基于改进灰狼算法的啤酒灌装 PID 液位控制

步同杰,王亚刚*

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院,上海 200093)

摘要:目的 针对啤酒罐装液位控制存在的变负荷、多模态、PID 参数整定难的问题,提出一种基于改 进灰狼算法的 PID 参数整定方法,以提高啤酒生产的工作效率。方法 对灰狼算法进行改进,使用欧式 距离变化率动态调整收敛因子,平衡算法的全局搜索能力;引入动态自适应权重因子,提高算法的优化 速度和精度;与基本灰狼算法比较并用测试函数验证改进算法的性能。结果 仿真结果表明,改进后的 灰狼算法在收敛速度和精度上提升效果显著;改进灰狼算法整定的 PID 参数的上升时间为 1.9 s,调节 时间为 5.12 s, 超调量为 3.78%。 结论 与基本灰狼算法对比, 改进灰狼算法对啤酒灌装液位 PID 参数进 行整定,调节时间快,超调较小,可以更好地满足啤酒生产的控制要求。

关键词: 改进灰狼算法; 欧式距离变化率; 自适应权重; PID 参数整定; 啤酒灌装; 液位控制 文章编号: 1001-3563(2023)21-0245-08

文献标识码: A

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2023.21.030

中图分类号: TB486; TP273

PID Liquid Level Control for Beer Filling Based on Improved Grey Wolf Algorithm

BU Tong-jie, WANG Ya-gang*

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a PID parameter setting method based on improved grey wolf algorithm to solve the problems of variable load, multi-mode and difficult PID parameter setting in liquid level control for beer filling, so as to improve the working efficiency of beer production. The grey wolf algorithm was improved, and the convergence factor was adjusted dynamically by the Euclidian distance change rate to balance the global search ability of the algorithm. The dynamic adaptive weight factor was introduced to improve the optimization speed and accuracy of the algorithm. The improved algorithm was compared with the basic grey wolf algorithm and its performance was verified by test function. The simulation results indicated that the improved grey wolf algorithm enhanced the convergence speed and accuracy significantly. For the PID parameters set by improved grey wolf algorithm, the rise time was 1.9 seconds, the adjustment time was 5.12 seconds, and the overshoot was 3.78%. Compared with the basic grey wolf algorithm, the improved grey wolf algorithm is used to set the PID parameters of beer filling level. The adjustment time is fast and the overshoot is small, which can better meet the control requirements of beer production.

KEY WORDS: improved grey wolf algorithm; Euclidian distance change rate; self-adaptive weight; PID parameter setting; beer filling; liquid level control

啤酒灌装机作为啤酒生产过程中的重要设备,其 内部的液位控制很大程度上决定了最终生产的啤酒

质量。目前, 啤酒灌装机液位通常采用 PID 控制器进 行反馈控制, PID 控制器安全可靠、鲁棒性高[1]。常

收稿日期: 2022-12-12

基金项目: 国家重点研发计划课题资助(2020YFC2007502)

规 PID 参数整定方法有内部模型法^[2-4]、Z-N 法^[5-7]、 极点配置法等。随着生产流程复杂性的提升,控制系统存在很多变负荷、多模态、时变不确定等棘手的优化问题,常规 PID 控制解决这类问题时表现不佳,引入智能优化算法是一种有效地解决途径。

智能优化算法是将智能算法加入到目标控制系统中,其灵感多数来源于自然界的物理现象和动物的捕食行为,这类方法对问题的表述没有限制,非常适合解决多模态、模型不准确的问题,并且鲁棒性强、容易理解,已在多个领域得到推广。近年来,秃鹰算法^[8]、蝠鲼优化算法^[9]、蝙蝠算法^[10]、鲸鱼算法等新型算法相继被学者提出。

