arXiv:2512.20919v1 [quant-ph] 24 Dec 2025

面向可扩展原子量子处理器的单光子水平人工智能加速量子比特读出

YaotingZhou,[1] Weisen Wang,[1] Zhuangzhuang Tian,[1] BinHuang,[1] HuanchengChen,[1] Donghao Li,[1,2] Zhongxiao Xu,[1,2,*] Li Chen,[3,2,†] 以及 Heng Shen[1,2]

[1] *State Key Laboratory of Quantum Optics Technologies and Devices,Institute of Opto-Electronics, Shanxi University, Taiyuan 030006, China*[2] *Collaborative Innovation Center of Extreme Optics, Shanxi University, Taiyuan 030006, China*[3] *State Key Laboratory of Quantum Optics Technologies and Devices, Institute of Theoretical Physics, Shanxi University, Taiyuan 030006, China*

以最少资源进行量子态读出，对于可扩展的量子信息处理至关重要。作为领先的平台，中性原子阵列依赖原子荧光成像进行量子比特读出，因此需要采用短曝光、低光子计数方案，在实现电路中反馈的同时减轻加热和原子损失。然而，在单光子区间，态分布严重重叠，导致传统阈值判别失效，这构成了一项根本性挑战。本文报告了一种用于中性原子阵列荧光读出的人工智能加速贝叶斯推断方法。我们的方法利用贝叶斯推断，在短曝光条件下实现单光子水平的可靠态探测。具体而言，我们提出了一种弱锚定贝叶斯方案，只需校准一种状态，从而应对量子平台普遍面临的非对称校准挑战。此外，我们通过置换不变神经网络实现加速，将迭代推断压缩为一次前向传播，使速度提升了 100 倍。该方法在直方图重叠度分别为 61% 和 72% 时，相对读出保真度分别超过 99% 和 98%，从而能够可靠地提取拉比振荡和拉姆齐干涉信号——这是传统基于阈值的方法无法实现的结果。该框架支持对大型原子阵列进行可扩展的实时读出，并为计算和传感领域的人工智能增强型量子技术铺平道路。

引言

测量是我们感知和理解世界的基础。从海森堡 [1, 2] 早期的概念探索和斯特恩-盖拉赫实验 [3, 4]到对贝尔不等式——量子信息技术的基石 [5–8], ——的验证，对微观粒子的探测深刻塑造了我们对量子世界的认识。在一般的量子信息处理任务中，原子和光子等微观物体的量子态通过测量进行校准，并通过基于测量的反馈和纠错 [9–11], 加以稳定，最终读出为经典信息。因此，快速且高保真的测量是量子处理器的核心能力之一，适用于从超导电路和囚禁离子到冷原子和固态自旋等系统。

近年来，利用中性原子阵列 [12–16], 进行量子模拟和量子计算取得了显著进展。这类阵列为量子处理器提供了可扩展、可编程的平台，并能够精确控制和探测单个原子的量子态；原子之间通过里德堡阻塞相互作用 [17–23]。在这种典型的原子系统中，量子比特读出依赖原子荧光成像 [24, 25], , 因此需要采用短曝光、低光子计数的方案，以有效抑制光子散射引起的加热和原子损失，这对系统至关重要。除这些基本要求外，该平台中的电路中读出 [26–28] 还需要快速、可靠地探测量子电路中选定原子的状态，使测量结果能够直接指导后续门操作或纠错分支 [13, 29]。

然而，在当前的阵列实验中，低光子计数读出仍存在一个根本性障碍。传统的态判别依赖于将阈值法应用于双峰荧光直方图 [17–19, 30, 31]。如图 1（b）的上图所示，处于“亮态”和“暗态”内部态的原子可以被区分，从而能够通过经验阈值 n_{th}将二者分开。然而，当曝光时间缩短至单光子区间，即 $n \sim O(1)$ 时，两种状态的荧光计数分布聚集在零附近，并表现出显著的重叠度（图 1（b）的中图和下图） [12, 16, 32]。因此，误分类率和系统偏差都会急剧增加，导致阈值法失效。因此，核心挑战在于从这些稀疏且相互重叠的光子统计中提取可靠的二元状态信息。

在此，我们报告了一种适用于可扩展二维中性原子阵列的快速、高保真量子比特读出方案。我们的协议采用贝叶斯推断 [33–36] ，直接从荧光计数中推断后验分布，从而绕过传统的阈值法。该方法使荧光读出能够达到每次曝光单光子级别。此外，我们进一步加速

