

基于改进蚁狮算法的间歇反应釜优化方法研究

汪 会, 潘海鹏, 张益波

(浙江理工大学机械与自动控制学院, 浙江 杭州 310018)
✉1119549054@qq.com; pan@zstu.edu.cn; zhangy41@163.com



摘 要: 针对蚁狮算法易陷入局部极值点和收敛速度慢的问题, 提出一种基于自适应边界调节策略和分段搜索策略的改进型蚁狮算法。通过引入自适应调节因子对蚂蚁围绕蚁狮游走时的范围进行自适应改变, 提高了算法的全局寻优能力和寻优精度。融合粒子群算法的记忆保存思想和柯西变异算子对蚂蚁位置进行分段搜索, 丰富了蚂蚁种群的多样性, 解决了算法易陷入局部最优的问题。将改进的算法应用于乙酸乙酯生产过程的间歇式反应釜, 并与蚁狮算法进行比较, 实验表明改进后算法收敛速度更快, 对间歇式反应釜生产过程中的反应温度、产物浓度和反应时间等参数的优化效果明显。

关键词: 改进蚁狮算法; 间歇式反应釜; 自适应边界调节策略; 分段搜索策略; 参数优化

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Research on Optimization Method of Batch Reactor based on Improved Ant Lion Algorithm

WANG Hui, PAN Haipeng, ZHANG Yibo

(School of Mechanical and Automatic Control, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)
✉1119549054@qq.com; pan@zstu.edu.cn; zhangy41@163.com

Abstract: This paper proposes an improved ant lion algorithm based on adaptive boundaries and segmentation search strategy to address the problems that ant-lion algorithm tends to fall into local extremum and slow convergence speed. The adaptive adjustment factor is introduced to adaptively change the range of ants around the ant lion, which improves global search ability and search accuracy of the algorithm. The idea of memory preservation of particle swarm optimization and Cauchy mutation operator are combined to search the ant's position in segments, which enriches the diversity of ant population and solves the problem that the algorithm is easy to fall into local optimum. The improved algorithm is applied to the batch reactor of ethyl acetate production process. Compared with the traditional ant lion algorithm, experimental results show that the improved algorithm converges faster, and it has a better optimization effect on parameters, such as reaction temperature, product concentration and reaction time in the batch reaction production process.

Keywords: improved ant lion algorithm; batch reactor; adaptive boundary adjustment strategy; segmented search strategy; parameter optimization

1 引言(Introduction)

间歇生产过程是将有限量的物料按规定的加工顺序, 在一个或多个设备中加工, 达到一定的反应程度后一次性取出全部反应物料, 获得有限量产品的加工过程^[1-3], 被广泛应用于要求多品种、小批量、优质高产等的生产领域。与连续过程相比, 间歇生产过程因其工作点不稳定、有一定的运行时

间和重复运行的特点, 它的优化方法研究受到广泛关注^[4]。

乙酸乙酯生产是一个典型的间歇生产过程, 含有三个生产单元, 分别是反应单元、中和单元和精馏单元^[5]。反应单元是乙酸乙酯生产的第一个工段, 反应生成的乙酸乙酯浓度直接影响后面精馏单元提纯的产品质量, 且反应单元和中和单元耗时较长, 而精馏单元的耗时较短, 因此生产过程中各单

元之间存在着节拍失衡问题，因此对反应单元的产物浓度和反应时间的优化十分必要。

由乙酸乙酯反应单元的特性看出，该单元模型复杂，求解难度较大，因而利用数值求解是更优的选择，如无须梯度信息的迭代动态规划^[6]、遗传算法^[7]和粒子群算法^[8]等。李宏光等^[9]采用迭代动态规划算法，应用于终端时刻固定的间歇生产过程的动态优化问题中，但迭代动态规划算法需对状态变量进行离散化，计算量很大。赵博等^[10]同时考虑费用和环境的影响，利用遗传算法求解间歇化工过程的多目标优化问题，遗传算法的计算量由种群大小决定，即由控制变量决定，当遇到一些控制变量较多的过程时，遗传算法的计算工程也会十分复杂。陈伟等^[11]针对序列二次规划算法求解含复杂约束的间歇生产过程时全局搜索弱的问题，采用粒子群算法增强了其对含复杂约束的优化问题的求解能力，但粒子群算法容易产生早熟收敛，且局部寻优能力不足。