灰狼算法 (Grey Wolf Optimizer, GWO) 是一类 新型元启发式优化算法,它模拟现实中灰狼种群的领 导等级和巧妙的狩猎方法,相较于其他智能优化算 法,具有实现简单、并行性、需要调节的参数少等特 点,已成功被应用到无人机路线规划[11]、光伏模型参 数提取[12]、管壳式换热器优化[13]、DOS 攻击检测[14]、 电池状态估计[15]、轮毂电机反馈控制[16]、组合经济 参数调度[17]等领域。虽然应用广泛,但是传统灰狼算 法在解决多维连续优化问题时存在收敛速度慢、容易 跳入局部最优解、求解效率低等缺陷。刘紫燕等[18] 提出一种基于杂交策略的改进灰狼算法,利用杂交策 略初始化灰狼个体,增强了种群的多样性,并引入蝠 鲼觅食策略调节种群的多样性,有效改善了 GWO 算 法后期易跳入局部最优的问题, 改进算法只用测试函 数验证,未应用到工程优化问题验证优化性能。马占 飞等^[19]提出基于 sin 函数的收敛因子迭代公式, 并结 合最近邻聚类算法,提高了算法收敛速度,但收敛精 度不佳。赵超等[20]采用混沌映射序列初始种群个体以 保证多样性,在算法优化后期引入柯西变异算子,避 免了算法过早收敛,有效提高了算法的寻优效率,但 算法全局搜索能力不强。Zhu 等[21]将 GWO 算法与 DE 算法结合, 提高了灰狼算法的全局搜索能力, 但 改进后的算法较为复杂,收敛速度不佳。李伟中等[22] 设计了一种模糊规则动态调整算法的收敛速度,同时 加入误差度量性能指标,通过机器人位置数据对算法 进行聚类分析,验证了算法的寻优性能,但算法陷入 局部最优抵抗力弱。伍铁斌等[23]提出一种基于对数函 数描述收敛因子的改进 GWO 算法,利用佳点集方法 初始化灰狼个体, 使种群分散在更广的范围。该算法 有效改善了 GWO 算法易跳入局部最优的问题, 但未 对位置更新公式进行调整,改进后的算法全局搜索能 力不强。徐辰华等[24]结合正弦控制因子, 使算法的收 敛因子曲线按照正弦规律变化,加快了算法在寻优前 期的收敛速度,增强全局搜索能力,而在寻优后期速 度减慢,提高了灰狼算法精度。

为了提高灌装机液位的控制精度,本文提出一种基于改进灰狼算法(Improved Grey Wolf Algorithm,

IGWO)的 PID 参数整定方法,在 GWO 算法中引入欧式距离变化率,将收敛因子表示为关于欧式距离变化率的函数,以此选择最佳的收敛因子,使算法的局部搜索和全局搜索达到合适的平衡状态;在权重因子中引入欧式距离变化率和适应度值,使其进行自适应调整。仿真结果表明,与基于标准 GWO 算法的 PID 控制相比,本文所提算法能更好地满足控制要求。

1 灰狼算法及改进

1.1 基本灰狼算法

灰狼算法是一类新型元启发式优化算法,基于现实环境中狼群的等级机制和巧妙的狩猎方法。灰狼群体的等级机制十分严格,见图 1。

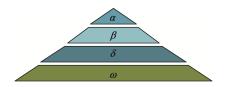


图 1 灰狼等级机制 Fig.1 Grey wolf hierarchy

如图 1 所示,灰狼群体的等级机制分为 4 层,根据适应度值大小进行排序。等级最高的为 α 狼,是整个狼群的领导者,负责指挥狼群的狩猎活动; β 为 α 的接替者,协助头狼 α 做出决策; δ 服从 α 和 β 的领导,但是可以指挥最底层的 ω 狼; ω 负责协调狼群内部关系。在捕猎过程中,先由 α 对猎物发起追捕,随后其他狼在 α 、 β 、 δ 指挥下对猎物进行围攻。

1.2 算法改进

1.2.1 改进非线性收敛因子

对大多数群体智能优化算法来说,都要考虑协调全局搜索和局部搜索之间的平衡关系,若协调不当容易影响算法的收敛速度和寻优精度,或导致算法跳入局部最优,其中,全局搜索表示要扩大种群的搜索空间,同时要加大搜索步长,避免算法陷入局部最优,局部搜索则强调充分利用已知信息在局部空间内进行密集搜索,以此提高种群的寻优精度和收敛速度。GWO 算法作为群体智能算法的一种,协调全局搜索能力和局部搜索能力之间的平衡也至关重要。

式 (1) 表明,在迭代过程中,系数向量 A 的值在 区间 [-a,a] 内变化,a 为收敛因子,r 为[0,1]之间的随 机数。GWO 算法的优化效果与 A 的取值有很大关系。 当 |A|<1时,灰狼种群将逐渐缩小搜索范围并在 α 狼带领下攻击猎物,此时进行的是精细化搜索,对应算法的局部搜索;当 |A|>1时,搜索范围扩大,狼群分配到更广的空间寻找猎物,这利于算法找到最适合的猎物,形成了全局搜索。收敛因子 a 在迭代过程中从 2 线性递减