* xuzhongxiao@sxu.edu.cn
† lchen@sxu.edu.cn

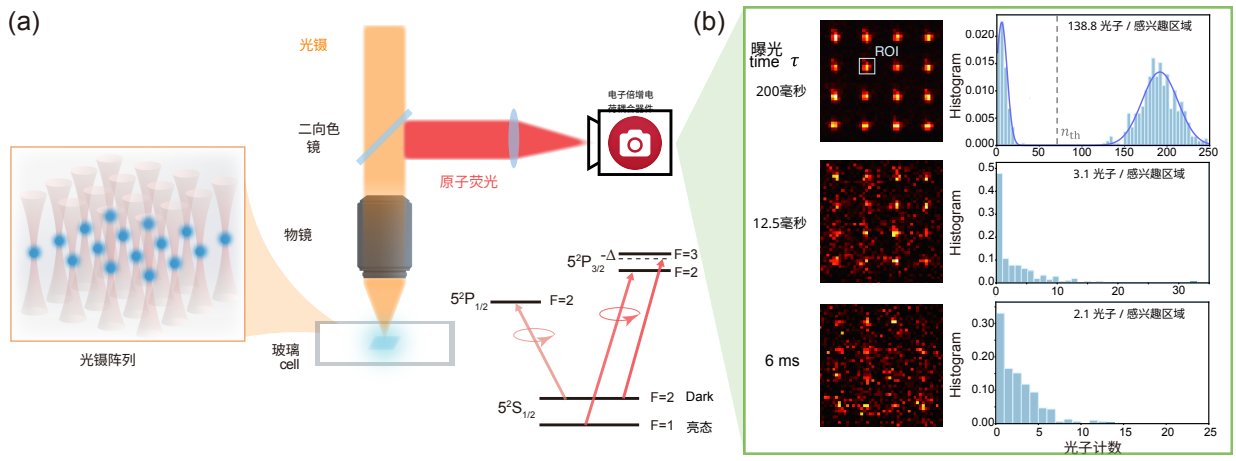

图 1. 实验装置与荧光读出。(a) 实验装置示意图，显示了被光镊捕获的二维 ^{87}Rb 原子阵列。荧光通过物镜收集，并成像到 EMCCD相机上。中间插图：能级图，其中包括暗态 $|0\rangle \equiv |F=2\rangle$ 和亮态 $|1\rangle \equiv |F=1\rangle$。成像前，光学泵浦将原子从 $|1\rangle$ 转移到 $|0\rangle$ 。(b) 曝光时间分别为 200 138 8 12 5 3 1 6 2 1 ms（顶部，每次拍摄 . 光子/感兴趣区域）、. ms（中部，每次拍摄 . 光子/感兴趣区域）和 ms（底部，每次拍摄 . 光子/感兴趣区域）时的荧光图像和光子计数直方图。在 $\tau = 200$ ms 时，分离良好的双峰分布（带拟合实线）可通过传统阈值判别实现区分，其中 $n_{\rm th}$ （虚线）为阈值。

贝叶斯估计，速度提升了两个数量级，方法是利用 置换不变神经网络 [37, 38]。该网络学习从光子计数数据到后验分布的映射，将迭代式贝叶斯推断有效压缩为一次前向传播。我们在两个典型任务上展示了该方法：读出拉比振荡，以及从拉姆齐干涉中提取退相干时间 [39]。尽管直方图重叠度分别高达 61% 和 72%，我们仍分别实现了超过 99% 和 98% 的相对读出保真度，这是传统阈值法无法达到的。值得注意的是，与要求同时具备亮态分布和暗态分布的强锚定贝叶斯成像不同，我们实现了一种弱锚定版本，仅使用暗态分布。当亮态分布难以准确校准时，这一策略尤其具有优势。

结果

A. AI 加速的贝叶斯推断

我们考虑一个中性原子阵列，其中单个原子被囚禁在彼此独立的光镊中（图 1(a)）。量子信息编码在 ^{87}Rb 原子的基态超精细流形中。具体而言，

$|0\rangle$ $|1\rangle$ $|5S_{1/2}\ F=$ ， 量 2⟩ $|5S_{1/2}\ F\ =\ 1\rangle$

子比特指的是状态 和 ，它们分别对应荧光读出中的暗态和亮态。任意状态都可以表示为 $|\psi\rangle$ $=\sqrt{1-l}|0\rangle + e^{i\phi}\sqrt{l}|1\rangle$，其中 l 是 -

亮态的占据概率， ϕ 相对相位。目标是通过荧光成像读出占据数 l 。

荧光成像的原理是：在共振光照射下，处于状态 $|1\rangle$ 和 $|0\rangle$ 的原子会发射光子，其计数分布$f(n)$和 $g(n)$各不相同，其中 n 为光子计数。对于占据数为 l的量子比特，总计数分布$P(n|l)$就是二元混合模型，即 [40]

$$P(n|l) = (1-l)g(n) + lf(n). \tag{1}$$

实际中，EMCCD相机会在相机曝光时间 τ内记录每个感兴趣区域（ROI）中的光子计数n 。因此，分布 $f(n)$ 和 $g(n)$取决于 τ。正如预期，在较长的曝光时间下，例如我们系统中使用的 $\tau = 200$ ms（平均光子计数为 ~ 138 ，见图1(b)上图）， $f(n)$和 $g(n)$明显分离，呈现出显著的双峰结构。在这种情况下，可以设定阈值 $n_{\rm th}$；若满足 $n_i > n_{\rm th}$，则判定为亮态事件，否则判定为暗态事件。由此可通过亮态事件的频率估算占据数，即 $l \approx N_>/N$，其中 $N_>$ 和 N 分别表示亮态事件数和事件总数。这种“阈值法”已广泛用于中性原子实验中的状态读出 [17–19, 41]。

另一方面，由于曝光时间缩短，光子计数接近单光子水平时，分布 $f(n)$ 和 $g(n)$ 彼此重叠，导致双峰结构消失。例如，图 1(b) 展示了 $\tau = 12.5$ ms 和 $\tau = 6$ ms、单次采集光子计数为 ~ 3.1 和 2。1 的情形。显然，对于这类情形，阈值法已不再可靠。我们定义直方图重叠度 $O(f,g) = \sum_n \sqrt{f(n)g(n)}$ 来表征

