

中图分类号: TP391.41; O413 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(XXXX)XX-0001-30

论文引用格式: Lyu Pin, Wu Yiquan. XXXX. Research progress of quantum image information processing methods. Journal of Image and Graphics, XX(XX):0001-0030(吕品, 吴一全. XXXX. 量子图像信息处理方法研究进展. 中国图象图形学报, XX(XX):0001-0030)[DOI:10.11834/jig.250566]

量子图像信息处理方法研究进展

吕品, 吴一全*

南京航空航天大学电子信息工程学院, 南京 211106

摘要: 量子计算凭借其叠加性、纠缠性和并行性等核心特性,为解决图像处理领域的新型复杂难题提供了革命性的思路 and 工具,由此催生了量子图像信息处理这一研究领域。近年来,量子图像信息处理引起了越来越多研究人员的关注。对近5年来的相关研究进行了调研。首先介绍了量子计算的特性并回顾了量子图像信息处理的发展历程。其次总结了近5年来的量子图像表示方法。然后从量子图像处理方法、量子图像分析方法、量子图像信息安全技术和量子机器学习方法这4个方面详细阐明了量子图像信息处理方法的研究进展,并对比了所采用方法的核心创新、性能突破和关键局限。其中量子图像处理方法涵盖量子图像滤波、量子图像压缩和量子形态变换;量子图像分析方法涉及量子边缘检测、量子图像分割和量子图像匹配3个方面;量子图像信息安全技术包括量子图像加密和量子图像数据隐藏;而量子支持向量机、量子卷积神经网络及量子生成对抗网络,则归属于量子机器学习的关键实现路径。最后指出目前量子图像信息处理方法在硬件、图像表示模型、协同效率和量子图像安全机制上面临的挑战,并针对挑战对未来进一步的研究方向进行了展望,提及的算法已汇总至<https://github.com/cococococo7/QIIP>。

关键词: 量子图像表示;量子图像处理;量子图像分析;量子图像信息安全;量子机器学习

Research progress of quantum image information processing methods

Lyu Pin, Wu Yiquan*

College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China

Abstract: In the era of big data and artificial intelligence, image processing has emerged as a cornerstone technology driving advancements across diverse fields including medical diagnostics, autonomous systems, and remote sensing. The exponential growth of high-resolution image data has created unprecedented computational demands that classical computing architectures increasingly struggle to meet. As the progress under Moore's Law slows, quantum computing has emerged as a transformative paradigm, leveraging fundamental quantum properties including superposition, entanglement, and quantum parallelism to overcome classical limitations. This convergence has given rise to the rapidly evolving field of quantum image processing (QIP), which promises to redefine the boundaries of computational imaging capabilities. This comprehensive survey provides a systematic analysis of QIP's remarkable evolution over the past five years, documenting its transition from theoretical concept to emerging practical technology. We introduce an integrated classification framework that mirrors the complete image processing pipeline—from fundamental representation to advanced applications—creating a coherent perspective that effectively connects quantum mechanical principles with practical implementation requirements. The foundation of this framework lies in quantum image representation models, where innovative schemes including NEQR,

收稿日期: 2025-11-08; 修回日期: 2025-12-17

* 通信作者: 照片; 吴一全 nuaaimage@163.com

基金项目: 国家自然科学基金项目(61573183)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61573183)

FRQI, and GQIR have advanced to support arbitrary image dimensions and complex color spaces while simultaneously optimizing critical qubit utilization efficiency. Building upon this foundation, quantum image processing techniques demonstrate increasingly sophisticated capabilities. Advanced filtering algorithms achieve exponential speedups in noise reduction tasks, while quantum Fourier and wavelet transforms enable unprecedented efficiency in image compression. Quantum parallelism facilitates rapid morphological analysis and feature extraction, significantly accelerating fundamental image processing operations. Beyond basic processing, quantum-enhanced methods for edge detection, segmentation, and feature matching demonstrate remarkable efficiency improvements in extracting meaningful information from complex visual data. The security domain benefits substantially from quantum approaches, with innovative encryption protocols based on quantum walks and chaos theory providing theoretically unbreakable protection for sensitive visual data. Quantum watermarking techniques leveraging entanglement phenomena offer fundamentally undetectable data hiding capabilities, creating new paradigms for digital rights management and secure communication. In machine learning applications, quantum support vector machines enhance classification accuracy for high-dimensional image data, while quantum convolutional neural networks revolutionize feature extraction through inherent quantum parallelism. Quantum generative adversarial networks enable sophisticated synthetic data generation with significant applications in data augmentation and privacy preservation. This review emphasizes an integrated perspective that connects theoretical advances with practical implementations across multiple application domains. Our structured analytical framework clearly illustrates how abstract quantum principles translate into operational capabilities, while simultaneously addressing the significant challenges currently hindering widespread adoption. The Noisy Intermediate-Scale Quantum (NISQ) era presents substantial hardware limitations where qubit decoherence and elevated error rates remain persistent barriers to reliable operation. The significant theory-practice implementation gap, where algorithm performance on actual quantum devices often falls short of theoretical predictions, requires careful consideration. Scalability issues in real-world applications, where the substantial overhead of quantum data encoding and measurement can diminish computational advantages, present additional hurdles that must be overcome. Resource management considerations examine how different representation models directly affect quantum circuit complexity and execution time, providing crucial insights for practical algorithm design and implementation. Looking forward, several promising pathways emerge: hybrid quantum-classical architectures that leverage the complementary strengths of both computational paradigms; advanced error mitigation techniques that compensate for current hardware imperfections; and quantum-inspired classical algorithms that can deliver enhanced performance on conventional hardware while preserving certain quantum advantages. The discussion extends to current hardware platforms—including superconducting qubits, trapped ions, and photonic quantum systems—providing practical guidance for experimental research and implementation strategies. Through systematic analysis and critical evaluation, this review demonstrates quantum computing's significant potential to achieve exponential acceleration in computational tasks, enhance security beyond classical limitations, and enable unprecedented capabilities in image analysis and understanding. Emerging applications in medical imaging, remote sensing, and security systems highlight the transformative potential of these technologies. As quantum hardware continues its steady evolution, the strategic integration of quantum approaches into conventional image processing workflows promises to redefine computational boundaries across numerous disciplines including healthcare, environmental monitoring, industrial inspection, and artificial intelligence. The field currently stands at the threshold of a new computational paradigm, requiring both continued technical innovation and strategic vision to successfully navigate the coming transition. By synthesizing recent advances, clearly identifying current limitations, and outlining promising research directions, this survey aims to accelerate the development and adoption of quantum image processing technologies. The ultimate integration of quantum approaches with classical image processing methodologies promises to create powerful hybrid frameworks that leverage the distinctive strengths of both computational paradigms, fundamentally transforming how we extract knowledge and value from visual data in the emerging quantum era and enabling capabilities beyond the reach of either approach independently. The mentioned algorithms have been summarized to <https://github.com/cococococo7/QIIP>.

Key words: quantum image representation; quantum image processing; quantum image analysis; quantum image information security; quantum machine learning

0 引言

图像作为信息的重要载体,其高效处理与分析是现代信息技术的核心支撑。而在过去的几十年里,计算机的计算能力按照摩尔定律呈指数级增长,但由于诸多客观因素的限制,近年来单核中央处理器(central processing unit, CPU)的计算能力并没有大幅度提升(史惠康等,2023),因此需要探索其他方式来提升处理海量高维图像数据时的计算能力。

量子计算凭借其独特的量子态叠加与纠缠特性,为解决图像处理领域的新型复杂难题提供了革命性的思路 and 工具,由此催生了量子图像信息处理这一研究领域。量子图像信息处理本质上是利用量子力学原理、量子比特的表示能力以及量子算法范式,在量子计算框架下对图像信息进行表示、存储、处理、分析和通信的技术。其核心特点在于借助量子并行性可实现对庞大图像数据空间的指数级加速运算,以及利用量子纠缠等非经典关联实现新颖高效的图像处理操作和加密通信。正因如此,量子图像信息处理展现出了降低计算复杂度、提升处理效率、增强信息安全性的巨大潜力。目前,量子图像信息处理的研究已在诸多关键领域展现出应用前景,特别是在需要处理超大规模图像数据的医学影像分析(付晓薇等,2015)、追求高安全级别的图像加密(常晓琦等,2024)与安全通信,以及实现超高分辨率成像的量子遥感等方面(姚力波等,2021),量子图像信息处理技术正逐步从理论构想迈向实践应用的探索。

量子图像信息处理研究越来越受到关注。目前的相关综述文献情况如下:Ruan等人(2021)围绕量子图像操作展开了系统性综述,指出量子图像处理的真正机遇更多集中于图像分类与识别等高层任务,而非传统低层操作。然而,该研究在量子图像操作的实际可行性方面仍存在较多争议,未能提出具有建设意义的解决方法。Wang等人(2022)发表了另一篇量子图像处理的系统综述,涵盖了量子计算的背景起源与数学基础,并深入分析了该领域的优势与局限,但其内容未能纳入近五年来的重大突破,因而在时效性方面显露出一定的滞后性。除了上述两篇较为全面的综述之外,近年来的相关研究更多聚焦于特定子领域或关键技术。例如,Elaraby

(2022)总结了量子计算在医学图像处理中的主流方法与应用实践;Otgonbaatar和Kranzlmüller(2024)则着眼于量子技术在地球观测与卫星图像分析中的研究现状,特别剖析了量子学习模型在处理遥感数据时的潜力与挑战;Islam和He(2024)系统梳理了量子机器学习的关键方法,探索量子计算对机器学习范式的推动与影响;而Liu和Helmy(2025)则针对量子增强的光学目标探测,综合评述了其发展机遇与现实瓶颈。以上综述虽在细分领域纵深突破,但由于过度聚焦局部,无法展现量子图像信息处理的完整技术生态。

鉴于此,本文将介绍量子图像信息处理的基本概念并系统分类与说明量子图像信息处理技术,量子图像信息处理思维导图如图1所示,快速为读者呈现有效信息,为相关研究人员提供参考。主要安排如下:第1部分介绍量子计算的3大特性。第2部分梳理了量子图像信息处理的发展历程。第3部分总结讨论了近5年量子图像表示法的最新进展。第4部分从量子图像滤波、量子图像压缩和量子形态变换这3个方面阐明了量子图像处理方法的研究现状。第5部分总结了量子图像分析方法在量子边缘检测、量子图像分割和量子图像匹配上的研究进展。第6部分概述了量子图像信息安全技术,包括量子图像加密和量子图像数据隐藏。第7部分综述了量子机器学习方法,包括量子支持向量机、量子卷积神经网络和量子生成对抗网络。第8部分指出了量子图像信息处理面临的挑战并进行展望。

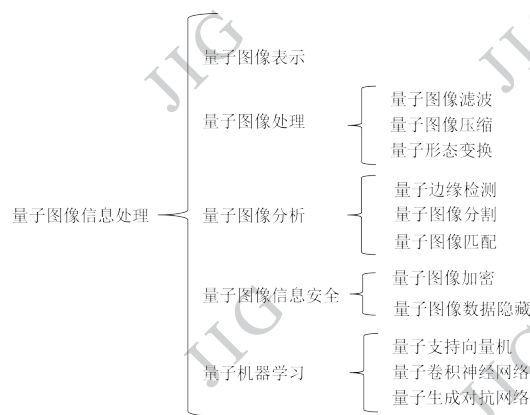


图1 量子图像信息处理思维导图

Fig. 1 Mind map of quantum image information processing
© 中国图象图形学报版权所有

1 量子计算的特性

量子图像信息处理的核心建立在量子计算的三大基础特性上:量子比特、量子并行性和量子纠缠。这些特性为解决传统图像处理的瓶颈问题提供了全新路径。

1.1 量子比特

量子比特作为量子信息的基本单元,从根本上扩展了经典比特的二元逻辑(Hyyppä等,2022)。其核心在于量子叠加原理:一个量子比特的状态可表示为基态 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的线性组合:

$$|\psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (1)$$

式中, α 和 β 是复数概率幅,满足归一化条件 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$ 。当进行测量时,系统以概率 $|\alpha|^2$ 坍缩至经典态0,以概率 $|\beta|^2$ 坍缩至1。

这种特性使得量子比特能够同时编码两种状态,为高维数据存储提供了物理基础。在量子图像信息处理中,该性质被直接用于图像信息的高效压缩与表示。

1.2 量子并行性

量子并行性是量子计算的核心优势,它根植于量子比特的叠加态特性:当对一个处于叠加态的量子系统施加幺正操作时,该操作将同时作用于所有基态分量(Lin和Yin,2025)。数学上,对具有 2^n 个状态的量子系统执行酉变换 U ,可表示为:

$$U\left(\sum_{x=0}^{2^n-1} c_x|x\rangle\right) = \sum_{x=0}^{2^n-1} c_x U|x\rangle \quad (2)$$

式中, x 为 n 位二进制编码; c_x 为归一化复振幅。单次物理操作 U 完成了对 2^n 个独立状态 $|x\rangle$ 的同步演化,其并行度随量子比特数 n 指数增长,而传统并行计算需物理复制 $O(2^n)$ 个处理单元才能实现等效并行规模,这一现象的本质源于量子态的相干叠加与幺正演化的深度融合。

1.3 量子纠缠

量子纠缠是量子信息处理的核心资源,其本质在于多体系统量子态的非局域关联性——系统整体状态无法分解为子系统状态的张量积(Horodecki等,2009)。数学上,两量子比特系统的任一纯态均可写为:

$$|\psi\rangle_{AB} = \sum_{ij} c_{ij}|i\rangle_A \otimes |j\rangle_B \quad (3)$$

式中, c_{ij} 为复数概率幅; $|i\rangle_A, |j\rangle_B$ 分别为子系统在基态 i 和 j 上的量子态。若该态无法分解为子系统状态的张量积形式,则称为纠缠态;反之则为可分离态。对于纠缠态,其纠缠强度可通过子系统约化密度矩阵度量:

$$\rho_A = \text{tr}_B(|\psi\rangle\langle\psi|) \neq \text{pure state} \quad (4)$$

式中, tr_B 为对 B 子系统求偏迹; ρ_A 为约化密度矩阵。其中 ρ_A 的混合性直接度量纠缠强度,熵值越大,纠缠度越高。

量子纠缠通过状态空间的维度扩展展现了其超越经典计算的强大潜力(Vedral,2014)。

2 量子图像信息处理的发展历程

量子图像信息处理在二十一世纪的前二十年经历了从理论奠基到实验初探的完整演化,发展历程如图2所示。其发展始于本世纪初,随着量子计算理论的成熟,研究者开始探索如何利用量子力学特性处理图像信息。2003年,Venegas-Andraca等人(2003)提出的Qubit Lattice模型采用了为每个像素分配专用量子比特的思路。与此同时,将图像灰度值编码为量子态概率幅的思想开始萌芽(Latorre,2008)。这些早期模型虽受限于当时的技术条件而难以实现,但成功地将图像处理问题引入了量子计算领域,为后续研究指明了方向。

2010年前后,该领域迎来了理论基础的重大突破。最具里程碑意义的进展是Le等人(2011)提出的量子图像的灵活表示(flexible representation of quantum images, FRQI)模型,该模型使用一个量子态同时编码像素的位置和颜色信息,其资源高效性使其成为后续大多数算法研究的理论基础。例如对于一个尺寸为 $N=2^n \times 2^n$ 的经典图像,FRQI将其编码为一个量子态,形式为:

$$|I\rangle = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{k=0}^{M-1} |k\rangle \otimes \left(\cos \frac{\theta_k}{2} |0\rangle + \sin \frac{\theta_k}{2} |1\rangle \right) \quad (5)$$

式中, M 为图像的像素总数; $|k\rangle$ 为位置寄存器,表示第 k 个像素的位置; θ_k 为颜色编码角度。

为克服FRQI在颜色精度和操作复杂性上的局限,Zhang等人(2013)于2013年提出了新型增强量

子表示 (novel enhanced quantum representation, NEQR)模型,采用二进制基态而非概率幅来精确存储颜色值,极大地简化了比较、运算等操作的量子线路设计,推动了算法的实用化进程。

在坚实的表示理论基础之上,2015至2017年间的研究进入了算法系统化发展的繁荣期。研究者们系统性地重构了各类图像处理任务的量子算法,涵盖了从空域和频域的滤波、几何变换,到特征提取、图像分割以及模式匹配等高级任务。并行地,一个以量子图像加密与水印为核心的信息安全研究分支得以建立,大量基于量子行走、混沌映射的加密方案被提出。此外,表示模型本身也得到扩展,出现了支持视频(Yuan等,2014)和彩色图像(Sang等,2017)的量子表示方法,标志着该领域理论框架的日趋完善。

至2019年,随着嘈杂中型量子(noisy intermediate-scale Quantum, NISQ)时代的到来(Preskill,2018),该领域开始了从纯理论向实验验证的初步转向。基于国际商业机器公司量子(García-Pérez等,2020)(international business machines quantum, IBM Q)平台等云量子平台,研究

者首次在真实量子设备上成功编码并处理了极小规模图像,实现了原理性验证。同时,与量子机器学习的交叉融合成为新前沿,量子卷积神经网络(Zhu等,2018)(quantum convolutional neural network, QCNN)等概念被提出用于图像识别,预示着下一代量子智能图像处理技术的萌芽。至此,量子图像信息处理完成了其第一个二十年的理论积累,为在更强大硬件上的应用探索奠定了坚实基础。

2020至2025年及以后,量子图像信息处理迈入以“实用化拓展”与“跨界深化”为特征的新阶段。随着NISQ设备性能逐步提高,研究重点从原理验证转向在有限规模下提升算法效率,探索图像降噪、超分辨率等任务中的潜力。量子传感器与医学影像的融合成为亮点,首批“量子-经典”混合算法在真实临床数据中验证,推动技术向实际应用渗透。研究更注重构建量子神经网络与经典AI的协同架构,探索图像生成、跨模态检索等复杂任务。硬件方面,面向图像处理优化的专用量子芯片与光子集成平台加速发展,旨在突破NISQ时代在比特数与噪声方面的限制。