蚁狮优化算法(Ant Lion Optimizer, ALO)^[12]是Mirjalili于2015年提出的一种仿生智能算法，具有调节参数少、寻优精度高等优点，成为近几年进化计算领域的研究热点之一，已被广泛应用于变压器设计、电力系统、无线电传感器以及无人机航线规划等领域。徐钦帅等^[13]为了提高无线传感器网络的节点覆盖率，引入边界收缩因子和判断机制而提出混合变异的改进蚁狮算法(Mixed Strategy based ALO, MS-ALO)，提高了网络覆盖率，并使节点分布更加均匀。刘景森等^[14]基于自适应边界算子和动态比例系数提出了优选策略的自适应蚁狮优化算法(Preferred Strategy Self-adaptive ALO, PSALO)，取得了较好的寻优效果，但他们只在测试函数上进行了仿真，没有从工程角度进行相关实验。

本文以间歇式反应生产过程为对象，以产品质量、反应时间和能耗为指标，针对ALO收敛速度慢且易陷入局部极值问题，引入自适应边界调节策略和分段搜索策略^[15]，提出一种基于自适应边界和柯西变异的改进蚁狮优化(Ant Lion Optimization with Self-adaptive and Cauchy Mutation, CSALO)算法。通过对蚂蚁围绕蚁狮随机游走的范围进行自适应调整，随机改变蚂蚁游走范围的大小，增强了算法的全局寻优能力和寻优精度。在蚂蚁搜索可行解过程中引入分段搜索策略，搜索的前半段参考粒子群算法的记忆保存策略更新蚂蚁位置，增加算法的多样性，提高算法的局部搜索能力；算法的后半段加入柯西变异算子，提高了算法寻到全局最优解的概率，增强了算法跳出局部极值点的能力，并加快了算法寻优速度。最后将CSALO应用于乙酸乙酯生产的间歇式反应单元的参数优化问题，通过五组仿真实验证明，与蚁狮算法相比，本文提出的方法收敛速度更快，在保证反应时间较短的情况下，提高了乙酸乙酯的浓度，降低了生产能耗，优化效果明显。

2 蚁狮优化算法(Ant lion optimization algorithm)

蚁狮是一种肉食性昆虫，以昆虫为食，以其独特的捕

食方式而得名。蚁狮利用它尖锐的下颚在沙子里设下陷阱，等到觅食的蚂蚁掉入陷阱后，蚁狮就会将其吞食。捕食成功后，蚁狮挖下一个陷阱继续等待捕捉蚂蚁，如图1所示。



图1 蚁狮猎食示意图

Fig.1 Schematic diagram of antlion hunting

Mirjalili根据其习性提出了蚁狮优化算法^[16]，步骤如下：

(1)蚂蚁在寻找食物时，按照式(1)进行随机游走：

$$X(t) = [0, \text{cumsum}(\eta_1), \dots, \text{cumsum}(\eta_n)] \quad (1)$$

其中， $X(t)$ 是蚂蚁的位置， cumsum 是计算蚂蚁游走位置的累计和， n 是最大迭代次数， η_n 是一个代数式，如式(2)所示：

$$\eta_n = 2r(t_n) - 1 \quad (2)$$

其中， t 是随机游走步长， $r(t)$ 是一个随机函数，如式(3)所示：

$$r(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } \text{rand} > 0.5 \\ 0 & \text{if } \text{rand} \leq 0.5 \end{cases} \quad (3)$$

