



中国科学院物理研究所 Q03组供稿
北京凝聚态物理国家研究中心

第93期

2021年12月16日

多比特量子生成性对抗网络实验等超导量子计算系列进展

人工智能的核心是机器学习，而近几年，在机器学习领域冉冉升起了一枚新星，生成性对抗网络（GAN, Generative Adversarial Networks），由 Goodfellow 等人于2014年提出，目前在图像鉴别和视频生成等方面都有大量的应用实例。GAN的基本思想源自博弈论的零和游戏，参与者由一个生成器 G (Generator) 和一个鉴别器 D (Discriminator) 构成，它们通过对抗学习的方法来训练。G的目的是尽量去学习真实数据集 R的数据分布，而D的目的是尽量正确判别输入数据是来自R还是来G。为了取得游戏胜利，这两个游戏参与者需要不断优化自身策略，提高自己的生成能力和判别能力，整个学习优化过程就是寻找二者之间的一个纳什均衡 (Nash equilibrium)。

但是，和机器学习的其它算法一样，GAN面临的最大问题就是所谓的“维数灾难”，即学习所需要的训练集数量是随着维数指数增长的。如果我们面临的数据存在于高维空间，那么经典计算机将很快便不能有效处理。幸好我们拥有以量子力学规律主导的新型计算方式，即量子计算，它可以解决经典计算机无法解决或者复杂度过高的诸多问题。一个明确的应用是量子计算机利用 Shor量子算法可以破解现在互联网及金融系统普遍使用的RSA公钥密码体制。在实用性方面，量子搜索算法可以期望应用于大数据检索；量子退火算法可以应用于优化问题，比如物流和交通优化等；量子模拟可以被应用于量子多体物理和量子化学研究，比如生物合成和药物筛选等。相比其它体系，超导量子计算这一技术路线在实用化量子计算方向具有优势地位。

那么，我们是否可以将 GAN 与量子计算结合起来，设计一种更高效的量子生成性对抗网络 (QGAN, Quantum Generative Adversarial Networks) 算法呢？这个概念最先由 Dallaire-Demers等人提出，其基本原理与GAN类似，区别在于这里G和D是由量子电路或者量子网络构成，训练用的数据集也可以是量子数据 (如量子态等)。至今在超导量子计算平台关于 QGAN 的展示局限于单比特量子态的学习，而且其梯度计算仍为经典的差分方式，使得计算精度受固有的差分误差影响，进而影响最后训练的收敛性。与此同时，能够体现量子性质并且作为实现量子霸权的重要资源的量子纠缠并没有在已有的研究中体现。

近日，中国科学院物理研究所/北京凝聚态物理国家研究中心范桁、许凯课题组和郑东宁课题组等，联合南开大学田建国、刘智波课题组，浙江大学王浩华课题组和清华大学邓东灵课题组，首次将 QGAN 算法推广到了更多的比特范畴并引入了多体纠缠，并且首次在超导量子计算平台中实现了由量子梯度引导的 QGAN训练。

该实验中使用包含20个量子比特的全联通架构的量子芯片，在该芯片上已经实现了包括20比特薛定谔猫态制备、动力学相变的模拟等一些高水平工作。本次实验用到了其中的 5个量子比特，相应的量子算法如图1所示，其中包括多个单比特量子门，多个多比特纠缠门以及多个两比特控制门，其线路深度超过20，实验中需要根据量子梯度引导去不断优化单比特量子门参数。为了测试量子梯度的可行性，研究人员首先尝试训练了一个任意单比特混态，在经过140步左右的训练后，其生成的量子态相对于真实情况保真度为0.999，见图2。在该基础上，他们将学习目标更改为更加复杂的两比特异或门，通过大约190步的训练，研究人员以 0.927的保真度重现了异或门的真值表，见图3。这表明QGAN在复杂的量子过程学习方面有很大的潜力，随系统规模增大，它可以直接扩展到优化控制和自引导量子层析成像等领域。

此项工作已于近期发表于npj Quantum Information 7, 165 (2021)，南开大学联合培养博士生黄凯旋，Q03组博士生王正安，以及浙江大学宋超特聘教授为论文的共同第一作者。合作团队还包括浙江大学博士后李贺康（量子芯片制备者）、浙江大学特聘教授王震、浙江大学杭州国际科创中心科创百人研究员郭秋江、浙江大学硕士生宋紫璇等。

另外、中科院物理研究所许凯副研究员、范桁研究员、郑东宁研究员等与福州大学郑仕标教授、杨贞标教授课题组合作，利用两个超导量子比特及其辅助能级实现了非阿贝尔几何受控非门，相关成果发表于Optica 8, 972 (2021).

中科院物理研究所范桁研究员、博士生孙政杭与中国科学技术大学朱晓波研究员、潘建伟教授等合作，利用一维排列的12个超导量子比特，通过制备不同的初态，对应于不同的温度，实现了热化强弱程度不同现象的实验观测，相关成果发表于Phys. Rev. Lett. 127, 020602 (2021).