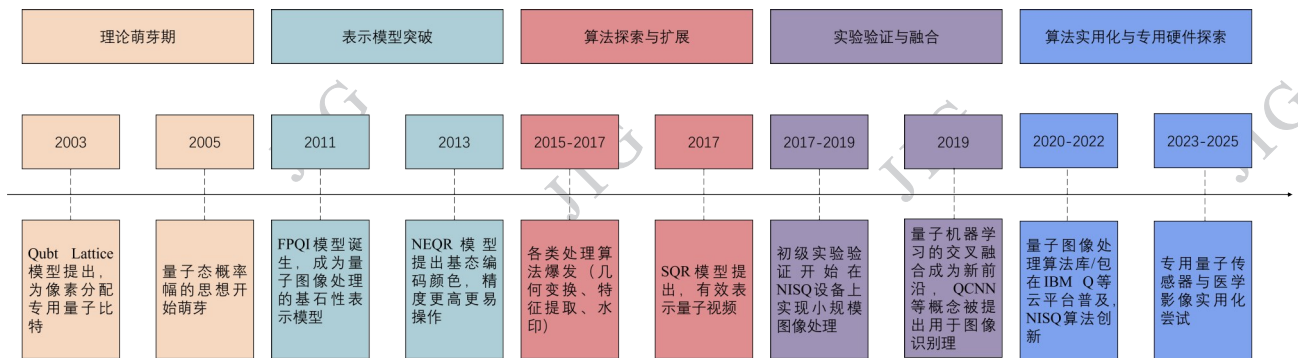


图2 量子图像信息处理的发展历程

Fig. 2 Development of quantum image information processing

3 量子图像表示方法

为了在量子计算机上有效处理图像数据,研究人员已开发出多种量子图像表示方法。这些方案旨在将经典图像信息编码到量子态中。Lisnichenko和Protasov(2023)对2020年之前的量子图像表示方法进行了综述,本文将对近5年量子图像表示方法的最新进展进行总结和讨论,技术演进脉络如图3所示,时间线如图4所示。

在量子图像表示领域,早期研究主要致力于突破传统模型的尺寸与色彩限制。Zhu等人(2021)提出的多模式量子图像表示(multimode quantum image representation, MQIR)率先支持任意尺寸图像,在降低量子比特需求的同时,结合三维非等距Arnold变换开发了高效加密方案。针对新型增强量子表示(novel enhanced quantum representation, NCQI)模型处理非对称尺寸与多通道的缺陷,Su等人(2021)进一步提出改进的新型增强量子表示(improved color digital image quantum representation,

INCQI)模型,引入辅助量子比特实现透明信息处理,并通过 IBM Q 首次完成量子图像可视化验证。INCQI 模型将尺寸为 $2^{n_1} \times 2^{n_2}$ 的二维图像编码为以下量子态:

$$|I\rangle = \frac{1}{2^{\frac{n_1+n_2}{2}}} \sum_{y=0}^{2^{n_1}-1} \sum_{x=0}^{2^{n_2}-1} |c(y,x)\rangle \otimes |yx\rangle \quad (6)$$

式中, n_1 为垂直位置的量子比特数; n_2 为水平位置的量子比特数; $|yx\rangle$ 表示像素的位置寄存器; $c(y,x)$ 为像素的颜色寄存器。

随着需求深化,研究重点转向色彩空间优化与存储效率提升。Chen 等人(2022)基于色调-饱和度-强度 (hue-saturation-intensity, HSI) 空间构建基于 HSI 颜色空间的量子图像表示模型 (quantum image representation based on HIS color space model, QIRHSI), 融合 FRQI 与 NEQR 优势, 仅用 10 量子比特编码色调/饱和度通道, 资源优化率最高达 95.72%。该方向由 Li 等人(2023)实现跨越式发展: 其基于 HSI 颜色模型并采用纠缠态编码的增强型量子图像表示 (enhanced quantum image representation using entanglement state encoding in the HSI color model, EQIRHSI) 模型采用双量子纠缠态编码 H/S 通道, 在保持超低存储特性下将平均压缩率提升至 83.91%, 较主流模型效率提高 1.2 倍。与此同时, Chen 等人(2022)开辟极坐标新路径, 开发位平面表示模型 (quantum representation model for polar coordinate Images, QIPC), 仅需 $h+4h+6$ 量子比特即存储 $2h$ 像素的灰度/彩色图像, 存储效率达传统对数模型的 16 倍, 显著简化了几何变换操作。

面向实际量子环境适配, 理论框架迎来根本性重构。Hu 等人(2024)突破封闭系统局限, 开创基于密度矩阵模型 (density matrix model, DMM) 的开放量子系统图像表示范式, 提出灰度模型、张量积彩色模型及 Bloch 球混态模型多层次架构。通过算子求和分解技术首次实现振幅阻尼通道等噪声环境下的图像演化解析, 为真实量子硬件部署奠定理论基础。

4 量子图像处理方法

量子图像处理作为量子图像信息处理中的一个前沿分支, 其核心目标在于将经典图像处理中的关键技术量子化, 并借助量子叠加、并行计算等独特性

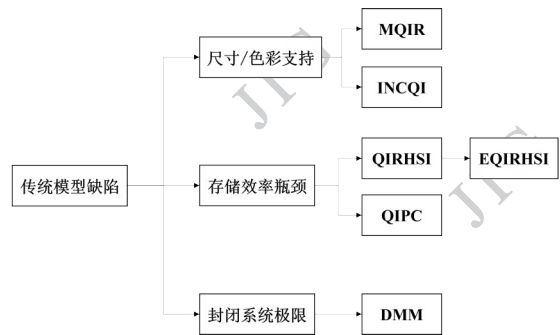


图3 近5年量子图像表示技术演进脉络

Fig. 3 Evolution of quantum image representation technology in recent five years

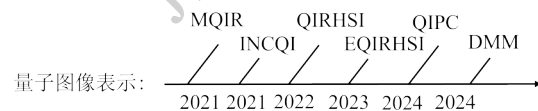


图4 量子图像表示方法时间线

Fig. 4 Quantum image representation timeline

质实现超越经典方法的性能表现。

4.1 量子图像滤波

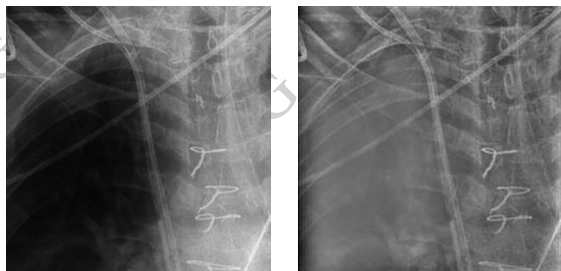
在经典图像处理中, 图像滤波是一种常见的预处理操作, 一般通过将图像与滤波器掩码进行相关来实现。在计算机视觉中, 常用于消除图像中的噪声。虽然量子图像处理中难以进行卷积运算, 给滤波运算带来困难, 但已经通过多路径创新解决经典方法的瓶颈, 其发展脉络可从空域、频域和混合架构三个维度展开。

在空域滤波方向, 张智等人(2016)基于量子空间的光学遥感图像滤波将图像转换为量子叠加态, 在不同量子面进行范数优化约束, 显著提升图像质量指标并解决地物细节丢失问题。赵娅等人(2021)设计的量子图像中值滤波方案通过量子比较器和迭代排序计算中值, 针对性解决量子比特翻转噪声去除问题, 但未公开具体量化指标。

冉术坤等人(2023)在此基础上的突破尤为关键, 提出的量子彩色图像矢量中值滤波算法通过量子纠缠绑定邻域像素, 巧妙规避传统卷积的复杂性, 并以补码电路优化矢量距离计算, 椒盐噪声抑制效果接近经典算法。这种邻域绑定策略直接启发了 Yuan 等人(2022, 2025)的加权平均滤波创新, 通过改进 NCQI 模型存储电路, 将辅助量子比特从 $O(q)$ 压缩至 $O(1)$, 并在 IBM Q 平台成功处理 512×512 图像。Pachau 和 Saha(2022)提出了通用量子空间域

滤波器架构,通过Y轴旋转表示像素强度,用角度加减实现滤波操作,解决传统量子滤波器泛化能力不足问题,在边缘检测和平滑任务中验证可行性。

域滤波领域呈现算法加速与硬件约束的博弈。李盼池等人(2018)基于量子傅立叶变换的频域滤波采用 NEQR 模型描述彩色图像,通过量子 Oracle 实现多频段分离,解决频率分类不精确问题,但实际复杂度优化有限。Cui 等人(2024)的固定点 Grover 搜索算法实现关键跃迁,针对高效编码图像设计,在信噪比下界约束下达到指数加速 $O(\text{poly}(\log N))$,低通滤波后结构相似性(structural similarity index measure, SSIM)从 0.794 显著提升至 0.956。除此之外,该方法对胸部 X 射线图像进行高通滤波后有效增强了暗区的细节,结果如图 5 所示。



(a) 原始图像 (b) 滤波结果图像

((a) original image; (b) filtered result image)(Cui et al, 2024)

图5 高通滤波效果图(Cui 等人,2024)

Fig. 5 Quantum image representation timeline

Ji 等人(2022)的高斯-小波混合滤波融合了频域与时域优势,通过小波系数优化和线性映射抑制环境噪声,解决纠缠光子成像中的误计数问题,实测峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)提升 > 8dB,但小波变换导致的实时性下降成为瓶颈。Atchade-Adelomou 和 Alonso-Linaje (2022)的变分量子滤波器用量子点积替代经典卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)卷积层,训练速度提升 40%,但高性能硬件依赖暴露接口瓶颈。Mu 等人(2025)基于 NEQR 模型实现经典引导滤波的量子化,通过量子并行性实现指数级加速,显著提升滤波速度与边缘保留能力,为频域与空域融合提供范例。

综上所述,量子图像滤波技术在空域交互机制革新、频域处理效能跃迁及混合架构范式突破三大方向协同演进下,成功克服了传统卷积在量子体系中实施的固有障碍,并系统性突破经典方法的算力

与精度瓶颈。量子图像滤波方法汇总如表 1 所示。

4.2 量子图像压缩

量子图像压缩是指利用量子计算的特性和算法,对图像数据进行压缩的技术。它结合了量子信息理论和经典图像处理,旨在实现比经典压缩方法更高的压缩率、更快的处理速度或全新的处理维度,量子图像压缩流程图如图 6 所示,量子图像压缩方法汇总如表 2 所示。

苏枫等人(2015)提出了压缩感知框架结合正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)算法与离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT)稀疏化,将sast图像采样次数降至550次,较传统2万次提速36倍,但重构时间仍随图像尺寸线性增长,且航天图标压缩需8000次采样,大尺寸优化有限。Dai 等人(2021)设计了量子离散余弦变换(Quantum discrete cosine transform, QDCT)多图压缩框架,通过4D混沌序列扩散像素值实现密文熵7.9983和相关系数 ≈ 0.006 的高随机性,但因5D混沌电路复杂度过高,且多图融合需预定义压缩率,灵活性受限。臧一鸣等人(2022)基于热金属码实现了量子伪彩色编码,仅需2947量子门完成灰度-色彩转换,然而量子比特初始化依赖经典模拟,且预定义分段函数降低了适应性。Ma 和 Zhou(2023)融合 Haar 小波多图压缩与5D混沌加密,达成密文相关系数 ≈ 0.009 的抗统计攻击能力及抗剪切PSNR>15dB,但高压缩率下PSNR降至18dB,且Fibonacci置乱需迭代50次周期,实时性不足。

Majji 等人(2023)比较了多种量子编码技术,提出四种基于振幅嵌入的量子压缩方法,在200张卫星图像上实现了75%压缩率,同时保留关键视觉模式,解决了高分辨率图像的计算约束问题。Wang 等人(2024)开发了基于参数化量子电路的量子自编码器模型,采用混合量子-经典梯度优化方法,在修改后的美国国家标准与技术研究所数据库(modified national institute of standards and technology database, MNIST)数据集上实现了高效压缩,保真度达0.957,解决了大规模图像存储资源需求高的问题,但训练过程资源密集。Hai 等人(2025)提出了基于泰勒展开的快速量子编译算法,通过参数估计减少迭代次数,在Lenna和Cameraman图像上实现了86%迭代次数削减和低损失压缩,解决了传统量子压缩计算成本高的问题,但图像质量依赖于阈值调整。Ko 等

表1 量子图像滤波方法汇总

Table 1 Summary of quantum image filtering methods

研究团队	核心创新	性能突破	关键局限
张智等人 (2016)	<ul style="list-style-type: none"> • 图像信息分层转换为量子叠加态 • 量子面内范数优化约束 	<ul style="list-style-type: none"> • 对比度 \uparrow 至 22.74(原 22.65) • 信息熵 \uparrow 至 7.41(原 6.98) 	<ul style="list-style-type: none"> • 计算复杂度上升 • 需并行算法优化实时性
李盼池等人 (2018)	<ul style="list-style-type: none"> • 量子 Oracle 划分多频段图像 • 陷波滤波器设计支持周期噪声消除 	<ul style="list-style-type: none"> • 较文献方法 PSNR \uparrow 0.1986 dB • 同时输出三频段图像 	<ul style="list-style-type: none"> • 依赖量子计算硬件 • 空域滤波未实现
赵娅等人 (2021)	<ul style="list-style-type: none"> • 量子比较器迭代排序计算中值 • 循环平移模块同步处理边缘像素 	<ul style="list-style-type: none"> • PSNR \uparrow 16.22 dB • 椒盐噪声 PSNR \uparrow 18 dB 	<ul style="list-style-type: none"> • 复杂度上升 • 经典仿真受限硬件
Ji 等人 (2022)	<ul style="list-style-type: none"> • 高斯-小波混合滤波 • 小波系数优化光子计数 	<ul style="list-style-type: none"> • PSNR \uparrow >8dB • 光学平台实测结构相似性 \uparrow 	<ul style="list-style-type: none"> • 小波变换限制实时性 • 30ps 重合门宽增硬件复杂度
Pachua 和 Saha (2022)	<ul style="list-style-type: none"> • Y 轴旋转编码像素强度 • 角度加减实现泛化滤波 	<ul style="list-style-type: none"> • 量子成本仅 $3(q-1)$ • 平滑滤波 RMSE=14.77 	<ul style="list-style-type: none"> • 依赖概率重建 • 需多次量子测量提取结果
Atchade-Adelomou 和 Alonso-Linaje (2022)	<ul style="list-style-type: none"> • 变分子电路替代 CNN 卷积层 • 量子点积实现特征提取 	<ul style="list-style-type: none"> • 训练速度 \uparrow 40% • 测试集准确率 >40% (50 样本) 	<ul style="list-style-type: none"> • 需 ml.c5.2xlarge 级硬件 • 梯度计算量子线路深度 \uparrow
Yuan 等人 (2022)	<ul style="list-style-type: none"> • 位置比特复用架构 • 8 邻域图像共享量子态 	<ul style="list-style-type: none"> • 辅助量子比特 \downarrow 至 $O(1)$ • 时间复杂度 $O(q)$(原 $O(q^2)$) 	<ul style="list-style-type: none"> • 512x512 图像需 320 万次测量 • IBMQ 平台延迟敏感
冉术坤等人 (2023)	<ul style="list-style-type: none"> • 量子纠缠绑定邻域像素避免卷积 • 补码电路简化矢量距离计算 	<ul style="list-style-type: none"> • 时间复杂 \downarrow 至 $O(10n^2+216q^2)$ 	<ul style="list-style-type: none"> • 量子比较器复杂度高 • 边缘像素处理需额外循环移位
Cui 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> • 固定点 Grover 搜索模拟频域滤波 • 针对高效编码图像设计 	<ul style="list-style-type: none"> • 信噪比 $\lambda \geq \lambda_0$ 时指数加速 • SSIM \uparrow 至 0.956(低通滤波) 	<ul style="list-style-type: none"> • 非高效编码图像加速失效 • 量子噪声导致输出失真
Yuan 等人 (2025)	<ul style="list-style-type: none"> • 优化 NCQI 存储模型(辅助量子比特 \downarrow) • 量子除法器+噪声检测模块 	<ul style="list-style-type: none"> • 电路复杂 \downarrow 至 $O(q)$ • PSNR 26.75dB(高斯噪声) 	<ul style="list-style-type: none"> • 硬件限制 • 盐噪密度 >0.1 时细节损失显著
Mu 等人 (2025)	<ul style="list-style-type: none"> • NEQR 模型实现经典引导滤波量子化 • 量子并行优化线性系数计算 	<ul style="list-style-type: none"> • 时间复杂指数 \downarrow 至 $O(q^2)$ • PSNR \uparrow 6.45dB(噪声图: 20.33dB) 	<ul style="list-style-type: none"> • 依赖高效量子态制备 • 大规模图像需优化量子比特数

注：“ \uparrow ”表示该指标提升；“ \downarrow ”表示该指标下降。

人(2025)引入基于傅里叶的近似量子概率图像编码,结合均匀受控旋转(uniformly-controlled rotation, UCR)压缩和图像分区策略,在 1024x1024 医学图像

上减少了 96% 门计数和 80% 最大门复杂度,解决了门资源需求大的问题,但性能依赖于图像的可压缩性。

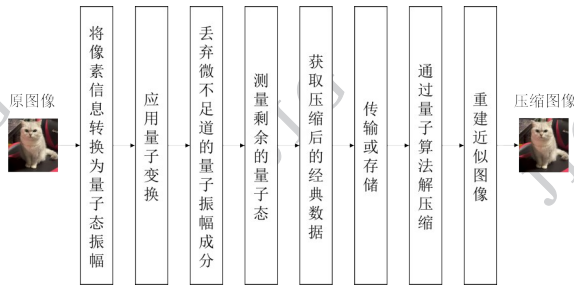


图6 量子图像压缩流程图

Fig. 6 Quantum image compression flowchart

综上所述,量子图像压缩技术已通过多维架构创新与效能提升路径,在压缩效率、安全保障与硬件

适配性三大核心维度取得显著跨越。其核心突破在于成功建立了超越经典性能边界的压缩范式——不仅实现关键视觉特征的高保真保留与超线性处理速度跃升,更在降低门资源消耗、优化存储需求及增强抗攻击能力层面达成并行突破。

4.3 量子形态变换

形态变换作为图像几何结构处理的基础工具,其经典范式依赖于结构化元素对目标区域的拓扑重塑。传统操作包括腐蚀缩减目标边界、膨胀填充内部孔洞、开运算平滑轮廓、闭运算弥合间隙等,本质是像素邻域的布尔集合运算。这些方法在医学影像分割与工业缺陷检测中具有核心价值,但受限于串