到 0, 但 GWO 算法的实际优化过程十分复杂,收敛因子线性递减策略不能有效协调算法全局搜索和局部搜索的平衡关系,会对算法寻优性能产生一定影响。

本文提出一种基于欧式距离变化率的收敛因子 调整策略。欧氏距离表示种群个体与历史最优位置之 间的距离,通过欧氏距离的变化判断解的分布,并选 取适合的收敛因子,使算法可以根据解的分布更好地 协调全局搜索与局部搜索之间的平衡。最小欧式距离、平均欧式距离分别见式(2)~(3)。

$$A = 2a \cdot r - a \tag{1}$$

$$L_{\min} = \min_{i=1,2,\dots,N} \left(\sqrt{\sum_{f=1}^{F} (X_{if} - X_{\alpha f})^{2}} \right)$$
 (2)

$$L_{\text{ave}} = \frac{\sum_{i=1}^{N} \sqrt{\sum_{f=1}^{F} (X_{if} - X_{\alpha f})^{2}}}{N}$$
 (3)

式中: N 为最大迭代次数; X_{if} 为种群个体的最优位置; $X_{\alpha f}$ 为种群当前最优位置; F 为种群维数。定义欧式距离变化率为:

$$k = \frac{L_{\text{ave}} - L_{\text{min}}}{L_{\text{min}}} \tag{4}$$

在寻优前期, k 值较大, 种群在搜索范围内分布较广, 因此 a 的衰减程度提高以加强算法的局部搜索能力, 准确快速地找到局部最优解; 在寻优后期, 由于 k 值较小, 种群分布在范围更小的局部空间, 此时 a 的衰减程度降低, 以此更好地寻找全局最优解, 避免算法跳入局部最优。综上, 若将 k 值加入收敛因子更新公式, 可以根据不同情况自适应调整算法收敛速度, 达到协调算法全局平衡和局部平衡的目的。加入 k 值后的收敛因子更新公式为:

$$a = 2 - 2 \left[\frac{1}{e - 1} \times (e^{\frac{t}{t_{\text{max}}} \cdot k} - 1) \right]$$
 (5)

1.2.2 自适应权重改进

基本 GWO 算法中,种群中的其余灰狼 ω 是通过 计算 α 、 β 、 δ 狼位置的平均值来更新其位置。在迭代 过程中,其余灰狼 ω 不断地向 α 、 β 、 δ 狼靠近,由于在 GWO 算法中 α 狼不一定是全局最优解,这就导致 算法容易陷入局部最优。本文提出基于欧式距离变化率和适应度权重的动态权重更新策略,使灰狼 ω 的位置更新公式可根据权重因子进行自适应调节,能更好地提高算法的寻优效率,公式如下:

$$L_{xave} = \frac{\sum_{i=1}^{N} \sqrt{\sum_{f=1}^{F} (X_{if} - X_{xf})^{2}}}{N} \quad x = \alpha, \beta, \omega$$
 (6)

$$L_{x \min} = \min_{i=1,2,\dots,N} \left(\sqrt{\sum_{f=1}^{F} (X_{if} - X_{xf})^{2}} \right) x = \alpha, \beta, \omega$$
 (7)

$$k_{x} = \frac{L_{\text{xave}} - L_{\text{xmin}}}{L_{\text{xmin}}} \quad x = \alpha, \beta, \omega$$
 (8)

$$\varphi_{x} = \frac{k_{x}}{k_{\alpha} + k_{\beta} + k_{\delta}} \quad x = \alpha, \beta, \omega \tag{9}$$

$$y_{\alpha} = \frac{f_{\alpha}}{f_{\alpha} + f_{\beta} + f_{\delta}} \tag{10}$$

$$y_{\beta} = \frac{f_{\beta}}{f_{\alpha} + f_{\beta} + f_{\delta}} \tag{11}$$

$$y_{\delta} = \frac{f_{\delta}}{f_{\alpha} + f_{\beta} + f_{\delta}} \tag{12}$$

$$X(t+1) = \frac{\varphi_{\alpha} y_{\partial} X_1 + \varphi_{\beta} y_{\beta} X_2 + \varphi_{\delta} y_{\delta} X_3}{3}$$
 (13)

式中: $k_x(x=\alpha,\beta,\omega)$ 分别为 ω 关于 α 、 β 、 δ 狼的欧式距离变化率; $\varphi_x(x=\alpha,\beta,\omega)$ 分别为 ω 狼对 α 、 β 、 δ 狼的学习程度; f_α 、 f_β 、 f_δ 为适应度值; y_α 、 y_β 、 y_δ 为适应度权重。式(13)为最终位置的迭代公式。

2 算法仿真验证

2.1 测试函数

仿真实验的运行环境为 Intel Core i5 CPU, 主频为 2.40 GHz, 内存为 16 GB, Win10,64 位操作系统,实验仿真采用软件为 Matlab R2016a。为了验证本文提出的改进灰狼算法的有效性,使用 15 个测试函数进行仿真实验。其中 F1~F6 为单峰测试函数,可以有效地测试算法的收敛精度和速度; F7~F9 为多峰测试函数,这类函数具有多个局部最优解,可以检验算法在高维空间的全局搜索能力; F10~F15 为固定维数的多峰函数,可以直观地检验算法跳出局部最优的能力。

