

基于改进遗传算法的飞行驾驶舱人机界面布局优化

张瑞云, 邹书蓉

(成都信息工程大学 计算机学院, 四川 成都 610225)

摘要: 合理的界面布局对飞行的安全性、效率等有很大影响, 因此有必要对驾驶仪表的布局进行优化。结合飞行驾驶舱设计原则, 在标准的遗传算法基础上融合反向学习、切片树策略和最优保存策略提出一种改进的遗传算法(OSG-GA), 以提高算法的全局搜索范围, 避免容易陷入早熟与收敛速度较慢的问题。通过实验获得一种飞行驾驶仪表的优化布局, 验证了该算法的有效性与优越性, 对于飞行驾驶舱的界面优化有一定参考价值。

关键词: 人机交互; 界面优化; 飞机驾驶舱; 遗传算法

DOI: 10.11907/rjdk.241118

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2025)004-0081-08



Flight Cockpit Human-Machine Interface Layout Optimization Based on Improved Genetic Algorithm

ZHANG Ruiyun, ZOU Shurong

(School of Computer Science, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: Reasonable interface layout has a significant impact on flight safety and efficiency. Therefore, it is necessary to optimize the layout of cockpit instruments. The present paper proposes an enhanced genetic algorithm (OSG-GA) based on the principles of flight cockpit design, incorporating reverse learning, slice tree strategy, and optimal preservation strategy into the standard genetic algorithm. This improvement enhances the global search range of the algorithm while mitigating issues related to premature convergence and slow convergence rate. Through experimental validation, an optimized layout for flight instruments is obtained, thereby confirming the effectiveness and superiority of this algorithm. Furthermore, it provides valuable insights for optimizing flight cockpit interface.

Key Words: human-computer interaction; interface optimization; aircraft cockpits; genetic algorithm

0 引言

随着技术的不断革新, 驾驶员在驾驶舱内需要处理的信息变的更多。民用飞机的飞行显示界面变得越来越复杂, 对于飞行驾驶员的要求也越来越高, 给其带来了很大的认知负担。民用驾驶舱通常由很多部件构成, 构造较为复杂, 而且驾驶舱设施非常拥挤, 飞行员必须在有限的空间内工作。因此, 在人机信息交互时, 应该考虑适应人的特性, 以尽量减少人为失误带来的安全问题。人机界面布

局如果不合理, 会直接影响飞行员的操作舒适性, 可能引起驾驶疲劳导致误操作, 严重威胁飞行安全^[1]。

人机界面的主要功能是建立人与计算机之间的交互接口, 使用户能够使用计算机系统进行各种操作, 因而对飞行驾驶舱人机界面进行布局优化具有十分重要的意义。组合优化求解方法被广泛用于优化人机界面, 提升人机界面性能^[2-3]。钮松^[4]总结归纳了飞行驾驶舱的人机界面布局总体规则, 并用遗传算法对布局进行优化, 但未考虑更多的人机工效设计要求。季煜恒等^[5]将人机界面布局抽象为数学模型, 并通过粒子群算法寻优获得人机界面的最

收稿日期: 2024-02-06

扫描二维码阅读全文:

基金项目: 四川省重大科技专项(2022ZDZX0008)

作者简介: 张瑞云(1999-), 男, 成都信息工程大学计算机学院硕士研究生, 研究方向为人机交互; 邹书蓉(1964-), 女, 成都信息工程大学计算机学院教授, 研究方向为图形图像处理、人工智能。



优布局,但该方法运行时间较长。刘昕等^[6]利用组合排序方法,并改进粒子群算法得出一种适合我国飞行员的人机界面优化方法,但其对约束条件考虑较少,不能很好地满足实际应用的需求。金昱潼等^[7]以人眼注意力机制为目标建立函数模型,并运用遗传算法进行求解,但其未考虑不规则图形的情况。赵子健等^[8]运用蚁群算法对某隧道救援钻井操作台界面进行改进优化,但算法收敛速度较慢。张新明等^[9]将反向学习策略运用于粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)中,经过测试得出,新算法具有良好的优化效果。王亚辉等^[10]针对复杂多目标优化问题提出一种基于反向学习模型的多目标进化算法,并验证了该模型具有较好的局部寻优能力。

