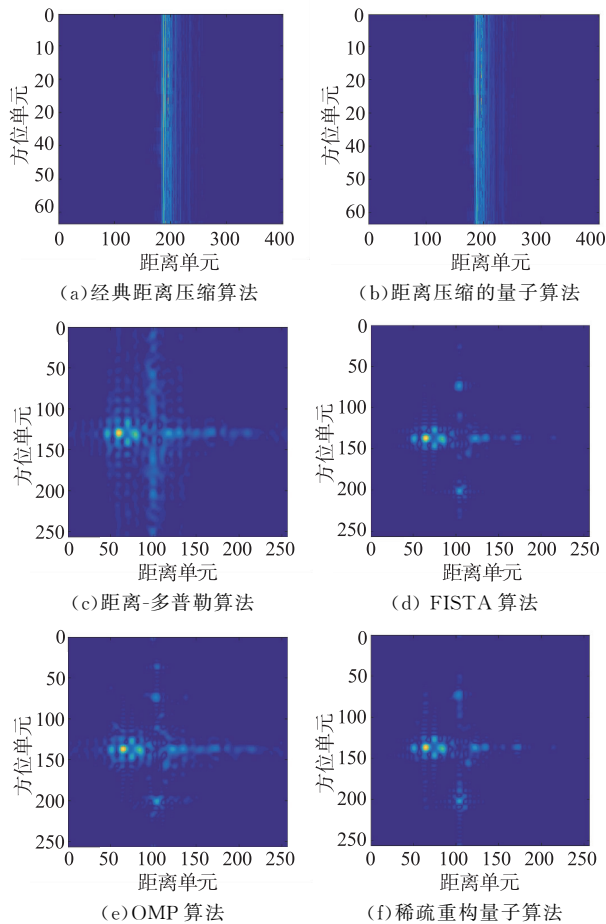


图3 F-16金属模型距离像与稀疏重构结果

5 结语

本文将量子计算的快速数据处理能力引入到稀疏孔径 ISAR 成像中,提出了一种基于量子算法的逆合成孔径雷达稀疏成像方法,以降低稀疏重构运算过程的计算复杂度。首先,介绍了稀疏孔径 ISAR 成像经典算法中的距离压缩、观测模型和稀疏重构算法等;其次,在分析经典算法运算过程的基础上,通过介绍量子矩阵乘法,提出了距离压缩的量子算法和稀疏重构算法的量子算法,并给出了相应量子算法的量子线路框图,形成了稀疏孔径 ISAR 成像量子算法完整的量子线路;最后,分析了所提量子算法的计算复杂度,并通过仿真实验,验证了提出的基于量子算法的 ISAR 稀疏成像方法能够在降低计算复杂度的同时,依然能取得不错的成像结果。

参考文献

- [1] KANG B S, LEE K, KIM K T. Image Registration for 3-D Interferometric-ISAR Imaging Through Joint-Channel Phase Difference Functions[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2020, 57(1): 22-28.
- [2] HUANG P H, XIA X G, ZHAN M Y, et al. ISAR Imaging of a Maneuvering Target Based on Parameter Estimation of Multicomponent Cubic Phase Signals [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 5103918.
- [3] HU X Y, MA C Z, LU X Y, et al. Compressive Sensing SAR Imaging Algorithm for LFM CW Systems[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 59(10): 8486-8500.
- [4] 张群,胡健,罗迎,等. 微动目标雷达特征提取、成像与识别研究进展[J]. 雷达学报,2018,7(5):531-547.
- [5] LI S J, MEI S H, ZHANG S X, et al. A Novel Compressive Sensing-Based Multichannel HRWS SAR Imaging Technique for Moving Targets[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 14: 690-703.
- [6] 潘洁,王帅,李道京,等. 基于分布式压缩感知的高分宽幅 SAR 动目标成像技术[J]. 雷达学报,2020,9(1): 166-173.
- [7] PIERACCINI M, MICCINESI L. An Interferometric MIMO Radar for Bridge Monitoring[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(9): 1383-1387.
- [8] BI H, BI G A, ZHANG B C, et al. From Theory to Application: Real-Time Sparse SAR Imaging [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(4): 2928-2936.
- [9] FANG J, XU Z B, ZHANG B C, et al. Fast Compressed Sensing SAR Imaging Based on Approximated Observation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(1): 354-363.
- [10] FANG J, ZHANG L Z, LI H B. Two-Dimensional Pattern-Coupled Sparse Bayesian Learning via Generalized Approximate Message Passing [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(6): 2920-2930.
- [11] QIU W, ZHOU J X, FU Q. Tensor Representation for Three-Dimensional Radar Target Imaging With Sparsely Sampled Data [J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2020, 6: 263-275.

(下转第 88 页)

- [12] ZHAO G H, SHEN F F, LIN J, et al. Fast ISAR Imaging Based on Enhanced Sparse Representation Model [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2017, 65(10): 5453-5461.
- [13] ZHANG S H, LIU Y X, LI X. Fast Sparse Aperture ISAR Autofocusing and Imaging via ADMM Based Sparse Bayesian Learning[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 3213-3226.
- [14] GUO C, LIU Y, XIONG M, et al. General-Purpose Quantum Circuit Simulator with Projected Entangled-Pair States and the Quantum Supremacy Frontier[J]. Physical Review Letters, 2019, 123(19): 190501.
- [15] MONTANARO A. Quantum Algorithms: An Overview[J]. Npj Quantum Information, 2016, 2: 15023.
- [16] FARHI E, GOLDSTONE J, GUTMANN S. A Quantum Approximate Optimization Algorithm[Z]. ArXiv:1411.4028v1.
- [17] JORDAN S. Quantum Algorithm Zoo[EB/OL]. <https://quantumalgorithmzoo.org/>.
- [18] BIAMONTE J, WITTEK P, PANCOTTI N, et al. Quantum Machine Learning [J]. Nature, 2017, 549: 195-202.
- [19] SHAO C P. Quantum Algorithms to Matrix Multiplication[Z]. ArXiv:1803.01601v2.
- [20] REBENTROST P, STEFFENS A, LLOYD S. Quantum Singular Value Decomposition of Non-Sparse Low-Rank Matrices [J]. Physical Review A, 2018, 97: 012327.
- [21] LIU E, TEMLYAKOV V N. Orthogonal Super Greedy Algorithm and Applications in Compressed Sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2012, 58(4): 2040-2047.
- [22] DE PAIVA N M, MARQUES E C, DE BARROS NAVINER L A. Sparsity Analysis Using a Mixed Approach with Greedy and LS Algorithms on Channel Estimation [C]//International Conference on Frontiers of Signal Processing. Paris, France: IEEE, 2017: 91-95.
- [23] SUN L, FAN Z, FU X, et al. A Deep Information Sharing Network for Multi-Contrast Compressed Sensing MRI Reconstruction[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(12): 6141-6153.
- [24] KANG L, LUO Y, ZHANG Q, et al. 3-D Scattering Image Sparse Reconstruction via Radar Network [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022: 60: 5100414.

(编辑:徐敏)