表2 量子图像压缩方法汇总

Table 2 Summary of quantum image compression methods

研究团队	核心创新	性能突破	关键局限
苏枫等人 (2015)	<ul style="list-style-type: none"> OMP算法+DCT稀疏化降采样 高斯随机矩阵优化测量 	<ul style="list-style-type: none"> sast 图像采样 550 次(↓36倍) 航天图标采样 8000 次(↓125倍) 	<ul style="list-style-type: none"> 图像增大时重构时间线性增长 大尺寸优化有限
Dai 等人 (2021)	<ul style="list-style-type: none"> QDCT多图融合压缩 4D混沌序列像素扩散 	<ul style="list-style-type: none"> 密文熵 7.9983 相关系数≈0.006 	<ul style="list-style-type: none"> 5D混沌电路复杂度过高 压缩率固定不灵活
臧一鸣等人 (2022)	<ul style="list-style-type: none"> 热金属码量子化实现伪彩色 R/G/B变换器量子电路设计(2947门) 	<ul style="list-style-type: none"> PSNR 24.3 - 36.4dB 空间复杂度↓指数级 	<ul style="list-style-type: none"> 量子比特初始化依赖经典模拟 分段函数适应性差
Ma 和 Zhou (2023)	<ul style="list-style-type: none"> Haar小波多图融合压缩 5D混沌加密+Fibonacci置乱 	<ul style="list-style-type: none"> 相关系数≈0.009 抗剪切 PSNR>15dB 	<ul style="list-style-type: none"> 高压缩率(75%)PSNR↓至18dB 置乱迭代50次实时性差
Majji 等人 (2023)	<ul style="list-style-type: none"> 比较量子编码技术 提出四种振幅嵌入量子压缩技术 	<ul style="list-style-type: none"> 75%压缩率(卫星图像) SSIM >0.978(光学图像) 	<ul style="list-style-type: none"> 量子硬件资源有限 仅支持4量子位电路
Wang 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> 参数化量子电路实现量子自编码器 混合量子-经典梯度优化压缩图像 	<ul style="list-style-type: none"> 保真度 0.957±0.023 压缩率 4:1(量子位↓) 	<ul style="list-style-type: none"> 资源密集(训练需多次迭代) 依赖经典模拟硬件
Hai 等人 (2025)	<ul style="list-style-type: none"> 泰勒展开优化量子编译参数估计 邻域块参数传递减少冗余计算 	<ul style="list-style-type: none"> 迭代次数↓86% 损失<0.38×10⁻³(高分辨率图像) 	<ul style="list-style-type: none"> 图像质量依赖阈值调整 “转移”率仅88%
Ko 等人 (2025)	<ul style="list-style-type: none"> 傅里叶近似量子概率编码 结合UCR压缩和图像分区策略 	<ul style="list-style-type: none"> 门计数↓96%(1024×1024) 最大门复杂度↓80% 	<ul style="list-style-type: none"> 性能依赖图像可压缩性 预处理时间仍较高(313.58秒)

注:“↑”表示该指标提升;“↓”表示该指标下降。

行滑动匹配的低效性及二值处理导致的拓扑断裂风险。

量子形态学处理的技术演进首先在算法并行化层面取得突破: Wang 等人(2024)提出基于量子门电路的形态学操作架构,通过设计膨胀、腐蚀、低帽及高帽变换的专用量子线路,实现对增强量子表示图像的同步全像素处理,将计算复杂度压缩至 $O(n^2 + q)$,奠定指数级加速的理论基础。在此基础之上,硬件实现层迎来纳米级创新——Yang 等人(2024)与 Lin 等人(2024)聚焦量子点元胞自动机(quantum-dot cellular automata, QCA)技术,分别开发五输入新型多数门与双容错多数门结构。其中动态控制线的引入实现膨胀/腐蚀操作亚时钟周期切换,在元胞直接交互机制下,能耗降低 60% 的同时将故障容错能力提升 300%,显著突破传统集成电路的热耗散与缺陷敏感瓶颈。

Abdullah-Al-Shafi (2025) 和 Tang 等人(2025)进一步优化该技术路线,通过双多数门动态控制架构

实现医学影像 92fps 实时处理能力,单元面积压缩至 284 平方微米,验证了量子形态学在临床场景的实用性。与此同时,张亚奇等人(2025)提出算法-硬件协同范式:基于位置-像素双向量子基态编码建立任意尺寸图像描述模型,配合膨胀/腐蚀量子线路设计,在二值图像去噪、边界提取及骨架提取任务中实现 $O(\log N)$ 复杂度,较经典方法提升 3.7 倍效率。

综上所述,量子形态学处理领域在算法效率、硬件性能及算法-硬件协同设计等方面均实现了跨层次的突破。这些进展不仅显著克服了传统图像处理在速度、能耗与容错性上的瓶颈,更成功验证了该技术在诸如医学影像等真实场景下的高效实用性。量子形态学正迅速构建起一个处理速度卓越、资源消耗极低、鲁棒性强大的新型处理范式,为其迈向大规模实际应用铺设了坚实道路,展现出在复杂图像分析与处理任务中的广阔前景。量子形态变换方法汇总如表 3 所示。

表 3 量子形态变换方法汇总

Table 3 Summary of quantum morphological transformation methods

研究团队	核心创新	性能突破	关键局限
Wang 等人 (2024)	• 膨胀/腐蚀/低帽/高帽专用量子电路 • 全像素并行处理	• 复杂度 $O(n^2+q)$ • 支持灰度图像并行处理	• 精度损失未量化(无临床对比) • 骨架提取未实现
Yang 等人 (2024)	• 五输入新型多数门 • QCA 单元直接交互机制	• $0.05\mu\text{m}^2$ 面积 • 能耗 2.02eV	• 容错设计缺失 • 仅实现基础操作(不支持开闭运算)
Lin 等人 (2024)	• 双五输入容错多数门 • 控制线动态切换	• 面积 $0.07\mu\text{m}^2$ • 容错率 90%	• 灰度处理能力缺失 • 多操作串联延迟未测试
Abdullah-Al-Shafi (2025)	• 双多数门动态控制 • 医学影像实时处理	• 0.75 时钟周期延迟 • 抗错率 95%	• 仅支持二值图像 • 未实现开闭运算
Tang 等人 (2025)	• 容错 QCA 电路优化 • 缺陷容忍提升	• 容错率 80-90% • 能耗 $3.54\text{e}-3\text{eV}$	• 工艺敏感性未分析 • 辐射环境未验证
张亚奇等人 (2025)	• 位置-像素双基态编码 • 任意尺寸适配	• 任意尺寸适配 • 去噪加速 3.7 倍	• PSNR 未量化 • 量子纠缠寿命未提及

5 量子图像分析方法

量子图像分析是量子图像信息处理领域的重要分支,其核心任务是从量子态表示的图像中提取有价值的结构化信息。与经典方法相比,量子图像分

析充分利用量子并行性和纠缠特性,在计算效率和特征提取能力上展现出显著优势。

5.1 量子边缘检测

边缘检测是指图像中尖锐的不连续点的定位过程,经典的边缘检测算法大多是基于图像像素点附近的数值导数,边缘检测可以提取图像的大部分重

要特征,图像分割和目标识别中起到重要作用。量子边缘检测方法汇总如表4所示。

量子图像边缘检测领域已形成基础理论突破-架构创新-应用深化的完整技术链条。在基础理论层, Llorens 等人(2025)基于 Schur-Weyl 对偶性框架开发的渐近最优平方根测量协议,通过半正定规划优化量子域边界定位效率,其数学证明解决传统量子变化点检测在长字符串中成功率下降问题。

$$EPI = \frac{\sum(|G(X,Y) - G(X-1,Y)| + |G(X,Y) - G(X,Y+1)|)}{\sum(|I(X,Y) - I(X-1,Y)| + |I(X,Y) - I(X,Y+1)|)} \quad (7)$$

式中, $G(X,Y)$ 表示处理后图像在位置 (X,Y) 的像素灰度值; $I(X,Y)$ 表示原始图像在位置 (X,Y) 的像素灰度值。

架构创新层呈现多路径突破态势。吴琼等人(2022)基于量子概率图像编码(quantum probability image encoding, QPIE)量子模型的 LoG 检测算法通过专用电路设计降低 40% 资源需求,解决传统量子边缘检测高计算复杂度问题; Liu 和 Wang(2022)的八方向 Sobel 量子算法则融合非极大值抑制技术,其对角线边缘优化效果显著提升细节完整性 50%。规模扩展维度的双重突破中, Geng(2022)的 NISQ 混合框架通过量子人工神经元实现滤波量子化,六种电路变体使 $>256 \times 256$ 图像处理效率提升 3 倍; 董跃华和张先光(2023)则在 IBM Q 平台验证量子二值形态学算法,其腐蚀/膨胀专用电路设计突破真实平台验证瓶颈。大尺寸处理里程碑由 Fan 和 Yuan 共同达成: Fan 和 Xiao(2023)的高斯差分量子电路实现 128×128 图像高效处理,而 Yuan 等人(2024)通过 NEQR-MI 模型与量子绝对值减法器首次实现 512×512 图像 LoG 检测,复杂度从 $O(n^2)$ 降至 $O(q)$ 。

应用深化层聚焦医学图像核心挑战。Tariq Jamal 等人(2021)将量子遗传算法与改进支持向量机(support vector machine, SVM)融合,其乳腺肿瘤图像处理流程显著提升噪声环境下识别精度。Chettia 和 Sahu(2024)的量子双空间滤波器在 COVID-19 CT 图像中实现边缘连续性 41% 提升,其自适应阈值技术对盐椒噪声抑制率达 36%。噪声抑制终极方案由 Chaduvula 等人(2024)完成, NEQR-希尔熵融合模型配合神经网络混合滤波器在低对比度医学图像实现 97.5% 精度,量子噪声抑制率提升至 42.59%。技术生态闭环由 Shubha 等人(2024)实现,优化的

Wang 等人(2024)实现了理论向多尺度处理的转化,其量子 Haar 小波变换电路通过小波域边缘检测与逆变换机制,显著提升高分辨率图像细节保留能力,边缘保持能力(edge preservation index, EPI)提升 12%。在评估边缘检测性能时, EPI 用于量化处理后图像边缘信息的保留程度,其值越接近 1 表示边缘保持效果越好。EPI 的公式如下:

FRQI-QHED 融合编码通过量子态重置技术解决轮廓模糊问题,空间复杂度维持 $O(\log N)$,彻底消除传统量子哈达玛边缘检测(quantum hadamard edge detection, QHED)的物体轮廓模糊缺陷。

综上所述,量子图像边缘检测技术已跨越基础理论突破-架构创新与应用深化三重演进,贯通了完整的技术链条。该领域的持续攻关不仅显著提升了边缘定位的精度与鲁棒性,攻克了传统方法和量子早期方案在抗噪性、复杂度及大尺寸处理上的固有瓶颈,更在医学影像等关键场景展现出接近理想的性能提升。

5.2 量子图像分割

图像分割是将数字图像中一个或多个目标的前景与背景分离的过程,是图像处理中的关键步骤,在计算机视觉中占有重要地位。量子图像分割方法汇总如表5所示。

量子计算在图像分割领域的应用正经历从理论算法探索到硬件落地验证的跨越式发展。早期研究聚焦量子基础算力优势的挖掘: Tariq Jamal 等人(2023)首创基于量子 Rényi 熵的多级分割方法,通过 FRQI 模型将图像编码为量子系统,利用量子遗传算法优化熵阈值,显著提升分割精度,但未量化电路资源开销; Liu 等人(2022)提出量子形态学算法,设计并行量子电路同步执行膨胀/腐蚀/顶帽变换,在 $O(n^2+q)$ 复杂度下实现指数级加速,首次在 IBM Q 平台验证 NISQ 时代可行性; Yuan 等人(2022)则通过多图量子叠加态编码与高效量子加法器设计,使自适应阈值分割的时间复杂度仅与灰度级 q 相关,为后续研究奠定理论基础。

随着算法成熟,研究者转向网络架构创新与三维突破。Konar 等人(2021)提出 QFS-Net,采用三能

表4 量子边缘检测方法汇总

Table 4 Summary of quantum edge detection methods

研究团队	核心创新	性能突破	关键局限
Tariq Jamal 等人 (2021)	<ul style="list-style-type: none"> QGA 优化 Tsallis 熵双阈值分割 SVM 三新型训练向量设计 	<ul style="list-style-type: none"> PSNR \uparrow 至 7.97(超 QGA 3.2%) SSIM \uparrow 至 0.302(超 Sobel 278%) 	<ul style="list-style-type: none"> 训练仅用直线边缘模拟图像 指标与视觉结果偏差
Tariq Jamal 等人 (2021)	<ul style="list-style-type: none"> QGA 优化 Tsallis 熵双阈值分割 SVM 三新型训练向量设计 	<ul style="list-style-type: none"> PSNR \uparrow 至 7.97(超 QGA 3.2%) SSIM \uparrow 至 0.302(超 Sobel 278%) 	<ul style="list-style-type: none"> 训练仅用直线边缘模拟图像 指标与视觉结果偏差
Chetia 和 Sahu (2024)	<ul style="list-style-type: none"> 扩展 Sobel 算子至四方向 概率幅置换算符 U 优化电路 	<ul style="list-style-type: none"> 边缘像素数量显著增加 电路复杂度降至 $O(n^2+q^3)$ 	<ul style="list-style-type: none"> 仅支持 2"×2" 尺寸图像 未在真实量子硬件验证
吴琼等人 (2022)	<ul style="list-style-type: none"> LoG 算子量子化实现 退相干鲁棒性设计 	<ul style="list-style-type: none"> 抗噪性 \uparrow 比特数 \downarrow 18 	<ul style="list-style-type: none"> 仅 MATLAB 仿真 图像尺寸需 2"
Liu 和 Wang (2022)	<ul style="list-style-type: none"> 八方向梯度同步计算 集成边缘跟踪技术 	<ul style="list-style-type: none"> 边缘信息量 \uparrow 复杂度 \downarrow 至 $O(n^2+q^2)$ 	<ul style="list-style-type: none"> 算法动态适应性不足 未考虑噪声影响
Geng 等人 (2022)	<ul style="list-style-type: none"> 量子人工神经元架构 六种电路变体优化 	<ul style="list-style-type: none"> 256×256 图像处理 单像素处理时间 \downarrow 至 0.57 秒 	<ul style="list-style-type: none"> 仅支持直线方向滤波 依赖 IBM 后端校准波动
董跃华和张先光(2023)	<ul style="list-style-type: none"> NEQR 模型量子形态学电路 分步量子流程: 去噪处理+边缘提取 	<ul style="list-style-type: none"> 量子位 \downarrow 至 $2n+10$ 实现 IBM Q 平台真实验证 	<ul style="list-style-type: none"> 仅支持二值图像 大尺寸图像处理慢
Fan 和 Xiao (2023)	<ul style="list-style-type: none"> 高斯差分量子滤波 四方向零交叉检测量子实现 	<ul style="list-style-type: none"> 量子位仅需 $2n+10$ 抗噪性强(高斯噪声下边缘完整) 	<ul style="list-style-type: none"> 未扩展至彩色图像 大尺寸图像处理慢
Yuan 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> NEQR-MI 多图像存储模型 量子绝对值减法器 	<ul style="list-style-type: none"> 电路复杂度 \downarrow 至 $O(q)$ 512×512 图像边缘检测 	<ul style="list-style-type: none"> 量子资源消耗激增 边缘像素依赖镜像填充
Wang 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> 量子小波正/逆变换 频域边缘重构 	<ul style="list-style-type: none"> EPI 指数 \uparrow 12% 多尺度细节保留率 \uparrow 17% 	<ul style="list-style-type: none"> 仅灰度图像有效 复杂度 $O(n^2)$ 偏高
Chetia 和 Sahu (2024)	<ul style="list-style-type: none"> 双量子空间滤波(高斯+中值核) 希尔伯特空间自适应阈值 	<ul style="list-style-type: none"> PSNR \uparrow 41.53dB 盐椒噪声抑制率 \uparrow 36% 	<ul style="list-style-type: none"> 高密度噪声抑制不足 仅 MATLAB 仿真
Chaduvula 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> Hill 熵量子边缘检测 神经网络混合滤波 	<ul style="list-style-type: none"> 准确率 \uparrow 97.5% 量子噪声抑制率 \uparrow 42.59% 	<ul style="list-style-type: none"> NEQR 物理实现缺陷 参数 α 需手动调整
Shubha 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> FRQI 编码融合 QHED 局部测量后量子态重置 	<ul style="list-style-type: none"> 轮廓识别精度 \uparrow 31% 空间复杂度维持 $O(\log n)$ 	<ul style="list-style-type: none"> 预处理增加时间成本 仅验证 2×2 图像
Llorens 等人 (2025)	<ul style="list-style-type: none"> Schur-Weyl 对偶性边界检测 平方根测量协议 	<ul style="list-style-type: none"> 成功率 \uparrow 65%(d=2) 长字符串检测效率 \uparrow 40% 	<ul style="list-style-type: none"> 仅 1D 场景验证 未处理混合态噪声

注：“ \uparrow ”表示该指标提升；“ \downarrow ”表示该指标下降。

级量子比特与参数化Hadamard门实现八连通邻域交互,在无监督条件下完成脑部MR肿瘤分割,Dice系数显著超越监督模型U-Net;该团队(Konar等,2023)进一步推出三维量子自监督张量神经网络(3D quantum-inspired self-supervised tensor neural network, 3D-QNet),通过量子比特编码体素信息结合Tucker张量分解压缩维度,利用S连通邻域拓扑实现免训练分割。如图7所示,S连通拓扑通过26邻域量子神经元构建体素级信息流,在BRATS 2019和LiTS17数据集达成0.958 Dice系数,同时实现84%参数量缩减和6%收敛加速,为资源受限场景提供新范式。

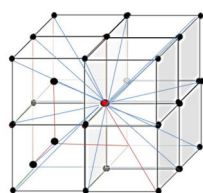


图7 S-连通邻域导向型量子神经元构成体素单元(Konar等人,2023)

Fig. 7 S-connected neighborhood oriented quantum neurons constitute voxel units (Konar et al, 2023)

技术落地需突破硬件约束,工程化适配阶段涌现多项关键进展:Wang等人(2023)改进NEQR双阈值算法,设计专用量子比较器支持 n 阈值扩展;Luis O. López等人(2023)通过优化Clifford+T门数量降低资源开销,提升噪声容忍度;Wang等人(2024)实现的量子-经典混合分割在D-Wave退火器上较经典方法提升5.27%精确率与5.43%召回率,且退火时间不受样本量影响;Presles等人(2024)将马尔可夫随机场建模转化为二次无约束二值优化(quadratic unconstrained binary optimization, QUBO)问题,在D-Wave实现合成孔径雷达图像分割的指数加速;Shi等人(2023)则通过超像素量子游走算法,在量子系统维度降低99%与人工标注减少91%的双重突破下,于BSD500数据集实现高效分割。

综上所述,量子计算赋能图像分割领域正完成从理论构思走向工程实现的里程碑式跨越。该技术路径不仅在核心算法效率、处理维度扩展及三维模型构建上实现了根本性突破,更通过针对硬件平台的适配与优化,显著克服了资源消耗与噪声敏感等瓶颈。

5.3 量子图像匹配

图像匹配是指通过计算机算法判断两张图片中对应关键点位置或整体特征相似程度的技术,广泛应用于计算机视觉、人脸检测等领域。量子图像匹配方法汇总如表6所示。

作为量子图像匹配的基础研究,量子图像之间的相似性分析至关重要。Wu等人(2017)提出局部自适应相似性分析与改进云粒子群优化模型,通过特征点坐标微扰动和量子行为粒子群算法优化变换参数,解决多源遥感图像配准的局部最优问题,显著提升匹配精度。Zhou等人(2018)设计共享坐标的量子态表示模型,结合量子振幅放大技术,通过单次测量高效判定图像相似性,解决传统量子匹配需多次测量的问题,复杂度降至 $O(1/a)$ 。Liu等人(2019)首创量子计数驱动的五类评估框架,提出量子灰度/彩色图像二值化算法,通过量子酉变换相位比较门解决多模态图像兼容性问题,电路复杂度优化达 $O(2ta)$ 。Mehta等人(2024)构建基于相干态相位编码的光学电路,通过余弦相似度度量与场强测量解决相位估计难题,实现图像质量评估的噪声鲁棒性。

