

基于强化学习的⁸⁷Rb 原子偏振梯度冷却时序参数优化

梁昌文^{1,2}, 高绍军^{1,2}, 沙荣^{1,2}, 刘博坤^{1,2}, 王去非^{1,2}, 颜树华^{1,2}

(1. 国防科技大学智能科学学院 长沙 410073;

2. 国防科技大学量子信息学科交叉中心 长沙 410073)

Email: changwen_110@163.com

摘要: 偏振梯度冷却的时序参数对冷原子制备有着重要影响, 本文提出了一种有别于传统 PGC 时序的分段控制方法, 设计了基于 Q 网络的强化学习框架对 30 个时序参数进行了优化, 并探索了不同学习率和神经元个数对学习过程的影响, 结果表明, 当设置学习率为 0.01, 神经元个数为 192 个时, 学习过程具有较好的收敛性及参数探索能力, 只需要 14.6min 即可收敛, 最终可以获得 4.3×10^8 个温度约为 $3.7 \mu\text{K}$ 的冷原子团, 无论是优化速度还是冷原子指标均优于人工优化, 对冷原子智能化制备具有重要借鉴意义。

关键词: 强化学习; 偏振梯度冷却; 冷原子

1、研究背景

冷原子制备是在量子系统中占有重要角色, 是量子精密测量^{[1]-[4]}、量子信息^{[5]-[8]}、量子模拟^{[9]-[12]}等领域的关键技术, 常用的冷却方式有磁光阱冷却^{[13]-[16]}、偏振梯度冷却^{[17]-[20]}、拉曼边带冷却^{[21]-[24]}、蒸发冷却^{[25]-[28]}等, 其中偏振梯度冷却作为亚多普勒冷却的一种方式, 只需在磁光阱冷却的基础上对冷却光参数进行时序控制即可完成, 不需要额外的硬件和激光配置, 以及超高的真空要求, 因此是冷原子制备中最常用的技术。但传统的 PGC 过程需要操作人员凭直觉调试时序参数, 这种方法一方面优化效率较低, 且比较依赖人员的先验知识和经验。另一方面不能设置太多可调参数, 通常是确定好 PGC 起始和终止时刻的冷却光参数及 PGC 时间, 然后以线性插值的方式使参数线性变化, 因此难以实现对冷却过程的精确调控。针对上述问题, 本文提出了 PGC 分段时序控制, 将 PGC 分为 10 段, 其中每一段的时间间隔、冷却光功率、冷却光频率都单独控制, 共有 30 个参数。由于参数维度较大, 人工调试显然是难以完成的。以深度学习和强化学习为代表的机器学习方案一经问世就得到了广泛的关注^[29], 并在图像识别、目标分类、自然语言处理等领域得到了广泛的应用, 展现出了在处理大规模数据方面的能力, 许多研究人员也开始探索将机器学习应用到量子系统, 比如, Tranter^[30] 使用深度学习对磁光阱进行了多参数优化, 取得了由于传统平滑绝热方案下的超冷原子团。Huang^[31] 使用机器学习优化来生成自旋猫态, 最终所需的演化时间比绝热演化短得多, 并且不对现有实验装置进行较大修改。Bakthavatchalam^[32] 利用高斯过程回归对 BEC 进行数据建模, 仅使用现有方法使用五十分之一的数据点就达到了相似的精度。Liu^[33] 提出了一种基于人工神经网络的超冷原子实验多参数自主优化方案, 经过约 30h

的优化迭代可以得最优的实验结果。受上述文献的启发，我们探索了强化学习在 PGC 分段控制上的应用，通过设置合理的奖励函数，利用强化学习强大的参数探索能力完成 PGC 分段时序参数的优化。

2、研究内容

实验系统所用的光源及实验装置如图所示，其中光源主要由两台半导体激光器提供，可以提供频率稳定的冷却光（每束约 15mW）、回泵光（约 2.2mW）及探测光（约 72 μ W），其中冷却光和回泵光经准直扩束后直径约 26mm，探测光经扩束后由一 10mm \times 1mm 的狭缝遮挡变成扁平的片状光，制备好的冷原子团在势阱中释放后在真空腔中自由下落，下落至该探测区后与共振的探测光相互作用发出荧光，该荧光信号即为原子团的 TOF 信号，一个直径为 50.8mm 的双胶合透镜组将收集 TOF 信号并通过光电探测器（PD）转换为电信号，最后由一 16 位的采集卡采集至上位机。MOT 腔为一个正 18 面体，其外壁上加工了一对环形凹槽，用于缠绕梯度磁场线圈，通过加工精度保证线圈的平行度等指标。从结构设计上保证了，其正多面体结构也进一步保证了磁场中心与冷却光场中心的中性。装置运行时真空度维持在 2.6×10^{-8} Pa 以下，可满足实验需求。

