arXiv:2303.05358v1 [physics.atom-ph] 9 Mar 2023

# 基于蒸发冷却模型的玻色-爱因斯坦凝聚贝叶斯优化

马继豪,[1,2†] 方瑞环,[1,2†] 韩成寅,[3,1] 蒋训达,[1,2,4] 邱宇翔,[1,2] 马竹,[1,2] 吴家涛,[1,2] 詹畅,[1,2] 李茂杰,[1,2] 卢波,[3,1*] 和李朝洪[3,1,2**]

[1]中山大学（珠海校区）广东省量子计量与传感重点实验室及物理与天文学院，珠海 *519082*，中国[2]中山大学（广州校区）光电材料与技术国家重点实验室，广州 *510275*，中国[3]深圳大学物理与光电工程学院，深圳 *518060*，中国[4]佛山大学物理与光电工程学院，佛山 *528000*，中国

†这些作者对本研究的贡献相同

*lubo1982@szu.edu.cn **chleecn@szu.edu.cn

**摘要：**为实现玻色-爱因斯坦凝聚，可通过动态调节构成光偶极阱的激光束功率来实施蒸发冷却。我们提出并通过实验验证了一种基于蒸发冷却模型对玻色-爱因斯坦凝聚进行贝叶斯优化的方案。采用该方案，从原子数为 $6.0\times10^5$ 、温度为 12 $\mu$K 的初始阶段出发，通过蒸发冷却可制备含有$^{87}$Rb、原子数为 $2.4\times10^4$ 的纯玻色–爱因斯坦凝聚体。与通过黑箱实验进行贝叶斯优化相比，我们的方案只需进行少量实验，以验证几条近优的光偶极阱激光功率曲线，因此能大幅节省实验资源。

© 2023 Optica出版集团，依据Optica开放获取出版协议

## 1. 引言

蒸发冷却是一种制备玻色–爱因斯坦凝聚体（BEC）的有效技术 [1–3], ，通常通过动态调节构成光偶极阱的激光束功率来优化。优化蒸发冷却的主要目标是增加达到玻色-爱因斯坦凝聚的原子数。已有多种基于高斯过程回归（GPR）的贝叶斯优化方法 [4] 用于优化玻色-爱因斯坦凝聚的制备 [5–9]。GPR建立了一个统计模型，用于描述表征激光束功率的可控输入参数与表征BEC质量的实验输出之间的关系，因此能够从统计上预测近优输入参数。该方法假设无法获得有关蒸发冷却的先验知识，因此适用于优化复杂的蒸发冷却过程。然而，它需要大量实验运行来搜索近优输入参数，这会耗费大量实验时间和资源。另一方面，也可以通过基于经典动力学理论的、独立于实验的模型来优化蒸发冷却 [10], 。该模型可近似描述蒸发冷却过程，但当系统接近BEC相变的临界点时便会失效。

本文提出了一种通过蒸发冷却模型（ECM）对玻色-爱因斯坦凝聚进行贝叶斯优化的方案，并通过实验进行了验证。在该方案中，蒸发冷却的黑箱实验（BBE）由 ECM 的数值模拟取代，并利用贝叶斯优化搜索光学阱功率的近最优曲线。我们通过实验验证，在该方案获得的近最优曲线中，可通过蒸发冷却制备出含有 $^{87}$Rb 原子的纯玻色–爱因斯坦凝聚，原子数为 $2.4\times10^4$

初始阶段的原子数为 $6.0\times10^5$，温度为 $12\ \mu$K。我们的方案在优化过程中不依赖实验数据，只需进行少量实验即可验证若干光学阱功率的近最优曲线。相比之下，基于 BBE 的贝叶斯优化需要在每个周期中将实时实验数据作为反馈，而我们的方案能够大幅节省实验资源。

