

基于混沌自适应粒子群算法的车间布局优化

郭小莹

东北林业大学 机电工程学院, 哈尔滨 150040

摘要:目的 针对粒子群优化在布局优化中存在的收敛精度低、易成熟度等缺点,提出了一种基于混沌映射的改进粒子群优化算法。方法 首先,设置自适应动态惯性权值,以衡量全局和局部搜索能力。其次,引入混沌映射并选出合适的混沌映射方法,以提高种群的多样性。最后,引入差分进化算法以提高算法的搜索能力,设置了自适应突变参数和交叉参数来控制突变的大小,以提高差分进化算法的性能,避免改进粒子群算法陷入局部最优。结果 以变速器装配车间为例,通过构建成本最低和非物流关系密切程度最大函数,运用改进后的粒子群算法进行求解,通过数据分析证明改进后算法可以有效地解决粒子群算法易早熟的问题,优化后的搬运距离减少了 32.83%,物流成本减少了 34.37%。结论 案例结果证明该算法在车间布局优化中的可行性。

关键词:布局优化;粒子群算法;差分进化算法;混沌映射;自适应

中图分类号:TP18 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2026.0004.015

Optimization of Workshop Layout Based on a Chaotic Adaptive Particle Swarm Algorithm

GUO Xiaoying

School of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China

Abstract: Objective Aiming at the shortcomings of particle swarm optimization (PSO) in layout optimization, such as low convergence precision and a tendency to premature convergence, an improved PSO algorithm based on chaotic mapping is proposed. **Methods** First, an adaptive dynamic inertia weight was set to measure global and local search capabilities. Subsequently, chaotic mapping was introduced, and an appropriate chaotic mapping method was selected to enhance the diversity of the population. Finally, a differential evolution algorithm was incorporated to improve the search ability of the algorithm. Adaptive mutation parameters and crossover parameters were set to control the magnitude of mutation, so as to enhance the performance of the differential evolution algorithm and prevent the improved PSO from falling into local optima. **Results** Taking the transmission assembly workshop as a case study, the improved PSO algorithm was applied to solve the problem by constructing an objective function aimed at minimizing total cost and maximizing non-logistical relationship closeness. Data analysis demonstrated that the proposed algorithm can effectively mitigate the premature convergence inherent in the standard PSO. The optimized layout achieved a 32.83% reduction in material handling distance and a 34.37% decrease in logistics cost. **Conclusion** The case study results confirm the feasibility and effectiveness of the proposed algorithm for workshop layout optimization.

Keywords: layout optimization; particle swarm algorithm; differential evolution algorithm; chaotic mapping; self-adaptation

车间布局是企业发展中需要面对的一个重要问题,国内外学者将算法应用于布局优化中,极大地提高

了车间布局优化的可行性,包括遗传算法^[1]、蚁群算法^[2]、鲸鱼算法^[3]、差分进化算法^[4]和声搜索算法^[5]

收稿日期:2024-04-26 修回日期:2024-07-20 文章编号:1672-058X(2026)04-0112-07

作者简介:郭小莹(1999—),女,山西汾西人,硕士研究生,从事生产系统优化研究。Email:17536245204@163.com.

引用格式:郭小莹.基于混沌自适应粒子群算法的车间布局优化[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2026,43(4):112-118.

Guo Xiaoying. Optimization of workshop layout based on a chaotic adaptive particle swarm algorithm[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2026, 43(4): 112-118.

投稿地址 <http://journal.ctbu.edu.cn/zr/ch/index.aspx>

等。国外 Samanta 等^[6]学者较早提出了采用人工蜂群算法进行布局优化。针对车间串行和并行两种布置方式, Tubailh 等^[7]利用蚁群算法和模拟退火算法对目标函数进行求解。Leno 等^[8]针对多目标车间布局优化问题提出了将遗传算法和模拟退火算法进行结合。Sierra Diego 等^[9]提出了采用启发式算法预估设备危险并提供了有效的解决办法。苏杏琦^[10]以养殖业的处理车间为例,利用关联图法提出了可行的布局方案。罗灯兰等^[11]针对多品种小批量生产车间存在的设备布局不合理问题,结合物料搬运系统分析方法和仿真软件对布局进行优化。郑广辉等^[12]采用遗传和声搜索算法从生产工艺和布局方面进行优化。

综上所述,众多学者从算法的参数、适应度函数以及种群多样性等方面进行改进,并通过案例证明了改进算法的有效性及其先进性。在布局优化中,使用混沌序列提高种群多样性的研究较少,所以本文引入混沌序列,提出了一种基于混沌映射的改进粒子群优化算法。首先,设置粒子自适应动态惯性权值,以衡量算法的全局和局部搜索能力。其次,引入混沌映射,以提高种群的多样性。最后,引入差分进化算法以提高算法的搜索能力,设置了自适应突变参数和交叉参数来控制突变的大小,以提高算法的性能,避免改进粒子群算法陷入局部最优。以 D 公司变速器装配车间为例,对数学模型进行求解,再根据实际情况对解进行修正,通过对比改善前后车间的物流成本来验证改进算法的有效性。