使用上述测试函数对标准 GWO 算法、标准 WOA 算法、MGWO 算法^[25]、NGWO 算法^[19]、IGWO_1 算法、IGWO_2 算法、IGWO_3 算法进行比较。其中 IGWO_1 为采用本文非线性收敛因子策略的改进灰狼算法,IGWO_2 为采用自适应权重策略,IGWO_3 为结合 2 种策略改进的灰狼算法。为了比较的公平性,所有算法的搜索代理值设为 30,最大迭代次数为 500,3 类测试函数在算法中独立运行 30 次。从准确性、稳定性和收敛速度 3 个角度分析算法的寻优性能。

2.2 算法准确性分析

所有算法独立运行 30 次,取平均值表示算法的准确性,加粗字体代表最优值,结果见表 1。

从表 1 可以看出,在单峰函数 F1~F6 中,IGWO_2、IGWO_3 的收敛特性均优于其他算法,这体现出文中所提改进权重策略的有效性,表明自适应权重因子对提高算法收敛精度有积极作用。而在F1~F4中,IGWO_2 的收敛特性优于 IGWO_3 的,这是因为 IGWO_3 同时引入了自适应权重因子和非线性收敛因子,在单峰函数中,引入非线性收敛因子会使自适应权重对算法的优化效果降低。

表 1 平均值 Tab.1 Average value

函数	GWO	WOA	MGWO	NGWO	IGWO_1	IGWO_2	IGWO_3
F1	1.174 8×10 ⁻²⁷	9.231 3×10 ⁻⁷⁴	3.272 7×10 ⁻³³	4.392 9×10 ⁻⁵⁷	8.982 1×10 ⁻⁴⁵	0	0
F2	$9.313~3\times10^{-17}$	$8.989~9 \times 10^{-51}$	$6.640\ 2\times10^{-20}$	$6.672~8 \times 10^{-35}$	$3.172\ 5\times10^{-26}$	2.969 6×10 ⁻¹⁶²	$4.148\ 7\times10^{-162}$
F3	$1.987 \ 9 \times 10^{-05}$	46 285.060 8	$7.556\ 3\times10^{-07}$	$3.172~8 \times 10^{-11}$	$6.092~4\times10^{-08}$	0	0
F4	$8.187\ 5\times10^{-07}$	41.234 4	$1.991~6 \times 10^{-08}$	$1.995~8 \times 10^{-15}$	4.066e-11	4.606 7×10 ⁻¹⁶³	$5.732\ 7\times10^{-163}$
F5	26.985 1	27.911 5	26.867 2	25.145 5	27.190 7	28.960 7	28.9648
F6	0.002 214 2	0.002 227 6	0.001 976 8	0.001 690 7	0.001 517 1	$7.763~9 \times 10^{-05}$	$4.785 6 \times 10^{-05}$
F7	2.884 2	$1.136 \ 9 \times 10^{-14}$	1.263 3	4.297 2	1.744 8	0	0
F8	1.025×10^{-13}	$3.375\ 1\times10^{-15}$	$3.795\ 5\times10^{-14}$	$1.059 \ 9 \times 10^{-14}$	$1.983 \ 6 \times 10^{-14}$	$8.881~8\times10^{-16}$	8.316 2×10 ⁻¹⁶
F9	0.004 235 1	0.011 792	0.002 408 3	0.004 308 4	0.004 828 9	0	0
F10	5.232 3	3.549 8	4.454 1	3.610 1	4.141 2	12.272	12.333 8
F11	0.003 062	0.000 714 53	0.005 165 2	0.004 522 8	0.005 079 3	0.006 268 6	0.008 395 4
F12	-1.031 6	-1.031 6	-1.031 6	-1.031 6	-1.031 6	$-0.906\ 26$	-0.885 18
F13	0.397 89	0.397 9	0.397 89	0.390 1	0.398 84	2.200 3	2.634 7
F14	3	3.000 1	3	3	3	42.896 1	94.06
F15	-3.861 7	-3.856 8	-3.862 1	-3.861 2	-3.860 7	-3.149 4	-3.135 9

在多峰函数 F7~F9 中, IGWO_2、IGWO_3 仍然 为收敛特性最佳的算法,说明对多峰函数来说,引入 自适应权重因子能明显提升算法的全局搜索能力。

在固定维数多峰函数 F10~F15 中,除去 IGWO_2、IGWO_3,其余算法表现效果相近。IGWO_1 的寻优效果明显优于 IGWO_2、IGWO_3,这表明非线性收敛因子在固定维度多峰函数中能有效提高算法跳出局部最优的能力。而 IGWO_1 和 IGWO_2 具有相同的非线性收敛因子,寻优效果却差距较大,说明在

