

# 基于CHPSO算法的量子纠缠源温度控制系统

梁文哲,徐鹏,王宁\*

(山西大学 物理电子工程学院,山西 太原 030006)

**摘要:**为了提高量子通信波段纠缠源系统的性能,设计并实现了一个基于竞争混合粒子群算法(CHPSO)的温度控制系统,该温控系统主要控制非线性晶体的温度。本文所提出的温度控制系统是将CHPSO算法结合比例-积分-微分(PID)控制算法,可以有效减少温控系统的超调量,提高系统的响应速度。结果表明,该系统在参数整定中的优化结果相较遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO)、混合粒子群算法(HPSO)更接近全局最优,超调量分别降低了95.2%、89.1%和80.8%,调节时间分别降低了76.5%、19.7%和8.0%,仅有0.034 5 s,且多次运行偏差较小,鲁棒性更强,在温度控制等领域具有重要应用。

**关键词:**纠缠源;温度控制;竞争混合粒子群;PID;参数整定

**中图分类号:**TP273 **文献标志码:**A **文章编号:**0253-2395(2024)05-1021-07

## Temperature Control System of Quantum Entanglement Source Based on CHPSO Algorithm

LIANG Wenzhe, XU Peng, WANG Ning\*

(College of Physics and Electronic Engineering, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)

**Abstract:** In order to improve the performance of quantum communication band entanglement source system, a temperature control system based on competitive hybrid particle swarm optimization (HPSO) is designed and implemented. The temperature control system mainly controls the temperature of nonlinear crystals. The temperature control system proposed in this paper combines the CHPSO algorithm with the proportional-integral-differential (PID) control algorithm, which can effectively reduce the overshoot of the temperature control system and improve the response speed of the system. The results show that the optimization results of the system in parameter tuning are closer to the global optimal than genetic algorithm (GA), particle swarm optimization (PSO) and hybrid particle swarm optimization (HPSO), the overshoot is reduced by 95.2%, 89.1% and 80.8%, and the adjustment time is reduced by 76.5%, 19.7% and 8.0%, respectively, to only 0.034 5 s, and the multiple operation deviation is smaller and more robust, which has important applications in temperature control and other fields.

**Key words:** entanglement source; temperature control; competitive mixed particle swarm; PID; parameter setting

### 0 引言

连续变量量子纠缠是量子信息中的核心资源<sup>[1]</sup>,它在提高运算速度<sup>[2-4]</sup>、增大信息容

量<sup>[5]</sup>、确保信息安全和提高测量精度<sup>[6]</sup>等方面拥有比相应经典技术更强大的能力。纠缠源的获得可通过多种途径,目前制备连续变量量子纠缠的最有效途径之一是利用二阶非线性过

收稿日期:2023-03-03;接受日期:2023-04-28

基金项目:国家自然科学基金(11904219)

作者简介:梁文哲(1997-),男,山西晋中人,硕士,研究方向为量子通信。E-mail:935883733@qq.com

\*通信作者:王宁(WANG Ning),E-mail:99wangning@sxu.edu.cn

引文格式:梁文哲,徐鹏,王宁.基于CHPSO算法的量子纠缠源温度控制系统[J].山西大学学报(自然科学版),2024,47(5):1021-1027. DOI:10.13451/j.sxu.ns.2023088

程<sup>[7-9]</sup>。其中精确控制非线性晶体的温度至关重要,当温控系统无法精确且稳定地使非线性晶体的温度保持在最佳点时,就会导致非线性作用效率下降,纠缠光源品质恶化。因此,优化纠缠光源温度控制系统对获取高质量光源具有十分重要的研究意义。

近年来,人工智能(AI)技术发展迅速。其中,智能群算法<sup>[10]</sup>是人工智能的一个子领域,主要解决的是最优化问题或者NP(Non-deterministic Polynomial)难题,它具有算法结构简单、较强的自适应性、自组织性和鲁棒性、收敛速度快等优势,因此在解决不同的优化问题方面越来越被广泛应用。智能群算法的发展为比例-积分-微分(PID)控制器的参数优化提供了新思路,美国心理学家Kennedy和工程师Eberhart在1995年首次提出了粒子群优化算法(PSO)<sup>[11]</sup>,利用PSO算法对PID控制器参数进行优化,能够提高控制器的性能和稳定性。中国科学院齐艺超等提出并设计了一种基于粒子群自整定PID算法的激光器温度控制系统<sup>[12]</sup>,该系统实现了蝶形封装激光器晶体温度的精准控制,该方法能将温度快速收敛至目标值,且长时间保持稳定。Deulkar分析了一种基于粒子群优化的PID,其增益被优化以稳定连续搅拌反应器系统(CSTR)的温度控制<sup>[13]</sup>,实验结果表明,该方法更好地提高系统性能,且在系统受到干扰时,具有较好的鲁棒性。同时,粒子群算法也存在容易陷入局部最优、后期收敛速度慢等缺点,这将对温度控制系统的响应速率和稳定性产生影响。