1 算法设计及其改进

1.1 自适应粒子群算法

假设有 N 个待布局元素,其在搜索空间中具体位置 P 和速度 V 表示为

$$P = (x_1, x_2, \dots, x_n, y_1, y_2, \dots, y_n) \quad (1)$$

$$V = (v_{x1}, v_{x2}, \dots, v_{xn}, v_{y1}, v_{y2}, \dots, v_{yn}) \quad (2)$$

为提高算法的全局搜索能力,采取自适应动态惯性权值,粒子的速度和位置按下式更新:

$$w(t) = \frac{w_{\text{start}}(w_{\text{start}} - w_{\text{end}})(T_{\text{max}} - t)}{T_{\text{max}}} \quad (3)$$

$$v_i(t+1) = w(t)v_i(t) + c_1r_1(t)[p_{\text{best}}(t) - x_i(t)] + c_2r_2(t)[g_{\text{best}}(t) - x_i(t)] \quad (4)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (5)$$

式(3)中, w 为粒子的惯性权重, T_{max} 为最大迭代次数。式(4)中, c_1 为个体加速系数, c_2 为全局加速系数, 本文取; r_1, r_2 为 0-1 之间的随机数。

适应度函数可以用来评价算子的优劣,表示为

$$g = \frac{1}{Z + M} \quad (6)$$

式(6)中, Z 为目标函数值, M 为一常数。

1.2 基于混沌映射的自适应粒子群算法

不同的混沌映射^[13]可能导致所提算法有不同行为,利用混沌序列进行种群初始化、选择、交叉和变异等操作可以影响算法的整个过程,而且常常能取得比伪随机数更好的效果^[14-15],本文使用了四种著名的混沌映射,即 Kent^[16], Sine 映射^[17], Logistic 映射^[18] 和 Tent 映射^[19]。

(1) Kent 映射

$$x_{t+1} = \begin{cases} \frac{x_t}{b}, & 0 < x < b \\ \frac{1-x_t}{1-b}, & b < x < 1 \end{cases} \quad (7)$$

其中, b 为 Logistic 映射的控制参数,一般 $0 < b < 4.5$, 本文取 $b = 0.3$, 对于每个种群中的粒子选择一个初始值 x_0^i , 利用控制参数 b 可产生一系列混沌序列 $\alpha_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 。

(2) Sine 映射

$$x_{t+1} = \frac{d}{4} \sin(\pi x_t) \quad (8)$$

其中, d 为 Logistic 映射的控制参数,一般 $0 < d < 4$; 本文取 $d = 3$, 对于每个种群中的粒子选择一个初始值 x_0^i , 利用控制参数 d 可产生一系列混沌序列 $\beta_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 。

(3) Logistic 映射

$$x_{t+1} = hx_t(1-x_t) \quad (9)$$

其中, h 为 Logistic 映射的控制参数,一般 $3.1 < h < 3.99$, 本文取 $h = 3.5$, 对于每个种群中的粒子选择一个初始值 x_0^i , 利用控制参数 h 可产生一系列混沌序列 $\gamma_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 。

(4) Tent 映射

$$x_{t+1} = \begin{cases} \frac{x_t}{k} & x_t < k \\ \frac{(1-x_t)}{(1-k)} & x_t \geq k \end{cases} \quad (10)$$

其中, k 为 Logistic 映射的控制参数,一般 $0 < k < 1$; 本文取 $k = 0.5$, 对于每个种群中的粒子选择一个初始值 x_0^i , 利用控制参数 k 可产生一系列混沌序列 $\varepsilon_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 。

(5) 测试函数

$$f_1 = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (11)$$

式(11)中, x_i 为第 i 维分量; 函数搜索范围为 $[-100, 100]$, 理论最优值为 0。

在 $t+1$ 迭代时第 i 个粒子的速度更新方法为

$$v_i(t+1) = w(t)v_i(t) + c_1x_{t+1}[p_{\text{best}}(t) - x_i(t)] + c_2x_{t+1}[g_{\text{best}}(t) - x_i(t)] \quad (12)$$