固定维度多峰函数中,自适应权重策略具有一定局限性。

综上, 文中所提 2 种改进策略分别对不同的测试 函数起作用, 相较于 GWO 算法, 对准确度和全局搜 索能力有明显提升效果。

2.3 算法稳定性分析

所有算法独立运行 30 次,取标准差表示算法的 稳定性,加粗字体代表最优值,结果见表 2。

表 2 标准差 Tab.2 Standard deviation

函数	GWO	WOA	MGWO	NGWO	IGWO_1	IGWO_2	IGWO_3
F1	1.579×10^{-27}	3.957×10^{-73}	6.490 3×10 ⁻³³	1.883 4×10 ⁻⁵⁶	1.177×10^{-44}	0	0
F2	6.3682×10^{-17}	$4.446~4\times10^{-50}$	$6.194\ 7\times10^{-20}$	$9.548~8 \times 10^{-35}$	$2.562~9 \times 10^{-26}$	3.135×10^{-162}	2.228×10^{-162}
F3	9.5043×10^{-05}	14068.6966	$2.236~8\times10^{-06}$	$1.106 \ 9 \times 10^{-10}$	$2.666~4\times10^{-07}$	0	0
F4	1.1504×10^{-06}	30.317 7	$1.715 \ 7 \times 10^{-08}$	$3.700\ 2\times10^{-15}$	5.291 3×10 ⁻¹¹	0	0
F5	0.858 15	0.348 55	0.578 29	0.864 32	0.693 1	0.015 114	0.016 268
F6	0.001 121 3	0.001 956 8	0.001 0814	0.001 101 7	0.000 802 73	4.486 1×10 ⁻⁰⁵	$7.818~8 \times 10^{-05}$
F7	4.557 4	$3.131~3\times10^{-14}$	2.443 7	9.374 7	2.280 4	0	0
F8	$1.497 \ 4 \times 10^{-14}$	$2.822\ 2\times10^{-15}$	$4.032~8\times10^{-15}$	3.085×10^{-15}	$4.787~7 \times 10^{-15}$	$6.332\ 7\times10^{-16}$	$6.518\ 2\times10^{-16}$
F9	0.007 467 7	0.044 941	0.008 038 8	0.007 832 9	0.009 057 7	0	0
F10	4.775 3	3.531	4.426 9	3.904 1	3.476 5	1.844 4	1.373
F11	0.006 904 3	0.000 479 05	0.008 5326	0.006 062 9	0.008 577 8	0.021 507	0.014 37
F12	$2.141\ 1\times10^{-08}$	1.289×10^{-09}	$6.025\ 5\times10^{-08}$	$3.641\ 2\times10^{-06}$	$9.914~8 \times 10^{-07}$	0.096 986	0.122 27
F13	$3.735\ 1\times10^{-06}$	$2.428~8 \times 10^{-05}$	7.42e-06	0.000 656 86	0.000 155 22	1.142 7	2.480 1
F14	$2.281~6\times10^{-05}$	0.000 102 8	2.804e-05	$2.435\ 7\times10^{-05}$	2.108 1×10 ⁻⁰⁵	46.251 5	124.528 1
F15	0.002 314 1	0.008 017 9	0.002 873 6	0.002 289	0.002 153 7	0.404 99	0.409 44

优化算法的有效性不仅体现在算法的准确性上,还表现在算法的稳定性中。从表2来看,在单峰函数F1~F6中,IGWO_2、IGWO_3算法的优化结果远远好于标准GWO和其他改进算法,表明利用自适应权重策略改进的灰狼算法在单峰函数中保持了较好的稳定性。

在多峰函数 F7~F9 中, IGWO_2 和 IGWO_3 算 法仍保持优异的稳定性。

在固定维数多峰函数 F10~F15 中, IGWO_3 在 F10 中表现较好, 在函数 F14 和 F15 中, IGWO_1 优 化结果较好。说明文中所提的非线性收敛因子调整策略在固定维数多峰函数中较好地保持了算法优化结果的稳定性。