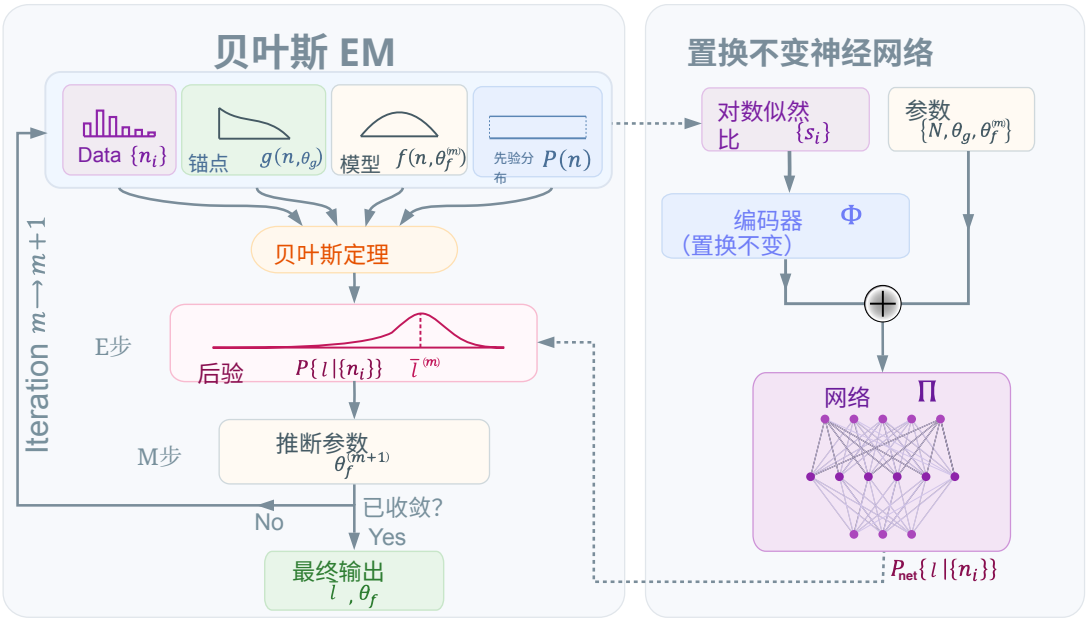

图 2. 贝叶斯-EM算法与 PI-Network 架构。左图：弱锚定贝叶斯-EM算法的流程图。该算法在 E步（计算后验）和 M步（更新参数 θ_{f}）之间迭代。上标 m 表示迭代步。右图：网络架构。观测数据 $\{n_i\}$ 被编码为对数似然比 $\{s_i\}$，并通过置换不变编码器 Φ 进行处理。编码器的输出与参数 $(N,\ \theta_{\text{g}},\ \theta_{\text{f}}^{m})$ 组合，然后经由网络 Π 映射，输出后验分布 $P_{\text{net}}(l|\{n_i\})$。

定量描述 $f(n)$ 与 $g(n)$ 之间的距离，其取值范围为 1（分布 $f=g$ 完全相同）到 0（完全可分）。

令人瞩目的是，贝叶斯推断提供了一种强有力的方法，可绕过阈值法的根本局限。通常，在测量之前，$g(n)$ 和 $f(n)$ 都已得到充分校准，作为锚点。根据一系列观测到的光子计数 $\{n_i|i\in[1,N]\}$，贝叶斯定理可直接给出后验分布 $P(l|\{n_i\})$:

$$P(l|\{n_i\})=\frac{P(l)\prod_{i=1}^{N}P(n_i|l)}{\int_0^1 dl\left[P(l)\prod_{i=1}^{N}P(n_i|l)\right]},\qquad(2)$$

其中 $P(l)$ 为先验分布。数值上，可通过在离散的 l 网格上积分来计算后验，从而得到归一化因子（分母）、后验均值 l 和不确定性 [（标准差（SD））] Δl。这就是所谓的强锚定情形。然而，在许多情况下，其中一种状态（亮态或暗态）在实验上难以事先准确制备或校准。

为应对这类情形，我们提出一种弱锚定贝叶斯方法，以提高适用性。在此框架中，仅暗态分布 $g(n)$ 预先锚定，而其他 $f(n;\ \theta_{\text{f}})$ 未知，并由 θ_{f}参数化。相应地，推断涉及对 $(l,\ \theta_{\text{f}})$ 进行联合估计。我们采用 EM 迭代 [42]，在对 l 进行贝叶斯推断（E步）与获取θ_{f} 的点估计（M步）之间交替进行。

该算法的流程如图2 （左图）所示，具体步骤如下:

i) 使用先验分布 $P(l)$、观测值 $\{n_i\}$ 和参数 $\theta^{(m)}_{\text{f}}$ 进行初始化；ii) E步：通过公式（2）计算后验分布，并提取后验均值 $\bar{l}^{(m)}=\int_0^1 dl\,l\,P(l|\{n_i\};\ \theta^{(m)}_{\text{f}})$；iii) M步：得到后验权重 $w_i^{(m)}=\bar{l}^{(m)}f(n_i)/[(1-\bar{l}^{(m)})g(n_i)+\bar{l}^{(m)}f(n_i)]$，并进行加权矩估计以获得更新后的 $\theta^{(m+1)}_{\text{f}}$；

iv) Iterating steps i)-iii) until convergence.