利用 Sphere 函数进行测试,在基准函数中得到不同 IPSO 算法的收敛曲线的比较结果如图 1 所示。

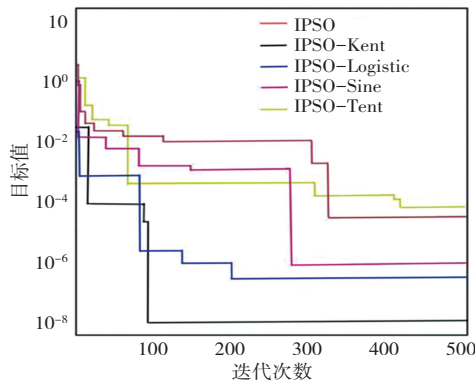


图 1 基于不同 IPSO 算法收敛曲线的对比图

Fig. 1 Convergence curves of different IPSO algorithms

从图 1 可以看出,IPSO-Kent 算法的优化效果最好,收敛速度最快,所以使用 Kent 映射为本文的优化方法。

1.3 基于自适应参数的改进差分进化算法

对差分进化算法^[20]的优化主要从比例因子 F 和交叉概率因子 ζ ^[21]进行改进。

1.3.1 种群初始化

种群规模为 N_p 。

$$X_i(t) = [x_{i,j}(t), x_{i,j}(t), \dots, x_{i,D}(t)] \quad (13)$$

$$x_{i,j}(1) = x_j^L + \text{rand}(0,1) \cdot (x_j^U - x_j^L) \quad (14)$$

式(13)和式(14)中, $i=1,2,\dots,N_p$, $j=1,2,\dots,D$; x_j^L 和 x_j^U 分别是第 j 个分量的下界和上界; $\text{rand}(0,1)$ 是一个在 0 和 1 之间均匀分布的随机数。

1.3.2 变异—比例因子的自适应优化

在每一代中,通过从当前种群中随机选择 3 个参数向量,为每个第 i 个种群成员创建一个突变载体^[22]。使用 F 来衡量 3 个随机选择的向量中任意两个的差值,并将比例差值加到第 3 个向量中。可以将每个向量的第 j 个分量的突变过程表示如下:

$$v_i(t) = x_{e1,j}(t) + F \cdot (x_{e2,j}(t) - x_{e3,j}(t)) \quad (15)$$

式(15)中,缩放因子 $F \in [0,1+]$ 为突变因子, e_1, e_2 和 $e_3 \in \{1,2,\dots,N_p\}$ 。每一代需重新选择随机参数 e 。

F 值越大,突变程度越大,有利于扩大算法的搜索范围, F 值越小,有利于提高局部搜索精度,其表达式如下:

$$F_i = F_{\min} + (F_{\max} - F_{\min}) \cdot \frac{\text{git}(x_{p2}(t)) - \text{git}(x_{p1}(t))}{\text{git}(x_{p3}(t)) - \text{git}(x_{p1}(t))} \quad (16)$$

式(16)中, $\text{git}(x_{pi}(t))$ 表示向量 x_{pi} 的适应度值。

1.3.3 交叉—交叉概率的自适应优化

对于最大化问题,采用二项交叉方案:

$$u_{i,j}(t) = \begin{cases} v_{i,j}(t), & \text{rand}(0,1) \leq \zeta \\ x_{i,j}(t), & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

式(17)中, ζ 是交叉率,本文取 $\zeta \in [0,1]$ 。具体表达式如下:

$$\zeta_i = \begin{cases} \zeta_{\min} + (\zeta_{\max} - \zeta_{\min}) \cdot \frac{\text{fit}(x_i) - \text{fit}_{\min}}{\text{fit}_{\max} - \text{fit}_{\min}}, & \text{fit}(x_i) \geq \text{fit}_{\text{mean}} \\ \zeta_{\min}, & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

式(18)中, $\text{fit}(x_i)$ 是向量 x_i 的适应度值。

1.3.4 选择

在迭代到 $t+1$ 代时,该算子将实验向量与相应的目标向量的适应度进行比较,并根据下式选择较好的解:

$$X_i(t+1) = \begin{cases} U_i(t), & f(U_i(t)) \geq f(X_i(t)) \\ X_i(t), & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

该算法的控制参数为突变因子 F 、交叉率 ζ 和种群大小。遵循以下等式:

$$x_{i,j}(t) = \begin{cases} x_{i,j}^{\min}, & x_{i,j}(t) \leq x_{i,j}^{\min} \\ x_{i,j}^{\max}, & x_{i,j}(t) \geq x_{i,j}^{\max} \\ x_{i,j}(t), & \text{否则} \end{cases} \quad (20)$$