## 2. 基于蒸发冷却模型的贝叶斯优化

### *2.1.* 蒸发冷却模型

我们考虑在交叉光偶极阱（ODT）中实现的蒸发冷却。该阱由两束聚焦的高斯激光束构成，功率分别为 $P_L$ 和 $P_R$。两束激光均在 $x-y$ 平面内传播，焦点重合于坐标原点。除光学势外，交叉光偶极阱还包含沿 $z$ 轴方向的重力。因此，整个势可表示为 $U=-B\sum_{k=L,R}\frac{2P_k}{\pi w_k^2(x_k)}exp\left[-2\frac{y_k^2+z^2}{w_k^2(x_k)}\right]+mgz$，其中 $B=-\frac{3\pi c^2}{2\omega_{\rm eff}^3}\left(\frac{\Gamma_{\rm eff}}{\omega_{\rm eff}-\omega}+\frac{\Gamma_{\rm eff}}{\omega_{\rm eff}+\omega}\right)$，$\omega_{\rm eff}=\frac{1}{3}\omega_{D1}+\frac{2}{3}\omega_{D2}$ 和 $\Gamma_{\rm eff}=\frac{1}{3}\Gamma_{D1}+\frac{2}{3}\Gamma_{D2}$ 分别为根据 $^{87}$Rb 原子的 $D1$ 线和 $D2$ 线加权平均定义的有效跃迁和有效线宽 [11, 12]，$x_k=y\sin\phi_k+x\cos\phi_k$ 和 $y_k=y\cos\phi_k-x\sin\phi_k$（$\phi_k$ 为激光束传播方向与 $x$ 轴之间的夹角），$m$ 为原子的质量，$g$ 为重力加速度。光束尺寸 $w_k(x_k)=w_{k,0}\sqrt{1+(\frac{x_k}{x_{k,R}})^2}$ 由束腰 $w_k$、0、瑞利长度 $x_{k,R}=\pi w_k^2/\lambda$ 以及激光波长 $\lambda$ 决定。蒸发冷却的两个关键参数是阱深 $\epsilon_t$ 和平均阱频率 $\bar{\omega}=\left(\omega_x\omega_y\omega_z\right)^{1/3}$，其中 $\omega_x$、$\omega_y$ 和 $\omega_z$ 分别表示沿 $x$ 轴、$y$ 轴和 $z$ 轴方向的阱频率。由于光偶极阱势受到重力势的倾斜，阱深计算为 $\epsilon_t=|U(z_1)-U(z_2)|$，其中 $z_1$ 和 $z_2$ 是阱势 $\frac{\partial}{\partial z}U(x=0,y=0,z)$ 导数为零的两个点。阱势 $U$、阱深 $\epsilon_t$ 和平均阱频率 $\bar{\omega}$ 也与阱激光功率有关。

蒸发冷却涉及许多复杂过程。这里，我们考虑蒸发、与背景气体碰撞导致的单体损失、三体损失以及陷阱变化造成的损失。忽略其他效应。根据动力学理论，[10]，三维谐振陷阱中蒸发期间的总原子数 $N$ 和原子温度 $T$（作为交叉光偶极阱的近似）满足 [13, 14]

$$\dot{N}=-\left[\Gamma_{ev}(N,T,\epsilon_t,\bar{\omega})+\Gamma_{3B}(N,T,\bar{\omega})+\Gamma_{1B}\right]N, \tag{1}$$

$$\dot{T}=-\left[\frac{\Gamma_{ev}(N,T,\epsilon_t,\bar{\omega})}{3}\tilde{\kappa}(\epsilon_t)-\frac{\Gamma_{3B}(N,T,\bar{\omega})}{3}-\frac{\dot{\bar{\omega}}}{\bar{\omega}}-1\right]T. \tag{2}$$

其中，$\Gamma_{ev}(N,T,\epsilon_t,\bar{\omega})=[\eta-4\mathrm{P}(4,\eta)/\mathrm{P}(3,\eta)]e^{-\eta}n_0\sigma\bar{v}$ 为蒸发速率 [15]，其中 $\eta=\epsilon_t/k_BT$，$k_B$ 为玻尔兹曼常数，$n_0=N\bar{\omega}^3[m/(2\pi k_BT)]^{3/2}$ 为原子峰值密度，$\sigma=8\pi a_s^2$ 为相同玻色子的弹性散射截面，其 $s$ 波散射长度为 $a_s$=98$a_0$，适用于 $^{87}$Rb（其中 $a_0$ 为玻尔半径）[16]；$\bar{v}=(8k_BT/\pi m)^{1/2}$ 为原子的平均速度，$\mathrm{P}(a,\eta)$ 为不完全伽马函数 [10]。三体损失率 $\Gamma_{3B}(N,T,\bar{\omega})=K_{3B}n_0^2/(3\sqrt{3})$，其中 $K_{3B}=4.3(\pm1.8)\times10^{-29}\,\mathrm{cm}^6/\mathrm{s}$ 是 $^{87}$Rb 在 F=1 基态下与温度无关的三体非弹性损失率系数 [13, 17]。逸出原子的平均能量为 $\tilde{\kappa}k_BT$，其中 $\tilde{\kappa}=\eta+1-\mathrm{P}(5,\eta)/\mathrm{P}(3,\eta)-4\mathrm{P}(4,\eta)$。$\Gamma_{1B}=1/128\ \mathrm{s}^{-1}$ 是我们实验中由背景碰撞决定的单体损失速率。