最终输出包括收敛后的亮态参数 θ_{f}和分布 $f(n;\ \theta_{\text{f}})$，以及收敛后的后验均值 l 和标准差 Δl。此外，相对读出保真度可表示为 [43, 44]

$$F=\left[\sqrt{l_{\text{th}}\bar{l}}+\sqrt{(1-l_{\text{th}})(1-\bar{l})}\right]^2,\qquad(3)$$

即占据数分别为 l 和 l_{th}的两个等相位态之间的重叠度[-]。其中，l_{th} 是通过长曝光阈值法获得的参考占据数。

众所周知，贝叶斯推断在计算上本质上代价高昂 [36], ，需要反复查询

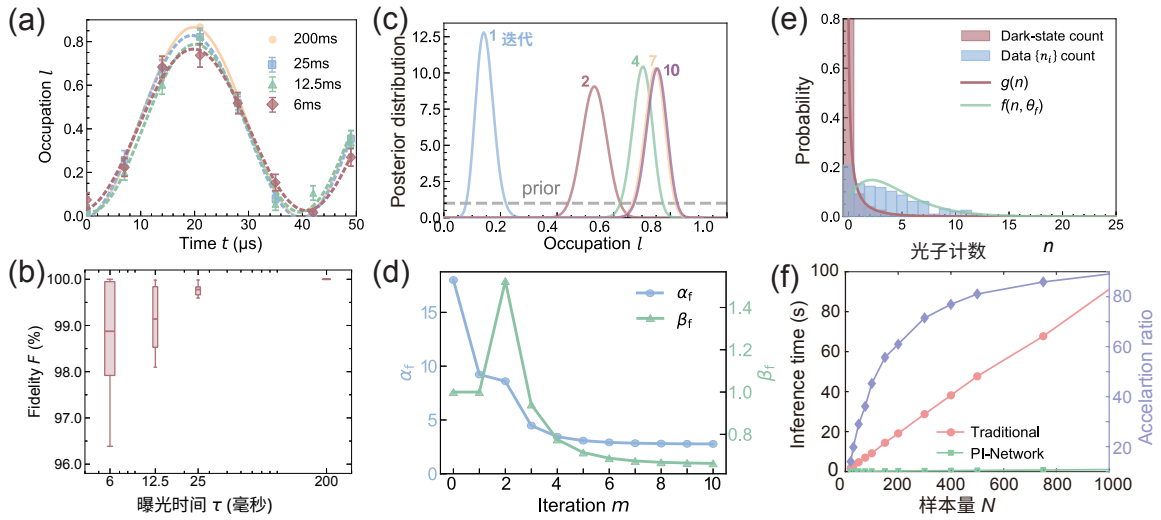

图 3. 拉比振荡的贝叶斯读出。(a) 使用传统贝叶斯-EM算法，对感兴趣区域 2 的占据数 $\bar{l}$随微波驱动时间 t的变化进行贝叶斯-EM推断；标记对应曝光时间 $\tau \in \{25, 12.5, 6\}$毫秒，误差棒表示后验分布的标准差 Δl。 $\tau = 200$毫秒时的情况（无误差棒）显示了通过阈值法获得的参考值 l_{th}。实线和虚线分别表示 l_{th}和 $\bar{l}$的拟合曲线。(b) 在 $t \leq 40$ μ秒内跨越一个拉比周期取平均的相对读出保真度 F随曝光时间 τ的变化。每个箱线图中的横线表示平均值，误差棒表示不同 t之间的数据范围。(c) 后验分布 $P(l|\{n_i\})$随迭代的演变，起始于均匀先验（虚线）。(d) 参数 α_f（左轴）和 β_f（右轴）的收敛轨迹随迭代 m的变化。(e) 直方图显示暗态计数（红色柱）和数据计数 $\{n_i\}$（蓝色柱），并叠加拟合的暗态分布 $g(n)$及推断得到的亮态分布 $f(n;\theta_f)$。(c)–(e)中的数据取自 $t = 21$ μ秒和 $\tau = 12.5$毫秒， $N = 200$。(f) 传统贝叶斯-EM算法（圆形标记）和基于置换不变网络的贝叶斯-期望最大化（方形标记）的推断时间随样本量 N的变化，以及加速比（菱形标记，右轴）；每项任务的迭代次数固定为 10。

分布函数并对式（1）进行数值积分。为加速计算，我们引入了一种置换不变神经网络（PI-Network），其架构如图2右图所示。它将E步中的后验计算压缩为对预训练PI-Network的一次前向传播。具体而言，网络以对数似然比 $\{s_i = \log[f(n_i)/g(n_i)]\}$ 以及辅助参数（N， θ_{g}， θ_{f}）作为输入，其中 N 为样本量， θ_{g} 和 θ_{f} 分别表示分布 g 和 f的拟合参数。网络架构由置换不变编码器Φ 和后续的全连接网络 Π组成。编码器Φ 对 $\{s_i\}$进行顺序无关编码，从而满足联合似然不受数据顺序影响的要求。随后，编码器的输出与辅助参数汇总，并由Π-network映射为后验分布 $P_{\mathrm{net}}(l|\{n_i\})$。由于采用了最终的Softmax激活，输出的后验会自动归一化。以Kullback-Leibler散度作为损失函数，该网络在覆盖广泛物理参数空间 [40]的模拟数据上进行训练。