其中， rand 是在 $[0, 1]$ 均匀分布的随机数。

(2)在每次优化过程中，都会更新蚂蚁的位置，但如果使用式(1)更新蚂蚁位置，则无法保证蚂蚁是在求解空间内进行随机搜索，因此Mirjalili对式(1)进行了归一化处理，如式(4)所示：

$$X'_i = \frac{(X'_i - a_i) \times (b_i - c'_i) + c'_i}{(d'_i - a_i)} \quad (4)$$

其中， X'_i 是第 i 维变量在第 t 次迭代时的标准化位置， a_i 和 b_i 分别是第 i 维变量随机游走步长的最小值和最大值， c'_i 和 d'_i 是第 i 维变量在第 t 次迭代中随机游走的最小值和最大值，如式(5)、式(6)所示：

$$c'_i = \text{Antlion}'_i + c' \quad (5)$$

$$d'_j = \text{Antlion}'_j + d' \quad (6)$$

其中， c' 是第 t 代中所有蚂蚁的位置最小值， d' 是第 t 代中所有蚂蚁位置的最大值， $\text{Antlion}'_i$ 、 $\text{Antlion}'_j$ 是第 t 代中第 i 只和第 j 只蚁狮的位置。

(3)蚁狮依靠陷阱捕捉蚂蚁，这里的“陷阱”实际是蚂蚁随机游走范围不断缩小，如式(7)、式(8)所示：

$$c' = \frac{c'}{I} \quad (7)$$

$$d' = \frac{d'}{I} \quad (8)$$

其中， $I = 10^w \frac{t}{T}$ ， t 是当前迭代次数， T 是最大迭代次数， w 是一个常数。

$$t > \begin{cases} 0.1T, w=2 \\ 0.5T, w=3 \\ 0.75T, w=4 \\ 0.9T, w=5 \\ 0.95T, w=6 \end{cases}$$

(4) 蚁狮捕食成功后, 将自己的位置转移至捕食到蚂蚁的位置, 如式(9)所示:

$$Antlion'_j = Ant'_i \quad \text{if } f(Ant'_i) > f(Antlion'_j) \quad (9)$$

其中, Ant'_i 是第 t 代中第 i 只蚂蚁的位置, f 是优化目标函数。

(5) 在每次迭代过程中, 都会将适应度值最好的蚂蚁保存下来作为精英蚁狮, 这会影响蚂蚁的游走, 需更新蚂蚁的位置, 如式(10)所示:

$$Ant'_i = \frac{R'_A + R'_E}{2} \quad (10)$$

其中, R'_A 是在第 t 代中围绕由轮盘赌方式选中的蚁狮游走的蚂蚁位置, R'_E 是第 t 次迭代过程中围绕适应度最优的精英蚁狮游走的蚂蚁位置。

3 改进型蚁狮优化算法(Improved ant lion optimization algorithm)

3.1 自适应边界调节策略

在蚁狮优化算法的式(7)、式(8)中, 蚂蚁围绕蚁狮游走的活动范围仅受当前迭代次数和最大迭代次数的影响, 这就导致在当前迭代次数下的所有蚂蚁的游走范围是一样的, 使蚂蚁种群的多样性下降, 影响算法的寻优精度。对此, 本文借鉴文献[14]的自适应边界策略, 并在此基础上在蚂蚁的游走步长里融入了迭代次数的影响, 提出改进自适应边界调节策略, 对式(7)、式(8)中的 I 进行如下改进:

$$I = 10^w \frac{t}{T} \left(\frac{t}{2T} + \sin\left(\frac{\pi t}{T+t} \cdot rand\right) \right) \quad (11)$$

其中, $rand$ 是 $[0, 1]$ 内均匀分布的随机数。

$$t > \begin{cases} 0.1T, w=2 \\ 0.5T, w=3 \\ 0.75T, w=4 \\ 0.9T, w=5 \\ 0.95T, w=6 \end{cases}$$