2.4 算法收敛速度分析

为了观察算法的收敛速度,使用单峰测试函数 F1~F4 绘出各种算法的寻优收敛曲线,见图 2~5。横 坐标为迭代次数,纵坐标为目标函数值,为了便于分

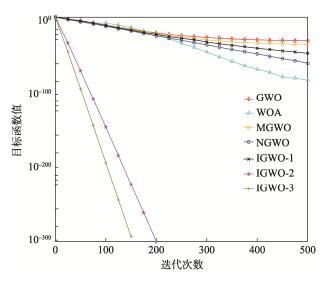


图 2 F1 收敛曲线 Fig.2 F1 convergence curve

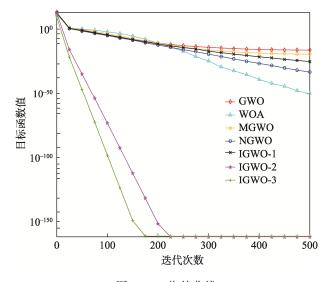


图 3 F2 收敛曲线 Fig.3 F2 convergence curve

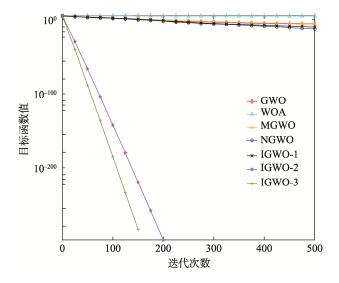


图 4 F3 收敛曲线 Fig.4 F3 convergence curve

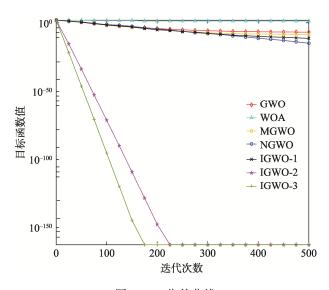


图 5 F4 收敛曲线 Fig.5 F4 convergence curve

析,将目标函数值进行对数变换。由图 2~5 可以看出,引入动态权重策略的 IGWO_2、IGWO_3 算法的收敛速度远远快于其他算法的收敛速度。

综上,在单峰函数和多峰函数中,引入自适应权 重因子的改进算法能加快收敛速度并保持较好的稳 定性,全局搜索能力明显提升。在固定维数多峰函数 中,引入非线性收敛因子能有效提高算法跳出局部最 优的能力。

3 啤酒液位 PID 控制

在啤酒液位控制中采用最多的为 PID 控制,传统 PID 控制器结构见图 6。常用的 PID 参数整定方法有 Z-N 法、极点配置法等。根据控制对象的阶跃响应特性调节 K_P 、 K_i 、 K_d 3 个参数,若增大 K_P ,会减小稳态误差和上升时间;增大 K_i ,则过冲和稳定时间提高;调节 K_d

可以优化因增大 K_P 、 K_i 产生的负面效果。只有 3 个参数配置合理时,控制对象才能达到最优状态。

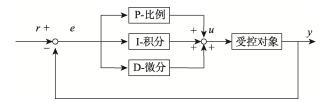


图 6 PID 控制原理 Fig.6 PID control principle

本文使用改进的灰狼算法对 PID 参数进行整定, 控制器系统框图见图 7。

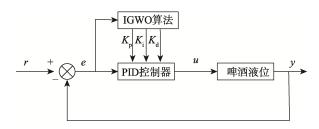


图 7 基于 IGWO 的啤酒液位 PID 优化控制 Fig.7 PID optimization control of beer liquid level based on IGWO

啤酒液位采用黄卓超等^[26]给出的传递函数,其表达式见式(14)。

$$G(s) = \frac{4.756}{160.436s + 1} \tag{14}$$

为了检验改进灰狼算法在啤酒液位控制系统中的有效性,与 Z-N 法、极点配置法、标准 GWO 算法的 PID 控制进行仿真对比实验。在仿真实验中,仿真时间设为 30 s,参数 K_P 、 K_i 、 K_d 的优化范围均为 [0.001,100]。GWO、IGWO 算法的搜索代理值设为 30,最大迭代次数为 500。系统输入为单位阶跃信号,选取式(15)作为改进灰狼算法的适应度函数。4 种方法的性能指标见表 3,单位阶跃响应曲线见图 8。

$$F = \int_0^\infty (\omega_1 \mid e(t) \mid +\omega_2 u^2(t)) dt$$
 (15)

表 3 性能参数 Tab.3 Performance parameter

方法	上升时间/s	调节时间/s	超调量/%
Z-N	0.825	18.5	63.8
极点配置法	0.869	7.31	36.3
GWO	1.32	7.26	22.1
IGWO	1.9	5.12	3.78

从表 3 可以看出, IGWO 算法 PID 控制器的超调量和调节时间明显小于 Z-N 法、极点配置法和标准 GWO 算法, 大幅度减少了啤酒液位控制的超调现象。由图 8 可以看出, 无论是抗干扰性还是实时性, 基于