B. 实验实现

我们通过从一个 4×4无缺陷原子阵列开始，展示了这一协议。此处，量子比特子空间由 ^{87}Rb 基态流形中的两个超精细钟态张成，分别为 $|0\rangle = |F = 2,\ m_F = 0\rangle$和 $|1\rangle = |F = 1,\ m_F = 0\rangle$。我们将原子初始化在状态 $|0\rangle$，并用共振微波脉冲驱动 $|0\rangle$与 $|1\rangle$之间的跃迁。为通过荧光成像读出量子比特，我们施加一个与 D2线跃迁 $|F = 2\rangle \to |F' = 3\rangle$ 共振的推出激光脉冲，以移除处于 $|0\rangle$的原子，并对仍处于 $F = 1$ 基态流形中的原子成像。因此， $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$分别为暗态和亮态。实验中，原子荧光由一个数值孔径适中的高数值孔径物镜（NA=0.5）收集，随后成像到电子倍增电荷耦合器件（EMCCD）相机上。

我们采用的曝光时间为 $\tau \in \{6, 12.5, 25, 200\}$ms，对应的每次实验平均光子计数分别为 $\sim\{2, 3, 18, 138\}$。 $\tau = 200$ ms 的情况提供了阈值法基准。我们发现， $g(n)$ 和 $f(n)$ 均呈现过度离散（$\sigma^2 > \mu$），因此可以用超泊松分布来建模。参数 $\theta = \{\alpha, \beta\}$ 与均值和方差的关系分别为 $\mu = \alpha/\beta$ 和 $\sigma^2 = \alpha(1+\beta)/\beta^2$ [40]。对于给定的曝光时间 τ，我们首先通过拟合 10^3 张背景图像的直方图，得到 $g(n)$ 及其参数 $\theta_g = \{\alpha_g, \beta_g\}$ 。为了根据式 (1) 中的混合分布读取目标态，我们进行 N 次实验，获得计数序列 $\{n_i\}$，随后将其输入贝叶斯-EM算法进行推断。注意，

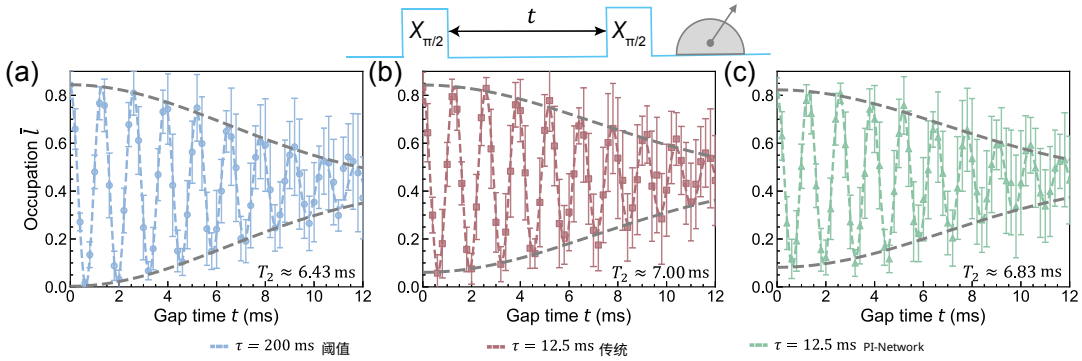

图 4. 拉姆齐干涉的贝叶斯读出。光镊平均占据数 $\bar{l}$ 随自由间隔时间 t 的变化，误差棒表示不同感兴趣区域之间的标准差。(a) 曝光时间为 $\tau = 200$ 毫秒的阈值法。(b) 曝光时间为 $\tau = 12.5$ 毫秒的传统贝叶斯-EM算法。(c) 曝光时间为 $\tau = 12.5$ 毫秒的基于 PI-Network 的贝叶斯 - 期望最大化算法。点线表示对阻尼振荡模型 [公式（ 4 ）], 的拟合，虚线表示高斯衰减包络。提取的相干时间分别为 $T_2 \approx 6.43$ 毫秒、7。00 毫秒和 6。83 毫秒，对应面板 (a)、(b) 和 (c)。

在我们的计算中，对于最一般的情况，先验分布 $P(l)$ 始终设为均匀分布。

我们首先读出共振微波脉冲驱动的拉比振荡，图 3 展示了单个感兴趣区域的典型结果。通过改变微波脉冲持续时间 t，我们使量子比特处于不同的占据数 $l(t) = A\sin^2(\Omega t/2)$，其中 Ω 和 A 分别为拉比频率和振幅。图 3(a) 展示了贝叶斯-EM算法推断出的不同曝光时间 τ下的占据数 l ，对应时间点为$t \in \{0, 7, 14, 21, 28, 35, 42\}$ μ秒，且 $N = 200$，误差棒表示后验标准差 Δl。所有拟合虚线均呈现出明显的拉比振荡。作为参考值， l_{th} 表示通过阈值法在$\tau = 200$ 毫秒曝光时间下得到的结果，以黄色圆圈标出。对应的实线拟合得到拉比频率 $\Omega/2\pi \approx 25.1$千赫兹和 $A \approx 0.87$。图 3(b) 给出了在整个拉比周期内平均的读出保真度F 随 τ 的变化，误差棒表示不同拉比时间下的波动。贝叶斯算法表现出稳健性和有效性：在 $\tau = 200$ 毫秒时为 $F \geq 99.99\%$，在 25 毫秒时为 $F = 99.78\%$，在 12.5毫秒时为 $F = 99.14\%$，在 6 毫秒时为 $F = 98.87\%$。