MOT 阶段结束后，梯度磁场关闭，线圈电流 IG 由 2.4A 降为 0A，然后在接近零磁场状态下进行 PGC，所有参数的时序关系由一台 MLabs 公司生产的时序控制器保证，其底层件为 FPGA 电路（Field-Programmable Gate Array），可以通过 python 语言底层硬件进行编程，可实现 ns 量级的时序控制，每运行一次实验都需要对控制代码进行编译，我们实验时序的死区时间大约为 4.5s。传统的 PGC 调试过程都是凭实验人员的直觉确定冷却光在 PGC 最终时刻的频率和失谐，然后使其线性变化，为充分利用强化学习超强的参数探索能力来精确控制接下来的 PGC 阶段，我们摒弃了 PGC 的传统实施方案，而是将 PGC 过程分成了 10 步，每一步的持续时间为 t_i ($i=1, 2, \dots, 10$)，对应的冷却光功率和失谐分别为 P_i 和 δ_i ，这样通过调整 $\{t_i, P_i, \delta_i\}$ 这 30 个参数，可以得到不同的变化曲线，通过强化学习对上述 30 个参数进行优化，能够探索到不同于传统 PGC 的时序控制序。

当神经元个数设置为 192 时，不同训练轮次下冷却光参数变化线形和 TOF 信号如图 2 所示，其中最优的迭代轮次是第 297 次（对应最大的奖励值），最终的冷却温度为 3.7 μ K，对于 ^{87}Rb 原子 D_2 线来说，其反冲温度约为 0.36 μ K，但原子团中不可能所有原子都处于静止状态，因此这个温度通常是难以达到的，实验中 PGC 温度若能达到反冲温度一个量级左右时，一般即可认为是最优温度。

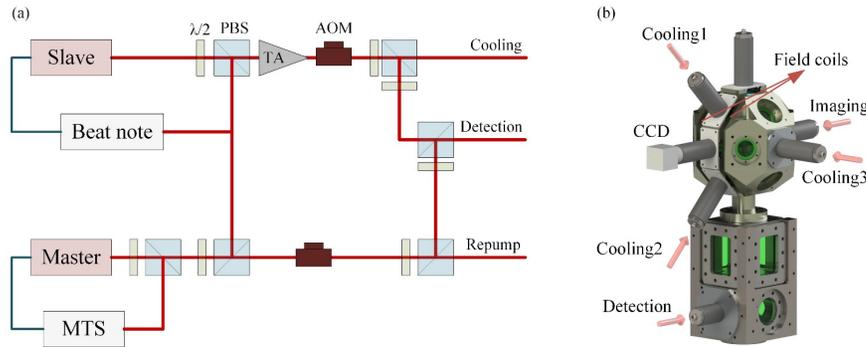


图 1 光源系统及实验装置。

激光系统 (a) 的主激光利用 MTS 锁频模块将频率所定至 $F=1 \rightarrow F'=0$ 和 $F=1 \rightarrow F'=1$ 的交叉峰上，经 AOM 移频至 $F=1 \rightarrow F'=2$ 作为回泵光，从激光器通过与主激光器拍频实现频率锁定，经 AOM 移频后锁定至 $F=2 \rightarrow F'=3$ 作为冷却光。实验装置 (b) 的 MOT 腔为一个边长 75mm 的正 18 面体，每个面上包含 40mm 的法兰通孔，通光孔径为 30mm，实验所需冷却光、回泵光、探测光的架设通过光纤扩束筒实现，每束光的直径，并预留了部分闲置窗口作为测试备用。