综上所述,界面优化问题是一种多目标优化问题^[11]。在很多界面布局优化问题的研究中,启发式算法如遗传算法、粒子群算法和蚁群算法都得到了广泛运用。然而,如上文所述,对于界面优化问题仍然存在布局设计合理性考虑不充分、全局搜索能力和收敛精度不高等问题。遗传算法能够找到全局最优解,但是收敛速度较慢,局部搜索能力较差;粒子群算法对参数具有较强的依赖性,且容易陷入局部最优解;蚁群算法的计算量较大,收敛速度较慢^[12]。这样求解出的布局是理论上的,在实际生产中不符合实际布局的情况还需要后期手动加以调整。

因此,针对上述问题,本文在满足一定界面几何限制的前提下,提出一种融合反向学习与切片树策略以及基于Grefenstette编码的改进遗传算法(Genetic Algorithm Based on Opposition-based Learning Model and Slice Tree Strategy and Grefenstette Encoding, OSG-GA)对飞行驾驶舱布局进行优化,提高了算法的收敛速度和精度,为人机界面优化提供了一种新思路。

1 界面布局优化原则

根据布局原则确定优化目标,人机交互界面布局问题可以转化为组合优化问题,也即是说,从布局对象的不同组合方案中寻找最符合布局原则的布局方案。优化目标是找到最佳布局方案,使目标函数得到最小值。各个元素之间具有不同程度的联系,因此需要按照相应规则对待优化的区域进行优化。本文采用权重系数变换法,目标功能的构建过程如式(1)所示。

$$\begin{cases} \min \eta = \min \sum_{i=1}^n w_i f_i(\varphi) \\ s.t. \varphi \in D \end{cases} \quad (1)$$

式中, w_i 为各原则的权值系数,其中 $0 < w_i < 1$, $\sum_{i=1}^n w_i = 1$; D 为可行解集。

在进行人机界面布局优化之前,需选择合适的界面布局原则作为界面优化的依据。如Sanders等^[13]建立了人机界面设计排列的基本原则,Jose等^[14]考虑了人机界面布局

中的人机工效原则。本文以人机界面设计的基本原则和安全性原则作为参考,建立以下几点布局的设计原则:

(1)顺序性原则。通过对操作顺序的设计来减轻用户工作量、提高工作效率,针对操作者需完成的主要任务,分析任务执行过程。然后根据操作者的认知习惯合并或减少不必要的动作或实现自动化,从而简化人机交互的对话过程,加快信息处理速度,减少用户在信息处理中的认知负荷和认知时间。参照飞行员活动特点,按照从左到右、从上到下的顺序进行。界面布局的顺序性如式(2)所示。

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n \delta_i \cdot T_i \\ \delta_i = 1 - \frac{i}{n} \end{cases} \quad (2)$$

式中, T_i 表示布局对象 i 相对于原则(1)的权重, δ_i 表示位置控制系数, n 表示布局对象数量, i 表示布局对象的位置数。

(2)相关性原则。在进行人机交互时,要把相关性强的元素放置在同一片区域,从而减少用户的操作时间,提升效率^[15]。界面布局的相关性如式(3)所示。

$$F_r = \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \left(1 - \frac{|x_i - x_j|}{A} - \frac{|y_i - y_j|}{B} \right) \cdot r_{ij} \quad (3)$$

式中, F_r 表示人机界面布局的相关性, r_{ij} 表示元素 i 和元素 j 之间的相关度大小, x_i, y_i 分别表示元素 i 中心点在 x 轴和 y 轴上的坐标, A, B 分别表示元素的长度和宽度。