为了提高量子纠缠源温度控制系统的控制精度和稳定性,我们对粒子群算法进行了优化,将混合粒子群算法和竞争粒子群算法结合,避免了算法后期易陷入局部最优的问题,使PID参数的整定过程更加精准。将优化了的算法应用于量子纠缠源温度控制系统,有效减少了超调量,并提高了系统的响应速度和稳定性。

## 1 量子纠缠源温控系统的设计

量子纠缠源温控系统的实验装置如图1所示,图中包括两个部分:制备纠缠态的光路部

分和温度控制部分。

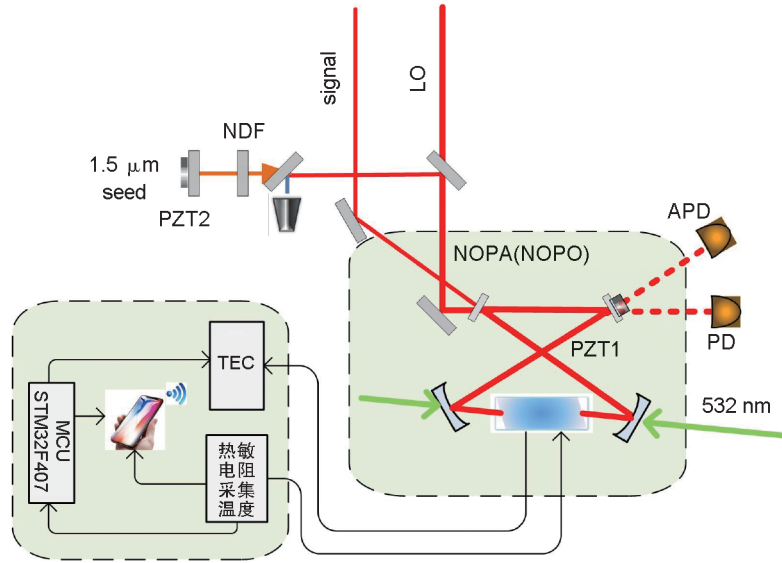
纠缠态的光路部分:单频绿光532 nm激光器双端泵浦光学参量振荡器(NOPO)和光学参量放大器(NOPA)。NOPO和NOPA共用一个四镜环形腔,环形腔包括两个凹面镜和两个平面镜。其中两个凹面镜为输入耦合镜( $r=50$  mm),输入耦合镜对信号光(1.5  $\mu\text{m}$ )和闲置光(0.8  $\mu\text{m}$ )透射率为99.9%;对泵浦光反射率为56%;两个平面镜分别为高反镜和输出耦合镜,其中高反镜对三个波段反射率皆为99.9%,输出耦合镜对信号光和闲置光透射率为10.2%,对泵浦光反射率为99.6%。采用的非线性晶体为周期性极化磷酸氧钛钾(PPKTP),晶体尺寸为1 mm $\times$ 2 mm $\times$ 20 mm。将晶体两端面镀三个波段的减反膜( $<0.1\%$ )可以减少腔内损耗,同时将晶体切 $2^\circ$ 角,可以减少晶体表面残余反射对共振腔的干扰<sup>[1]</sup>。

温控系统包含主控芯片(MCU)、温度采集单元、温度控制单元、被控对象、上位机五部分。系统采用STM32F407作为主控单元,该芯片是一款高性能的Cortex-M4内核的32位微控制器,能够快速计算和处理数据。温度采集采用的TCS610传感器具有高测量精度,高灵敏度、低功耗、小型化、高集成等优点,测量温度在 $-55^\circ\text{C}$ 至 $150^\circ\text{C}$ 范围内。温度控制单元是由电机驱动器(L298N)和半导体制冷器(TEC)组成的,此外,手机(上位机)通过WIFI连接到MCU与温度采集单元进行远程无线连接。热敏电阻TCS610先采集非线性晶体的温度,并将信息发送到手机进行显示,同时通过串口将该值发送给MCU进行基于CHPSO算法的PID计算,得到一个脉宽调制(PWM)信号,电机驱动器将根据PWM信号的占空比为TEC提供电流,来控制非线性晶体的加热或冷却。