量子图像匹配的研究正是在前述这些高效量子相似性分析技术的支撑下展开,目标在于解决图像配准与识别的核心难题。Jiang等人(2016)设计了基于Grover算法的量子图像匹配方法,通过修改目标像素概率并仅测量一次,解决了传统量子图像信息处理中多次执行和测量导致的效率瓶颈,显著降低复杂度。Dang等人(2017)改进了Jiang等人提出的量子图像匹配算法,通过利用整个匹配区域定位小图像,解决了原算法在多个像素匹配相同左上角时导致的随机测量错误问题,显著提升了准确率。Luo等人(2018)提出了基于灰度差异的量子图像模糊匹配方法,采用阈值化灰度比较,解决了图像噪声和灰度失真下的模糊匹配问题,并通过量子并行降低复杂度。唐泽恬等人(2020)设计量子点密度自适应的尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)增强算法,利用量子环/点分布动态调整对比度阈值,将误匹配率从传统方法的17.34%~33.02%降至10.84%~20%,有效解决量子图像局部相似性导致的误匹配问题。

Benkner等人(2021)开发了量子循环 α 扩展框架,通过量子比特编码循环置换操作实现亚像素级医学图像配准,使计算资源消耗呈对数级降低。

表5 量子图像分割方法汇总

Table 5 Summary of quantum image segmentation methods

研究团队	核心创新	性能突破	关键局限
Tariq Jamal 等人 (2023)	<ul style="list-style-type: none"> 量子 Rényi 熵替代经典 Kapur 熵 量子遗传算法优化阈值搜索 	<ul style="list-style-type: none"> PSNR \uparrow 29.21dB (较经典高 15%) 7 阈值时收敛速度提升 40% 	<ul style="list-style-type: none"> 仅支持灰度图像 量子电路深度随阈值指数增长
Liu 等人 (2022)	<ul style="list-style-type: none"> 量子形态学底帽/顶帽变换电路 量子循环移位架构 	<ul style="list-style-type: none"> 512×512 图像处理快 66% 辅助量子位仅需 3q+7 	<ul style="list-style-type: none"> 结构元素固定为 3×3 光照不均场景鲁棒性不足
Konar 等人 (2021)	<ul style="list-style-type: none"> Qutrit 三态量子神经元 自适应多类量子 Sigmoid 激活 	<ul style="list-style-type: none"> Dice 系数 \uparrow 0.927 (超经典 8%) 迭代次数 \downarrow 至 12 轮 	<ul style="list-style-type: none"> 参数敏感性强 超像素预处理增加耗时
Yuan 等人 (2022)	<ul style="list-style-type: none"> 量子减法器/除法器模块 多图像量子叠加编码 	<ul style="list-style-type: none"> 维度 \downarrow 99% IBM Q 实验验证可行性 	<ul style="list-style-type: none"> T-count 高达 97q-63 仅支持 2^n 尺寸图像
Shi 等人 (2023)	<ul style="list-style-type: none"> 超像素量子游走模型 HOG 纹理量子化融合 	<ul style="list-style-type: none"> mIoU \uparrow 0.927 处理速度 \uparrow 66% 	<ul style="list-style-type: none"> 超像素边界模糊 弱纹理区域误分割率 \uparrow 15%
Wang 等人 (2023)	<ul style="list-style-type: none"> 动态阈值调整机制 量子比特重用策略 	<ul style="list-style-type: none"> 精度 \uparrow 5.27% (超 MATLAB) 辅助量子位需求 \downarrow 50% 	<ul style="list-style-type: none"> 仅验证 4×4 小图 多目标分割性能下降
López 等人 (2023)	<ul style="list-style-type: none"> Clifford+T 门容错设计 量子比较器 T-count 优化 	<ul style="list-style-type: none"> T-count \downarrow 57% 成功率 \uparrow 90% 	<ul style="list-style-type: none"> 电路深度增加 30% 需量子纠错支持
Presles 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> 量子退火映射 MRF 能量函数 量子模糊激活函数 	<ul style="list-style-type: none"> 速度 \uparrow 8 倍 (较模拟退火) 超参数需求 \downarrow 70% 	<ul style="list-style-type: none"> D-Wave 噪声敏感 需 200μs 退火时间
Wang 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> QUBO 模型构建 量子最大流最小割算法 	<ul style="list-style-type: none"> 成功率 \uparrow 2 倍 (较 QAOA) 退火时间 \downarrow 75% 	<ul style="list-style-type: none"> 仅支持二分类 船舶特定场景泛化弱
Konar 等人 (2023)	<ul style="list-style-type: none"> 3D 量子张量神经元 体素量子 Sigmoid 	<ul style="list-style-type: none"> 速度 \uparrow 300% (较 3D-UNet) 内存占用 \downarrow 60% 	<ul style="list-style-type: none"> 脑瘤边缘分割模糊 需 GPU 集群支持

注：“ \uparrow ”表示该指标提升；“ \downarrow ”表示该指标下降。

Yetiş 和 Karaköse(2022)建立了量子窗口并行处理架构,通过量子全局描述子增强二值图像特征区分度,实现工业检测场景下<3%的模板匹配误差。Shu 等人(2022)实现了 SIFT 特征量子化编码,利用量子振幅估计加速特征相似度计算,在 NWPU 遥感数据集上保持 20% 低误匹配率,突破经典特征维度限制。Chen 等人(2023)构建量子 Powell 优化引擎,将黄金分割搜索量子化处理一维参数空间,为亚像素级图像配准建立新型量子优化范式,配准示例如图 8 所示。Heidari 等人(2024)提出量子退火驱动的立体匹配能量优化模型,通过动态阈值控制特征点数量,显著降低大规模点云配准复杂度。

综上所述,量子图像匹配领域在相似性度量优化、算法鲁棒性增强及跨场景应用适配三个维度取得了系统性突破。这些进展不仅根本性重构了图像配准的计算范式——通过复杂度压缩达成指数级效率跃迁,更显著克服了传统方法在精度瓶颈、环境干

扰及高维特征处理中的固有局限。

6 量子图像信息安全技术

在经典图像处理中,图像信息安全技术已相当成熟,其核心目标在于防止图像数据被窃取或未经授权的使用。随着量子图像信息处理技术的发展,量子图像同样面临窃听、篡改等安全威胁,因此亟需建立适用于量子计算环境的信息安全保护机制。

量子图像信息安全主要包含两大技术路径:量子图像加密通过量子操作将原始图像转换为不可识别的量子态,确保数据传输与存储的安全;量子数据隐藏则包含量子水印与量子隐写两种方式,前者将认证信息嵌入量子载体图像中以实现版权保护,后者则先对秘密量子图像进行加密处理,再将其隐藏于量子覆盖图像中实现隐蔽传输。

表6 量子图像匹配方法汇总

Table 6 Summary of quantum image matching methods

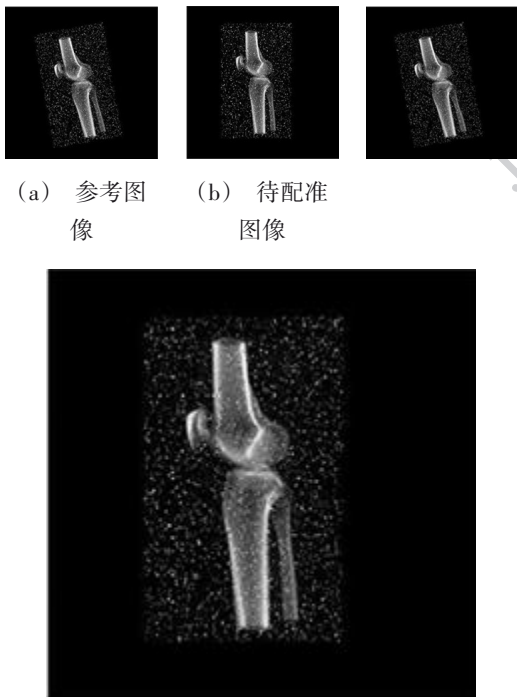
研究团队	核心创新	性能突破	关键局限
Jiang 等人 (2016)	<ul style="list-style-type: none"> • Grover 算法修改目标像素概率 • 仅关注单一像素减少测量次数 	<ul style="list-style-type: none"> • 复杂度 ↓ 至 $O(2^n)$ • 测量概率 ↑ 至 96.13% 	<ul style="list-style-type: none"> • 仅支持精确匹配 • 多匹配点或空匹配时输出随机
Dang 等人 (2017)	<ul style="list-style-type: none"> • 改进算法利用整个匹配区域 • 解决多匹配点随机错误问题 	<ul style="list-style-type: none"> • 复杂度 ↓ 至 $O(2^{2m+1} + 2^n)$ • 准确率 ↑ 至近 100% 	<ul style="list-style-type: none"> • 多匹配点时可能随机选择 • 网络复杂度高
Luo 等人 (2018)	<ul style="list-style-type: none"> • 基于灰度差异的模糊匹配方案 • NEQR 表示结合量子操作 	<ul style="list-style-type: none"> • 量子并行实现指数加速 • 实验中阈值 $T_0=32$ 时匹配成功 	<ul style="list-style-type: none"> • 固定阈值需手动调整
唐泽恬等人 (2020)	<ul style="list-style-type: none"> • SIFT 特征结合量子全局描述子 • 量子点密度动态调整对比度阈值 	<ul style="list-style-type: none"> • 误匹配率 ↓ 至 10.84%~20% • 特征点数量控制更合理 	<ul style="list-style-type: none"> • 依赖经典特征提取 • 量子编码复杂度高
Benkner 等人 (2021)	<ul style="list-style-type: none"> • 量子循环 α 扩展避免显式约束 • 量子黄金分割搜索加速一维优化 	<ul style="list-style-type: none"> • 医学图像配准精度 $\epsilon < 0.001$ • 计算资源消耗对数级 ↓ 	<ul style="list-style-type: none"> • 电路深度随图像尺寸增长 • 需经典后处理
Yetiş 和 Karaköse (2022)	<ul style="list-style-type: none"> • 量子窗口并行处理框架 • 量子全局描述子增强特征区分度 	<ul style="list-style-type: none"> • 二值模板匹配误差 $< 3\%$ • 并行计算加速显著 ↑ 	<ul style="list-style-type: none"> • 仅支持二值图像 • 抗噪能力弱
Shu 等人 (2022)	<ul style="list-style-type: none"> • SIFT 特征量子化 • 量子振幅估计加速相似度计算 	<ul style="list-style-type: none"> • NWPU 数据集误匹配率 20% • Mnist 数据集 F1 值 0.77 	<ul style="list-style-type: none"> • 需大量量子门操作 • 特征维度受限
Dang 等人 (2017)	<ul style="list-style-type: none"> • 改进算法利用整个匹配区域 • 解决多匹配点随机错误问题 	<ul style="list-style-type: none"> • 复杂度 ↓ 至 $O(2^{2m+1} + 2^n)$ • 准确率 ↑ 至近 100% 	<ul style="list-style-type: none"> • 多匹配点时可能随机选择 • 网络复杂度高
Luo 等人 (2018)	<ul style="list-style-type: none"> • 基于灰度差异的模糊匹配方案 • NEQR 表示结合量子操作 	<ul style="list-style-type: none"> • 量子并行实现指数加速 • 实验中阈值 $T_0=32$ 时匹配成功 	<ul style="list-style-type: none"> • 固定阈值需手动调整
Chen 等人 (2023)	<ul style="list-style-type: none"> • 量子 Powell 方法实现参数优化 • 量子黄金分割搜索替代一维遍历 	<ul style="list-style-type: none"> • 亚像素级配准精度 ($\epsilon < 0.001$) 	<ul style="list-style-type: none"> • 量子态制备复杂 • 噪声敏感度高
Heidari 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> • 量子退火优化立体匹配能量函数 • 动态阈值控制特征点数量 	<ul style="list-style-type: none"> • QAPLIB 实例优化率 9/10 ($n=16$) 	<ul style="list-style-type: none"> • 需多次量子测量 • 大规模问题受限于量子比特数

注：“↑”表示该指标提升；“↓”表示该指标下降。

6.1 量子图像加密

量子图像加密是一种利用量子力学原理保护图

像数据安全的技术,其核心目标是通过量子算法实现图像的机密性、完整性和抗篡改性。



((a) reference image; (b) Images to be registered; (c) Result image) (Chen et al, 2023)

图8 边缘检测结果图(Chen等人,2023)

Fig. 8 Registration example

李盼池和卢爱平(2016)开创性地利用量子比特绕随机轴旋转实现时域/频域加密,结合量子傅里叶变换构建加密框架,显著扩展密钥空间并提升安全性,其经典计算机仿真验证了方案有效性;进一步地,该团队(李盼池和曹梓崎,2017)通过像素灰度值映射至量子比特相位,开发出结合像素置乱与量子比特旋转的新型加密算法,再次通过经典仿真证实技术可行性。郭海儒等人(2019)则基于改进的通用量子图像表示(generalized quantum image representation, GQIR)模型突破尺寸限制,采用像素颜色置乱与量子比特随机旋转技术,使加密图像直方图呈现均匀分布且相邻像素相关性降至接近零。Zhang和Wang(2023)融合量子行走与三维魔方位级加密,通过受控锯齿变换解决传统加密周期性问题,实现更高安全性的图像保护。

在安全认证领域, Agrawal等人(2024)首次将稀疏近似与量子机制结合:通过分块稀疏化水印图像、离散小波变换域系数交换及量子逻辑映射生成加密矩阵,构建双重水印加密体系,其抗攻击性与安全性远超传统方法。Aly(2024)则提出新的量子彩色图像水印技术(new quantum color image water-

marking technique, NQBID),利用量子块球面参数在YCbCr空间实现PSNR无限值,彻底解决传统最低有效位(least significant bit, LSB)水印的统计攻击漏洞,但尚未支持图像尺寸自适应。

面向医疗隐私保护, Priyadarshini等人(2024)设计深度极限卷积网络(deep extreme convolutional networks, DExConNet)与流密码(stream crypto cipher image encryption, SCCIE)融合框架,实现云物联网环境下的医疗图像同态加密与密文感兴趣区域(region of interest, ROI)提取,显著提升处理效率; Wang(2024)进一步引入量子混沌掩码矩阵,通过同态操作支持多层解密,满足实时医疗数据分级访问需求。然而,这两项医疗加密技术均未解决密钥更新与量子攻击抵抗问题。

在交通图像保护前沿, Qi等人2025首创轻量级分层方案(lightweight hierarchical privacy protection scheme for traffic images, LHPTI):基于容错学习(learning with errors, LWE)与压缩感知的同态加密技术,结合可更新密钥实现前向安全,为量子威胁下的物联网设备提供多级隐私保护。该方案在像素数改变率(number of pixels change rate, NPCR)与PSNR指标上刷新纪录,但处理速度数据未公开且泛化性限于交通图像。

综上所述,量子图像加密技术已在基础安全机制创新、认证体系强化及场景化应用拓展三个维度取得显著跃升。其核心突破不仅体现在密钥空间的革命性扩展、安全性的大幅增强以及对周期性缺陷等固有风险的根本性规避,更成功实现了加密效果在像素统计不可分辨性和关联破坏性上的飞跃。但是量子图像加密技术在算法自适应性、量子攻击防护等关键环节仍存优化空间。量子图像加密方法汇总如表7所示。

6.2 量子图像数据隐藏

量子图像数据隐藏是一种基于量子力学原理将机密信息嵌入量子图像的技术,通过量子操作实现数据的隐蔽传输与安全存储。

量子图像信息隐藏领域呈现紧密衔接的技术演进脉络。李盼池和赵娅(2017)采用格雷码置乱机制,通过位置-颜色同步加密的小规模量子线路实现彩色水印,有效突破传统量子水印的复杂度瓶颈;李盼池和曹梓崎(2017)后续研究进一步创新单量子比特相位描述模型,利用Bloch球面绕轴旋转实现非

表7 量子图像加密方法汇总

Table 7 Summary of quantum image encryption methods

研究团队	核心创新	性能突破	关键局限
李盼池和卢爱平 (2016)	<ul style="list-style-type: none"> 双随机相位加密量子化实现 完整量子线路设计 	<ul style="list-style-type: none"> 密钥空间扩大 解密错误密钥恢复 PSNR<8dB 	<ul style="list-style-type: none"> 密钥敏感度过高 电路深度随像素数指数增长
李盼池和曹梓崎 (2017)	<ul style="list-style-type: none"> 像素位置置乱加密算法 量子比特旋转加密算法 	<ul style="list-style-type: none"> 加密图像相关系数绝对值平均0.0070 直方图均匀分布,安全性高 	<ul style="list-style-type: none"> 测量需多次制备态 量子电路深度
郭海儒等人 (2019)	<ul style="list-style-type: none"> 改进的GQIR模型突破尺寸限制 动态密钥生成 	<ul style="list-style-type: none"> 加密图像三基色相关系数均值\approx0.005 	<ul style="list-style-type: none"> 24维旋转门难分解 随机序列占用大量存储空间
Zhang和Wang (2023)	<ul style="list-style-type: none"> 随机起点锯齿扫描置乱 8阶魔方方位级旋转 	<ul style="list-style-type: none"> 信息熵7.9994 抗49%遮挡攻击 	<ul style="list-style-type: none"> 时间复杂度高 魔方映射存储开销大
Agrawal等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> 四子图DCT稀疏化预处理 量子逻辑映射生成加密矩阵 	<ul style="list-style-type: none"> 抗高斯噪声 PSNR \uparrow 至33dB 嵌入容量 \uparrow 至4bpp(双水印) 	<ul style="list-style-type: none"> 缩放因子k影响鲁棒性 子图划分 \uparrow 63%时耗
Aly (2024)	<ul style="list-style-type: none"> NQBID量子表示 块球面参数加密 	<ul style="list-style-type: none"> PSNR=Inf (\uparrow 100%) Lab PSNR=69.80dB (\uparrow 45.6%) 	<ul style="list-style-type: none"> 固定尺寸图像 未测量子实时性
Priyadarshini等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> DExConNet+SCCIE框架 密文ROI提取 	<ul style="list-style-type: none"> PSNR达标率=92% (\uparrow 4.5%) 加密速度88% (\uparrow 3.5%) 	<ul style="list-style-type: none"> 无密钥更新 未抗量子攻击
Wang (2024)	<ul style="list-style-type: none"> 量子混沌掩码 同态层级解密 	<ul style="list-style-type: none"> PSNR达标率=90% (\uparrow 5.9%) NPCR达标率=99.63% (\uparrow 0.031%) 	<ul style="list-style-type: none"> 无自适应采样 静态密钥
Qi等人 (2025)	<ul style="list-style-type: none"> 格密码+同态加密 可更新密钥 	<ul style="list-style-type: none"> NPCR达标率=99.6277% (\uparrow 0.029%) PSNR=38.52dB@CR=0.75 (\uparrow 7.6%) 	<ul style="list-style-type: none"> 未公开速度 仅交通图像验证