我们将描述原子总数和原子温度演化的方程（1-2）称为 ECM。已知激光束功率 $P_L$ 和 $P_R$ 随时间的变化，并给定初始原子数 $N_0$ 和初始温度 $T_0$，即可通过对 ECM 进行数值计算，获得蒸发冷却过程中原子总数 $N$ 和原子温度 $T$ 的演化。因此，可以

改变激光束 $P_L$ 和 $P_R$ 的功率，以优化蒸发冷却过程，使大量原子达到玻色-爱因斯坦凝聚。

### *2.2.* 贝叶斯优化

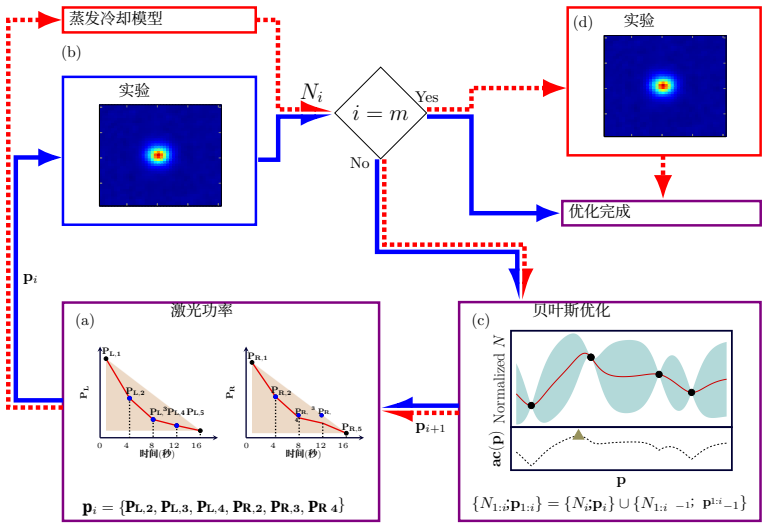



图1. 基于ECM方案（红色虚线箭头）和BBE方案（蓝色实线箭头）生成玻色-爱因斯坦凝聚的贝叶斯优化流程。(a) 红色折线表示光偶极阱激光功率的变化。黑点（$P_L$,1, $P_L$,5）和（$P_R$,1, $P_R$,5）分别表示各光束功率的起点和终点。蓝点 $P_{L,2-4}$ 和 $P_{R,2-4}$ 表示各光束功率的转折点。棕色区域表示各光束功率的界限。$\mathbf{p}_i$ 是中间光偶极阱激光功率的向量。(b) ECM方案和BBE方案均通过输入$\mathbf{p}_i$获得输出原子数 $N_i$。基于BBE方案的原子数 $N_i$ 通过吸收成像获得。(c) 将原子数 $N_i$ 及其对应的输入$\mathbf{p}_i$ 合并为数据集$N_{1:i-1}$ 和$\mathbf{p}_{1:i-1}$。贝叶斯优化算法使用高斯过程回归对数据集$\{N_{1:i}; \mathbf{p}_{1:i}\}$（黑色圆点）进行拟合。红色实线和青绿色区域分别表示高斯过程回归的均值及其标准差，黑色虚线表示采集函数。通过搜索采集函数的最大值，得到下一个输入$\mathbf{p}_{i+1}$。优化过程重复进行，直至循环次数 $i$ 达到选定次数 $m$。(d) 基于ECM的流程会将具有最优参数的输入应用于实验。

为找出能够获得大原子数玻色-爱因斯坦凝聚的光偶极阱光束功率最优曲线，我们采用基于高斯过程回归的贝叶斯优化 [18]。我们将蒸发冷却过程划分为四个时长相等的阶段，并按照图 1(a) 所示，改变第 $i$ 次循环 [6], 中的光偶极阱光束中间功率$\mathbf{p}_i = \{P_{L,2}, P_{L,3}, P_{L,4}, P_{R,2}, P_{R,3}, P_{R,4}\}$。图 1(a) 中的棕色阴影表示光偶极阱光束功率的约束。随后，可通过 ECM 或实验得到相应的原子数 $N_i$。原子数 $N_i$ 及其对应的输入 $\mathbf{p}_i$ 被合并到数据集 $N_{1:i-1}$ 和$\mathbf{p}_{1:i-1}$中。我们采用基于高斯过程回归的贝叶斯优化，拟合输入参数集$\mathbf{p}_{1:i}$ 与输出原子数集 $N_{1:i}$之间关系的统计模型，如图 1(c) 所示。我们通过减去均值并缩放至单位方差，将目标值 $N_{1:i}$ 归一化为 $N(\mathbf{p}_{1:i})$,

$$N(\mathbf{p}_{1:i}) = \left(N_{1:i} - \bar{N}_{1:i}\right) / \mathrm{std}(N_{1:i}), \tag{3}$$