参数估计的一项重要指标是其收敛性。因此，我们研究了贝叶斯-EM算法的收敛行为，并在图 3(c)-e 中展示了相关结果。以 $t = 21\mu$s 和 $\tau = 12.5$ ms 的情况为例，我们首先考察图 3(c) 所示迭代过程中后验分布 $P(l|n_i)$ 的演变。与初始均匀先验（灰色虚线）不同，后验峰值逐渐收敛至最终估计值，而其宽度 Δl 基本保持不变。参数 α_f 和 β_f 的收敛情况如图 3(d) 所示，约经过 10 次迭代后趋于稳定。最后，图 3(e) 将推断分布 $f(n)$（由 θ_f 确定）与实验直方图叠加，验证了即使未对 $f(n)$ 进行先验校准，弱锚定贝叶斯推断依然有效。我们进一步计算了 $g(n)$ 与推断得到的 $f(n)$ 之间的重叠度，结果为 $O(f, g) \approx \{0, 0.05, 0.61, 0.72\}$ 分别对应 $\tau = \{200, 50, 12.5, 6\}$ 毫秒的情况。

如前所述，贝叶斯读出需要消耗大量计算资源。为加速推断，我们开发了基于PI网络的贝叶斯推断方法。与传统的贝叶斯-EM算法相比，PI-Network在不损失性能的情况下大幅缩短了计算时间（更多详情见 SM [40] ）。图3(f) 对比了两种方法的推断时间与样本量 N ，每次推断均执行 10 次迭代 [45]。尽管两种方法的计算量都随 N线性增长，但斜率差异显著。两条曲线的比值定义为加速因子（菱形标记），在大N 规模极限下收敛至约 100.56，表明其加速近两个数量级。

我们接下来将该方法应用于原子拉姆齐干涉法 [39]，。这是一种量子信息科学的基础技术，可用于传感和门基准测试等应用。图4 比较了三种测量方法：阈值法（ $\tau = 200$ 毫秒，子图 (a)），以及在 $\tau = 12.5$ 毫秒时采用的传统贝叶斯推断和基于网络的贝叶斯推断（子图 (b) 和 (c)）。在自由演化过程中，失谐驱动使 $|0\rangle$与 $|1\rangle$ 态之间的相对相位不断累积，同时量子比特发生退相干。我们观察到，占据数呈阻尼振荡，并伴有高斯衰减（虚线）：

$$l(t) \sim \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right)\cos(\Delta\omega t + \phi) + l_0, \qquad (4)$$

其中 σ 表征非均匀相干时间T_2。 $\Delta\omega$ 是微波驱动与原子跃迁之间的失谐频率，而 ϕ和 l_0 分别是初始相位和偏移量。以阈值法为参考（拟合得到 $\Delta\omega \approx 2\pi \times 0.767$ kHz、 $T_2 \approx 6.43$ms），传统贝叶斯-期望最大化算法得出 $\Delta\omega \approx 2\pi \times 0.769$ kHz和 $T_2 = 7.00$

ms；基于 PI 网络的贝叶斯算法得出 $\Delta\omega \approx 2\pi \times 0.770$ kHz和 $T_2 = 6.83$ ms。

讨论。

我们展示了一种用于中性原子阵列荧光读出的人工智能加速的贝叶斯推断方法。该方法能够在单光子水平实现量子比特读出，这是抑制光子散射诱导的加热和原子损失的一项关键优势。研究结果可沿多个方向进一步拓展。首先，光子收集效率目前受硬件限制（例如中等数值孔径（$\sim$ 0.5）、较低透射率的（$\sim$ 28% @ 780 nm）物镜以及其他光学损耗），低于 0。2%，可得到大幅提升。升级至性能更高的光学器件（例如采用 Special Optics 制造的物镜，其 $\sim$ 94% 的透射率和 NA $\sim$ 0.65）可将效率提升至 $\sim$ 5.2%，从而能够以短至 $\sim$ 200 μs 的曝光时间实现单光子水平的读出。其次，将贝叶斯推断直接集成到测量硬件中，是进一步优化的一个有前景方向。这将支持实时自适应方案 [46, 47], ，其中一次测量周期的后验会为下一次测量提供先验分布，从而提高统计效率。主要挑战包括将推断时间压缩至毫秒级，这需要更加高效的网络架构。另一方面，神经网络固有的可并行性使得能够通过预训练网络的一次前向传播放大规模原子阵列进行同时读出 [48]。

弱锚定贝叶斯方案在校准两种态分布的难度不同时具有实际优势——这种情况在各种量子平台中十分普遍。在我们的实验装置中，暗态分布 $g(n)$很容易锚定，因为它与空光镊的背景光子计数分布一致；而锚定亮态 $f(n)$则要求 $|1\rangle$达到近乎单位的制备保真度，这更具挑战性，因为需要精确校准微波脉冲。类似情况也出现在量子点和氮空位中心等固态自旋系统中 [49, 50], ，其读出窗口往往与弛豫时间 T_1相当。因此，制备在激发态的自旋可能在读出过程中发生弛豫，使有效的“亮态”直方图随时间变化且不具平稳性，而基态分布则保持稳定，也更容易校准。

致谢

本研究得到国家自然科学基金委员会资助（项目编号：U25A20198和12574296），并获量子科学与技术国家科技重大专项资助（项目编号：2023ZD0300900）。