式(20)中, $x_{i,j}^{\min}$ 和 $x_{i,j}^{\max}$ 分别为第 i 个总体成员的第 j 个分量的最小界和最大界。

2 IPSO-IDE 算法实现与应用

2.1 IPSO-IDE 算法的实现

本文采用的方法称为混合粒子群差分演化(IPSO-IDE)算法。它首先是一个标准的 IDE 算法,直到生成实验向量为止。如果实验向量的适应度优于相应的目标向量,则将其纳入种群;否则,算法激活 PSO 阶段,利用位置和速度更新方程生成新的候选解。该方法反复重复,希望找到更好的解,直到达到最优值。IPSO-IDE 的流程图如图 2 所示。车间设施布局图如图 3 所示。

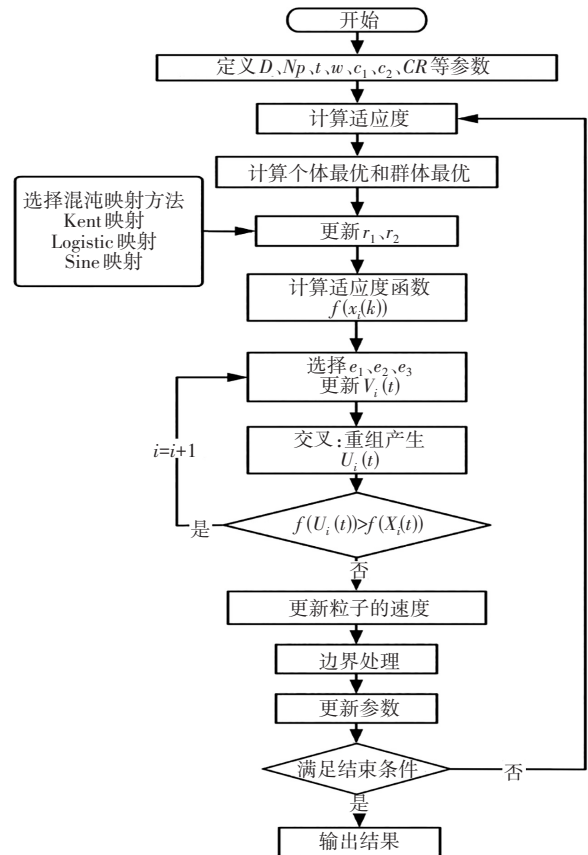


图 2 IPSO-IDE 算法流程图

Fig. 2 Flowchart of the IPSO-IDE algorithm

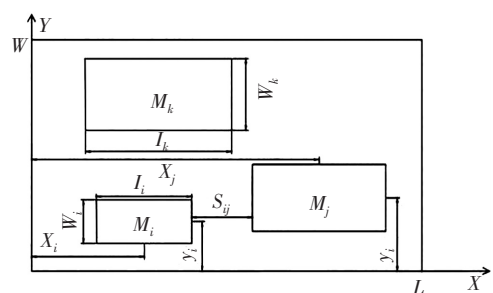


图 3 车间设施布局图

Fig. 3 Layout diagram of workshop facilities

图 3 中, L 为车间长, W 为宽;作业单位 m_i 的长为 l_i ,宽为 w_i ; s_{ij} 为两个作业单位边界之间的净间距。

2.1.1 目标函数

本文提出了以搬运成本最低(Z_1) 和非物流关系密切程度最大(Z_2) 为优化目标的双目标函数:

$$\min Z_1 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} q_{ij} d_{ij} \tag{21}$$

$$\max Z_2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n T_{ij} b_{ij} \tag{22}$$

其中, n 为作业单位总数; $i \neq j$; c_{ij} 为作业单位间的搬运成本,本文取 c_{ij} 为 1; q_{ij} 为作业单位间的物流量; d_{ij} 为作业单位间的距离; T_{ij} 根据作业单位间的密切等级进行量化; b_{ij} 为作业单位间的关联度,其值根据 d_{ij} 换算得到,如表 1 所示。本文 $d_{\max} = 140$ 。

表 1 关系因子的确定

Table 1 Determination of relationship factors

d_{ij} 范围	b_{ij} 值
$0 < d_{ij} \leq d_{\max}$	1.0
$d_{\max}/6 < d_{ij} \leq d_{\max}/3$	0.8
$d_{\max}/3 < d_{ij} \leq d_{\max}/2$	0.6
$d_{\max}/2 < d_{ij} \leq 2d_{\max}/3$	0.4
$2d_{\max}/3 < d_{ij} \leq 5d_{\max}/6$	0.2
$5d_{\max}/6 < d_{ij} \leq d_{\max}$	0

为简化计算,将双目标函数转化为单目标函数:

$$\min Z = \mu_1 s_1 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} q_{ij} d_{ij} - \mu_2 s_2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n T_{ij} b_{ij} \tag{23}$$

$$\mu_1 = 1 / \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_{ij} q_{ij} d_{\max} \tag{24}$$

$$\mu_2 = 1 / \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n T_{ij} \tag{25}$$