IGWO 算法的系统控制效果均更好,与 Z-N 法、极点 配置法和 GWO 法得到的系统响应曲线相比,IGWO 算法系统响应曲线控制精度更高,振荡次数更少。

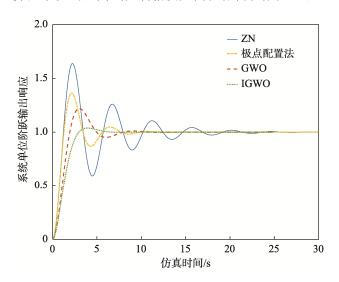


图 8 系统单位阶跃响应曲线 Fig.8 System unit step response curve

4 结语

为了解决基本灰狼算法寻优效果不佳的问题,本文提出一种基于收敛因子和自适应权重的改进灰狼算法,该方法引入欧式距离变化率动态调整收敛因子,平衡算法的全局搜索能力;引入动态自适应权重因子,提高算法的优化速度和精度。将改进灰狼算法(IGWO)与 GWO、WOA、MGWO、NGWO 算法进行对比,用 15 个测试函数进行仿真实验,结果表明 IGWO 算法具有更佳的优化效果。将改进灰狼算法应用到啤酒液位控制系统中,显著改善了控制系统的调节时间、超调量等性能指标,使啤酒灌装机能够满足啤酒生产中的工作要求。

参考文献:

[1] 韩璞,于浩,曹喜果,等.基于经验整定公式的自适应 PID 控制算法研究[J]. 计算机仿真, 2015, 32(3): 438-441.

HAN Pu, YU Hao, CAO Xi-guo, et al. Studies on Adaptive PID Algorithm Based on Formulas[J]. Computer Simulation, 2015, 32(3): 438-441.

[2] 盛锴, 邱靖, 周刚, 等. 基于 IMC-PID 的超临界火电 机组 AGC 性能优化[J]. 控制工程, 2022, 29(8): 1443-1449.

SHENG Kai, QIU Jing, ZHOU Gang, et al. Performance Optimization of AGC for Supercritical Thermal Power

- Unit Based on IMC-PID[J]. Control Engineering of China, 2022, 29(8): 1443-1449.
- [3] SHAMSUZZOHA M. IMC Based Robust PID Controller Tuning for Disturbance Rejection[J]. Journal of Central South University, 2016, 23(3): 581-597.
- [4] GHOUSIYA BEGUM K, SESHAGIRI RAO A, RADHAKRISHNAN T K. Enhanced IMC Based PID Controller Design for Non-Minimum Phase (NMP) Integrating Processes with Time Delays[J]. ISA Transactions, 2017, 68: 223-234.
- [5] 于国强, 刘克天, 胡尊民, 等. 基于 Ziegler-Nichols 优 化算法的火电机组负荷频率 PID 控制研究[J]. 热力发电, 2021, 50(9): 137-144.

 YU Guo-qiang, LIU Ke-tian, HU Zun-min, et al. PID Control of Load Frequency of Thermal Power Unit Based on Ziegler-Nichols Optimization Algorithm[J]. Thermal Power Generation, 2021, 50(9): 137-144.
- [6] BRITO A G. On the Misunderstanding of the Ziegler-Nichols's Formulae Usage[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2019, 6(1): 142-147.
- [7] FIŠER J, ZÍTEK P. PID Controller Tuning via Dominant Pole Placement in Comparison with Ziegler-Nichols Tuning[J]. IFAC-PapersOnLine, 2019, 52(18): 43-48.
- [8] ALSATTAR H A, ZAIDAN A A, ZAIDAN B B. Novel Meta-Heuristic Bald Eagle Search Optimisation Algorithm[J]. Artificial Intelligence Review, 2020, 53(3): 2237-2264.
- [9] ZHAO Wei-guo, ZHANG Zhen-xing, WANG Li-ying. Manta Ray Foraging Optimization: An Effective Bio-Inspired Optimizer for Engineering Applications[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 87: 1-25.
- [10] YANG Xin-she, GANDOMI A H. Bat Algorithm: A Novel Approach for Global Engineering Optimization[J]. Engineering Computations, 2012, 29(5): 464-483.
- [11] ZHANG Wei, ZHANG Sai, WU Feng-yan, et al. Path Planning of UAV Based on Improved Adaptive Grey Wolf Optimization Algorithm[J]. IEEE Access, 2021, 9: 89400-89411.
- [12] LONG Wen, CAI Shao-hong, JIAO Jian-jun, et al. A New Hybrid Algorithm Based on Grey Wolf Optimizer and Cuckoo Search for Parameter Extraction of Solar Photovoltaic Models[J]. Energy Conversion and Management, 2020, 203: 1-14.
- [13] LARA-MONTAÑO O D, GÓMEZ-CASTRO F I. Opti-