## 2 理论模型

### 2.1 标准PSO算法

PSO算法是通过迭代确定粒子的最优位置,可以解决目标函数寻优问题。PSO算法在搜索空间中先初始化一组粒子,每个粒子具有各自的属性速度 $V$ 和位置 $X$ ,经过计算得到每个粒子当前位置下的目标函数值,即粒子个体



PZT, 压电陶瓷; APD, 雪崩光电探测器; NDF, 中性衰减片; LO, 本地振荡图中黑色部分为系统电路通道。绿线、红线和橘色线分别代表泵浦激光、1.5  $\mu\text{m}$  & 0.8  $\mu\text{m}$  光场、1.5  $\mu\text{m}$  光场。

PZT, piezoelectric ceramic; APD, avalanche photodetector; NDF, neutral density filters; LO, local oscillation. The black part in the figure is the system circuit channel. The green, red and orange lines represent the pump laser, 1.5  $\mu\text{m}$  & 0.8  $\mu\text{m}$  light field and 1.5  $\mu\text{m}$  light field respectively.

图1 两组份连续变量量子纠缠态光场的实验装置图

Fig. 1 The experimental setup diagram of the two-component continuous variable quantum entangled state light field

最优解  $P_j$  和种群最优解  $P_g$ , 通过多次迭代, 得到适应度更好的  $P_j$  和  $P_g$ 。PSO 将粒子速度矢量的影响因子分为了三类: 惯性因子、自身最优因子和社会因子, 标准 PSO 算法的迭代公式如下:

$$V(k+1) = \omega \times V(k) + c_1 \times r \times \Delta P_j + c_2 \times r \times \Delta P_g, \quad (1)$$

$$X(k+1) = X(k) + V(k+1), \quad (2)$$

式(1)中,  $\omega \times V(k)$  为惯性因子,  $c_1 \times r \times \Delta P_j$  和  $c_2 \times r \times \Delta P_g$  分别为自身最优因子和社会因子。  $V(k)$  和  $X(k)$  分别表示第  $k$  次迭代粒子的速度和位置;  $c_1$ 、 $c_2$  为学习因子, 通常取 2;  $r$  为 0~1 之间的随机数;  $\Delta P_j$  表示粒子当前位置和粒子最优位置之间的距离,  $\Delta P_g$  表示粒子当前位置和种群最优位置之间的距离。  $\omega$  为惯性权重参数, 用于平衡局部搜索和全局搜索, 通常取值为小于 1 的正数。

由于标准 PSO 算法惯性权重、学习因子等参数一般默认为固定值, 且自身最优因子和社会因子仅受  $P_j$  和  $P_g$  影响, 过于局限, 算法后期极易陷入局部最优的问题, 因此我们对算法进行了改进。

## 2.2 改进的 PSO 算法

我们首先对惯性权重进行调整, 加强算法的全局搜索能力。然后将混合粒子群与竞争粒子群相结合, 精细搜索过程, 改进算法后期易陷入局部最优的问题。

惯性权重  $\omega$  是 PSO 算法中的一个重要参数<sup>[14]</sup>, 控制着粒子的飞行速度。研究表明,  $\omega$  值与粒子飞行速度呈正相关, 当  $\omega$  值较大时, 粒子飞行速度快, 此时 PSO 全局搜索能力较强; 反之, 当  $\omega$  值较小时, 粒子飞行速度慢, 更有利于算法局部搜索。为了获得最优的惯性因子, 我们在算法中引入自适应惯性权重<sup>[15]</sup>。这种方法将惯性权重与不同适应度的粒子进行精准匹配, 使得适应度低的粒子比适应度高的粒子飞行得更快。自适应惯性权重公式如下:

$$\omega_i = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{R_i}{N}, \quad (3)$$

其中  $R_i$  是第  $i$  个粒子根据粒子适应度排序时的位置,  $N$  是粒子总数。由式(3)可以看出当粒子适应度较低时,  $R_i$  的值较大, 对应的  $\omega$  值更大, 此时该粒子以较高的速度飞行, 提高了算法的全局搜索能力。