其中, μ_1 、 μ_2 为归一化因子; s_1 和 s_2 分别为物料搬运成本和非物流关系密切程度的权重,本文取 $s_1 = s_2 = 1$ 。

2.1.2 约束条件

(1) 不重叠约束。要确保在二维空间中各个作业单位之间不能重叠,以保证优化结果的有效性,表示为

$$|x_i - x_j| \geq \frac{l_i + l_j}{2} + a \tag{26}$$

$$|y_i - y_j| \geq \frac{w_i + w_j}{2} + a \tag{27}$$

其中, a 为作业单位间的最小间距。

(2) 边界约束。确保各作业单位的长与宽之和不能超出车间的长与宽,在有效空间内对车间布局进行优化,表示为

$$x_i \leq L - \frac{l_i}{2} - a \tag{28}$$

$$y_i \leq W - \frac{w_i}{2} - a \tag{29}$$

(3) 固定约束。在实际生产过程中有些作业单位可能因为生产需求有固定的位置,即各作业单位在二维空间的区域的点不能落在固定区域中,设 E_i 为固定区域,表示为

$$\left(x_i - \frac{l_i}{2}, x_i + \frac{l_i}{2}, y_i - \frac{w_i}{2}, y_i + \frac{w_i}{2} \right) \notin E_i \tag{30}$$

2.2 实例应用

变速器是汽车传动系中最主要的部件之一,随着整车行业的快速发展,我国汽车变速行业也在不断壮大。以 B 公司变速器装配车间布局为例进行改进,其中车间原始布局如图 4 所示。

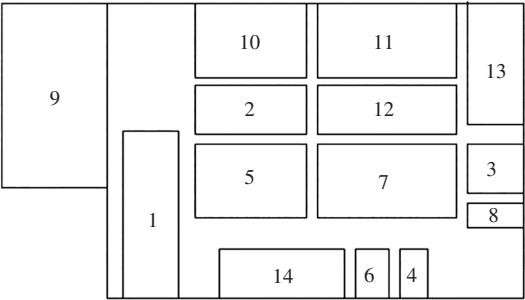


图 4 车间原始布局图

Fig. 4 Original layout of the workshop

2.2.1 车间初始布局

生产车间共划分出了 14 个作业单位,如表 2 所示。

表 2 各作业单位代号及尺寸表

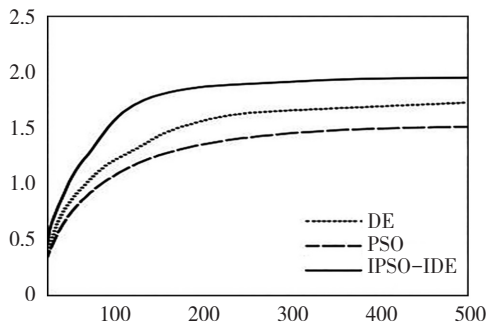
Table 2 Codes and dimensions of operation units /m

代 号	作业单位名称	长×宽	代 号	作业单位名称	长×宽
1	变速器总装配区	68×20	8	检测区	20×10
2	轴齿加工区	40×20	9	热处理区域	75×38
3	轴承板加工区	20×20	10	齿套加工区	40×30
4	轴承板成品区	20×10	11	研磨一区	50×30
5	壳体加工线	40×30	12	研磨二区	50×20
6	壳体成品区	20×12	13	自制件库房	50×20
7	齿轮加工区	50×30	14	总存放区	45×20

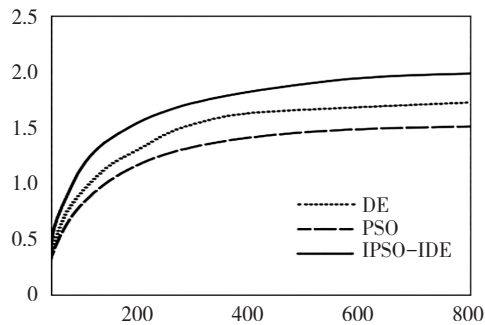
2.2.2 优化过程和参数设计

在本案例中设置种群大小为 100, 迭代次数为 1 000, 设定最小间隔参数 a 为 5 m, $d_{\max} = 140$, 计算出归一化因子 $u_1 = 5.38 \times 10^{-6}$, $u_2 = 0.036$, 车间长 188 m, 宽 120 m, 设定权重因子 $w_t = 0.9 - 0.3$, $c_1 = c_2 = 0.7$, $F = 0.9 - 0.1$, $\zeta = 0.9 - 0.1$ 。考虑实际生产情况, D 公司的热处理区域为一个固定区域, 即车间左侧 120 m $\times$ 38 m 的区域设置为固定区域 E_1 。