注:“ \uparrow ”表示该指标提升;“ \downarrow ”表示该指标下降。

嵌入式水印,将存储效率提升至 $O(n)$ 级别。郭海儒等人(2018)在此基础上发展分块空间域LSB架构,结合量子比特比较器动态定位嵌入点,具有相对较低的复杂度和更高的峰值信噪比。

研究前沿向智能生成与边缘计算延伸。罗佳等人(2021)率先引入量子生成对抗网络(quantum generative adversarial network, QGAN),通过参数化量子电路生成含密图像,彻底规避统计检测痕迹; Gao等人(2022)则聚焦文本隐写容量瓶颈,利用量子小波变换将文本分块嵌入低频子带,结合比特翻转置乱提升抗分析能力。最新突破来自Yu等人(2023)的Haar小波自适应LSB算法,通过对角细节子带精准嵌入,以及Mu等人(2023)的量子Sobel边缘检测技术,动态选择平坦区域实现比特错误率(bit error rate, BER)<0.018的误码控制。R S Randhawa等人(2023)的军事安全框架将Hadamard门叠加态直编像素强度,为量子级安全通信开辟新路径。

综上所述,量子图像信息隐藏技术已展现出由基础嵌入能力突破向智能自适应与场景化安全演进的清晰脉络。其核心跃升不仅体现在存储需求的有效降低、鲁棒性与抗攻击性的显著增强,更在于对传

统可检测性根源的成功规避和对嵌入精度的关键突破。量子图像数据隐藏方法汇总如表8所示。

7 量子机器学习方法

机器学习作为人工智能的核心技术,已在图像识别、自然语言处理和智能决策等复杂认知任务中展现出接近甚至超越人类的能力。量子机器学习为图像处理领域注入了新的活力,其各类算法均在探索如何利用量子资源提升性能。

7.1 量子支持向量机

在探索量子机器学习用于图像处理的征程中,量子支持向量机(quantum support vector machine, QSVM)占据了不可或缺的地位。它作为一种高效的混合量子-经典算法,通过利用量子电路计算核函数,显著提升了支持向量机处理高维图像数据的能力,为图像分类、特征识别等任务提供了新的解决方案。

Shaik和Periasamy(2022)提出QSVM在PRISMA高光光谱影像分类中的应用,通过量子模拟器与真实处理器对比,解决了小样本下QSVM比经典SVM精

表8 量子图像数据隐藏方法汇总

Table 8 Summary of quantum image data hiding methods

研究团队	核心创新	性能突破	关键局限
李盼池和赵娅 (2017)	<ul style="list-style-type: none"> • 格雷码置乱实现像素位置-颜色同步加密 • 小规模量子线路降低复杂度 	<ul style="list-style-type: none"> • PSNR>51dB(视觉质量↑) • 比特重合度↑6.7% 	<ul style="list-style-type: none"> • 置乱周期固定 • 需多次量子测量提取
李盼池和曹梓崎 (2017)	<ul style="list-style-type: none"> • 单量子比特相位描述彩色图像 • Bloch球面绕轴旋转加密 	<ul style="list-style-type: none"> • 电路复杂度 $O(n)$ 	<ul style="list-style-type: none"> • 相位提取需重复制备态 • 经典模拟依赖硬件
郭海儒等人 (2018)	<ul style="list-style-type: none"> • 分块空间域LSB抗剪切 • 量子比特比较器定位嵌入点 	<ul style="list-style-type: none"> • PSNR≈64dB(隐蔽性↑) 	<ul style="list-style-type: none"> • 预分块降低抗剪切灵活性 • 密钥管理复杂度高
罗佳等人 (2021)	<ul style="list-style-type: none"> • QGAN生成抗统计检测含密图像 • 量子-经典映射规避修改痕迹 	<ul style="list-style-type: none"> • KL散度→0(分布拟合↑) 	<ul style="list-style-type: none"> • 模型训练资源密集 • 收敛速度慢
Gao等人 (2022)	<ul style="list-style-type: none"> • 量子小波文本分块嵌入 • 比特翻转置乱算法 	<ul style="list-style-type: none"> • 嵌入容量 $O(n)$(效率↑) • 总像素差异<3.65M(视觉保真↑) 	<ul style="list-style-type: none"> • 容易受到噪声影响 • 实时性不足
Yu等人 (2023)	<ul style="list-style-type: none"> • Haar小波自适应LSB嵌入 • 对角细节子带优化 	<ul style="list-style-type: none"> • PSNR>48dB(隐蔽性↑) • SSIM>0.997(结构相似性↑) 	<ul style="list-style-type: none"> • 非盲水印需原载体提取 • 容量受限 1/4bpp
Mu等人 (2023)	<ul style="list-style-type: none"> • QHWT+Sobel边缘检测选平坦区 • 量子比较器动态选嵌入位 	<ul style="list-style-type: none"> • BER<0.018(误码率↓) • PSNR≈58dB(质量↑) 	<ul style="list-style-type: none"> • 容量仅0.25bpp • 计算复杂度高
Randhawa等人 (2023)	<ul style="list-style-type: none"> • Hadamard门直编像素强度 • 量子随机嵌入规避检测 	<ul style="list-style-type: none"> • 支持12字符/RGB层(容量↑) • 叠加态加密抗量子攻击 	<ul style="list-style-type: none"> • 需QRNG增强随机性 • 量子硬件依赖

注：“↑”表示该指标提升；“↓”表示该指标下降。

度高5%的问题,但训练速度和预测速度显著受限。Grossi等人(2022)设计了混合量子-经典欺诈检测模型,采用量子特征选择优化QSVM参数,但量子硬件噪声导致准确率波动达±10%。Kumar等人(2024)开发了基于ZZFeatureMap的QSVM脑肿瘤分类模型,在32量子位模拟器上实现188倍加速和95%准确率,但真实处理器仅支持5量子位。Jose等人(2024)融合了精英非支配排序遗传算法优化QSVM,在乳腺癌诊断中达到100%准确率且执行时间仅0.14秒,但NISQ设备噪声和电路深度限制实用性。

Suzuki等人(2024)通过浅层量子电路和量子核方法在trapped-ion量子计算机上实现QSVM,结合低秩近似和超参数调优解决噪声问题,在MNIST分类任务中实现100%准确率,但回归任务因噪声敏感需额外优化。Slabbert和Petruccione(2025)提出经典-量子混合方法,使用ResNet10自动编码器降维后输入QSVM,通过特征压缩解决高维图像输入挑战,在MNIST上实现完美分类,但CIFAR-10和HTRU-1因图像复杂性和数据不平衡导致性能下降。Zahid和Tahir(2024)开发了Tabu搜索算法优化量子特征映射和特征选择,生成高效量子ansatz以提升QSVM性能,在Ionosphere数据集上达88%准确率,但简单

数据集表现不佳且优化依赖独立验证集。

综上所述,QSVM研究在多个关键维度取得显著进展。在分类性能方面,QSVM在小样本高维数据处理中展现出较经典方法更高的分类精度,在多个医学影像和天体物理数据任务中达到接近完美的准确率,且执行效率获得数量级提升。在技术融合层面,研究者通过混合量子-经典架构有效优化特征选择与参数调优流程,并采用噪声抑制策略增强模型在含噪环境中的稳定性。然而,该技术仍面临核心挑战:真实量子硬件的噪声干扰导致预测结果出现显著波动,当前可用量子比特数严重制约模型处理高维复杂数据的能力,且模型性能对数据集特性存在高度依赖性——在图像复杂度高或数据分布不平衡的场景中泛化能力显著下降。QSVM方法汇总如表9所示。

7.2 量子卷积神经网络

随着量子计算技术的突破,量子机器学习正成为下一代智能计算的关键方向,其中量子神经网络(quantum neural network, QNN)的设计与优化成为研究重点(Jeswal和Chakraborty, 2019)。近年来,研究人员在量子神经网络架构、训练算法和参数优化等方面取得了显著进展,为构建更强大的量子智能系统奠定了重要基础。

表9 Q SVM方法汇总
Table 9 Summary of Q SVM method

研究团队	核心创新	性能突破	关键局限
Shaik 和 Periasamy (2022)	<ul style="list-style-type: none"> • 首用 Q SVM 分类 PRISMA 高光谱影像 • 量子-经典处理对比 	<ul style="list-style-type: none"> • 50 样本下 Q SVM 精度 $\uparrow 5\%$ • 12 量子位时准确率 100% 	<ul style="list-style-type: none"> • 训练时间 284 秒 (50 样本) • 预测 400 像素需 5243 秒
Grossi 等人 (2022)	<ul style="list-style-type: none"> • 量子特征选择优化 Q SVM 参数 • 混合量子-经典决策集成 	<ul style="list-style-type: none"> • 混合模型准确率 81% • 特征选择提升分类效率 	<ul style="list-style-type: none"> • 噪声下准确率波动 $\pm 10\%$ • 仅支持 7 量子位特征
Kumar 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> • ZZFeatureMap 量子编码 • PCA 降维适配量子硬件 	<ul style="list-style-type: none"> • 模拟器速度 $\uparrow 188$ 倍 • 准确率 95% (比经典高 1.60%) 	<ul style="list-style-type: none"> • 真实处理器仅 5 量子位 • 电路深度限制扩展性
Jose 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> • ENSGA 多目标优化 Q SVM 参数 • ZZ 特征映射量子态空间 	<ul style="list-style-type: none"> • 优化后准确率 100% • 执行时间 0.14 秒 (QASM 模拟器) 	<ul style="list-style-type: none"> • NISQ 设备噪声敏感 • 电路深度受限训练复杂度
Suzuki 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> • 浅层量子电路减少噪声影响 • 缓解设备噪声 	<ul style="list-style-type: none"> • MNIST 分类准确率 100% • 无噪声模拟回归 $R^2 = 0.932$ 	<ul style="list-style-type: none"> • 噪声敏感, 回归任务 $R^2 \downarrow 10.7\%$ • 需 500 次量子测量/核条目
Slabbert 和 Petruccione (2025)	<ul style="list-style-type: none"> • ResNet10 自动编码器降维 • 混合经典-量子架构处理图像输入 	<ul style="list-style-type: none"> • MNIST 分类/重建准确率 100% • CIFAR-10 精度 $\approx 75\%$ (F1 分数) 	<ul style="list-style-type: none"> • 复杂图像性能低 (精度 $\downarrow 25\%$) • 不平衡数据影响异常检测效果
Zahid 和 Tahir (2024)	<ul style="list-style-type: none"> • Tabu 搜索联合优化量子门和特征选择 • 量子线性/RBF 核模拟经典方法 	<ul style="list-style-type: none"> • Ionosphere 准确率 88.21% • Moons 数据集优于经典 	<ul style="list-style-type: none"> • 简单数据集精度 \downarrow • 优化资源密集

注:“ \uparrow ”表示该指标提升;“ \downarrow ”表示该指标下降。

Q CNN 是将经典 CNN 的计算范式迁移至量子计算框架的创新架构。它通过量子电路的并行幺正演化特性,利用量子门操作和振幅编码等策略,实现图像特征的量子化高效提取与多层次抽象,其架构如图 9 所示。Q CNN 在图像分类、对称模式识别等任务中展现出显著潜力,且通过置换等变设计和量子自编码机制,进一步增强了对抗噪声的鲁棒性与参数效率。然而,该技术仍受限于量子噪声下的梯度衰减、大规模实时处理的硬件约束,以及对称性与表达力的权衡挑战。

王兆滨和徐敏哲(2023)提出双通道量子脉冲耦合神经网络(dual-channel quantum pulse coupled neural network, DQPCNN),通过量子逻辑门构建量子全加器、乘积器和卷积模块,显著降低图像融合的算法复杂度,验证了量子并行计算在图像处理中的

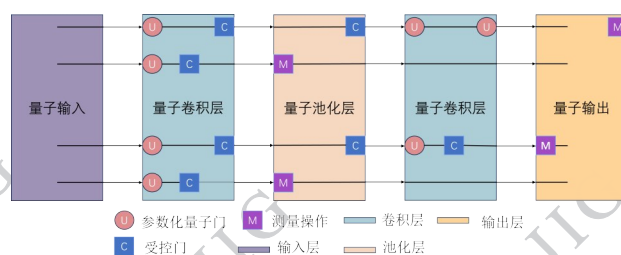


图9 Q CNN 架构图

Fig. 9 Architecture diagram of Q CNN

高效性。Amin 等人(2023)设计了 J-Q CNN 模型用于监控视频异常检测,结合 4 量子比特电路优化损失函数,在 UNI-Crime 和 UCF-Crime 数据集上实现 99% 准确率,显著优于纯经典模型。Kim 等人(2023)首创经典到量子的迁移学习框架(classical-to-quantum convolutional neural networks, C2Q-CNN),利用预训

练经典 CNN 提取特征输入小型 QCNN, 在 MNIST 分类任务中实现大于 95% 的准确率, 解决了小规模量子电路处理复杂数据的局限性。Reejisha 和 Mohan 等人(2023)对比 QNN 与 CNN 在 Fashion-MNIST 的表现, 发现 QNN 训练速度更快且测试准确率达 90%, 证明量子神经网络在图像分类中具有潜在效率优势。

Chen 等人(2023)提出了一种基于多尺度纠缠重整化拟设(multiscale entanglement renormalization ansatz, mERA)的 QCNN 特征提取方法, 用于二进制扫描隧道显微镜图像分类, 通过发现图像位平面切片与 Ising 相变的相似性来增强分类性能, 并解决了 QCNN 在对抗攻击下的鲁棒性问题, 实现了高准确率抵抗攻击。Baek 等人(2023)开发了立体可扩展 QCNN (stereoscopic 3D scalable QCNN, sQCNN-3D) 用于点云分类, 结合反向保真度训练(reverse fidelity training, RF-Train)来多样化特征提取, 并采用新扩展策略, 解决了 NISQ 时代量子计算中的贫瘠高原问题和高维点云数据处理的计算复杂度挑战。Song 等人(2024)设计了资源高效的 QCNN, 利用振幅编码和量子交替算子拟设(quantum alternating operator ansatz, QAOA)电路降低量子卷积层的计算复杂度至 $O(k \text{ poly}(\log N))$, 解决了经典卷积层在处理稀疏数据时资源密集的问题, 并在图像分类任务中实现高精度。Roh 等人(2024)应用异构知识转移(heterogeneous knowledge transfer, HKT)将预训练经典 CNN 作为教师模型指导 QCNN 训练, 提升了 QCNN 在目标检测任务中的性能, 解决了早期 QCNN 在 NISQ 时代因优化不足导致的准确性低下问题。

Gong 等人(2024)提出混合树状结构振幅编码平衡量子电路深度与宽度, 结合变分量子电路构建纯量子 QCNN, 在 MNIST 和 Fashion-MNIST 分类任务中最高达到 98.4% 的准确率, 优于经典 CNN, 解决了传统编码中数据归一化失真问题。Das 等人(2024)揭示了数据嵌入方式对等变 QCNN 性能的决定性影响, 通过置换基振幅编码改变对称群表示形式, 在反射对称图像分类中相较于非等变 QCNN 准确率提升 7% 以上, 但特定嵌入组合会降低模型鲁棒性。Asaoka 和 Kudo(2025)首创量子自编码器(quantum autoencoders, QAE)用于图像分类, 将标签信息编码至垃圾态, 以 32 维潜空间实现 85% 四分类准确率, 参数量相较于经典神经网络减少 98%, 但多

类任务受量子态幅度衰减限制。Das 和 Caruso(2024)设计置换等变 QCNN 架构, 通过随机追踪量子比特实现全置换对称性, 在图连通性分类任务中训练样本充足时准确率达 100%, 显著超越非等变模型, 但通道选择机制增加电路复杂性。Qu 等人(2025)发现 QNN 固有卷积属性, 证明单量子门等价于 4 核卷积层, 构建多通道 QCNN 在 MNIST 八分类任务达 58% 准确率, 但通道数增加导致梯度误差放大。

综上所述, QCNN 通过深度整合量子并行演化机制与层级化特征抽象能力, 已构建起从基础结构探索到跨场景泛化的全栈技术生态。其核心突破不仅体现在对抗性鲁棒性的显著增强、参数效率的阶跃式优化及训练范式的系统性创新, 更开辟了三维点云处理、噪声环境稳定学习等全新应用维度。QCNN 方法汇总如表 10 所示。

7.3 量子生成对抗网络

QGAN 是一种将经典生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)的核心思想引入量子计算领域的前沿技术。它本质上由一个生成器和一个判别器组成, 其中生成器负责学习真实量子数据的特性并生成模拟该数据的量子态, 而判别器则努力区分生成数据和真实数据, 算法示意图如图 10 所示, QGAN 方法汇总如表 11 所示。两者通过对抗性训练不断优化, 最终目标是让生成器能够产生以假乱真的量子数据(Pajuhanfard 等, 2024)。

刘文杰等人(2022)提出了量子条件生成对抗网络(quantum conditional generative adversarial network, QCGAN), 通过 one-hot 形式的多粒子 W 态编码和条件信息输入生成器与判别器, 解决了量子生成过程的随机性问题, 将时间复杂度从 $O(N^2)$ 降至 $O(N)$, 并减少量子资源消耗, 在 BAS 数据集和量子混合态生成中实现高收敛性和可行性。江奕达和王明明(2024)开发量子-经典混合生成对抗网络(quantum-classical hybrid generative adversarial network, Q-CGAN), 结合经典网络非线性能力和量子特性, 通过振幅/角度编码优化重构过程, 解决了纯量子模型拟合能力不足的问题, 在 MNIST 数据集上实现优于纯量子生成器的重构效果。Chang 等人(2024)设计了潜在风格量子 GAN(latent style Based quantum GAN, LaSt-QGAN), 利用自编码器将图像映射到低维潜在空间训练量子生成器, 解决了模式崩