为了精细搜索过程,将混合 PSO<sup>[16]</sup>与竞争 PSO<sup>[17]</sup>结合,表达式如下:

$$V(k+1) = \omega \times V(k) + c_1 \times r \times \Delta P_{\text{uppers}} + c_2 \times r \times [q \times \Delta P_g + (1-q) \times \Delta P_l], \quad (4)$$

式中  $c_2 \times r \times [q \times \Delta P_g + (1-q) \times \Delta P_l]$ , 将社会因子  $P_g$  分解为了两部分:局部社会因子  $(1-q) \times P_l$  和全局社会因子  $q \times P_g$ ,  $q$  为全局社会因子权重,  $(1-q)$  为局部社会因子权重,  $\Delta P_l$  为粒子局部最优位置和粒子当前位置的距离。第  $k$  次迭代粒子  $i$  所处的位置为  $P_i$ , 局部因子的作用半径为  $R$ ,  $P_{l_i}$  为粒子  $i$  附近的最优解, 其更新公式如下:

$$P_{l_i} = \arg [\min (f(P_i))], |P_i - P_{l_i}| \leq R, \quad (5)$$

$f(P_i)$  为粒子  $i$  在当前迭代中的适应度, 在当前迭代中距离以粒子  $i$  为中心, 半径为  $R$  范围内适应度最小时,  $P_{l_i}$  即为区域内的最佳粒子。

$c_1 \times r \times \Delta P_{\text{uppers}}$  则是将  $\Delta P_j$  更新为  $\Delta P_{\text{uppers}}$ , 更接近最优位置的粒子会影响落后粒子的速度。

$$\Delta P_{\text{uppers}} = \sum_{i=1}^n P_n - X, \quad (6)$$

其中  $\Delta P_{\text{uppers}}$  是粒子当前位置与以前所有更接近目标粒子之间的距离,  $X$  为粒子当前位置,  $P_n$  为前一个粒子的位置。为了降低更多粒子的重要性,  $c_1$  的常数会更小。此外为了表示使用落后粒子位置信息的概念, 每五次迭代, 速度更新机制中增加一项, 如下式:

$$V(k+1) = \omega \times V(k) + c_1 \times r \times \Delta P_{\text{uppers}} + c_2 \times r \times [q \times \Delta P_g + (1-q) \times \Delta P_l] + c_3 \times \Delta P_{\text{lower}}, \quad (7)$$

$$\Delta P_{\text{lower}} = X - P_{\text{lower}}, \quad (8)$$

其中  $\Delta P_{\text{lower}}$  表示粒子当前位置与落后粒子之间的距离,  $X$  为粒子当前位置,  $P_{\text{lower}}$  为落后粒子的位置,  $c_3$  为随机参数。

混合 PSO 将社会因子分解为局部和全局两部分, 使算法同时具备局部搜索和全局搜索的能力, 从而更好地提高算法的搜索效率和优化性能。具体来说, 局部社会因子考虑了粒子周围的情况, 可以帮助粒子在局部区域内进行搜索, 发现潜在的局部最优解。这种局部搜索能力可以使算法更快地收敛, 并在局部最优解周围进行微调, 提高解的质量和稳定性。全局社会因子则考虑了整个粒子群的信息, 可以帮助

粒子跳出局部最优解, 发现更好的全局最优解。这种全局搜索能力可以使算法更具有全局收敛性, 并且可以避免算法陷入局部最优解而无法跳出的情况。竞争 PSO 对自身最优因子进行了改进, 考虑了粒子之间的竞争性, 更接近最优位置的粒子将会影响落后粒子的速度, 精细了算法搜索过程。改进后的 PSO 算法流程图如图 2 所示。

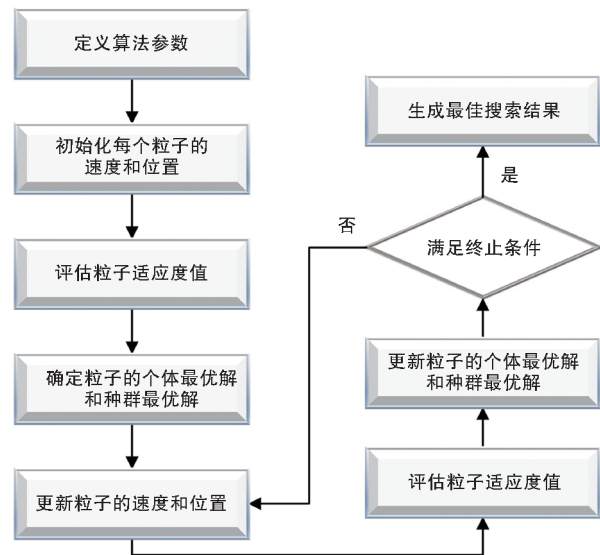


图 2 改进的 PSO 算法流程图  
Fig. 2 Flow chart of improved PSO algorithm

### 2.3 PID 参数优化

PID 控制是一种基于反馈控制的控制方法, 其一般形式如下式<sup>[18]</sup>:

$$u(t) = K_P \text{er}(t) + K_I \int_0^t \text{er}(\tau) + K_D \frac{d}{dt} \text{er}(t), \quad (9)$$

$$\text{er}(t) = y_d(t) - y(t), \quad (10)$$

其中  $\text{er}(t)$  为系统误差,  $y_d(t)$  为系统给定值,  $y(t)$  为被控对象的实际输出值,  $u(t)$  为系统的控制量, 待优化的参数有  $K_P, K_I, K_D$ , 分别为比例增益、积分增益、微分增益。这三个参数可看作是三维解空间中的点。设置合适的系统性能评价指标, 将  $f(K_P, K_I, K_D)$  作为系统的适应度函数, 用 CHPSO 算法对 PID 进行参数优化, 在参数空间里寻找到最优位置, 使系统的性能指标达到最优。其结构如图 3 所示。

公式(11)为评价函数, 对 PID 控制器的系统性能进行评价, 旨在最小化调节时间和超调量。根据确定好的评价函数, 我们可以构造自

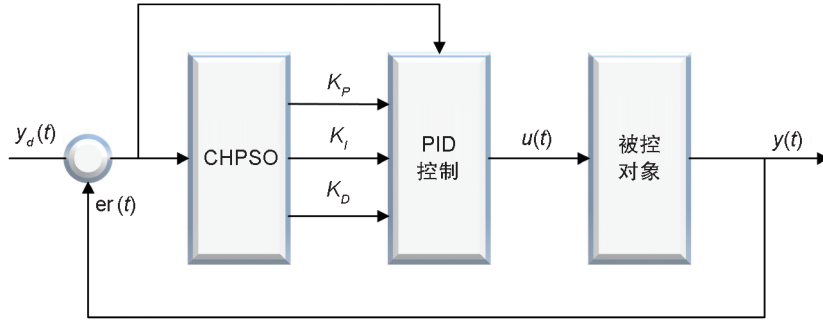


图3 改进PSO的PID控制结构图

Fig. 3 PID control structure diagram of improved PSO

适应度函数  $F = -f_{\text{access}}$ 。算法中初始化的粒子可以根据设定好的适应度函数,确定粒子个体最优解和种群最优解,在迭代过程,根据粒子的适应度值对这两个值进行更新,以得到最佳搜索结果。

$$f_{\text{access}} = \ln(at_s + 1) + \ln(b\sigma + 1). \quad (11)$$

### 3 系统仿真与结果分析

#### 3.1 仿真参数设置

在量子纠缠源温控系统中,我们是通过控制 TEC 来实现对非线性晶体温度控制的。根据被控对象具有非线性、时滞性等特点,系统的传递函数如下:

$$G(s) = \frac{K}{Ts + 1} e^{-\tau s}, \quad (12)$$

其中  $K$  为开环增益,  $T$  为时间常数,  $\tau$  为纯时滞延迟时间。我们根据温控装置实际电路图以及相关测量的数据,在 MATABL 中拟合数据得到  $K = 1, T = 60, \tau = 80$ 。代入上述传递函数得:

$$G(s) = \frac{1}{60s + 1} e^{-80s}. \quad (13)$$

同时,结合粒子群算法与 PID 控制器的特性需要设定一些必要的参数。维度  $D = 3$ , 对应 PID 控制器中需要优化的三个参数  $K_P, K_I, K_D$ , 初始化粒子种群规模为  $N = 100$ , 最大迭代次数  $g_{\text{max}} = 100$ 。惯性权重初始值  $\omega_{\text{max}} = 0.9, \omega_{\text{min}} = 0.4, c_2, c_3$  为常数 2,  $c_1$  设置为每次迭代从 2 线性递减的常数。另外,根据经验可得 PID 控制器的三个参数的范围,并由此设定粒子位置边界  $X_{\text{max}} = [50, 50, 10], X_{\text{min}} = [-50, -50, -10]$ , 粒子的最大速度  $V_{\text{max}} = 1$ , 初始速度为 0, 初始位置在设置的搜索范围内随机均匀分布。