3.2 基于柯西变异的分段搜索策略

根据式(4)可知, 蚂蚁的位置由自身位置、蚁狮位置和所设陷阱位置决定, 因此蚁狮算法具有较强的局部搜索能力, 但易被局部极值点“迷惑”。为了提高算法跳出局部极值点的能力, 并加快算法的收敛速度, 对算法进行分段化处理。

算法搜索的前半段, 借鉴粒子群算法中对每代最优解进行记忆保存的思想, 对式(4)进行如下改进:

$$X_i^{t+1} = b_1 W + b_2 r_1 (X_{best}^t - X_i^t) + b_2 r_2 (X_j^t - X_k^t) \quad (12)$$

$$b_1 = \frac{0.8(T-t)}{T+0.2} \quad (13)$$

$$b_2 = \left(\frac{T-t}{T}\right)^N \quad (14)$$

其中, X_i^{t+1} 是第 i 只蚂蚁在第 $t+1$ 代的位置, X_{best}^t 是第 t 代蚂蚁的最优位置, X_i^t 是第 t 代中第 i 只蚂蚁的位置, X_j^t 和 X_k^t 是第 t 代中任意两只蚂蚁的位置, r_1 和 r_2 是 $[0, 1]$ 内均匀分布的随机数, b_1 是惯性权重, b_2 是学习因子, N 是蚂蚁的种群大小, W 是蚂蚁位置更新的步长函数, 如式(15)所示:

$$W = \frac{(X_i^t - a_i) \times (b_i - c_i)}{d_i^t - a_i} \quad (15)$$

算法的后半段, 利用柯西变异“帮助”算法跳出局部极值点, 缩短算法的寻优时间。柯西分布的概率密度函数如式(16)所示:

$$f(x) = \frac{1}{s\pi \left[1 + \left(\frac{x-t}{s}\right)^2\right]} \quad (16)$$

其中, t 是位置参数, s 是比例参数, 当 $t=0$, $s=1$ 时是标准柯西分布, 如式(17)所示:

$$f(x) = \frac{1}{\pi(1+x^2)} \quad (17)$$

与高斯分布相比, 标准柯西分布在原点处的波峰较矮, 在两端的曲线坡度较缓, 取值范围较广, 因此柯西变异的扰动能力更强。将柯西变异引入蚂蚁位置更新公式中, 可以较短的时间来搜索相邻区间, 不受局部极值点的“迷惑”, 提升算法的全局寻优性。因此, 对式(4)进行如下改进:

$$X_i^t = \frac{(X_i^t - a_i) \times (b_i - c_i)}{d_i^t - a_i} + rand \times Cauchy(0,1) + c_i \quad (18)$$

其中, $Cauchy(0,1)$ 是标准柯西分布, $rand$ 是 $[0, 1]$ 内均匀分布的随机数。算法搜索的前半段和后半段由概率 P_c 决定,

$$P_c = \frac{T}{5}, \quad T \text{ 是最大迭代次数。}$$

4 仿真实例(Simulation example)

4.1 乙酸乙酯生产过程间歇式反应釜描述

设乙酸乙酯间歇生产过程反应单元发生如下反应:
 $A \rightarrow B \rightarrow C$ 。A 是乙醇和乙酸混合溶液, B 是乙酸乙酯, C 是乙醚。反应过程的微分方程描述^[17], 如式(19)所示:

$$\begin{cases} \frac{dC_A}{dt} = -k_1 C_A \\ \frac{dC_B}{dt} = k_1 C_A - k_2 C_B \end{cases} \quad (19)$$