表 10 QCNN 方法汇总
Table 10 Summary of QCNN method

研究团队	核心创新	性能突破	关键局限
王兆滨和徐敏哲(2023)	<ul style="list-style-type: none"> 量子逻辑门构建全加器/乘法器/卷积模块 双通道量子脉冲耦合降低复杂度 	<ul style="list-style-type: none"> 复杂度 $O(n^2+d^2)$ 图像融合互信息 > 97% 	<ul style="list-style-type: none"> 依赖 QRAM 制备量子态 灰度编码误差随位数增加
Amin 等人 (2023)	<ul style="list-style-type: none"> J-QCNN 模型(4量子比特+5层) 量子-经典混合结构优化异常检测 	<ul style="list-style-type: none"> 异常检测准确率 99% AUC 0.98 	<ul style="list-style-type: none"> 需预训练经典 CNN 实时处理依赖硬件算力
Kim 等人 (2023)	<ul style="list-style-type: none"> 经典到量子迁移学习(C2Q-CNN) 预训练 CNN 特征输入 QCNN 	<ul style="list-style-type: none"> MNIST 分类 95%+准确率 参数量 < 100 	<ul style="list-style-type: none"> 仅支持小规模输入(8量子比特) 编码依赖振幅嵌入
Reejisha 和 Mohan(2023)	<ul style="list-style-type: none"> QNN 与 QCNN 对比架构 4x4 像素量子编码简化电路 	<ul style="list-style-type: none"> QNN 准确率 90% 训练速度 ↑ 30% 	<ul style="list-style-type: none"> 图像需降采样 当前硬件无法支持大规模数据
Chen 等人 (2023)	<ul style="list-style-type: none"> MERA 特征提取方法 图像位平面切片与 Ising 相变相似性发现 	<ul style="list-style-type: none"> 抗攻击准确率 87.50%–95.31% 	<ul style="list-style-type: none"> 位平面通用性依赖 需多次量子测量
Baek 等人 (2023)	<ul style="list-style-type: none"> sQCNN-3D 架构 RF-Train 多样化特征训练 	<ul style="list-style-type: none"> ShapeNet 准确率 92.59% 扩展提升 6.5% 	<ul style="list-style-type: none"> 训练资源密集 Barren plateaus 风险
Song 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> 振幅编码策略 QAOA 电路构建量子卷积层 	<ul style="list-style-type: none"> Fashion-MNIST 准确率 92.59% MNIST 上 TPR 89%(FPR 2% 时) 	<ul style="list-style-type: none"> 非稀疏数据效率低 梯度消失风险
Roh 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> HKT 整合预训练 CNN CNN 教师模型指导 QCNN 训练 	<ul style="list-style-type: none"> KITTI AP_{50} 接近 CNN 	<ul style="list-style-type: none"> 依赖预训练模型 量子模拟开销大
Gong 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> 混合树状结构振幅编码平衡电路深度/宽度 纯变分量子电路 QCNN 架构 	<ul style="list-style-type: none"> MNIST 分类准确率 98.4% 超越经典 CNN 2.36% 	<ul style="list-style-type: none"> 依赖 PCA/自编码器预降维 8 分类任务精度 ↓ 至 49.4%
Das 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> 置换基振幅编码调控对称群表示 反射等变 QCNN 结构设计 	<ul style="list-style-type: none"> 反射对称分类准确率 ↑ 7% 噪声下鲁棒性提升 	<ul style="list-style-type: none"> 特定嵌入组合性能 ↓ 多对称约束削弱表达力
Asaoka 和 Kudo (2025)	<ul style="list-style-type: none"> QAE 编码标签信息 量子电路端到端分类机制 	<ul style="list-style-type: none"> 四分类准确率 85% 参数量 ↓ 98%(vs FCNN) 	<ul style="list-style-type: none"> 8 分类任务梯度误差放大 量子态幅度衰减限制通道扩展
Das 和 Caruso (2024)	<ul style="list-style-type: none"> 随机追踪量子比特实现置换对称 概率化 QCNN 架构 	<ul style="list-style-type: none"> 图连通分类准确率 100% 训练充分时超越等变 QNN 	<ul style="list-style-type: none"> 通道选择需辅助量子比特 电路深度随类别数指数增长

注：“↑”表示该指标提升；“↓”表示该指标下降。

溃和图像尺寸限制问题,在 MNIST、Fashion-MNIST 和 SAT4 数据集上实现弗雷切特起始距离 (frechet inception distance, FID) < 20 和高保真度。Steck 和 Behrmann(2024)构建量子 GAN 框架,融合量子生成

器和量子判别器,通过量子“风格”参数和 Levenberg-Marquardt 优化,解决了纯量子产品状态的生成和检测问题,在模拟中实现高分类准确率。Thomas 等人(2024)提出了变分自编码器-量子沃瑟

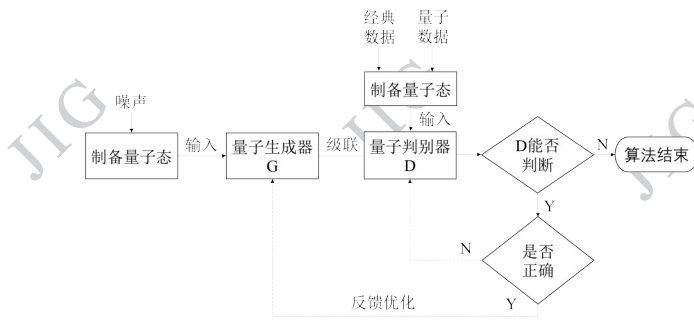


图 10 QGAN算法示意图

Fig. 10 Schematic diagram of QGAN algorithm

斯坦生成对抗网络 (variational autoencoder-quantum wasserstein GAN, VAE-QWGAN) 模型, 整合变分自编码器和量子沃瑟斯坦生成对抗网络, 通过数据依赖先验和高斯混合模型采样, 解决了模式崩溃和样本多样性不足问题, 在 MNIST/Fashion- MNIST 数据集上詹森-香农散度 (Jensen Shannon divergence, JSD) 降低 30.1% 且 FID 显著改善。

瞿治国等人(2025)提出了一种基于量子生成对抗网络的心电图生成式信息系统, 利用量子双向门控循环单元 (a quantum bidirectional gated recurrent unit, QBiGRU) 和 QCNN 生成心电图数据, 创新点包括基于矩阵乘积状态和树形张量网络 (tree tensor network, TTN) 的变分量子电路设计及量子 Dropout 技术, 解决了临床心电图数据稀缺和隐私问题, 实现更高平均分类准确率且兼容噪声 NISQ 设备。吉家欣等人(2025)开发了量子耦合生成对抗网络, 通过权重共享约束的双 GAN 结构和量子补丁生成器, 处理多域数据联合分布学习, 解决了传统 QGAN 仅支持单域数据的局限, 在 MNIST 数据集上提升图像生成质量并实现领域适应分类精度 75.6%。Joon 等人(2024)应用 QGAN 于 MNIST 和 Fashion-MNIST 图像生成, 创新点包括量子补丁架构和能量守恒物理约束, 解决了训练不稳定问题, 在 90th epoch 达到 Discriminator Loss 0.50 和 Generator Loss 0.98 的性能突破。Guntupalli 等人(2024)设计了 QGAN 用于图像去噪, 创新点包括量子预处理和振幅编码技术, 解决了传统去噪方法的细节保留难题, PSNR 值显著提升。Ma 等人(2025)提出了 QINR-QGAN, 集成量子隐式神经表示 (quantum implicit neural representation, QINR) 和 Wasserstein 距离训练技巧, 减少量子参数近 10 倍, 解决了高分辨率图像生成资源消耗问

题, 成功生成 78×64 尺寸的 CelebA 人脸图像。

Yang 等人(2025)设计了轻量可逆混合量子-经典 GAN, 利用量子计算可逆性实现参数共享的双向量子生成器, 结合辅助 CNN 约束内容一致性, 解决无监督图像翻译参数冗余问题, 在 23 个子数据集上超越经典低复杂度 CNN 生成器。Tian 等人(2025)提出 QGAN-Transformer 混合解码器, 用 QGAN 训练表面码纠错路径生成平凡环路, 集成 Transformer 自注意力机制捕获全局量子比特依赖, 解决传统最小权完美匹配算法局部依赖瓶颈, 实现 99.875% 解码精度和 7.5% 错误阈值。

综上所述, QGAN 通过对抗训练范式的深度重构与跨领域融合路径的开拓, 系统性推动了量子生成能力的革命性跃迁。其核心突破不仅在于显著克服了模式崩溃、训练稳定性及计算复杂度等经典生成模型的根本局限, 更实现了从单域数据生成向多模态联合建模的维度跨越。通过深度融合量子-经典协同架构与轻量化设计理念, QGAN 在保障生成质量与多样性的同时, 突破性地解决了高保真医疗数据合成、跨域图像迁移以及噪声硬件适配等关键挑战。

8 面临的挑战与展望

8.1 面临的挑战

尽管经典图像信息处理方法已形成完善的理论体系, 量子计算概念的出现也为该领域注入了变革性潜力, 但在技术落地过程中仍面临基础性瓶颈与结构矛盾。当前量子图像信息处理存在的核心挑战主要集中于:

1) 量子硬件挑战

量子计算机面临的核心硬件挑战主要体现在量子比特的退相干问题和可扩展性不足两个方面。量子比特极易受到环境干扰影响, 包括温度波动和电磁噪声等因素, 这些都会导致量子态在极短时间内衰减失效。处理百万像素级高分辨率图像理论上需要千比特以上规模的量子处理器, 然而目前主流量子处理器仅能支持百比特级操作, 远远不能满足实际应用需求。量子纠错技术虽然能够提升系统稳定性, 但是需要消耗大量物理量子比特资源来支撑单个逻辑量子比特的运行, 这反而大幅压缩了可用计算资源, 使得量子并行性的理论优势难以充分发挥。

表 11 QGAN 方法汇总
Table 11 Summary of QGAN method

研究团队	核心创新	性能突破	关键局限
刘文杰等人 (2022)	<ul style="list-style-type: none"> one-hot 形式多粒子 W 态编码 条件信息输入生成器/判别器稳定模型 	<ul style="list-style-type: none"> 时间复杂度 $O(N)$ (原 $O(N^2)$) BAS 数据集准确率 96.83% 	<ul style="list-style-type: none"> 贫瘠高原现象 (电路深度 \uparrow) 参数优化依赖离线模拟
江奕达和王明明 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> 量子-经典混合生成器 振幅/角度编码方案优化 	<ul style="list-style-type: none"> 混合模型保真度 >0.95 (MNIST) 重构 PSNR $>20\text{dB}$ 	<ul style="list-style-type: none"> 训练资源密集 (参数 >4000) 收敛速度慢
Chang 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> 自编码器潜在空间映射 量子生成器多测量策略 	<ul style="list-style-type: none"> FID <20 (20 epochs 收敛) MNIST 数据集 IS >8.0 	<ul style="list-style-type: none"> 对 shot noise 敏感 训练不稳定
Steck 和 Behrmann (2024)	<ul style="list-style-type: none"> 量子“风格”参数化生成器 Levenberg-Marquardt 量子优化 	<ul style="list-style-type: none"> 模拟分类准确率 $>90\%$ 产品状态检测误差 $<5\%$ 	<ul style="list-style-type: none"> 硬件训练困难 电路深度限制
Thomas 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> MERA 特征提取方法 图像位平面切片与 Ising 相变相似性发现 	<ul style="list-style-type: none"> JSD $\downarrow 30.1\%$ (vs PQWGAN) MNIST 数据集 FID 改善至 22.6 	<ul style="list-style-type: none"> 计算资源密集 训练时间 $\uparrow 50\%$
瞿治国等人 (2025)	<ul style="list-style-type: none"> QBiGRU 和 QCNN 生成器设计 MPS/TTN 变分子量子电路 	<ul style="list-style-type: none"> 平均分类准确率 82.6% NISQ 设备兼容 	<ul style="list-style-type: none"> 量子资源限制 训练过程复杂
吉家欣等人 (2025)	<ul style="list-style-type: none"> 双 GAN 耦合结构 权重共享约束 量子补丁生成器 	<ul style="list-style-type: none"> MNIST 图像质量 \uparrow 领域适应分类精度 75.6% 	<ul style="list-style-type: none"> 计算开销大 泛化性受限
Joon 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> 量子补丁生成器架构 能量守恒物理约束 	<ul style="list-style-type: none"> Discriminator Loss 0.50 Generator Loss 0.98 	<ul style="list-style-type: none"> 量子噪声敏感 数据集规模限制
Guntupalli 等人 (2024)	<ul style="list-style-type: none"> 量子预处理 (振幅编码) 量子 GAN 去噪架构 	<ul style="list-style-type: none"> PSNR 值 \uparrow 	<ul style="list-style-type: none"> 计算效率 \downarrow 高噪声敏感
Ma 等人 (2025)	<ul style="list-style-type: none"> QINR 集成量子隐式表示 参数减少技术 (近 10 倍) 	<ul style="list-style-type: none"> 量子参数 $\downarrow 10$ 倍 (vs PQWGAN) 生成 78×64 高分辨率图像 	<ul style="list-style-type: none"> 训练资源密集 (2000 epochs) 收敛速度慢
Yang 等人 (2025)	<ul style="list-style-type: none"> 可逆量子生成器参数共享 辅助 CNN 实现单向循环一致性约束 	<ul style="list-style-type: none"> 23 个子数据集有效翻译 • 参数规模 \downarrow 	<ul style="list-style-type: none"> 生成图像亮度低 (BPR $\downarrow \sim 15\%$) 量子资源限制
Tian 等人 (2025)	<ul style="list-style-type: none"> QGAN 生成平凡环路纠错路径 Transformer 自注意力捕获全局依赖 	<ul style="list-style-type: none"> 解码精度 99.875% 错误阈值 7.5% 	<ul style="list-style-type: none"> 量子电路忽略内部噪声 训练数据需求高

注：“ \uparrow ”表示该指标提升；“ \downarrow ”表示该指标下降。

2) 量子图像表示模型的固有缺陷

当前主流的量子图像表示模型存在明显的局限性。这些模型要求图像尺寸必须符合特定的数学约束条件,导致非标准尺寸的图像需要填充大量冗余的零值像素。虽然某些模型能够通过特定数量的量子比特来存储坐标和颜色信息,但是其固定的尺寸限制使得医疗影像中不规则病灶区域的处理效率降

低了 30% 以上。更关键的是,现有模型难以兼容多模态数据,无法有效表达三维空间信息,这在自动驾驶场景的点云重建等应用中形成了明显的技术瓶颈。

3) 协同的效率瓶颈

量子设备与经典计算系统之间的协同工作面临着严重的效率瓶颈。量子态测量需要重复上千次才

能获取可靠的概率分布数据,这导致卫星图像压缩等任务的处理延迟远超实际应用需求。在 256×256 像素图像处理过程中,仅数据编码阶段就消耗了80%以上的计算时间,这完全抵消了量子加速的理论优势。虽然新型量子比特技术减少了物理量子比特的数量,但是构建千比特级系统仍然需要占用20平方米以上的数据中心空间,这样的体积限制使得系统难以集成到移动医疗设备或车载系统中,严重制约了工业场景的实际应用。

4)量子图像安全机制的漏洞

现有的量子图像加密方案存在明显的结构性缺陷。某些加密方法虽然不需要复杂的量子变换,但是简单的像素位置置换反而增强了图像的相关性,使得加密结果容易被统计分析破解。另一些基于频域的加密方法虽然效果相对较好,但是计算复杂度显著提高,同时还会造成图像质量的明显下降。当前的量子水印算法由于采用固定的嵌入强度参数,导致载体图像不再满足归一化要求,违反了版权保护的基本准则。此外,现有方案大多需要原始图像才能进行水印提取,这种非盲提取机制难以满足实际安防系统对实时认证的需求。

8.2 未来展望

针对面临的挑战,可以从以下方面进行改进:

1)拓扑量子纠错与跨平台集成

发展基于任意子编织操作的分布式容错编码架构,结合硅基量子点阵列的晶圆级自组装制造工艺,构建可扩展的拓扑量子处理器核心模块。通过量子芯片与经典控制电路的3D异构集成方案,实现微环谐振腔阵列对超导量子比特频率的精准调控,同时建立量子磁力计与计算单元间的量子-经典混合数据总线通道。该策略将形成从传感端到处理端的闭环系统架构,有效解决量子比特退相干与系统规模受限的双重难题。

2)建动态量子编码框架

针对量子图像表示模型的固有缺陷,可构建动态量子编码框架,通过引入可调节的量子小波变换与量子卷积神经网络相结合的自适应架构,实现非标准尺寸图像的智能裁剪与多尺度特征融合。具体可开发基于量子纠缠的弹性编码方案,利用量子态叠加特性将不规则病灶区域分解为多个标准量子子块进行并行处理,再通过量子门电路实现子块间的语义关联重建,从而避免零值像素填充带来的资源

浪费。对于多模态数据兼容性问题,可采用量子张量网络表示三维空间信息,通过量子纠缠映射将点云数据编码为高维量子态,结合量子注意力机制实现跨模态特征对齐。

3)量子态高效层析与接口架构

开发基于超导纳米线单光子探测阵列的光电协同转换芯片,通过微波-光量子态转换模块实现经典总线与量子寄存器的低延迟数据交换。采用量子傅里叶变换的预编译映射射技术,结合现场可编程门阵列动态重配置逻辑优化量子门序列调度。分布式量子微服务体系通过CUDA-Q混合计算运行时,在容器化调度框架中实现量子资源弹性分配,构建跨越云边端的系统协同解决方案。

4)抗量子密码学安全框架构建

建立基于环上误差学习问题的可证明安全理论体系,设计前向安全的动态门限水印协议。通过量子隐形传态原理构造具备不可克隆特性的零知识水印验证系统,结合格密码学的同态加密特性实现医学影像的盲态处理。该框架采用量子纠缠交换协议保障密钥分发的语义安全性,形成从版权保护到患者隐私维护的多层级量子安全屏障。

9 结论

量子图像信息处理作为突破经典计算瓶颈的前沿领域,其独特的量子特性正为图像处理的效率、安全性与智能化带来革命性变革。本文系统综述了量子图像信息处理的核心技术脉络,涵盖图像表示、图像处理、图像分析、图像信息安全及机器学习等关键方向的最新进展与核心突破,旨在勾勒出该领域从基础理论到应用实践的全景图。同时,本文亦客观剖析了当前面临的硬件限制、算法适配性、协同效率及安全风险等核心挑战,并指出拓扑纠错、高维建模、混合架构、光电转换及抗量子密码等关键突破方向。希望本文能够为读者带来关于量子图像信息处理的相关知识,并为在此领域开展相关工作的研究者们提供启迪。

参考文献(References)

- Abdullah-Al-Shafi M. 2025. Innovative reliable nanoscale QCA circuits for advanced morphological image processing. AIP Advances, 15