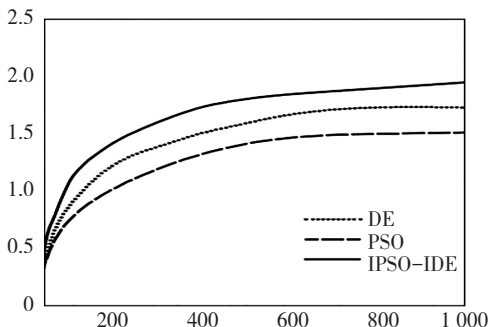
通过进行敏感性分析, 可以检验不同的种群大小和迭代数对三种算法的性能的影响。为此, 考虑了 6 个种群大小和迭代次数, 分别为 (100, 500), (100, 800), (100, 1000), (50, 800), (80, 800), (120, 800)。不同种群规模和最大迭代次数下 DE、PSO 和 IPSO-IDE 的 $\langle NPV \rangle$ 运行结果如图 5 所示。



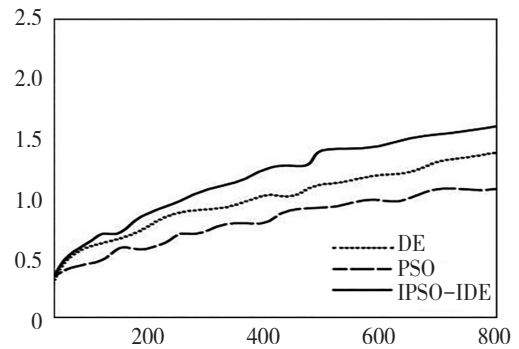
(a) $Np = 100, t = 500$



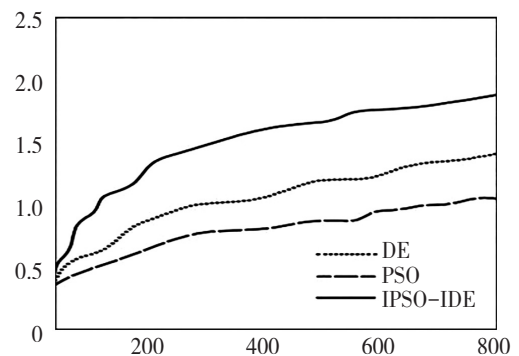
(b) $Np = 100, t = 800$



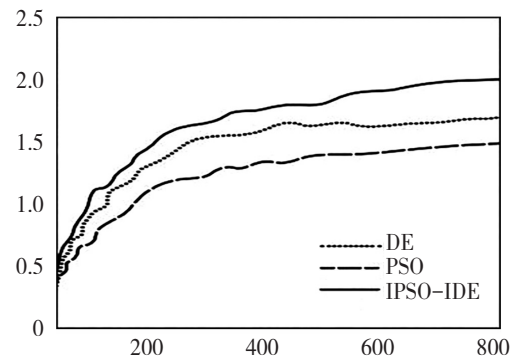
(c) $Np = 100, t = 1\ 000$



(d) $Np = 50, t = 800$



(e) $Np = 80, t = 800$



(f) $Np = 120, t = 800$

图 5 不同种群规模和最大迭代次数下三种算法的对比

Fig. 5 Comparison of three algorithms under different population sizes and maximum iterations

图 5 中, 对于每个种群规模和迭代组合分别进行了 5 次优化运行, 并计算了与每个算法相关的平均净现值。在所有 6 种种群规模和迭代次数组合中, IPSO-IDE 算法的性能都大大优于 DE 和 PSO 算法。

现将 PSO、IDE、IPSO、GA-PSO^[23] 和 IPSO-IDE 算法应用于本案例优化问题。对于每个问题, 对算法进行 10 次优化运行, 并在运行次数上取平均值, 以确定每个算法的相对性能。运行过程如图 6 所示。

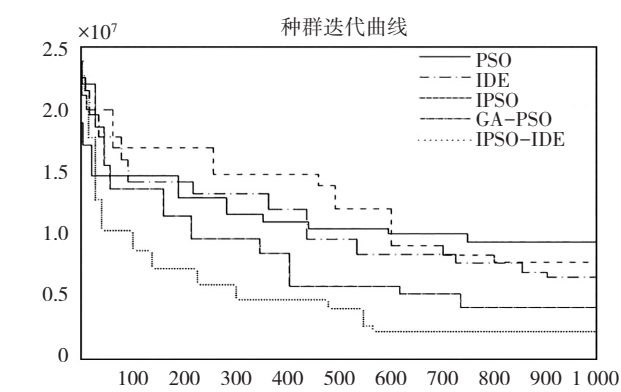


图 6 五种算法优化过程

Fig. 6 Optimization process of five algorithms

从图 6 可以看出,改进后的算法迭代到大约 600 次左右时,算法收敛,改进后的粒子群算法明显优于其他算法,得到的最优目标函数值为 0.259 58,结合 D 公司的实际情况进行调整,得出优化后的布局如图 7 所示。