- mization of a Shell-and-Tube Heat Exchanger Using the Grey Wolf Algorithm[J]. Computer Aided Chemical Engineering, 2019, 46: 571-576.
- [14] JAWHAR M M T, ALELLAH M A. The Detect Dos Attack from Network Traffic Using Gray Wolf Optimization Algorithm[J]. Journal of Engineering Science and Technology, 2020, 15(6): 3639-3648.
- [15] 赵超,王延峰,林立.基于改进灰狼算法优化核极限学习机的锂电池动力电池荷电状态估计[J].信息与控制,2021,50(6):731-739.
 - ZHAO Chao, WANG Yan-feng, LIN Li. State of Charge Estimation for Lithium Battery Based on Kernel Extreme Learning Machine Optimized by Improved Grey Wolf Algorithm[J]. Information and Control, 2021, 50(6): 731-739.
- [16] SUN Xiao-dong, HU Chang-chang, LEI Gang, et al. State Feedback Control for a PM Hub Motor Based on Gray Wolf Optimization Algorithm[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(1): 1136-1146.
- [17] MEE SONG H, SULAIMAN M H, MOHAMED M R. An Application of Grey Wolf Optimizer for Solving Combined Economic Emission Dispatch Problems[J]. International Review on Modelling and Simulations (IREMOS), 2014, 7(5): 838.
- [18] 刘紫燕, 吴应雨, 梁静, 等. 基于杂交策略的自适应 灰狼优化算法[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(1): 113-117.
 - LIU Zi-yan, WU Ying-yu, LIANG Jing, et al. Adaptive Gray Wolf Optimization Algorithm Based on Hybridization Strategy[J]. Application Research of Computers, 2022, 39(1): 113-117.
- [19] 马占飞, 江凤月, 李克见, 等. 改进灰狼群优化算法 的环境污染物预测研究[J]. 小型微型计算机系统, 2021, 42(10): 2031-2037.
 - MA Zhan-fei, JIANG Feng-yue, LI Ke-jian, et al. Improved Grey Wolf Optimization Algorithm for Environmental Pollutant Prediction[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2021, 42(10): 2031-2037.
- [20] 赵超, 王斌, 孙志新, 等. 基于改进灰狼算法的独立微电 网容量优化配置[J]. 太阳能学报, 2022, 43(1): 256-262. ZHAO Chao, WANG Bin, SUN Zhi-xin, et al. Optimal Configuration Optimization of Islanded Microgrid Using Improved Grey Wolf Optimizer Algorithm[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2022, 43(1): 256-262.
- [21] ZHU Ai-jun, XU Chuan-pei, LI Zhi, et al. Hybridizing

- Grey Wolf Optimization with Differential Evolution for Global Optimization and Test Scheduling for 3D Stacked SoC[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2015, 26(2): 317-328.
- [22] 李伟中, 孔令成, 王美玲. 结合模糊逻辑的自适应灰 狼优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2021, 42(10): 2023-2030.
 - LI Wei-zhong, KONG Ling-cheng, WANG Mei-ling. Adaptive Gray Wolf Optimization Algorithm Combined with Fuzzy Logic[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2021, 42(10): 2023-2030.
- 因子的改进灰狼优化算法及其应用[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2018, 49(4): 857-864.

 WU Tie-bin, GUI Wei-hua, YANG Chun-hua, et al. Improved Grey Wolf Optimization Algorithm with Logarithm Function Describing Convergence Factor and Its Application[J]. Journal of Central South University

(Science and Technology), 2018, 49(4): 857-864.

[23] 伍铁斌, 桂卫华, 阳春华, 等. 用对数函数描述收敛

- [24] 徐辰华, 骆珠光, 吴冠宏, 等. 基于正弦因子和量子局部搜索的灰狼优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(24): 83-89.
 - XU Chen-hua, LUO Zhu-guang, WU Guan-hong, et al. Grey Wolf Optimization Algorithm Based on Sine Factor and Quantum Local Search[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(24): 83-89.
- [25] 郭振洲, 刘然, 拱长青, 等. 基于灰狼算法的改进研究[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(12): 3603-3606. GUO Zhen-zhou, LIU Ran, GONG Chang-qing, et al. Study on Improvement of Gray Wolf Algorithm[J]. Application Research of Computers, 2017, 34(12): 3603-3606.
- [26] 黄卓超, 张伟, 王亚刚. 改进粒子群算法的啤酒灌装 机液位控制 PID 参数整定[J]. 包装工程, 2020, 41(19): 159-165.

HUANG Zhuo-chao, ZHANG Wei, WANG Ya-gang. PID Parameter Setting of Liquid Level Control for Beer Filling Machine Based on Improved Particle Swarm Algorithm[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(19): 159-165.

责任编辑:曾钰婵