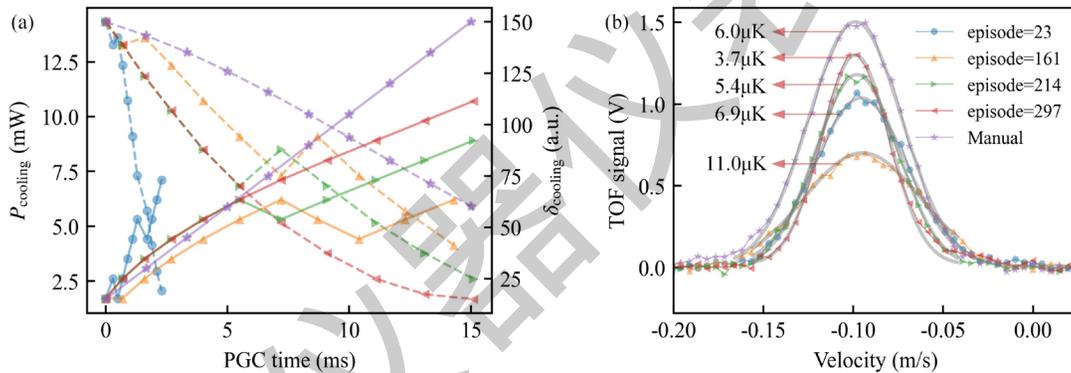


图 2 典型时序及其 TOF 信号。

(a) 为不同时序下的冷却光功率和失谐的变化，横坐标代表 PGC 持续时间，实线表示失谐的变化，虚线表示功率的变化，其中实心圆点、上三角、右三角、左三角、星号分表表示第 23、161、214、297 轮次以及人工优化，(b) 为不同时序下的 TOF 信号，符号含义与 (a) 相同，灰色线为 TOF 信号在速度域上的高斯拟合。

从图中可以看出，相比传统的平滑绝热变化的冷却时序（图 2(a) 中的紫色星号），具有一定起伏变化的冷却时序（图 2(a) 中的蓝色实心圆点和绿色右三角，对应的原子温度分别为 $6.9 \mu\text{K}$ 和 $5.4 \mu\text{K}$ ）并不一定会有较差的冷却效果，甚至会稍优于人工优化的效果，这是通过强化学习发现的有违直觉的有意思的一点，但总体来看，平滑绝热变化的冷却时序会有更大的可能性取得更优的冷却效果。图 2(a) 中的绿色线（右三角，对应强化学习的 214 轮次）和最优的红色线（左三角，对应强化学习的 297 轮次）有一部分是重合的，这也体现了强化学习学习的一个过程，即，智能代理做出的每个动作，都充分利用了之前所有探索过程中所学习到的先验信息，并根据当前状态

朝着最优的方向迭代。对比图 2(b) 中的人工优化结果（紫色星号）和强化学习的最优结果（红色左三角）可以发现比较有意思的一点，就是人工优化的出的信号幅值（对应更多的原子数）要高于强化学习，但冷却效果却逊于强化学习，这主要是在人工优化是，实验人员通常是观察下落一段时间后（比如 30ms 或更长）原子的荧光图像，图像越亮，而且越小，则说明原子的扩散速度越慢，则此时的时序参数制备的原子温度越低，但对图像亮度和大小进行观察是一件非常主观的事情，因为有些人可能对亮度更敏感，而有些人则对大小更敏感，这样以来，优化结果就不可避免的收到直觉的影响，如图中的紫色 TOF 信号，实验人员可能更看重亮度的变化，从而优化出了多的原子数，但冷却效果却稍微逊色。相比来说，强化学习则可以通过合理设置奖励函数，综合权衡原子数和原子温度两个指标，在保证有足够数量的原子数的前提下，获得更低的原子温度。

3、结论

从图中可以看出，相比传统的平滑绝热变化的冷却时序（图 2(a) 中的紫色星号），具有一定起伏变化的冷却时序（图 2(a) 中的蓝色实心圆点和绿色右三角，对应的原子温度分别为 $6.9 \mu\text{K}$ 和 $5.4 \mu\text{K}$ ）并不一定会有较差的冷却效果，甚至会稍优于人工优化的效果，这是通过强化学习发现的有违直觉的有意思的一点，但总体来看，平滑绝热变化的冷却时序会有更大的可能性取得更优的冷却效果。图 2(a) 中的绿色线（右三角，对应强化学习的 214 轮次）和最优的红色线（左三角，对应强化学习的 297 轮次）有一部分是重合的，这也体现了强化学习学习的一个过程，即，智能代理做出的每个动作，都充分利用了之前所有探索过程中所学习到的先验信息，并根据当前状态朝着最优的方向迭代。对比图 2(b) 中的人工优化结果（紫色星号）和强化学习的最优结果（红色左三角）可以发现比较有意思的一点，就是人工优化的出的信号幅值（对应更多的原子数）要高于强化学习，但冷却效果却逊于强化学习，这主要是在人工优化是，实验人员通常是观察下落一段时间后（比如 30ms 或更长）原子的荧光图像，图像越亮，而且越小，则说明原子的扩散速度越慢，则此时的时序参数制备的原子温度越低，但对图像亮度和大小进行观察是一件非常主观的事情，因为有些人可能对亮度更敏感，而有些人则对大小更敏感，这样以来，优化结果就不可避免的收到直觉的影响，如图中的紫色 TOF 信号，实验人员可能更看重亮度的变化，从而优化出了多的原子数，但冷却效果却稍微逊色。相比来说，强化学习则可以通过合理设置奖励函数，综合权衡原子数和原子温度两个指标，在保证有足够数量的原子数的前提下，获得更低的原子温度。