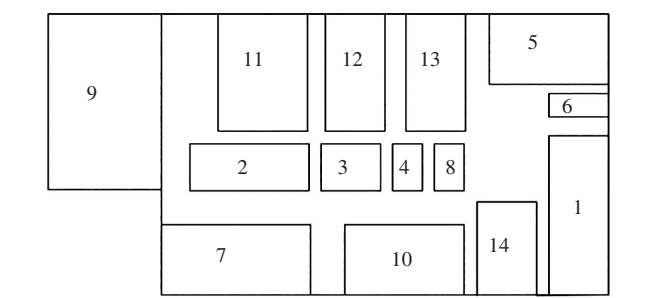


图 7 最优布局图

Fig. 7 Optimal layout of the workshop

2.2.3 车间布局方案的分析与对比

为验证优化后布局的有效性,将原布局和优化布局从搬运距离、搬运物流量、面积利用率三个方面进行分析比较,如表 3 所示,优化后的布局不仅降低了物流费用,而且提高了空间利用率。由表 3 可知,相应的搬运距离减少了 32.83%,对应的物流成本减少了 34.37%,改善后不仅减少了物料的搬运距离,而且提高了车间的面积利用率,改善效果显著。

表 3 优化前后对比表

Table 3 Comparison before and after optimization		
项 目	搬运距离	物流强度
原布局	1 328	435 609 8
优化后布局	892	285 879 5
优化效果	32.83%	34.37%

3 结 论

本文对传统的粒子群算法进行改进,不仅将混沌映射应用于粒子群算法,提高了粒子种群的多样性,而

且对粒子本身也提出了改进,即通过调整惯性权值,提高了算法的全局搜索能力。其次,将粒子群算法与差分进化算法结合,通过控制差分进化算法的突变大小以提高差分进化算法的性能,避免改进粒子群算法陷入局部最优。通过实例验证了数学模型的可行性,有效降低了车间的生产成本,提高了生产效率。

参考文献(References):

[1] 童锡宇, 郑路, 杨金昌, 等. 基于服装吊挂系统协同的车间混合流水线布局优化[J]. 纺织学报, 2024, 45(3): 169-176.
Tong Xiyu, Zheng Lu, Yang Jinchang, et al. Optimization of mixed production line layout for collaborative clothing suspension system[J]. Journal of Textile Research, 2024, 45(3): 169-176.

[2] 林焰, 金庭宇, 杨宇超. 舰船管路布置 PG-MACO 优化方法[J]. 上海交通大学学报, 2024, 58(7): 1027-1035.
Lin Yan, Jing Tingyu, Yang Yuchao. PG-MACO optimization method for ship pipeline layout[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2024, 58(7): 1027-1035.

[3] 高博, 孙浩, 刘盛. 基于改进鲸鱼算法的太阳能热发电站镜场优化布置[J]. 太阳能学报, 2023, 44(10): 209-217.
Gao Bo, Sun Hao, Liu Sheng. Heliostat field layout optimization of solar tower power station based on improved whale algorithm[J]. Acta Energaie Solaris Sinica, 2023, 44(10): 209-217.

[4] 林焰, 卞璇屹, 董宗然, 等. 基于协同差分进化算法的船舶分支管路布局优化设计[J]. 中国造船, 2023, 64(4): 194-206.
Lin Yan, Bian Xuanyi, Dong Zongran, et al. Optimization method of ship branch pipe route based on co-evolutionary differential evolution algorithm[J]. Shipbuilding of China, 2023, 64(4): 194-206.

[5] 张梦杨, 朱玉杰, 张许英龙. 基于系统布置设计与混合算法的锻造厂车间布局优化[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(1): 170-176.
Zhang Mengyang, Zhu Yujie, Zhang Xuyinglong. Layout optimization of forging plant based on systematic layout planning and mixed algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(1): 170-176.

[6] Samanta S, Philip D, Chakraborty S. Bi-objective dependent location quadratic assignment problem: formulation and solution using a modified artificial bee colony algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2018, 121: 18-26.