[1] W. Heisenberg, ¨论量子理论运动学与力学的直观内容，《物理学杂志》43，172（1927）。[2] A. Zeilinger，实验与量子物理学的基础，《现代物理评论》71，S288（1999）。[3] W. Gerlach 和 O. Stern，磁场中方向量子化的实验验证，《物理学杂志》9，349（1922）。[4] D. Castelvecchi，施特恩–盖拉赫实验百年，《自然·评论：物理学》4，140（2022）。[5] J. S. Bell，论爱因斯坦–波多尔斯基–罗森悖论，《物理学》1，195（1964）。[6] S. J. Freedman 和 J. F. Clauser，局域隐变量理论的实验检验，《物理评论快报》28，938（1972）。[7] A. Aspect、J. Dalibard 和 G. Roger，使用时变分析器对贝尔不等式进行实验检验，《物理评论快报》49，1804（1982）。[8] J.-W. Pan、D. Bouwmeester、H. Weinfurter 和 A. Zeilinger，实验实现纠缠交换：使从未相互作用过的光子产生纠缠，《物理评论快报》80，3891（1998）。[9] H. J. Briegel、D. E. Browne、W. D¨ur、R. Raussendorf 和 M. Van den Nest，基于测量的量子计算，《自然·物理》5，19（2009）。[10] B. M. Terhal，面向量子存储器的量子纠错，《现代物理评论》87，307（2015）。[11] Z. Cai、R. Babbush、S. C. Benjamin、S. Endo、W. J. Hug-gins、Y. Li、J. R. McClean 和 T. E. O’Brien，量子错误缓解，《现代物理评论》95, 045005 (2023)。[12] D. Bluvstein, S. J. Evered, A. A. Geim, J. S. Li, H. Zhou, T. Manovitz, S. Ebadi, *et al.*，基于可重构原子阵列的逻辑量子处理器，《自然》626, 58 (2024)。[13] D. Bluvstein, A. A. Geim, S. H. Li, S. J. Evered, *et al.*，用于通用量子计算的容错中性原子架构，《自然》10.1038/s41586-025-09848-5 (2025)。[14] M. Qiao, G. Emperauger, C. Chen, *et al.*，在里德堡光镊阵列中实现掺杂量子反铁磁体，《自然》644, 889 (2025)。[15] C. Chen, G. Emperauger, G. Bornet, F. Caleca, B. G´ely, M. Bintz, S. Chatterjee, V. Liu, D. Barredo, N. Y. Yao, T. Lahaye, F. Mezzacapo, T. Roscilde, and A. Browaeys，偶极 XY 里德堡模拟器中淬火动力学产生的基本激发的光谱学，《科学》389, 483 2025( )。[16] H. J. Manetsch, G. Nomura, E. Bataille, X. Lv, K. H. Leung, and M. Endres，具有 6,100 个高相干原子量子比特的光镊阵列，《自然》647, 60 (2025)。[17] M. Endres, H. Bernien, A. Keesling, H. Levine, E. R. Anschuetz, A. Krajenbrink, C. Senko, V. Vuletic, M. Greiner, and M. D. Lukin，逐原子组装无缺陷一维冷原子阵列，《科学》354, 1024 (2016)。[18] D. Barredo, S. de L´es´eleuc, V. Lienhard, T. Lahaye, and A. Browaeys，能够组装无缺陷任意二维原子阵列的逐原子组装器，《科学》354,