参考文献

- [1] J. C. Saywell et al., "Enhancing the sensitivity of atom-interferometric inertial sensors using robust control," *Nat. Commun.*, vol. 14, no. 1, p. 7626, Nov. 2023, doi: 10.1038/s41467-023-43374-0.
- [2] J. Guo et al., "Vibration Compensation for a Vehicle-mounted Atom Gravimeter," *IEEE Sens. J.*,

- vol. 22, no. 13, pp. 12939–12946, 2022.
- [3] B. Barrett, P. Cheiney, B. Battelier, F. Napolitano, and P. Bouyer, “Multidimensional Atom Optics and Interferometry,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 122, no. 4, p. 043604, Feb. 2019.
- [4] P. Cheiney et al., “Navigation-Compatible Hybrid Quantum Accelerometer Using a Kalman Filter,” *Phys. Rev. Appl.*, vol. 10, no. 3, p. 034030, Sep. 2018.
- [5] M. Swan, F. Witte, and R. P. Dos Santos, “Quantum Information Science,” *IEEE Internet Comput.*, vol. 26, no. 1, pp. 7–14, Jan. 2022, doi: 10.1109/MIC.2021.3132591.
- [6] J. R. Finžgar, A. Kerschbaumer, M. J. A. Schuetz, C. B. Mendl, and H. G. Katzgraber, “Quantum-Informed Recursive Optimization Algorithms,” *PRX Quantum*, vol. 5, no. 2, p. 020327, May 2024.
- [7] S. Horvat and B. Daki, “Quantum enhancement to information acquisition speed,” *New J Phys*, 2021.
- [8] G. M. D’Ariano and P. Perinotti, “Quantum Information and Foundations,” 2020.
- [9] N. A. Zemlevskiy, “Optimization of algorithmic errors in analog quantum simulations,” *Phys. Rev. A*, 2024.
- [10] [M. K. Joshi et al., “Exploring large-scale entanglement in quantum simulation,” *Nature*, vol. 624, no. 7992, pp. 539–544, Dec. 2023.
- [11] J. Zhang, J. Unmuth-Yockey, J. Zeiher, and A. Bazavov, “Quantum Simulation of the Universal Features of the Polyakov Loop,” *Phys. Rev. Lett.*, 2018.
- [12] L. Hidalgo and P. Draper, “Quantum simulations for strong-field QED,” *PHYS REV D*, 2024.
- [13] N. B. Vilas et al., “Magneto-optical trapping and sub-Doppler cooling of a polyatomic molecule,” *Nature*, vol. 606, no. 7912, pp. 70–74, Jun. 2022.
- [14] S. Xu, P. Kaeberl, M. Stepanova, T. Poll, M. Siercke, and S. Ospelkaus, “Engineering the sub-Doppler force in magneto-optical traps,” 2022.
- [15] K. N. Jarvis, J. A. Devlin, T. E. Wall, B. E. Sauer, and M. R. Tarbutt, “Blue-Detuned Magneto-Optical Trap,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 120, no. 8, p. 083201, Feb. 2018.
- [16] H. Schadwinkel, U. Reiter, V. Gomer, and D. Meschede, “Magneto-optical trap as an optical lattice,” *Phys. Rev. A*, vol. 61, no. 1, p. 013409, Dec. 1999.
- [17] Y.-S. Chin, M. Steiner, and C. Kurtsiefer, “Polarization gradient cooling of single atoms in optical dipole traps,” *Phys. Rev. A*, vol. 96, no. 3, p. 033406, Sep. 2017.
- [18] M. Gangl and H. Ritsch, “Cavity-enhanced polarization gradient cooling,” *J. Phys. B At. Mol. Opt. Phys.*, vol. 35, no. 22, p. 4565, Nov. 2002.