参考文献：

[1] Kaixuan Huang#, Zheng-An Wang#, Chao Song#, Kai Xu, Hekang Li, Zhen Wang, Qiujiang Guo, Zixuan Song, Zhi-Bo Liu*, Dongning Zheng, Dong-Ling Deng*, H. Wang, Jian-Guo Tian, Heng Fan*, Quantum generative adversarial networks with multiple superconducting qubits, npj Quantum Information 7, 165 (2021).

[2] Kai Xu, Wen Ning, Xin-Jie Huang, Pie-Rong Han, Hekang Li, Zhen-Biao Yang*, Dongning Zheng, Heng Fan*, Shi-Biao Zheng*, Demonstration of a non-Abelian geometric controlled-NOT gate in a superconducting circuit, Optica 8, 972-976 (2021).

[3] Fusheng Chen#, Zheng-Hang Sun#, Ming Gong#, Qingling Zhu, Yu-Ran Zhang, Yulin Wu, Yangsen Ye, Chen Zha, Shaowei Li, Shaojun Guo, Haoran Qian, He-Liang Huang, Jiale Yu, Hui Deng, Hao Rong, Jin Lin, Yu Xu, Lihua Sun, Cheng Guo, Na Li, Futian Liang, Cheng-Zhi Peng, Heng Fan*, Xiaobo Zhu*, Jian-Wei Pan, Observation of strong and weak thermalization in a superconducting quantum processor, Phys. Rev. Lett. 127, 020602 (2021).