1021 (2016)。[19] H. Kim, W. Lee, H.-G. Lee, H. Jo, and J. Song, Y.and Ahn，利用动态全息光镊原位合成单原子阵列，《自然通讯》7, 13317 (2016)。[20] A. Browaeys and T. Lahaye，利用可独立控制的里德堡原子研究多体物理，《自然·物理》16, 132 2020( )。[21] M. Saffman, T. G. Walker, and K. Mølmer，利用里德堡原子处理量子信息，《现代物理评论》82, 2313 (2010)。[22] E. Urban, T. A. Johnson, T. Henage, L. Isenhower, D. D. Yavuz, T. G. Walker, and M. Saffman, 观测到两个原子之间的里德堡阻塞，《自然·物理》5, 110 2009( )。[23] A. Ga¨etan, Y. Miroshnychenko, T. Wilk, A. Chotia, M. Viteau, D. Comparat, P. Pillet, A. Browaeys, and P. Grangier，观测到里德堡阻塞区内两个独立原子的集体激发，《自然·物理》5, 115 (2009)。[24] J. F. Sherson, C. Weitenberg, M. Endres, M. Cheneau, I. Bloch, and S. Kuhr，原子莫特绝缘体的单原子分辨荧光成像，《自然》467, 68 (2010)。[25]J. D. Wong-Campos, K. G. Johnson, B. Neyenhuis, J. Mizrahi, and C. Monroe，单原子的高分辨率自适应成像，《自然·光子学》10, 606 (2016)。[26] S. Ma, G. Liu, P. Peng, B. Zhang, S. Jandura, J. Claes, A. P. Burgers, G. Pupillo, S. Puri, and J. D. Thompson，原子量子比特中的高保真度量子门和电路中途擦除转换，《自然》622, 279 (2023)。[27] J. W. Lis, A. Senoo, W. F. McGrew, F. R¨ onchen, A. Jenkins, and A. M. Kaufman，利用 OMG架构在中性原子阵列中执行电路中途操作，《物理评论X》13, 041035 (2023)。[28] T. M. Graham, L. Phuttitarn, R. Chinnarasu, Y. Song, C. Poole, K. Jooya, J. Scott, A. Scott, P. Eichler, and M. Saffman，单种中性碱金属原子量子处理器上的电路中途测量，《物理评论X》13, 041051 (2023)。[29] H. Zhou, C. Zhao, M. Cain, *et al.*，用于通用量子计算的低开销横向容错，《自然》10.1038/s41586-025-09543-5 (2025)。[30] L. Su, A. Douglas, M. Szurek, A. H´ebert, A. Krahn, Y. Cao, J. A. H. Glidden, T. Heil, M. Mackoit-Sinkevi˘cien˙e, E. C¸uhadar, T. Bilitewski, A. Kubica, A. M. Rey, W. S. Bakr, and M. Greiner，光学晶格阵列的快速单原子成像，《自然通讯》16, 814 (2025)。[31] L. Phuttitarn, B. M. Becker, R. Chinnarasu, T. M. Gra-ham, M. Kwon, and M. Saffman，利用机器学习增强中性原子量子比特的测量，《物理评论应用》22, 024011 (2024)。[32] S. L. Todaro, V. B. Verma, K. C. McCormick, D. T. C. Allcock, R. P. Mirin, D. J. Wineland, S. W. Nam, A. C. Wilson, D. Leibfried, and D. H. Slichter，利用阱集成超导光子探测器读出囚禁离子量子比特的状态，《物理评论快报》126, 010501 2021( )。[33] U. Von Toussaint，物理学中的贝叶斯推断，《现代物理评论》83, 943 (2011)。[34] R. Van de Schoot, S. Depaoli, R. King, B. Kramer, K. M¨artens、M. G. Tadesse、M. Vannucci、A. Gelman、D. Veen、J. Willemsen 和 C. Yau，《贝叶斯统计与建模》，Nature Reviews Methods Primers 1, 1（2021年）。[35] C. A. Fuchs 和 R. Schack，《量子贝叶斯相干性》，《现代物理评论》85, 1693（2013年）。[36] J. Cockayne、C. J. Oates、T. J. Sullivan 和 M. Girolami，《贝叶斯概率数值方法》，《SIAM评论》61, 756（2019年）。[37] M. Zaheer、S. Kottur、S. Ravanbakhsh、B. Poczos、R. Salakhutdinov 和 A. J. Smola，《深度集合》，载于 *Advances in Neural Information Processing Systems* 30，第 卷（Curran Associates, Inc., 2017年），第3391–3401页。[38] J. Lee、Y. Lee、J. Kim、A. Kosiorek、S. Choi 和 Y. W. Teh，《集合变换器：一种用于注意力机制置换不变神经网络的框架》，载于 *Interna-tional Conference on Machine Learning*（PMLR, 2019年），第3744–3753页。[39] C. J. Foot，*Atomic physics*（牛津大学出版社，牛津，2023年）。[40] 更多详情请参阅补充材料。[41] J. Wurtz、A. Bylinskii、B. Braverman、J. Amato-Grill、S. H. Cantu、F. Huber、A. Lukin、F. Liu、P. Wein-berg、J. Long、S.-T. Wang、N. Gemelke 和 A. Keesling，《Aquila：QuEra的256量子比特中性原子量子计算机》（2023年），arXiv:2306.11727 [量子物理]。[42] T. K. Moon，《期望最大化算法》，《IEEE信号处理杂志》13, 47（1996年）。[43] A. H. Myerson、D. J. Szwer、S. C. Webster、D. T. C. Allcock、M. J. Curtis、G. Imreh、J. A. Sherman、D. N. Stacey、A. M. Steane 和 D. M. Lucas，《囚禁离子量子比特的高保真读出》，《物理评论快报》100, 200502（2008年）。[44] S. S. Elder、C. S. Wang、P. Reinhold、C. T. Hann、K. S. Chou、B. J. Lester、S. Rosenblum、L. Frunzio、L. Jiang 和 R. J. Schoelkopf，《多能级超导电路中编码量子比特的高保真测量》，《物理评论X》10, 011001（2020年）。[45]所有计算均在配备 Apple M2 Max芯片和96 GB共享内存的 MacBook Studio 上完成。[46] K. K. Lee、C. N. Gagatsos、S. Guha 和 A. Ashok，《用于传感与成像的量子启发多参数自适应贝叶斯估计》，IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing 17, 491（2022年）。[47] L. J. Fiderer、J. Schuff 和 D. Braun，《用于自适应贝叶斯量子估计的神经网络启发式方法》，《PRX Quantum》2, 020303（2021年）。[48] M. Martinez-Dorantes、W. Alt、J. Gallego、S. Ghosh、L. Ratschbacher、Y. V¨olzke 和 D. Meschede，《光学势中中性原子寄存器的快速无损并行读出》，《物理评论快报》119, 180503（2017年）。[49] L. Vuku˘si´c、J. Kuku˘cka、H. Watzinger、J. M. Milem、F. Sch¨affler 和 G. Katsaros，《锗中空穴自旋的单次读出》，《纳米快报》18, 7141（2018年）。[50] D. Braithwaite、M. Vali˘ska、G. Knebel、G. Lapertot、J.-P. Brison、A. Pourret、M. E. Zhitomirsky、J. Flou-quet、F. Honda 和 D. Aoki，《近铁磁系统中的多个超导相》，Communications Physics 2, 147（2019年）。