- [19] Z. Ji, J. Yuan, Y. Zhao, X. Chang, L. Xiao, and S. Jia, "Systematically investigating the polarization gradient cooling in an optical molasses of ultracold cesium atoms," *Chin. Phys. B*, vol. 23, no. 11, pp. 295–299, 2014.
- [20] H. Shun-Li, C. Bing, Z. Jing-Fang, X. Yun-Fei, W. Zhao-Ying, and L. Qiang, "Polarization Gradient Cooling by Zeeman-Effect-Assisted Saturated Absorption," *Chin. Phys. Lett.*, vol. 26, no. 12, p. 123702, Dec. 2009.
- [21] V. M. Porozova, L. V. Gerasimov, I. B. Bobrov, S. S. Straupe, S. P. Kulik, and D. V. Kupriyanov, "Raman sideband cooling of a single atom in an optical dipole trap: Toward a theoretical optimum in a three-dimensional regime," *Phys. Rev. A*, vol. 99, no. 4, p. 043406, Apr. 2019.
- [22] Y. Li et al., "High efficient Raman sideband cooling and strong three-body recombination of atoms," *Chin. Phys. B*, vol. 32, no. 10, p. 103701, Sep. 2023.
- [23] S. Park, M. H. Seo, R. A. Kim, and D. Cho, "Motion-selective coherent population trapping by Raman sideband cooling along two paths in a Λ configuration," *Phys. Rev. A*, vol. 106, no. 2, p. 023323, Aug. 2022.
- [24] E. Zohar, Y. Florshaim, O. Zilberman, A. Stern, and Y. Sagi, "Degenerate Raman sideband cooling of K 40 atoms," *Phys. Rev. A*, vol. 106, no. 6, p. 063111, Dec. 2022.
- [25] D. Xiong, P. Wang, Z. Fu, S. Chai, and jing Zhang, "Evaporative cooling of 87Rb atoms into Bose-Einstein condensate in an optical dipole trap," *Chin. Opt. Lett.*, vol. 8, no. 7, pp. 627–629, 2010.
- [26] Y. Wang et al., "Hybrid evaporative cooling of 133Cs atoms to Bose-Einstein condensation," *Opt. Express*, vol. 29, no. 9, pp. 13960–13967, Apr. 2021.
- [27] P. Bouyer et al., "RF-Induced Evaporative Cooling And BEC In A High Magnetic Field," in *Bose-Einstein Condensates and Atom Lasers*, S. Martellucci, A. N. Chester, A. Aspect, and M. Inguscio, Eds., Boston, MA: Springer US, 2002, pp. 165–186.
- [28] S. Boussen et al., "Prospect for BEC in a cesium gas: one-dimensional evaporative cooling in a hybrid magnetic and optical trap," *Eur. Phys. J. - At. Mol. Opt. Phys.*, vol. 28, no. 2, pp. 259–266, Feb. 2004.
- [29] D. Silver et al., "Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search," *Nature*, vol. 529, no. 7587, pp. 484–489, Jan. 2016.
- [30] A. D. Tranter et al., "Multiparameter optimisation of a magneto-optical trap using deep learning," *Nat. Commun.*, vol. 9, no. 1, p. 4360, Dec. 2018.
- [31] J. Huang, H. Huo, M. Zhuang, and C. Lee, "Efficient generation of spin cat states with twist-and-turn dynamics via machine optimization," *Phys. Rev. A*, vol. 105, no. 6, p. 062456, Jun. 2022.

- [32] T. A. Bakthavatchalam, S. Ramamoorthy, M. Sankarasubbu, R. Ramaswamy, and V. Sethuraman, "Bayesian Optimization of Bose-Einstein Condensates," *Sci. Rep.*, vol. 11, no. 1, p. 5054, Mar. 2021.
- [33] Q. Liu et al., "Multiparameter Autonomous Optimization System for Ultracold Atomic Experiments Based on Artificial Neural Network," *Chin. J. Lasers*, vol. 48, no. 24, p. 2412001, Nov. 2021.

中国仪器仪表学会