- (4): 045123. [DOI: 10.1063/5.0255315]
- Agrawal R, Tripathi K N, Singh R K, Shelke N A and Gupta U. 2024. A secure image authentication technique based on sparse approximation and quantum mechanism. *Digital Signal Processing*, 147: 104419. [DOI: 10.1016/j.dsp.2024.104419]
- Aly R F. 2024. New quantum color image watermarking technique (NQCIWT). *Soft Computing*, 28 (17): 10177-10186. [DOI: 10.22266/ijies2025.0229.74]
- Amin J, Anjum M A, Ibrar K, Sharif M, Kadry S and Crespo R G. 2023. Detection of anomaly in surveillance videos using quantum convolutional neural networks. *Image and Vision Computing*, 135: 104710. [DOI: 10.1016/j.imavis.2023.104710]
- Asaoka H and Kudo K. 2025. Quantum autoencoders for image classification. *Quantum Machine Intelligence*, 7(2): 71. [DOI: 10.1007/s42484-025-00297-x]
- Atchade-Adelomou P and Alonso-Linaje G. 2022. Quantum-enhanced filter: QFilter. *Soft Computing*, 26 (15): 7167-7174. [DOI: 10.1007/s00500-022-07190-w]
- Baek H, Yun W J, Park S and Kim J. 2023. Stereoscopic scalable quantum convolutional neural networks. *Neural Networks*, 165: 860-867. [DOI: https://doi.org/10.1016/j.neunet.2023.06.027]
- Benkner M S, Lähner Z, Golyanik V, Wunderlich C, Theobalt C and Moeller M. 2021. Q-match: iterative shape matching via quantum annealing//*Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. Montreal, QC, Canada: IEEE: 7586-7596. [DOI: 10.1109/ICCV48922.2021.00749]
- Chang X Q, Wang M H, You D T and Wu X J. 2024. Ciphertext analysis method for chaotic image encryption system. *Journal of Image and Graphics*, 29(7): 1934-1947. (常晓琦, 王明合, 游大涛, 武相军. 2024. 面向混沌图像加密系统的密文分析方法. *中国图象图形学报*, 29(7): 1934-1947). [DOI: 10.11834/jig.230147]
- Chaduvula K, Indira D N V S L S, Markapudi B and Kalyanapu S. 2024. Quantum edge detection of medical images using novel enhanced quantum representation and hill entropy approach. *Signal, Image and Video Processing*, 18(2): 1803-1819. [DOI: 10.1007/s11760-023-02857-9]
- Chen G, Long S, Yuan Z, Li W and Peng J. 2023. Robustness and explainability of image classification based on QCNN. *Quantum Engineering*, 2023: 2842217. [DOI: 10.1155/2023/2842217]
- Chen G L., Song X H., Venegas-Andraca S E and Abd El-Latif A A. 2022. QIRHSI: novel quantum image representation based on HSI color space model. *Quantum Information Processing*, 21 (1): 5. [DOI: 10.1007/s11128-021-03337-0]
- Chen K, Ren Z, Yan F and Zhao J. 2023. Quantum implementation of image registration. *Quantum Information Processing*, 22(2): 133. [DOI: 10.1007/s11128-023-03834-4]
- Chen X, Liu Z, Chen H and Xu C. 2022. QIPC: a novel quantum representation model for polar coordinate images. *Quantum Information Processing*, 21(5): 174. [DOI: 10.1007/s11128-022-03517-6]
- Chetia R and Sahu P P. 2024. Quantum image edge extraction algorithm for noisy image. *IETE Journal of Research*, 70 (5): 5348-5363. [DOI: 10.1080/03772063.2023.2248950]
- Shubha S E U, Islam M M, Sadi T A, Miraz M H and Mahdy M R C. 2024. Edge Detection Quantumized: A Novel Quantum Algorithm for Image Processing. Available at SSRN 4988241. [DOI: 10.2139/ssrn.4988241]
- Cui Z, Jin S, Sone A and Wang X. 2024. Quantum advantages for image filtering on images with efficient encoding and lower-bounded signal-to-noise ratio. *Science China Physics, Mechanics & Astronomy*, 67(9): 290362. [DOI: 10.1007/s11433-024-2391-8]
- Dai J Y, Ma Y and Zhou N R. 2021. Quantum multi-image compression-encryption scheme based on quantum discrete cosine transform and 4D hyper-chaotic Henon map. *Quantum Information Processing*, 20 (7): 246. [DOI: 10.1007/s11128-021-03187-w]
- Dang Y, Jiang N, Hu H and Zhang W. 2017. Analysis and improvement of the quantum image matching. *Quantum Information Processing*, 16(11): 269. [DOI: 10.1007/s11128-017-1723-7]
- Das S and Caruso F. 2024. Permutation-equivariant quantum convolutional neural networks. *Quantum Science and Technology*, 10(1): 015030. [DOI: 10.1088/2058-9565/ad8e80]
- Das S, Martina S and Caruso F. 2024. The role of data embedding in equivariant quantum convolutional neural networks. *Quantum Machine Intelligence*, 6 (2): 82. [DOI: 10.1007/s42484-024-00215-7]
- Dong Y H and Zhang X G. 2023. Quantum implementation and simulation of binary morphological edge detection algorithm. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 40(5): 654-665. (董跃华, 张先光. 2023. 二值形态学边缘检测算法的量子实现及仿真. *量子电子学报*, 40(5): 654-665). [DOI: 10.3969/j.issn.1007-5461.2023.05.004]
- Elaraby A. 2022. Quantum medical images processing foundations and applications. *IET Quantum Communication*, 3 (4): 201-213. [DOI: 10.1049/qt2.12049]
- Fan P and Xiao K. 2023. Quantum image edge extraction based on difference of Gaussian operator. *Quantum Information Processing*, 22 (1): 79. [DOI: 10.1007/s11128-022-03762-9]
- Fu X W, Wang Y, Chen L and Tian J. 2015. Quantum-derived PDE for medical ultrasound image despeckling. *Journal of Image and Graphics*, 20(1): 125-131. (付晓薇, 王奕, 陈黎, 田菁. 2015. 量子衍生PDE医学超声图像去斑. *中国图象图形学报*, 20(1): 125-131). [DOI: 10.11834/jig.20150113]
- Gao C, Zhou R G and Li X. 2022. A quantum steganography scheme using quantum wavelet transforms. *Modern Physics Letters B*, 36 (19): 2150626. [DOI: 10.1142/S0217984921506260]
- García-Pérez G, Rossi M A C and Maniscalco S. 2020. IBM Q Experience as a versatile experimental testbed for simulating open quantum systems. *npj Quantum Information*, 6(1): 1. [DOI: 10.1038/s41534-019-0235-y]

- Geng A, Moghiseh A, Redenbach C and Schladitz K. 2022. A hybrid quantum image edge detector for the NISQ era. *Quantum Machine Intelligence*, 4(2): 15. [DOI: 10.1007/s42484-022-00071-3]
- Gong L H, Pei J J, Zhang T F and Zhou N R. 2024. Quantum convolutional neural network based on variational quantum circuits. *Optics Communications*, 550: 129993. [DOI: 10.1016/j.optcom.2023.129993]
- Grossi M, Ibrahim N, Radescu V, Loredo R, Voigt K, Von Altrock C and Rudnik A. 2022. Mixed quantum-classical method for fraud detection with quantum feature selection. *IEEE Transactions on Quantum Engineering*, 3: 1-12. [DOI: 10.1109/TQE.2022.3213474]
- Guo H R, Du Y Y and Xu Q. 2018. Spatial domain quantum image watermarking algorithm based on blocking. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 35(5): 527-532. (郭海儒, 杜娅颖, 许权. 2018. 基于分块的空间域量子图像水印算法. *量子电子学报*, 35(5): 527-532). [DOI: 10.3969/j.issn.1007-5461.2018.05.003]
- Guo H R, Xu Q and Du Y Y. 2019. Color quantum image encryption method based on pixel color scrambling. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 36(1): 1-5. (郭海儒, 许权, 杜娅颖. 2019. 基于像素颜色置乱的彩色量子图像加密方法. *量子电子学报*, 36(1): 1-5). [DOI: 10.3969/j.issn.1007-5461.2019.01.001]
- Guntupalli S K, Nagipogu M, Talla Y and Mannem K. 2024. Quantum generative adversarial networks for image de-noising//*Proceedings of 2024 International Conference on Advances in Modern Age Technologies for Health and Engineering Science (AMATHE)*. Shivamogga, India; IEEE: 1-5. [DOI: 10.1109/AMATHE61652.2024.10582242]
- Hai V T, Trinh H H T M and Luan P H. 2025. A Fast Quantum Image Compression Algorithm based on Taylor Expansion. [EB/OL]. [2025-10-17]
<https://arxiv.org/pdf/2502.10684.pdf>
- Heidari S, Dinneen M J and Delmas P. 2024. Quantum annealing for computer vision minimization problems. *Future Generation Computer Systems*, 160: 54-64. [DOI: 10.1016/j.future.2024.05.037]
- Horodecki R, Horodecki P, Horodecki M and Horodecki K. 2009. Quantum entanglement. *Reviews of Modern Physics*, 81(2): 865-942. [DOI: 10.1103/RevModPhys.81.865]
- Hu Y, Lu D, Zhang Q and Xu M. 2024. Quantum image representations based on density matrices in open quantum systems. *EPJ Quantum Technology*, 11(1): 1-25. [DOI: 10.1140/epjqt/s40507-024-00241-1]
- Hyppä E, Kundu S, Chan C F, Gunyhó A, Hotari J, Janzso D, Juliusson K, Kiuru O, Kotilahti J, Landra A, Liu W, Marxer F, Mäkinen A, Orgiazzi J L, Palma M, Savvitskiy M, Tosto F, Tuorila J, Vadimov V, Li T, Ockeloen-Korppi C, Heinsoo J, Tan K Y, Hassel J and Möttönen M. 2022. Unimon qubit. *Nature Communications*, 13(1): 6895. [DOI: 10.1038/s41467-022-34614-w]
- Islam M M and He J S. 2024. A Review on Quantum Machine Learning in Different Computer Vision Fields//*Proceedings of 2024 IEEE International Performance, Computing, and Communications Conference (IPCCC)*. Orlando, FL, USA: IEEE: 1-2. [DOI: 10.1109/IPCCC59868.2024.10850394]
- Ji C, Zhou M, Yang X and Cao J. 2022. Integrated Gaussian Filtering and Wavelet Transform Based Coincidence Count Filtering for Quantum Imaging//*Proceedings of 2022 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and USNC-URSI Radio Science Meeting (AP-S/URSI)*. Denver, CO, USA: IEEE: 465-466. [DOI: 10.1109/AP-S/USNC-URSI47032.2022.9886361]
- Ji J X, Li T and Li F. 2025. A quantum coupled generative adversarial network for learning joint distribution of multi-domain data [EB/OL]. *Systems Engineering and Electronics*: 1-10 [2025-10-17]. (吉家欣, 李汀, 李飞. 2025. 一种学习多域数据联合分布的量子耦合生成对抗网络[EB/OL]. *系统工程与电子技术*: 1-10 [2025-10-17]
<https://link.cnki.net/urlid/11.2422.TN.20250520.1517.002>
- Jiang N, Dang Y and Wang J. 2016. Quantum image matching. *Quantum Information Processing*, 15(9): 3543-3572. [DOI: 10.1007/s11128-016-1364-2]
- Jiang Y D and Wang M M. 2024. Data reconstruction based on quantum generative adversarial network. *Computer Engineering and Applications*, 60(5): 156-164. (江奕达, 王明明. 2024. 基于量子生成对抗网络的数据重构. *计算机工程与应用*, 60(5): 156-164). [DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2211-0363]
- Jeswal S K and Chakraborty S. 2019. Recent developments and applications in quantum neural network: A review. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 26(4): 793-807. [DOI: 10.1007/s11831-018-9269-0]
- Joon D, Raj R, Nama G and Pundir M. 2024. Image generation with quantum generative adversarial networks using numeric and fashion MNIST images//*Proceedings of 2024 International Conference on Big Data Analytics in Bioinformatics (DABCon)*. Kolkata, India: IEEE: 1-6. [DOI: 10.1109/DABCon63472.2024.10919418]
- Jose P, Hariharan S, Madhivanan V, Sujaudeen N, Krishnamoorthy M and Cherukuri A K. 2024. Enhanced QSVM with elitist non-dominated sorting genetic optimisation algorithm for breast cancer diagnosis. *IET Quantum Communication*, 5(4): 384-398. [DOI: 10.1049/qt2.12113]
- Kim J, Huh J and Park D K. 2023. Classical-to-quantum convolutional neural network transfer learning. *Neurocomputing*, 555: 126643. [DOI: 10.1016/j.neucom.2023.126643]
- Ko T, Lee I and Yu H W. 2025. Quantum medical image encoding and compression using Fourier-based methods.[EB/OL].[2025-10-17].
<https://arxiv.org/pdf/2505.06471.pdf>
- Konar D, Bhattacharyya S, Gandhi T K, Panigrahi B K and Jiang R. 2023. 3-D quantum-inspired self-supervised tensor network for volumetric segmentation of medical images. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 35(8): 10312-10325.

- [DOI: 10.1109/TNNLS.2023.3240238]
- Konar D, Bhattacharyya S, Panigrahi B K, and Behrman E C. 2021. Qutrit-inspired fully self-supervised shallow quantum learning network for brain tumor segmentation. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 33(11): 6331-6345. [DOI: 10.1109/TNNLS.2021.3077188]
- Kumar T, Kumar D and Singh G. 2024. Brain tumour classification using quantum support vector machine learning algorithm. *IETE Journal of Research*, 70(5): 4815-4828. [DOI: 10.1080/03772063.2023.2245350]
- Latorre J I. 2005. Image compression and entanglement. [EB/OL]. [2025-10-17]. <https://arxiv.org/pdf/quant-ph/0510031.pdf>
- Le P Q, Dong F and Hirota K. 2011. A flexible representation of quantum images for polynomial preparation, image compression, and processing operations. *Quantum Information Processing*, 10(1): 63-84. [DOI: 10.1007/s11128-010-0177-y]
- Li C, Liu C, Ge Y X and Guo Y. 2024. Optimization of non-uniform memory access in multi-GPU systems: Research progress and prospects. *Acta Electronica Sinica*, 52(5): 1783-1800. (李晨, 刘畅, 葛一漩, 郭阳. 2024. 多GPU系统非一致存储访问优化: 研究进展与展望. *电子学报*, 52(5): 1783-1800). [DOI: 10.12263/DZXB.20231198]
- Li M, Song X and El-Latif A A A. 2023. EQIRHSI: enhanced quantum image representation using entanglement state encoding in the HSI color model. *Quantum Information Processing*, 22(9). [DOI: 10.1007/s11128-023-04092-0]
- Li P C and Cao Z Q. 2017. Color image description method and application based on quantum bit phase. *Journal of Electronics & Information Technology*, 39(2): 489-493. (李盼池, 曹梓崎. 2017. 基于量子比特相位的彩色图像描述方法及应用. *电子与信息学报*, 39(2): 489-493). [DOI: 10.11999/JEIT160303]
- Li P C and Cao Z Q. 2017. A quantum description method for color images and its application. *Control and Decision*, 32(3): 443-450. (李盼池, 曹梓崎. 2017. 一种彩色图像的量子描述方法及应用. *控制与决策*, 32(3): 443-450). [DOI: 10.13195/j.kzyjc.2016.0010]
- Li P C and Lu A P. 2016. Color image encryption method based on quantum bit rotation around axis. *Control and Decision*, 31(8): 1363-1371. (李盼池, 卢爱平. 2016. 基于量子比特绕轴旋转的彩色图像加密方法. *控制与决策*, 31(8): 1363-1371). [DOI: 10.13195/j.kzyjc.2015.0782]
- Li P C and Sun H. 2018. Frequency domain filtering of quantum color images. *Journal of Electronics & Information Technology*, 40(3): 594-601. (李盼池, 孙昊. 2018. 量子彩色图像的频域滤波. *电子与信息学报*, 40(3): 594-601). [DOI: 10.11999/JEIT170575]
- Li P C and Zhao Y. 2017. Quantum watermarking scheme based on small-scale quantum circuit and Gray code scrambling. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 29(9): 1624-1634. (李盼池, 赵娅. 2017. 基于小规模量子线路和格雷码置乱的量子水印方案. *计算机辅助设计与图形学学报*, 29(9): 1624-1634). [DOI: CNKI:SUN:JSJF.0.2017-09-005]
- Lin H, Chen D, An D and Ahmed Alyousuf F Q. 2024. Design and analysis of a new fault-tolerant QCA-based nano-scale circuit for morphological operations in image processing. *IETE Journal of Research*, 70(8): 6913-6919. [DOI: 10.1080/03772063.2024.2321989]
- Lin Y and Yin L. 2025. Quantum parallel Transformer model for detecting multi-class insulator faults. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 74: 1-19. [DOI: 10.1109/TIM.2025.3591852]
- Lisnichenko M and Protasov S. 2023. Quantum image representation: a review. *Quantum Machine Intelligence*, 5(1): 2. [DOI: 10.1007/s42484-022-00089-7]
- Liu H and Helmy A S. 2025. Opportunities and Challenges in Quantum-Enhanced Optical Target Detection. *ACS Photonics*, 12(3): 1256-1258. [DOI: 10.1021/acsp Photonics.4c01799]
- Liu W and Wang L. 2022. Quantum image edge detection based on eight-direction Sobel operator for NEQR. *Quantum Information Processing*, 21(5): 190. [DOI: 10.1007/s11128-024-04392-z]
- Liu W, Wang L and Cui M. 2022. Quantum image segmentation based on grayscale morphology. *IEEE Transactions on Quantum Engineering*, 3: 1-12. [DOI: 10.1109/TQE.2022.3223368]
- Liu W J, Zhao J J, Zhang Y and Ge Y B. 2022. A quantum conditional generative adversarial network algorithm. *Acta Electronica Sinica*, 50(7): 1586-1593. (刘文杰, 赵胶胶, 张颖, 葛业波. 2022. 一种量子条件生成对抗网络算法. *电子学报*, 50(7): 1586-1593). [DOI: 10.12263/DZXB.20210512]
- Liu X, Zhou R G, El-Rafei A, Li F X and Xu R Q. 2019. Similarity assessment of quantum images. *Quantum Information Processing*, 18(8). [DOI: 10.1007/s11128-019-2357-8]
- Llorens S, González W, Sentís G, Calsamiglia J, Muñoz-Tapia R and Bagan E. 2025. Quantum edge detection. *Quantum*, 9: 1687. [DOI: 10.22331/q-2025-04-03-1687]
- López L O, Orts F, Ortega G, González-Ruiz V and Garzón E M. 2023. Fault-tolerant quantum algorithm for dual-threshold image segmentation. *The Journal of Supercomputing*, 79(11): 12549-12562. [DOI: 10.1007/s11227-023-05148-9]
- Luo G, Zhou R G, Liu X, Hu W and Luo J. 2018. Fuzzy matching based on gray-scale difference for quantum images. *International Journal of Theoretical Physics*, 57(8): 2447-2460. [DOI: 10.1007/s10773-018-3766-7]
- Luo J, Zhou R G, Li Y C and Liu G Z. 2021. Information hiding scheme based on quantum generative adversarial network. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 33(7): 983-990. (罗佳, 周日贵, 李尧翀, 刘广钟. 2021. 基于量子生成对抗网络的信息隐藏方案. *计算机辅助设计与图形学学报*, 33(7): 983-990). [DOI: 10.3724/SP.J.1089.2021.18617]