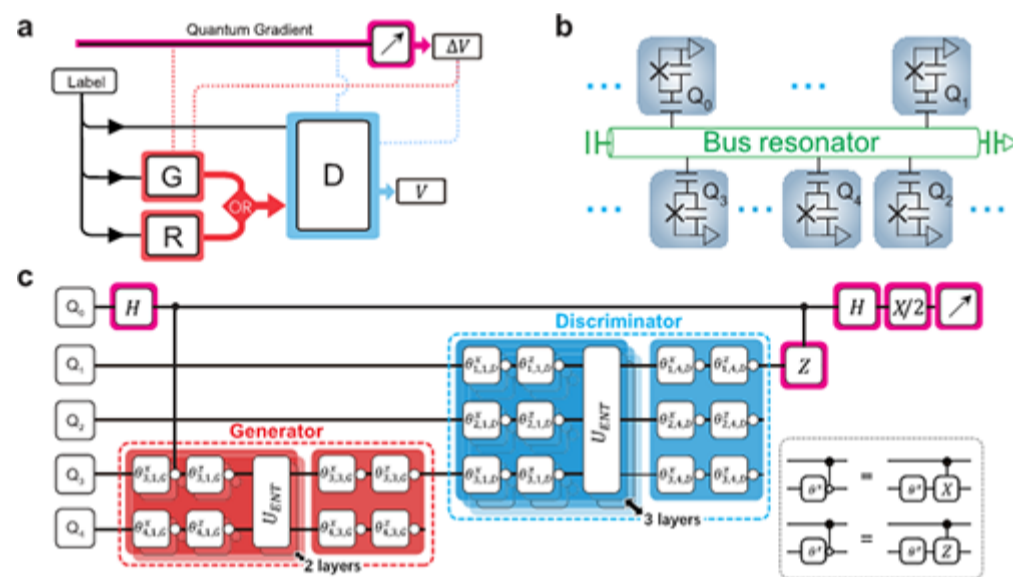


图1. (a) QGAN 流程图。 (b) 全联通样品芯片简易示意图。 (c) QGAN 实际算法电路图，其中品红色部分为量子梯度计算电路。

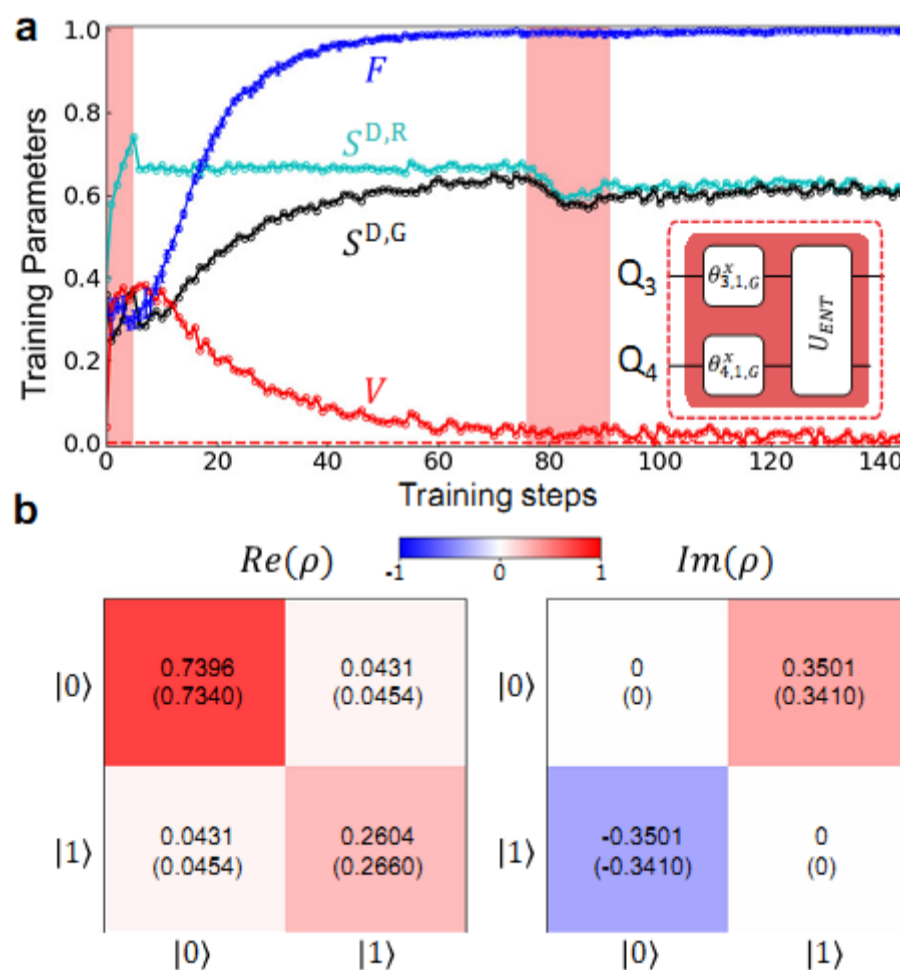


图2. (a) 任意单量子比特混态训练结果。 (b) 训练得到的和真实密度矩阵的对比，其保真度可达0.999。

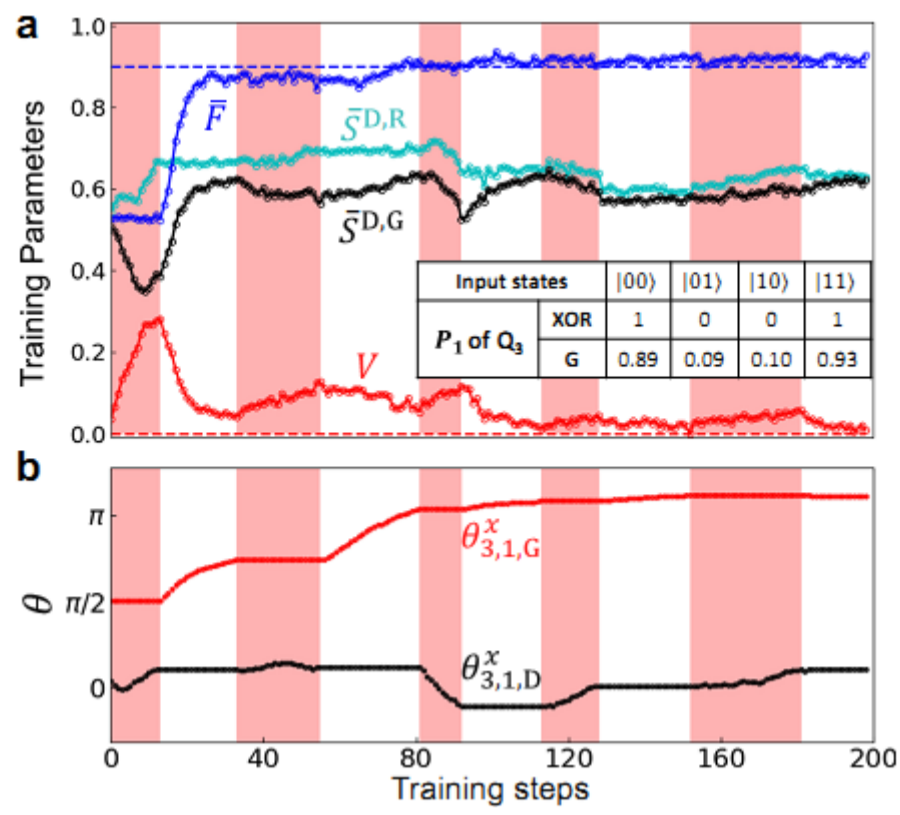


图3. (a) 异或门训练结果。训练的真值表保真度为0.927。 (b) 训练过程中两个特征单比特量子门参数的变化。

[npj Quantum Information 7, 165 \(2021\).pdf](#)

[optica 8, 972 \(2021\).pdf](#)

[PRL 127, 020602 \(2021\).pdf](#)

[电子所刊](#)
[公开课](#)
[微信](#)
[联系我们](#)
[友情链接](#)
[所长信箱](#)
[违纪违法举报](#)