其中, C_A 、 C_B 表示 A、B 的浓度。

$$k_i = k_{i0} \exp\left(-\frac{E_i}{RT}\right), (i=1,2)$$

$$k_{10} = 65.6 \text{ s}^{-1}$$

$$k_{20} = 1970 \text{ s}^{-1}$$

$$E_1 = 1.0 \times 10^4 \text{ cal/mol}$$

$$E_2 = 1.6 \times 10^4 \text{ cal/mol}$$

$$t_f = 12.5 \text{ s}$$

反应过程的温度是控制变量, 控制目标函数是:

$$Y = C_B + \frac{\beta_1}{\sum_{i=1}^n T} + \frac{\beta_2}{t_e} \quad (20)$$

其中, β_1 和 β_2 是数量级因子, 用于统一量纲, $\beta_1 = 2 \times 10^3$,

$\beta_2 = 1$ 。 T 代表反应过程中的温度，可行域范围为[600, 960]。 t_c 代表产出符合质量要求的乙酸乙酯所需时间。合格产物 B 的浓度是0.47，因此，控制优化的性能指标是在 Y 处获得最大值，并在 t_f 时得出反应过程的反应温度 T 的控制轨迹。

4.2 仿真结果

为了验证算法CSALO的有效性和可行性，将CSALO与蚁狮算法(ALO)、具有自适应边界的蚁狮算法(SALO)和基于柯西变异分段搜索的蚁狮算法(CALO)在相同的条件下进行仿真对比分析。所用软件信息：Windows 10、MATLAB R2017a。参数初始化：蚂蚁和蚁狮种群大小均为40，最大迭代次数为500。运行5次，得到目标函数值和产物B的浓度值，如表1、表2所示。目标函数优化曲线和反应过程的反应温度控制轨迹如图2、图3所示。

表1 目标函数值仿真误差结果

Tab.1 Simulation error results of objective function value

算法	最优值	最劣值	平均值
CSALO	0.69503	0.69492	0.69496
ALO	0.69499	0.69480	0.69488
CALO	0.69505	0.69473	0.69489
SALO	0.69496	0.69473	0.69489

表2 产物B浓度仿真误差结果

Tab.2 Simulation error results of product B concentration

算法	最优值	最劣值	平均值
CSALO	0.47856	0.47837	0.47845
ALO	0.47849	0.47823	0.47837
CALO	0.47872	0.47813	0.47838
SALO	0.47845	0.47814	0.47827

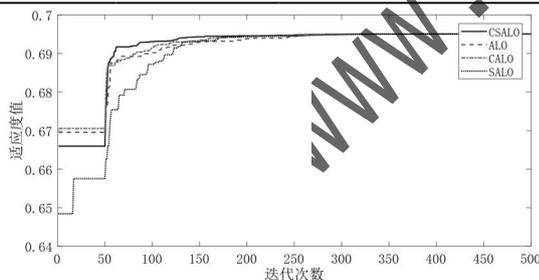


图2 目标函数适应度曲线

Fig.2 Objective function fitness curve

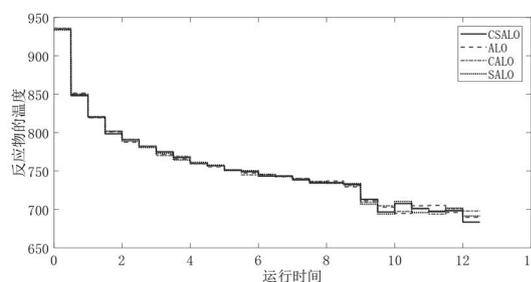


图3 产品质量控制的温度优化轨迹

Fig.3 Temperature optimization trajectory for product quality control

表1、表2的寻优结果表明，在目标函数值的仿真结果上，CSALO的平均值和最劣值最高，CALO的最优值最高，而SALO的最优值、最劣值和平均值均最差。综合来看，CSALO算法的优化效果最好，SALO算法的优化效果最差，SALO和ALO算法有陷入局部最优的问题，CALO算法虽然克服了局部最优问题，但算法的稳定性较差。图2、图3表明，CSALO算法收敛速度最快，寻优所需时间最短。