#### 3.2 实验结果

在确定好实验系统参数后,根据被控对象以及上文提到的性能评价指标函数构建 PID 仿真器。仿真结果表明,在该系统中 CHPSO 算法相较遗传算法 (GA)、PSO 和混合粒子群算法 (HPSO) 算法更接近全局最优,包括稳态、超调量、峰值时间和调节时间方面等指标都优于以上提到的算法。

在仿真过程中, PID 参数和粒子适应度随迭代次数的变化情况如图 4 所示。可见算法在迭代 50 次之后,  $K_P, K_I, K_D$  值基本不变,趋于收敛,搜索得到的参量值分别为  $K_P = 14.603, K_I = 2.093, K_D = 0.263$ 。改进算法的适应度随着迭代次数的增加呈现出先快速下降后逐渐平缓的趋势,算法在第 30 次迭代时,适应度达到稳定。在开始时,由于群体中的粒子随机分布,因此其适应度较低。随着迭代的进行,群体中的粒子逐渐向全局最优解靠近,其适应度也逐渐提高。四种算法的参数整定结果见表 1。

采用 GA、PSO、HPSO、和 CHPSO 四种算法对 PID 控制器进行仿真,仿真曲线如图 5 所示,性能指标对比见表 2。由图 5 和表 2 可以看出,在 0.05 s 时, GA、PSO 和 HPSO 算法的 PID 控制器具有一定的超调,而 CHPSO 算法的 PID 控制器已达稳定,在 0.15 s 时四种 PID 控制器都达到稳定。使用 GA 算法对 PID 参数整定时可以得到一个较好的稳态值,但是超调量达到了 2.103%, 调节时间也较长, PSO 算法和 HPSO 算法相较 GA 算法整定效果有一定提升,但在实验过程中,这两种算法在搜索过程中都容易陷入局部最优的情况。CHPSO 算法在 PID 参数整定