[7] Allan T, Jamal S. Single and multi-row layout design for flexible manufacturing systems[J]. International Journal of Computer

- Integrated Manufacturing, 2017, 30(12): 1316–1330.
- [8] Jerin L I, Saravana S S, Ponnambalam S G. MIP model and elitist strategy hybrid GA-SA algorithm for layout design[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2018, 29(2): 369–387.
- [9] Sierra D A, Rueda J F, Mejia M C, et al. A Bacterial Foraging Approach for Safer Plant Layout Designs[J]. Process Integration and Optimization for Sustainability, 2022, 6(3): 681–692.
- [10] 苏杏琦. 基于 SLP 的生猪运输车辆洗消中心布局设计[J]. 养殖与饲料, 2022, 21(12): 69–74.
- Su Xingqi. Layout design of pig transport vehicle decontamination center based on SLP[J]. Animals Breeding and Feed, 2022, 21(12): 69–74.
- [11] 罗灯兰, 周俊, 李奥. 基于 SLP 和 SHA 的多品种小批量生产车间设备布局优化[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2024, 41(6): 107–113.
- Luo Denglan, Zhou Jun, Li Ao. Optimization of equipment layout in multi-variety and small batch production workshop based on SLP and SHA[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2024, 41(6): 107–113.
- [12] 郑广辉, 钱叶昶, 刘鹏, 等. 基于遗传和声算法的复兴号部件生产车间布局研究[J]. 机床与液压, 2023, 51(4): 57–62, 66.
- Zheng Guanghui, Qian Yechang, Liu Peng, et al. Genetic harmony algorithm-based study on the components production workshop layout of Fuxing EMU[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2023, 51(4): 57–62, 66.
- [13] 张贺杰, 赵茂先. 基于改进麻雀搜索算法的多维复杂函数优化问题的求解[J]. 数学建模及其应用, 2024, 13(1): 20–29, 51.
- Zhang Hejie, Zhao Maoxian. Solution of multi-dimensional complex function optimization problems based on improved sparrow search algorithm[J]. Mathematical Modeling and Its Applications, 2024, 13(1): 20–29, 51.
- [14] 汤洪涛, 梁佳炯, 陈青丰. 柔性车间的多工艺路线与布局联合优化[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(2): 495–506.
- Tang Hongtao, Liang Jiajiong, Chen Qingfeng. Joint optimization of multi-process routes and layout of flexible workshop[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(2): 495–506.
- [15] Yu W, Xia Z, Jie D Y, et al. Tent Chaotic Map and Population Classification Evolution Strategy-Based Dragonfly Algorithm for Global Optimization[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2022: 2508414.
- [16] 王勇亮, 王挺, 姚辰. 基于 Kent 映射和自适应权重的灰狼优化算法[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(S2): 37–40.
- Wang Yongliang, Wang Ting, Yao Chen. Grey wolf optimization algorithm based on Kent mapping and adaptive weight[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(S2): 37–40.
- [17] 回立川, 于千皓. 多策略混合的改进沙猫群优化算法及其应用[J]. 控制与决策, 2024, 39(10): 3216–3224.
- Hui Lichuan, Yu Qianhao. Improved sand cat swarm optimization algorithm with multi-strategy mixing and its application[J]. Control and Decision, 2024, 39(10): 3216–3224.
- [18] 石玉峰. 基于 IACO 优化 Logistic 混沌序列的无线传感器布局优化[J]. 石河子科技, 2023(4): 39–40, 49.
- Shi Yufeng. Optimization of wireless sensor layout based on IACO optimized logistic chaotic sequence[J]. Shihezi Science and Technology, 2023(4): 39–40, 49.
- [19] 夏超, 欧阳平, 李明, 等. 基于混沌精英和 Lévy 飞行策略的鲸鱼优化算法[J]. 计算机技术与发展, 2024, 34(4): 180–186.
- Xia Chao, Ouyang Ping, Li Ming, et al. Whale optimization algorithm based on chaotic elite and lévy flight strategy[J]. Computer Technology and Development, 2024, 34(4): 180–186.
- [20] 郑帅, 王子涵, 赵浩然, 等. 基于差分进化算法的飞机油量传感器布局优化方法[J]. 航空学报, 2022, 43(8): 125809.
- Zheng Shuai, Wang Zihan, Zhao Haoran, et al. Layout optimization method of aircraft fuel gauging sensor based on differential evolution algorithm[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(8): 125809.
- [21] Li J, Meng Z. Global opposition learning and diversity enhancement based differential evolution with exponential crossover for numerical optimization[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2024, 87: 101577.
- [22] Yan X, Tian M, Li Y. Differential evolution with proration-based mutation strategy and multi-segment mixed parameter setting for numerical optimization[J]. Information Sciences, 2024, 665: 120382.
- [23] 马成昊, 闫丰亭, 李媛媛, 等. 车间多排设备布局问题的优化研究[J]. 现代制造工程, 2024(2): 8–15.
- Ma Chenghao, Yan Fengting, Li Yuanyuan, et al. Research on optimization of multi-row equipment layout in workshop[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2024(2): 8–15.

责任编辑:陈 芳