由上述分析可知，CSALO的寻优精度和收敛速度明显更优，算法求解的稳定性更好，表现出较强的全局搜索能力、局部开发能力和跳出局部极值能力。这主要是因为搜索蚂蚁位置时加入了柯西变异，有利于算法从局部极值中跳出，蚂蚁游走过程中的自适应边界和分段搜索策略有效扩大了蚂蚁种群多样性，提高了算法找到理论最优值的概率。

综上所述，针对乙酸乙酯间歇反应单元的参数优化问题，CSALO算法在间歇型乙酸乙酯生产过程中的产物浓度、反应温度和生产效率的平衡点的优化效果显著。比起蚁狮算法，在工程应用上，CSALO算法仍然具有较好的寻优精度和收敛速度，在保证反应时间较短的情况下，有效提高了乙酸乙酯的浓度，降低了能耗，表现出较好的寻优性能。

5 结论(Conclusion)

反应釜是化工生产的第一工段，对产品的质量起到决定性作用。为了有效地提高反应釜产物的浓度和降低能耗，本文提出了基于蚁狮算法的优化方案，并针对蚁狮算法存在的问题提出了改进型蚁狮算法。仿真实验表明，改进的蚁狮算法与蚁狮算法相比提高了乙酸乙酯的浓度，降低了能耗，优化效果更好。

就化工生产而言，除了反应釜，还有中和单元和精馏单元，而针对它们的优化方案还有待研究。

参考文献(References)

- [1] 陆宁云,王福利,高福荣,等.间歇过程的统计建模与在线监测[J].自动化学报,2006,32(3):400-410.
- [2] LEE J, LEE K S, LEE J H, et al. An online batch span minimization and quality control strategy for batch and semi-batch processes[J]. Control Engineering Practice, 2001, 9(8):901-909.
- [3] 贾立,曹鲁明,邱铭森.基于建模误差PDF形状的间歇过程数据驱动模型[J].仪器仪表学报,2012,33(7):1505-1512.
- [4] 陈治纲,许超,邵惠鹤.间歇过程优化与先进控制综述[J].化工自动化及仪表,2003,30(3):1-6.
- [5] 杨岚.基于PSO的间歇型乙酸乙酯生产线的优化方法研究[D].杭州:浙江理工大学,2018.
- [6] LUUS R. Optimal control of batch reactors by iterative dynamic programming[J]. Journal of Process Control, 1994, 4(4):218-226.
- [7] NGUANG S K, CHEN L Z, CHEN X D. Optimisation of fed-batch culture of hybridoma cells using genetic algorithms[J].

- ISA Transactions, 2001, 40(4):381-389.
- [8] VENTER G, JAROSLAW S S. Particle Swarm Optimization[J]. AIAA Journal, 2003, 41(8):129-132.
- [9] 李宏光,刘骥鹏,黄静雯.自适应变步长迭代动态规划方法及其在间歇过程优化中的应用[J].控制与决策,2015,30(11):2048-2054.
- [10] 赵博,袁希钢,罗伟青.考虑环境影响的间歇过程多目标最优化设计[J].化工进展,2007,26(1):113-118.
- [11] 陈伟,贾立.间歇过程PSO-SQP混合优化算法研究[J].仪器仪表学报,2016,37(2):339-347.
- [12] SEYEDALI M, PRADEEP J, SHAHRZAD S. Multi-objective ant lion optimizer: A multi-objective optimization algorithm for solving engineering problems[J]. Applied Intelligence, 2017, 46(1):79-95.
- [13] 徐钦帅,何庆,魏康园.改进蚁狮算法的无线传感器网络覆盖优化[J].传感技术学报,2019,32(2):18.
- [14] 刘景森,霍宇,李煜.优选策略的自适应蚁狮优化算法[J].模式识别与人工智能,2020,33(2):121-132.
- [15] 何庆,林杰,徐航.混合柯西变异和均匀分布的蝗虫优化算法[J/OL].控制与决策,2020,36(7):1-10.https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1609.
- [16] SEYEDALI M. The ant lion optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2015, 83(1):80-98.
- [17] ZHANG J. Modelling and multi-objective optimal control of batch processes using recurrent neuro-fuzzy networks[J]. International Journal of Automation and Computing, 2006, 20(1):1-7.