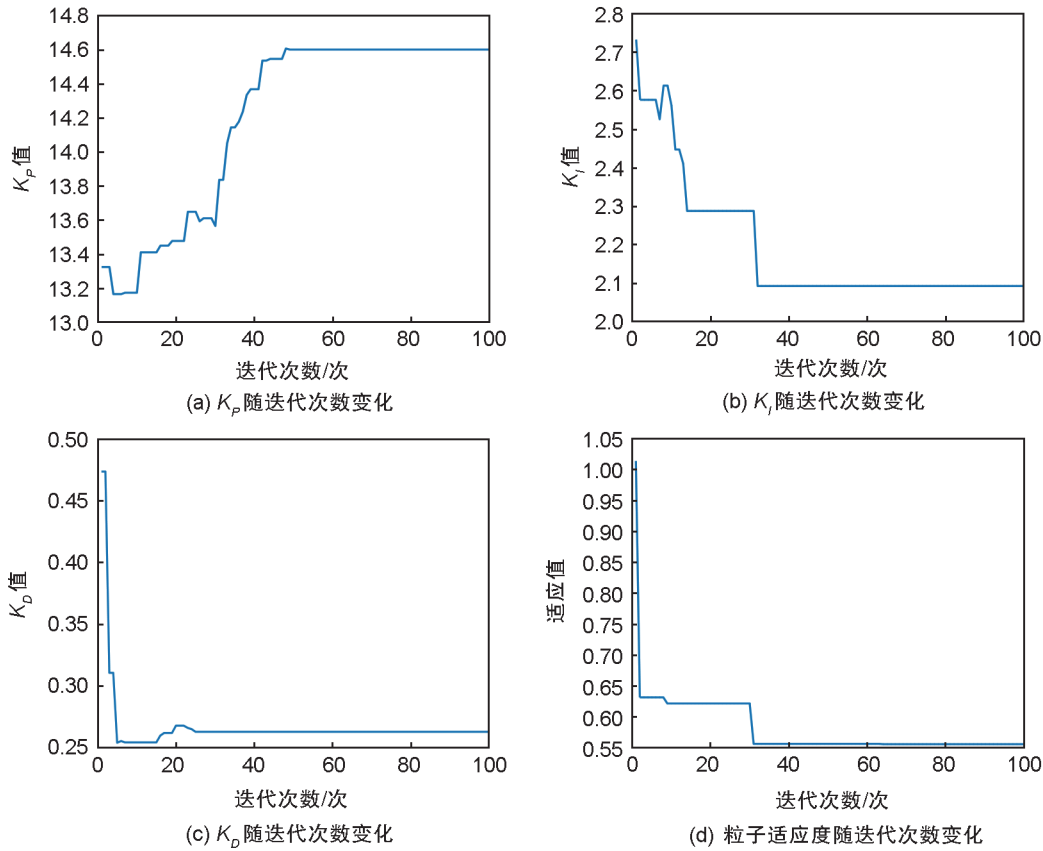


图4 迭代过程中三个参数和粒子适应度的变化情况

Fig. 4 Changes of three parameters during iteration

表1 四种算法参数整定结果

Table 1 Parameter setting results of four algorithms

算法	$K_p$	$K_i$	$K_d$
GA	11.025	2.100	0.150
PSO	13.748	2.487	0.282
HPSO	14.437	2.036	0.374
CHPSO	14.603	2.093	0.263

表2 四种算法性能比较

Table 2 Performance comparison of four algorithms

算法	稳态	超调量/%	峰值时间/s	调节时间/s
GA	1.003	2.103	0.150 0	0.147 0
PSO	1.002	0.920	0.113 5	0.043 0
HPSO	1.001 9	0.520	0.101 5	0.037 5
CHPSO	1.000 1	0.100	0.078 4	0.034 5

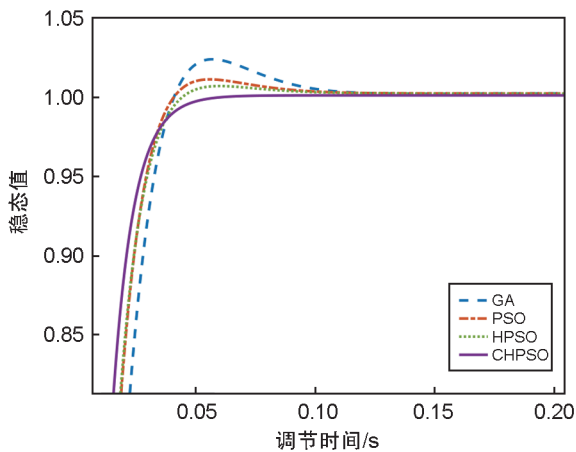


图5 仿真曲线图

Fig. 5 Simulation curve

中与以上三种算法相比性能进一步提升,超调量仅有0.100%,调节时间缩短到0.034 5 s,且多次实验稳定性更好。

#### 4 结束语

本文研制并开发了一种基于CHPSO自整定PID算法的量子纠缠源温度控制装置。CHPSO算法是将竞争粒子群与混合粒子群相结合,使搜索过程更加精细化,有效改善了算法后期易陷入局部最优的问题。仿真结果表明,CHPSO相较GA,PSO和HPSO算法,可以使系统的超调量减小到0.100%,调节时间降低到0.034 5 s,且多次运行偏差较小,鲁棒性更

强。采用基于CHPSO算法的PID温度控制器,响应速度和稳定性更强,可以有效地控制非线性晶体的温度,从而提升量子纠缠光源的品质,具有很好的应用前景,对量子通信领域的研究具有重要价值。为了进一步提升纠缠光源的品质,本文将继续优化控制算法,将CHPSO算法与深度神经网络相结合,同时温控系统将采用FPGA作为主控单元,以实现更高效、更准确地优化。