¯其中， $N_{1:i}$ 和 std($N_{1:i}$) 分别是所获得原子数的均值和统计标准差$N_{1:i}$。利用高斯过程回归模型，我们得到给定$\mathbf{p}_{1:i}$时未测量输入参数集$\mathbf{p}^*_{1:j}$的条件分布。考虑到 $N(\mathbf{p}_{1:i})$ 和 $N(\mathbf{p}^*_{1:j})$ 服从多元正态分布

$$\begin{bmatrix} N(\mathbf{p}_{1:i}) \\ N(\mathbf{p}^*_{1:j}) \end{bmatrix} \sim \mathcal{N}(0, \Sigma), \tag{4}$$

其中协方差矩阵为

$$\mathbf{\Sigma} = \begin{bmatrix} K(\mathbf{p}_{1:i}, \mathbf{p}_{1:i}) + \sigma_i^2 I & K(\mathbf{p}_{1:i}, \mathbf{p}^*_{1:j}) \\ K(\mathbf{p}^*_{1:j}, \mathbf{p}_{1:i}) & K(\mathbf{p}^*_{1:j}, \mathbf{p}^*_{1:j}) \end{bmatrix}, \tag{5}$$

且 $K$ 表示在所有训练点和测试点对处计算的协方差， $\sigma_i^2 = 10^{-6}$ 为噪声水平。为描述参数空间中各点之间的协方差，我们使用 Matérn 类协方差函数作为 $K(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j) = \frac{2^{1-\nu}}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{\sqrt{2\nu} r}{l}\right)^{\nu} K_\nu \left(\frac{\sqrt{2\nu} r}{l}\right)$ 的核函数，其中参数 $\nu$ 和 $l$ 均为正数，输入空间中 $r = |\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j|^2$ 之间的距离为， $K_\nu$ 为修正贝塞尔函数。在本例中，我们选择 $\nu = 2.5$，以避免计算修正贝塞尔函数。我们可以得到 $N(\mathbf{p}^*_j)$ 的条件分布

$$N(\mathbf{p}^*_j) | \mathbf{p}_{1:i}, N(\mathbf{p}_{1:i}), \mathbf{p}^*_j \sim \mathcal{N}(\bar{N}(\mathbf{p}^*_j), N_{\text{std}}(\mathbf{p}^*_j)), \tag{6}$$

其期望值为 $\bar{N}(\mathbf{p}^*_j) = K(\mathbf{p}^*_j, \mathbf{p}_{1:i}) [K(\mathbf{p}_{1:i}, \mathbf{p}_{1:i}) + \sigma_i^2 I]^{-1} N(\mathbf{p}_{1:i})$，标准方差为$N_{\text{std}}(\mathbf{p}^*_j) = K(\mathbf{p}^*_j, \mathbf{p}^*_j) - K(\mathbf{p}^*_j, \mathbf{p}_{1:i}) [K(\mathbf{p}_{1:i}, \mathbf{p}_{1:i}) + \sigma_i^2 I]^{-1} K(\mathbf{p}_{1:i}, \mathbf{p}^*_j)$。超参数 l 初始设为 1，并将通过最大化对数边际似然 $\log p [N(\mathbf{p}_{1:i}) | \mathbf{p}_{1:i}]$ 进行优化，每进行 5 次高斯过程回归更新，

$$\begin{aligned} \log p [N(\mathbf{p}_{1:i}) | \mathbf{p}_{1:i}] = &- \frac{1}{2} N(\mathbf{p}_{1:i})^{\mathcal{T}} [K(\mathbf{p}_{1:i}, \mathbf{p}_{1:i}) + \sigma_i^2 I]^{-1} N(\mathbf{p}_{1:i}) \\ &- \frac{1}{2} \log |K(\mathbf{p}_{1:i}, \mathbf{p}_{1:i}) + \sigma_i^2 I| - \frac{i}{2} \log 2\pi. \end{aligned} \tag{7}$$

预测参数$\mathbf{p}_{i+1}$ 通过最大化采集函数获得。贝叶斯优化的采集函数可由代理模型得到。采用上置信界时，采集函数表示为

$$\text{ac}(\mathbf{p}) = \bar{N}(\mathbf{p}) + \kappa N_{\text{std}}(\mathbf{p}), \tag{8}$$

在我们的案例中， $\kappa = 1$ 因此下一个输入为$\mathbf{p}_{i+1} = \arg\max_{\mathbf{p}} \text{ac}(\mathbf{p})$。优化将在优化循环次数 $i$ 达到选定目标 $m$后终止。