- Ma Q, Hao C, Si N, Chen G, Zhang J and Qu D. 2025. Quantum adversarial generation of high-resolution images. *EPJ Quantum Technology*, 12(1): 3. [DOI: 10.1140/epjqt/s40507-024-00304-3]
- Ma Y and Zhou N R. 2023. Quantum color image compression and encryption algorithm based on Fibonacci transform. *Quantum Information Processing*, 22 (1) : 39. [DOI: 10.1007/s11128-022-03749-6]
- Majji S R, Chalumuri A and Manoj B S. 2023. Quantum approach to image data encoding and compression. *IEEE Sensors Letters*, 7 (2): 1-4. [DOI: 10.1109/LSENS.2023.3239749]
- Mehta V, Jana S and Roy U. 2024. Optical circuit for quantum similarity measurement algorithm. *IEEE Journal of Quantum Electronics*, 60 (6): 1-8. [DOI: 10.1109/JQE.2024.3415126]
- Mu J, Li X, Zhang X and Wang P. 2025. Quantum implementation of the classical guided image filtering algorithm. *Scientific Reports*, 15(1): 493. [DOI: 10.1038/s41598-024-84211-8]
- Mu X, Wang H, Bao R, Wang S and Ma H. 2023. An improved quantum watermarking using quantum Haar wavelet transform and Qso-bel edge detection. *Quantum Information Processing*, 22(5): 223. [DOI: 10.1007/s11128-023-03964-9]
- Otgonbaatar S and Kranzlmüller D. 2023. Exploiting the quantum advantage for satellite image processing: review and assessment. *IEEE Transactions on Quantum Engineering*, 5: 1-9. [DOI: 10.1109/TQE.2023.3338970]
- Pachau J L and Saha A K. 2022. Generic conversion method for various spatial domain filters in quantum image processing. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 596: 127196. [DOI: 10.1016/j.physa.2022.127196]
- Pajuhanfard M, Kiani R and Sheng V S. 2024. Survey of quantum generative adversarial networks (QGAN) to generate images. *Mathematics*, 12(23): 3852. [DOI: 10.3390/math12233852]
- Preskill J. 2018. Quantum computing in the NISQ era and beyond. *Quantum*, 2: 79. [DOI: 10.22331/q-2018-08-06-79]
- Presles T, Enderli C, Burel G and Baghious E H. 2024. Synthetic aperture radar image segmentation with quantum annealing. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 18(5): 812-824. [DOI: 10.1049/rsn2.12523]
- Priyadarshini A, Abirami S P, Ahmed M A and Arunkumar B. 2024. RETRACTED ARTICLE: Quantum-enhanced cybersecurity analysis and medical image encryption in cloud IoT networks. *Optical and Quantum Electronics*, 56(4): 674. [DOI: 10.1007/s11082-023-06018-7]
- Qi Y, Bi J, Li L, Peng H, Zhang R and He X. 2025. A quantum-resistant lightweight hierarchical privacy protection scheme for traffic images. *IEEE Internet of Things Journal*, 12(13): 24615-24630. [DOI: 10.1109/JIOT.2025.3555524]
- Qu G, Wang Z, Zhong G and Gu Y. 2025. The inherent convolution property of quantum neural networks. [EB/OL].[2025-10-17] <https://arxiv.org/pdf/2504.08487.pdf>
- Qu Z G, Chen W L, Sun L Liu W J, Zhang Y C. 2025. ECG-QGAN: An ECG generative information system based on quantum generative adversarial network. *Journal of Computer Research and Development*, 62(7): 1622-1638. (翟治国, 陈韦龙, 孙乐, 刘文杰, 张彦春. 2025. ECG-QGAN: 基于量子生成对抗网络的心电图生成式信息系统. *计算机研究与发展*, 62(7): 1622-1638). [DOI: 10.7544/j.issn1000-1239.202440527]
- Randhawa R S, Hasabnis A R and Rai S. 2023. Quantum-based colour image steganography//Proceedings of 2023 10th IEEE Uttar Pradesh Section International Conference on Electrical, Electronics and Computer Engineering (UPCON). Gautam Buddha Nagar, India: IEEE, 10: 1447-1452. [DOI: 10.1109/UPCON59197.2023.10434335]
- Ran S K, Xi J K, Xu K and Niu J L. 2023. A vector median filtering scheme for quantum color images. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 40(6): 836-849. (冉术坤, 席景科, 徐凯, 牛金龙. 2023. 一种量子彩色图像矢量中值滤波方案. *量子电子学报*, 40(6): 836-849). [DOI: 10.3969/j.issn.1007-5461.2023.06.004]
- Reejisha A S and Mohan A. 2023. Improving image classification with quantum neural network//Proceedings of 2023 International Conference on Computer, Electronics & Electrical Engineering & their Applications (IC2E3). Srinagar Garhwal, India: IEEE: 1-12. [DOI: 10.1109/IC2E357697.2023.10262740]
- Roh E J, Lee K and Kim J. 2024. Introduction to heterogeneous knowledge transfer for quantum convolutional neural networks//Proceedings of 2024 15th International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC). Jeju Island, Korea: IEEE: 1154-1156. [DOI: 10.1109/ICTC62082.2024.10827785]
- Ruan Y, Xue X and Shen Y. 2021. Quantum image processing: opportunities and challenges. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021: 6671613. [DOI: 10.1155/2021/6671613]
- Sang J, Wang S and Li Q. 2017. A novel quantum representation of color digital images. *Quantum Information Processing*, 16 (2) : 42. [DOI: 10.1007/s11128-016-1463-0]
- Shaik R U and Periasamy S. 2022. Accuracy and processing speed trade-offs in classical and quantum SVM classifier exploiting PRISMA hyperspectral imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 43 (15-16): 6176-6194. [DOI: 10.1080/01431161.2022.2061877]
- Shi H K, Wang Z S, Zhang S Z Gao X and Zhao Y J. 2023. General CPU performance benchmarking research: A survey. *Acta Electronica Sinica*, 51(1): 246-256. (史惠康, 王泽胜, 张士宗, 高翔, 赵有健. 2023. 通用CPU性能基准测试研究综述. *电子学报*, 51(1): 246-256). [DOI: 10.12263/DZXB.20220169]
- Shi W M, Xu F X, Zhou Y H and Yang Y G. 2023. A novel image segmentation algorithm based on continuous-time quantum walk using superpixels. *International Journal of Theoretical Physics*, 63(1): 4. [DOI: 10.1007/s10773-023-05527-1]
- Shu G, Shan Z, Di S, Ding X and Feng C. 2022. A hybrid quantum image-matching algorithm. *Entropy*, 24 (12) : 1816. [DOI: 10.3390/e24121816]

- Slabbert D and Petruccione F. 2025. Classical-quantum approach to image classification: Autoencoders and quantum SVMs. *AVS Quantum Science*, 7(2): 023804. [DOI: 10.1116/5.0261885]
- Song Y, Li J, Wu Y, Qin S, Wen Q and Gao F. 2024. A resource-efficient quantum convolutional neural network. *Frontiers in Physics*, 12: 1362690. [DOI: 10.3389/fphy.2024.1362690]
- Song Z Y, Wang Y N, Wang H W and Ma H X. 2023. An attack-resistant color image encryption scheme based on Hopfield network 'pseudo-attractors' and alternating quantum random walk. *Acta Electronica Sinica*, 51(8): 2030-2042. (宋昭阳, 王一诺, 王浩文, 马鸿洋. 2023. 基于 Hopfield 网络"伪吸引子"与交替量子随机行走的抗攻击彩色图像加密方案. *电子学报*, 51(8): 2030-2042). [DOI: 10.12263/DZXB.20211391]
- Steck J E and Behrmann E C. 2024. Quantum generative adversarial networks: Generating and detecting quantum product states. [EB/OL]. [2025-10-17]
<https://arxiv.org/pdf/2408.12620.pdf>
- Su F, Liu X, Long H B, Lu S, Yang G. 2015. Sampling number of image reconstruction algorithm based on quantum correlation imaging. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 32(2): 144-149. (苏枫, 刘翔, 龙华保, 卢山, 阳光. 2015. 基于量子关联成像的图像重构算法采样数. *量子电子学报*, 32(2): 144-149). [DOI: 10.3969/J.ISSN.1007-5461]
- Su J, Guo X, Liu C, Lu S and Li L. 2021. An improved novel quantum image representation and its experimental test on IBM quantum experience. *Scientific Reports*, 11(1): 13879. [DOI: 10.1038/s41598-021-93471-7]
- Suzuki T, Hasebe T and Miyazaki T. 2024. Quantum support vector machines for classification and regression on a trapped-ion quantum computer. *Quantum Machine Intelligence*, 6(1): 31. [DOI: 10.1007/s42484-024-00165-0]
- Tang L, Kong T and Seyedi S. 2025. A new design of an efficient configurable circuit based on quantum-dot technology for digital image processing. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, 122(3): 36. [DOI: 10.1007/s10470-025-02337-9]
- Tang Z T, Ding Z, Zeng R M, Zhong M Z, Zhu D W, Wang Y H, Wang Y and Yang C. 2020. SIFT quantum image stitching based on dynamic threshold and global information. *Chinese Journal of Quantum Electronics*, 37(1): 22-28. (唐泽恬, 丁召, 曾瑞敏, 钟岷哲, 朱登玮, 王昱皓, 王阳, 杨晨. 2020. 基于动态阈值和全局信息的 SIFT 量子图像拼接. *量子电子学报*, 37(1): 22-28). [DOI: 10.3969/J.ISSN.1007-5461.2020.01.004]
- Tariq Jamal A, Abdel-Khalek S and Ben Ishak A. 2023. Multi-level segmentation of medical images in the framework of quantum and classical techniques. *Multimedia Tools and Applications*, 82(9): 13167-13180. [DOI: 10.1007/s11042-020-10235-7]
- Tariq Jamal A, Ben Ishak A and Abdel-Khalek S. 2021. Tumor edge detection in mammography images using quantum and machine learning approaches. *Neural Computing and Applications*, 33(13): 7773-7784. [DOI: 10.1007/s00521-020-05518-x]
- Thomas A M, Youel H and Jose S T. 2025. VAE-QWGAN: Addressing mode collapse in quantum GANs via autoencoding priors. *Quantum Machine Intelligence*, 7(2): 91. [DOI: 10.1007/s42484-025-00314-z]
- Tian C, Fan Z, Guo X, Song X and Tian Y. 2025. Transformer-based quantum error decoding enhanced by QGANs: towards scalable surface code correction algorithms. *EPJ Quantum Technology*, 12(1): 76. [DOI: 10.1140/epjqt/s40507-025-00383-w]
- Vedral V. 2014. Quantum entanglement. *Nature Physics*, 10(4): 256-258. [DOI: 10.1038/nphys2904]
- Venegas-Andraca S E and Bose S. 2003. Storing, processing, and retrieving an image using quantum mechanics//*Proceedings of Quantum Information and Computation*. Orlando, Florida, United States: SPIE, 5105: 137-147. [DOI: 10.1117/12.485960]
- Wang G, Zhao W, Zou P, Wang J, Yin H and Yu Y. 2024. Quantum image edge detection based on Haar wavelet transform. *Quantum Information Processing*, 23(8): 302. [DOI: 10.1007/s11128-024-04513-8]
- Wang H, Tan J, Huang Y and Zheng W. 2024. Quantum image compression with autoencoders based on parameterized quantum circuits. *Quantum Information Processing*, 23(2): 41. [DOI: 10.1007/s11128-023-04243-3]
- Wang J. 2024. RETRACTED ARTICLE: Cyber security analysis based medical image encryption in cloud IoT network using quantum deep learning model. *Optical and Quantum Electronics*, 56(3): 432. [DOI: 10.1007/s11082-023-06076-x]
- Wang K, Wang S, Chen Q, Qiao X, Ma H and Qiu T. 2024. Implementation and analysis of quantum-classical hybrid interactive image segmentation algorithm based on quantum annealer. *Quantum Information Processing*, 23(8): 301. [DOI: 10.1007/s11128-024-04512-9]
- Wang L, Deng Z and Liu W. 2023. An improved two-threshold quantum segmentation algorithm for NEQR image. *Quantum Information Processing*, 21(8): 302. [DOI: 10.1007/s11128-022-03624-4]
- Wang L, Liu Y, Meng F, Luan T, Liu W, Zhang Z and Yu X. 2024. A quantum synthetic aperture radar image denoising algorithm based on grayscale morphology. *iScience*, 27(5): 109731. [DOI: 10.1016/j.isci.2024.109627]
- Wang Z and Xu M. 2022. Review of quantum image processing. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 29(2): 737-761. [DOI: 10.1007/s11831-021-09599-2]
- Wang Z B and Xu M Z. 2023. Dual-channel quantum pulse coupled neural network. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 52(3): 331-340. (王兆滨, 徐敏哲. 2023. 双通道量子脉冲耦合神经网络. *电子科技大学学报*, 52(3): 331-340). [DOI: 10.12178/1001-0548.2022101]
- Wu H, Lan J, Zou J, Liu D and Dong M. 2017. A multi-source remote sensing image registration algorithm based on local adaptive similar-

- ity analysis and improved cloud particle swarm model//Proceedings of 2017 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS). Xiamen, China: IEEE: 66-70. [DOI: 10.1109/ISPACS.2017.8266447]
- Wu Q and Ma L. 2022. A quantum image edge detection algorithm based on LoG operator. Chinese Journal of Quantum Electronics, 39(5): 720-727. (吴琼, 马雷. 2022. 一种基于LoG算子的量子图像边缘检测算法. 量子电子学报, 39(5): 720-727). [DOI: 10.3969/j.issn.1007-5461.2022.05.004]
- Yang L, Lianjun W, Anbar M and Mohammed A S. 2024. An efficient nano-design of image processor circuits for morphology operations based on quantum dots. AIP Advances, 14(9): 095123. [DOI: 10.1063/5.0188259]
- Yang X, Zhou R G, Jia S Z, Li Y C, Yan J C, Long Z Y, Guo W Y, Xiong F H and Xu W S. 2025. iHQGAN: A lightweight invertible hybrid quantum-classical generative adversarial networks for unsupervised image-to-image translation. Expert Systems with Applications, 296: 128865. [DOI: 10.1016/j.eswa.2025.128865]
- Yao L B, Zhang X H, Lyu Y F, Sun W W and Li M Y. 2021. FGSC-23: A high-resolution optical remote sensing image ship target dataset for fine-grained recognition in deep learning. Journal of Image and Graphics, 26(10): 2337-2345. (姚力波, 张筱晗, 吕亚飞, 孙炜玮, 李孟洋. 2021. FGSC-23: 面向深度学习精细识别的高分辨率光学遥感图像舰船目标数据集. 中国图象图形学报, 26(10): 2337-2345). [DOI: 10.11834/jig.200261]
- Yetiş H and Karaköse M. 2022. A new framework for quantum image processing and application of binary template matching//Proceedings of 2022 26th International Conference on Information Technology (IT). Zabljak, Montenegro: IEEE: 1-4. [DOI: 10.1109/IT54280.2022.9743534]
- Yu Y, Gao J, Mu X and Wang S. 2023. Adaptive LSB quantum image watermarking algorithm based on Haar wavelet transforms. Quantum Information Processing, 22(5): 198. [DOI: 10.1007/s11128-023-03926-1]
- Yuan S, Li X, Yin Xia S, Qing X and Deng J D. 2025. Improved quantum image weighted average filtering algorithm. Quantum Information Processing, 24(5): 1-24. [DOI: 10.1007/s11128-025-04741-6]
- Yuan S, Mao X, Xue Y, Chen L, Xiong Q and Compare A. 2014. SQR: a simple quantum representation of infrared images. Quantum Information Processing, 13(6): 1353-1379. [DOI: 10.1007/s11128-014-0733-y]
- Yuan S, Qing X, Hang B and Qu H. 2022. Quantum color image median filtering in the spatial domain: theory and experiment. Quantum Information Processing, 21(9): 321. [DOI: 10.1007/s11128-022-03660-0]
- Yuan S, Zhao W, Deng J D, Xia S and Li X. 2024. Quantum image edge detection based on Laplacian of Gaussian operator. Quantum Information Processing, 23(5): 178. [DOI: 10.1007/s11128-024-04392-z]
- Yuan S, Zhao W, Gao S, Xia S, Hang B and Qu H. 2022. An adaptive threshold-based quantum image segmentation algorithm and its simulation. Quantum Information Processing, 21(10): 359. [DOI: 10.1007/s11128-022-03709-0]
- Zahid S and Tahir M A. 2024. Unlocking quantum SVM potential: optimal feature map generation and feature selection. Physica Scripta, 100(1): 015120. [DOI: 10.1088/1402-4896/ad9e39]
- Zang Y M, Zhu S C, Wei Z H, Liu Z F, Lin X Z and Sun W T. 2022. A pseudo-color coding method for quantum images. Chinese Journal of Quantum Electronics, 39(3): 343-353. (臧一鸣, 朱尚超, 魏战红, 刘志飞, 林小竹, 孙文韬. 2022. 一种量子图像伪彩色编码方法. 量子电子学报, 39(3): 343-353). [DOI: 10.3969/j.issn.1007-5461.2022.03.006]
- Zhang T and Wang S. 2023. Image encryption scheme based on a controlled zigzag transform and bit-level encryption under the quantum walk. Frontiers in Physics, 10: 1097754. [DOI: 10.3389/fphy.2022.1097754]
- Zhang Y, Lu K, Gao Y and Wang M. 2013. NEQR: a novel enhanced quantum representation of digital images. Quantum Information Processing, 12(8): 2833-2860. [DOI: 10.1007/s11128-013-0567-z]
- Zhang Y Q, Zhao Y and Li P C. 2025. Quantum description and morphological processing method for binary images of arbitrary size. Chinese Journal of Quantum Electronics, 42(1): 56-69. (张亚奇, 赵娅, 李盼池. 2025. 任意大小二值图像的量子描述及形态学处理方法. 量子电子学报, 42(1): 56-69). [DOI: 10.3969/j.issn.1007-5461.2025.01.006]
- Zhang Z, Lin X L and He H Y. 2016. Research on a remote sensing image filtering method based on quantum mechanics. Infrared and Laser Engineering, 45(S2): 145-149. (张智, 林栩凌, 何红艳. 2016. 一种基于量子力学的遥感图像滤波方法研究. 红外与激光工程, 45(S2): 145-149). [DOI: 10.3788/IRLA201645.S226001]
- Zhao Y, Guo J H and Li P C. 2021. A median filtering scheme for quantum images. Journal of Electronics & Information Technology, 43(1): 204-211. (赵娅, 郭嘉慧, 李盼池. 2021. 一种量子图像的中值滤波方案. 电子与信息学报, 43(1): 204-211). [DOI: 10.11999/JEIT191038]
- Zhou R G, Liu X, Zhu C, Wei L, Zhang X and Ian H. 2018. Similarity analysis between quantum images. Quantum Information Processing, 17(6): 121. [DOI: 10.1007/s11128-018-1894-x]
- Zhu H H, Chen X B and Yang Y X. 2021. A multimode quantum image representation and its encryption scheme. Quantum Information Processing, 20(9): 315. [DOI: 10.1007/s11128-021-03255-1]
- Zhu X, Xu Y, Xu H and Chen C. 2018. Quaternion convolutional neural networks//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). Munich, Germany: Springer: 631-647. [DOI: 10.1007/978-3-030-01237-3_39]