作者简介:

汪会(1995-),女,硕士生.研究领域:间歇型乙酸乙酯生产线的优化.

潘海鹏(1965-),男,硕士,教授.研究领域:系统建模和控制,智能检测与控制,工业过程控制与综合自动化.

张益波(1980-),男,博士,副教授.研究领域:非线性系统控制,多智能体控制.

(上接第38页)

学生过程数据、服务数据等)、数据分析和可视化呈现,支撑教学改革和决策规划。

6 结论(Conclusion)

本文主要分析了如何建设智慧云服务平台,为师生提供一个开放的、灵活的、可靠的私有云实验环境,结合多媒体教学、监控系统、录播、实训教程、资源课程,形成学院内部的IT资源服务中心,面向教师、学生、科研团队提供“自助式桌面云服务平台”,由传统的5×8 h学习延伸为7×24 h的自助式学习,突破学生只能在实验室学习的局限。在不影响正常教学的前提下,将闲置的物理资源回收并以课程服务桌面的形式按需交付给学生、教师、科研团队,使教学、实验能够“延续”到课外,最大化利用有限的资源环境,实现桌面资源的分时复用,提高教与学的质量,推动学院的教育信息化建设迈上一个新的台阶。

参考文献(References)

- [1] 蔡建华,胡文心,张凌立.基于SPOC的计算机实验教学云平台设计与实践[J].实验技术与管理,2019,36(12):197-200.
- [2] NGUYEN-NEWBY T H, FRASER B J. Computer laboratory workshops as learning environments for university business statistics: Validation of questionnaires[J]. Learning Environments Research, 2020(1):1-19.
- [3] 刘海宁,王晓磊,楚丹琪,等.现代商科实验室信息化平台环境的构建与效用[J].实验技术与管理,2019,36(1):44-48.
- [4] 吴伟娜,周会会,王文华.云计算技术背景下实验室的建设与管理实践[J].实验技术与管理,2021,38(1):235-238.
- [5] 王承明,白连万,王健,等.基于云平台的计算机公共实验教学中心建设的研究与实践[J].实验技术与管理,2020,37(11):269-272.
- [6] 陈慧芬,卢庆武.云计算在高校机房管理中的应用[J].实验室研究与探索,2013,32(7):213-216.
- [7] 王峰,黄刚.基于云平台的计算机实验教学中心建设[J].实验技术与管理,2014,31(12):121-123,143.
- [8] ASADI Z, ABDEKHODA M, NADRIAN H. Understanding and predicting teachers' intention to use cloud computing in smart education[J]. Interactive Technology and Smart Education, 2019, 17(1):14-27.
- [9] 苗桂君,尤枫,刘锦华,等.基于IDV技术的高校公共机房桌面虚拟化平台研究与实践[J].实验技术与管理,2019,36(12):267-270,277.
- [10] 刘夏.云桌面应用研究概述[J].计算机系统应用,2014,23(07):12-16.
- [11] 邵凌.桌面虚拟化在信息安全管理中的应用[J].计算机与网络,2014,40(13):55-58.
- [12] 胡继华,陈薇薇,伍丽华.面向实验教学和大学生创新活动的复合云桌面设计与构建[J].实验技术与管理,2020,37(06):246-249,262.
- [13] 吴湘宁,罗勤鹤,刘远兴,等.高校云桌面计算机实验室方案选择与设计[J].实验技术与管理,2020,37(06):19-23.

作者简介:

李季明(1980-),男,硕士,实验师.研究领域:实验室管理,计算机应用,物流管理,复杂网络.

高猛猛(1994-),男,硕士,助理实验师.研究领域:实验室管理,物流管理,复杂网络.