该优化算法基于贝叶斯优化软件包 [19]。优化完成后，将采用基于 ECM 通过贝叶斯优化得到的一些接近最优的曲线进行实验，以验证结果，如图 1(d) 所示。

## 3. 实验演示

### *3.1.* 实验装置

我们所使用的实验设备在 [20] 中有更详细的描述。它主要由两个玻璃腔室组成，腔室表面镀有 700 nm 至 1100 nm 波段的增透膜。第一和第二个腔室的真空压力分别约为 $1 \times 10^{-7}$ Pa 和 $3 \times 10^{-9}$ Pa。原子在第一个腔室中收集，并在 5 s 内被推送至第二个腔室。经过磁光阱（MOT）过程后，我们通过增大失谐来压缩 MOT

并在 100 ms 内降低冷却激光的强度。随后进行 5 ms 的偏振梯度冷却，并对原子进行光泵浦至 $|5S_{1/2},\ F=1\rangle$，然后装载到交叉光偶极阱中。我们使用波长为 1064 nm 的单频、单空间模式光纤激光器来构建光偶极阱。两个光偶极阱激光束由两个声光调制器（AOM）控制，两个光偶极阱光束的频率相差 220 MHz，以避免干涉效应。左侧光偶极阱激光束（L-ODT）的半径为 $85\ \mu$m，右侧光偶极阱激光束（R-ODT）的半径为 $45\ \mu$m；它们分别与 $x$ 轴成 $30°$ 和 $-30°$ 角。两束光偶极阱激光束均在 $x-y$ 平面内传播。光偶极阱激光功率的波动会导致原子损失。因此，我们使用两块以精密电压源为基准的 20 位数模转换板，作为光偶极阱激光功率控制器。左侧光偶极阱和右侧光偶极阱的初始功率分别为 4.3 W 和 4.5 W。贝叶斯优化脚本生成的控制功率参数 **p**通过串行端口与现场可编程门阵列通信，随后控制光偶极阱功率控制器。蒸发冷却后，采用飞行时间吸收成像过程测量原子数。

### *3.2.* 实验结果

本节通过实验展示基于 ECM方案的贝叶斯优化如何实现玻色-爱因斯坦凝聚，并将其与基于 BBE方案的贝叶斯优化进行比较。我们首先在实验装置中测试 ECM，原子数和温度的模拟结果与实验数据非常吻合，如图 2 所示。在我们的实验中，蒸发冷却的总时间预设为 16 s。

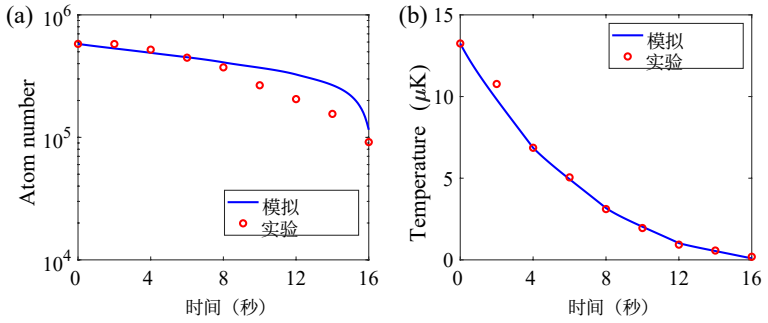



图 2. ECM 的模拟结果与实验数据的比较。(a) 原子数随时间的变化。(b) 温度随时间的变化。

对于基于 ECM方案的贝叶斯优化，我们将临界原子数 $N_c$ 作为优化评分，其中相空间密度 $\rho_c$ 等于 2。6。通过 ECM 得到的临界原子数 $N_c$ 可近似视为 BEC相变点处的原子数。我们选择临界原子数 $N_c$ 作为优化评分的原因是，ECM 基于截断玻尔兹曼分布，在 BEC相变前（后）近似适用（不适用）。因此，我们使用 ECM 优化 BEC相变点之前的原子数，并希望在蒸发冷却结束时获得 BEC 的最优最终原子数 $N_f$。对于基于 BBE方案的贝叶斯优化，我们将 BEC 的最终原子数 $N_f$ 作为优化评分，该数值通过蒸发结束时的飞行时间吸收成像获得。

给定初始原子数和温度后，我们首先展示基于 ECM 的贝叶斯优化模拟结果，其中未限制 16 s 蒸发冷却结束时的最终相空间密度 $\rho_f$，如图 3(a) 所示。贝叶斯优化的总运行次数 $m$ 为 744 次，随后选取表现最佳的 200 组参数进行实验验证，结果如图 3(b) 所示。由于存在实验噪声，原子数