### 参考文献:

- [1] 王宁. 基于纠缠态的长距离连续变量量子密钥分发[D]. 太原:山西大学, 2018.  
WANG N. Long-distance Continuous Variable Quantum Key Distribution with Einstein-Podolsky-Rosen (EPR)-Entangled State[D]. Taiyuan: Shanxi University, 2018.
- [2] BENNETT C H, DIVINCENZO D P. Quantum Information and Computation[J]. *Nature*, 2000, **404**(6775): 247–255. DOI: 10.1038/35005001.
- [3] GIOVANNETTI V, LLOYD S, MACCONE L. Advances in Quantum Metrology[J]. *Nat Photonics*, 2011, **5**(4): 222–229. DOI: 10.1038/nphoton.2011.35.
- [4] RALPH T C, LAM P K. A Bright Future for Quantum Communications[J]. *Nat Photonics*, 2009, **3**(12): 671–673. DOI: 10.1038/nphoton.2009.222.
- [5] BYLICKA B, CHRUSCIŃSKI D, MANISCALCO S. Non-Markovianity and Reservoir Memory of Quantum Channels: A Quantum Information Theory Perspective [J]. *Sci Rep*, 2014, **4**: 5720. DOI: 10.1038/srep05720.
- [6] 郑耀辉, 李凤琴, 张宽收, 等. 全固态单频激光器研究进展[J]. 中国激光, 2009, **36**(7): 1635–1642. DOI: 10.3788/CJL20093607.1635.  
ZHENG Y H, LI F Q, ZHANG K S, *et al.* Progress of All-solid-state Single-frequency Lasers[J]. *Chin J Lasers*, 2009, **36**(7): 1635–1642. DOI: 10.3788/CJL20093607.1635.
- [7] GUO X M, ZHAO J J, LI Y M. Robust Generation of Bright Two-color Entangled Optical Beams from a Phase-insensitive Optical Parametric Amplifier[J]. *Appl Phys Lett*, 2012, **100**(9): 091112. DOI: 10.1063/1.3690876.
- [8] JIA X J, YAN Z H, DUAN Z Y, *et al.* Experimental Realization of Three-color Entanglement at Optical Fiber Communication and Atomic Storage Wavelengths[J]. *Phys Rev Lett*, 2012, **109**(25): 253604. DOI: 10.1103/physrevlett.109.253604.
- [9] PINEL O, JIAN P, ARAUJO R M D, *et al.* Generation and Characterization of Multimode Quantum Frequency Combs[J]. *Phys Rev Lett*, 2011, **108**(8): 083601. DOI: 10.1103/PhysRevLett.108.083601.
- [10] TANG J, LIU G, PAN Q T. A Review on Representative Swarm Intelligence Algorithms for Solving Optimization Problems: Applications and Trends[J]. *IEEE/CAA J Autom Sin*, 2021, **8**(10): 1627–1643. DOI: 10.1109/JAS.2021.1004129.
- [11] KENNEDY J, EBERHART R. Particle Swarm Optimization[C]//Proceedings of ICNN'95 – International Conference on Neural Networks. Perth: IEEE, 1995: 1942–1948. DOI: 10.1109/ICNN.1995.488968.
- [12] 齐艺超, 陈伟, 穆春元, 等. 基于粒子群自整定PID算法的激光器温度控制系统[J]. 激光技术, 2019, **43**(5): 650–654. DOI: 10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2019.05.012.  
QI Y C, CHEN W, MU C Y, *et al.* Laser Temperature Control System Based on Particle Swarm Self-tuning PID Algorithm[J]. *Laser Technol*, 2019, **43**(5): 650–654. DOI: 10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2019.05.012.
- [13] DEULKAR P, HANWATE S. Analysis of PSO-PID Controller for CSTR Temperature Control[C]//2020 IEEE First International Conference on Smart Technologies for Power, Energy and Control (STPEC). Nagpur: IEEE, 2020: 1–6. DOI: 10.1109/STPEC49749.2020.9297750.
- [14] SHI Y, EBERHART R. A Modified Particle Swarm Optimizer[C]//1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. Anchorage: IEEE, 2002: 69–73. DOI: 10.1109/ICEC.1998.699146.
- [15] NICKABADI A, EBADZADEH M M, SAFABAKHSH R. A Novel Particle Swarm Optimization Algorithm with Adaptive Inertia Weight[J]. *Appl Soft Comput*, 2011, **11**(4): 3658–3670. DOI: 10.1016/j.asoc.2011.01.037.
- [16] SUBRAMONEY D, NYIRENDA C N. MultiSwarm PSO Algorithm for Static Workflow Scheduling in Cloud Fog Environments[J]. *IEEE Access*, 2022, **10**: 117199–117214. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3220239.
- [17] TOUSI S M A, MOSTAFANASAB A, TESHNEHLAB M. Design of Self Tuning PID Controller Based on Competitional PSO[C]//Proceedings of the 2020 4th Conference on Swarm Intelligence and Evolutionary Computation (CSIEC). Mashhad: IEEE, 2020: 22–26. DOI: 10.1109/CSIEC49655.2020.9237318.
- [18] WANG L. PID Control System Design and Automatic Tuning Using MATLAB/Simulink[M]. Sebastopol: Wiley-IEEE Press, 2020. DOI: 10.1002/9781119469414.