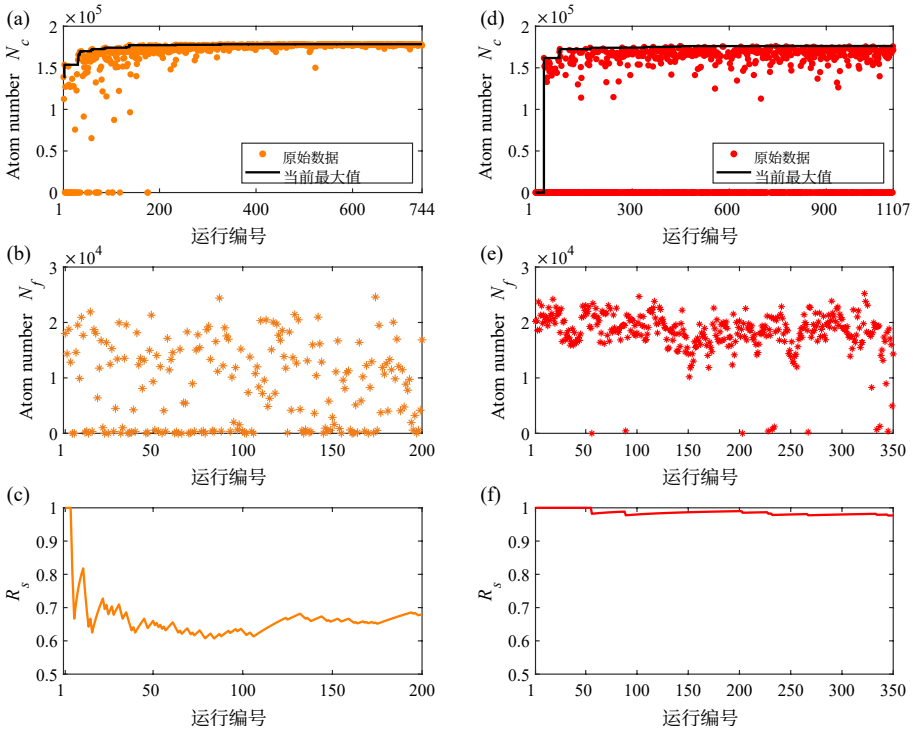



图 3. 基于 ECM 的玻色-爱因斯坦凝聚贝叶斯优化的模拟与实验结果。左列（右列）显示未限制（限制）最终相空间密度范围 $\rho_f$ 时的结果。(a) 和 (d) 为临界原子数 $N_c$ 的模拟结果。(b) 和 (e) 为最终原子数 $N_f$ 的实验结果。(c) 和 (f) 分别为与 (b) 和 (e) 对应的玻色-爱因斯坦凝聚产生成功率 $R_s$。最终原子数低于 $1 \times 10^3$ 的实验结果被视为未能产生玻色-爱因斯坦凝聚。

通过吸收成像测得的原子数低于 1000 时，被视为未能产生玻色-爱因斯坦凝聚。我们发现，有不少实验未能产生玻色-爱因斯坦凝聚。我们在图 3(c) 中绘制了产生玻色-爱因斯坦凝聚的成功率 $R_s$，其中 $R_s$ 表示成功获得玻色-爱因斯坦凝聚的次数与当前总运行次数之比。

为了提高获得玻色-爱因斯坦凝聚的成功率，我们将最终相空间密度 $\rho_f$ 限制在 30 到 200 之间。相空间密度足够大时，意味着很可能会发生玻色-爱因斯坦凝聚。这里，当贝叶斯优化器找到的最终相空间密度 $\rho_f$ 超出 30 到 200 的范围时，优化评分 $N_c$ 设为 $N_c = N_c/10000$。在此限制下，贝叶斯优化器倾向于寻找处于目标范围内的激光束功率。将最终相空间密度 $\rho_f$ 限制在 30 到 200 之间时，基于 ECM 的贝叶斯优化模拟结果如图 3(d) 所示。贝叶斯优化的总运行次数 $m$ 为 1107。随后选取表现最好的 350 组进行实验，实验结果如图 3(e) 所示。产生玻色-爱因斯坦凝聚的成功率 $R_s$ 绘于图 3(f)。我们发现，限制最终相空间密度 $\rho_f$ 后，获得玻色-爱因斯坦凝聚的成功率大幅提高。

如图4所示，我们比较了采用ECM方案和BBE方案进行贝叶斯优化的结果。对于基于BBE方案的贝叶斯优化，总运行次数为100次，纯玻色–爱因斯坦凝聚的最优原子数为$2.0 \times 10^4$。对于基于ECM方案的贝叶斯优化，我们从1107

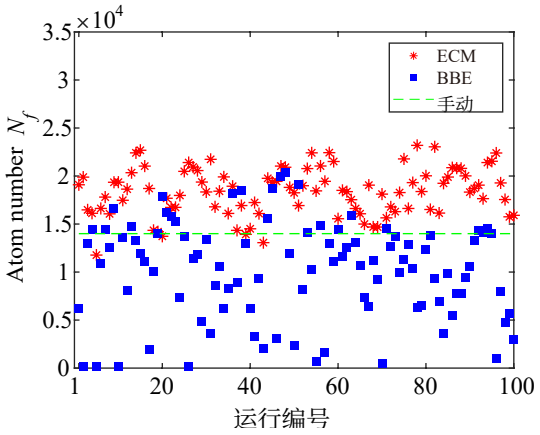



图 4. 基于 ECM方案（红色星号）和 BBE方案（蓝色方块）的玻色-爱因斯坦凝聚贝叶斯优化实验结果比较。绿色虚线表示通过手动优化获得的纯玻色–爱因斯坦凝聚的最优原子数。

次贝叶斯优化运行中选出最优的100组进行实验验证，纯玻色–爱因斯坦凝聚的最优原子数为$2.4 \times 10^4$。通过手动优化，我们获得的纯玻色–爱因斯坦凝聚最优原子数为$1.4 \times 10^4$ [20]。在100次运行和手动优化的范围内，基于ECM方案的贝叶斯优化结果优于基于BBE方案的结果。与基于黑箱实验的贝叶斯优化相比，后者需要在每个周期中将实时实验数据作为反馈，而我们的方案在优化过程中不依赖在线实验反馈，只需少量实验来验证一些接近最优的光偶极阱激光功率曲线。因此，该方案能够有效节省实验资源。图5展示了通过基于ECM的贝叶斯优化获得最优原子数后，玻色-爱因斯坦凝聚转变的过程。

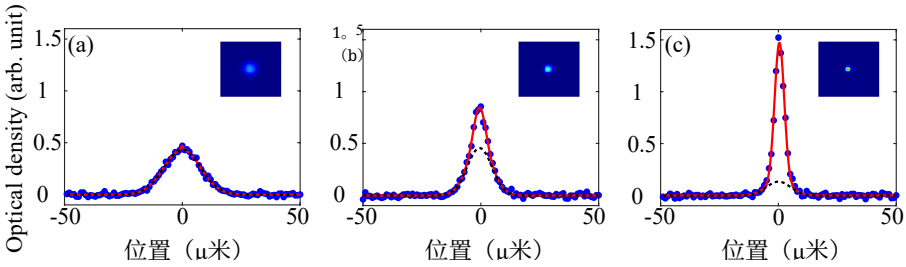



图 5. 不同蒸发过程下通过 20 ms 飞行时间吸收成像获得的吸收图像（插图）和垂直积分光学密度分布。(a) 热气体。(b) 热气体和凝聚气体的混合物。(c) 纯玻色–爱因斯坦凝聚。一维截面（蓝色填充圆点）取自相应二维吸收图像中沿 $y$ 轴经过最大值的截面。黑色虚线为原子云热尾部的高斯拟合，红线为对整个原子云进行的双高斯函数拟合。(a)、(b) 和 (c) 的原子数分别为 $1.1 \times 10^5$、$4.1 \times 10^4$ 和 $2.4 \times 10^4$。

## 4. 结论

本文提出了一种基于蒸发冷却模型的玻色-爱因斯坦凝聚贝叶斯优化方案。在该方案中，蒸发冷却的实验数据被

蒸发冷却模型的数值模拟所取代，并利用贝叶斯优化搜索接近最优的光偶极阱激光功率曲线。在该方案获得的多条接近最优曲线中，我们通过实验展示了如何从原子数为 $6.0\times10^5$、温度为 $12\ \mu$K 的初始阶段，经蒸发冷却制备出含有 $2.4\times10^4$ 个$^{87}$Rb 原子的纯玻色–爱因斯坦凝聚。与基于黑箱实验的贝叶斯优化相比，后者在每个周期都需要实时实验数据作为反馈；我们的方案在优化过程中不依赖实验，只需少量实验即可验证若干接近最优的激光功率曲线，因此能够大幅节省实验资源。

**资助**。 本工作得到国家重点研发计划（2022YFA1404104）、国家自然科学基金委员会（12025509、11874434、12104521）以及广东省重点领域研发计划（2019B030330001）的资助。

**利益披露**。 作者声明不存在利益冲突。

**数据可用性声明**。 本文所述结果所依据的数据目前尚未公开，但可在提出合理请求后向作者获取。

## 参考文献

1. M. H. Anderson、J. R. Ensher、M. R. Matthews、C. E. Wieman 和 E. A. Cornell，“稀薄原子蒸气中玻色-爱因斯坦凝聚的观测”，《科学》**269**, 198–201 (1995)。 2. K. B. Davis、M. O. Mewes、M. R. Andrews、N. J. van Druten、D. S. Durfee、D. M. Kurn 和 W. Ketterle，“钠原子气体中的玻色-爱因斯坦凝聚”，《物理评论快报》**75**, 3969–3973 (1995)。 3. C. C. Bradley、C. A. Sackett、J. J. Tollett 和 R. G. Hulet，“具有吸引相互作用的原子气体中玻色-爱因斯坦凝聚的证据”，《物理评论快报》**75**, 1687–1690 (1995)。 4. B. Shahriari、K. Swersky、Z. Wang、R. P. Adams 和 N. de Freitas，“让人类退出决策环节：贝叶斯优化综述”，《IEEE会刊》**104**, 148–175 (2016)。 5. P. B. Wigley、P. J. Everitt、A. van den Hengel、J. W. Bastian、M. A. Sooriyabandara、G. D. McDonald、K. S. Hardman、C. D. Quinlivan、P. Manju、C. C. N. Kuhn、I. R. Petersen、A. N. Luiten、J. J. Hope、N. P. Robins 和 M. R. Hush，“超冷原子实验的快速机器学习在线优化”，《科学报告》**6**, 25890 (2016)。 6. I. Nakamura、A. Kanemura、T. Nakaso、R. Yamamoto 和 T. Fukuhara，“机器学习发现的用于 $^{87}$Rb原子蒸发冷却的非标准轨迹”，《光学快报》**27**, 20435–20443 (2019)。 7. E. T. Davletov、V. V. Tsyganok、V. A. Khlebnikov、D. A. Pershin、D. V. Shaykin 和 A. V. Akimov，“利用机器学习实现铥原子的玻色-爱因斯坦凝聚”，《物理评论A辑》**102**, 011302 (2020)。 8. A. J. Barker、H. Style、K. Luksch、S. Sunami、D. Garrick、F. Hill、C. J. Foot 和 E. Bentine，“将机器学习优化方法应用于量子气体的制备”，《机器学习：科学与技术》**1**, 015007 (2020)。 9. Z. Vendeiro、J. Ramette、A. Rudelis、M. Chong、J. Sinclair、L. Stewart、A. Urvoy 和 V. Vuletić，“机器学习加速玻色-爱因斯坦凝聚”，《物理评论研究》**4**, 043216 (2022)。 10. O. J. Luiten、M. W. Reynolds 和 J. T. M. Walraven，“囚禁气体蒸发冷却的动力学理论”，《物理评论A辑》**53**, 381–389 (1996)。 11. R. Grimm、M. Weidemüller 和 Y. B. Ovchinnikov，“中性原子的光偶极阱”，载于《原子、分子与光物理学进展》，第42卷，B. Bederson 和 H. Walther 编（学术出版社，2000），第95–170页。 12. D. Xiong、P. Wang、Z. Fu、S. Chai 和 J. Zhang，“光偶极阱中 $^{87}$Rb原子的蒸发冷却及其玻色-爱因斯坦凝聚”，《中国光学快报》**8**, 627–629 (2010)。 13. A. J. Olson、R. J. Niffenegger 和 Y. P. Chen，“优化光偶极阱中蒸发冷却的效率”，《物理评论A辑》**87**, 053613 (2013)。 14. R. Roy、A. Green、R. Bowler 和 S. Gupta，“在动态塑形原子阱中快速冷却至量子简并”，《物理评论A辑》**93**, 043403 (2016)。 15. R. Lopes，“光偶极阱中的射频蒸发”，《物理评论A辑》**104**, 033313 (2021)。 16. E. G. M. van Kempen、S. J. J. M. F. Kokkelmans、D. J. Heinzen 和 B. J. Verhaar，“基于三项高精度实验测定同位素间的超冷铷相互作用”，《物理评论快报》**88**, 093201 (2002)。 17. E. A. Burt、R. W. Ghrist、C. J. Myatt、M. J. Holland、E. A. Cornell 和 C. E. Wieman，“相干性、关联与碰撞：从玻色-爱因斯坦凝聚体的衰变中获得的认识”，《物理评论快报》**79**, 337–340 (1997)。 18. J. Snoek、H. Larochelle 和 R. P. Adams，“机器学习算法的实用贝叶斯优化”，载于《神经信息处理系统进展》，第25卷，F. Pereira、C. Burges、L. Bottou 和 K. Weinberger 编（Curran Associates, Inc.，2012）。 19. F. Nogueira，“贝叶斯优化：用于 Python 的开源约束全局优化工具”，（2014–）。 20. Z. Ma、C. Han、X. Jiang、R. Fang、Y. Qiu、M. Zhao、J. Huang、B. Lu 和 C. Lee，“在非对称交叉光偶极阱中制备 $^{87}$Rb玻色-爱因斯坦凝聚体”，《中国物理快报》**38**, 10370 (2021)。