(3)重要性原则。由于设施和人机关系的复杂性,布局案例的可变性会导致操作模式的不确定性,飞行过程中的变化性和不确定性又往往会造成不可预知的影响。在实际的座舱布局案例中,评价属性与函数应用之间存在密切关系。显示器、控制器、灯等设备是飞行员进行飞行操作的主要部件,因此这些属性的人体工程学权重较高;反之,弹射座椅滑轨结构的人体工程学属性值较低。各属性及其等级权重受到不同设施、试点需求等因素的共同影响,因此不同评价指标之间的差异也较大。根据上述特点,界面布局的重要性如式(4)所示。

$$F_i = \sum_{k=1}^n \lambda_k \frac{s_{ik}}{S} \quad (4)$$

式中, λ_k 表示 k 区域的重要性权重, s_{ik} 表示元素 i 在 k 区域内的面积, S 表示区域的总面积。

2 优化模型构建

当需要在一个已知比例的区域安排一组元素时,如何选择最佳排列方式,这是一个二次分配问题或设施布局问题(Facility Layout Problem)^[16]。FLP是一个组合优化问题,其研究如何在一个给定尺寸的平面上分布一组已知并且面积不同的元素,这些元素之间相互作用。因此,必须以最优方式安排布局,以最小化元素间相互作用带来的不

利影响。

如果元素的数量较多且分布复杂, 则FLP问题难以通过精确求解得出解决方案。因此, 需要采用元启发式技术寻找解决方案。在此类问题中, 常用的元启发式算法包括

模因算法、粒子群优化算法、禁忌搜索算法、模拟退火和遗传算法^[1]。但是传统的元启发式算法存在全局搜索能力不强和收敛精度不高等问题。本文布局优化的详细流程如图1所示。

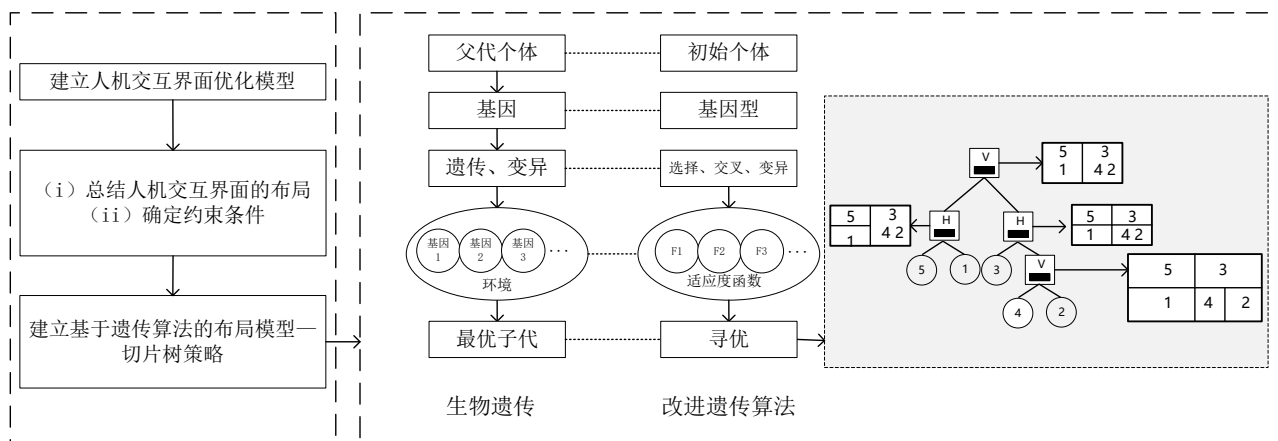


Fig. 1 Detailed flow of layout optimization

图1 布局优化详细流程

2.1 目标函数确定

目标函数是目标(因变量)与相关因素(自变量)之间的函数关系, 也是衡量个体适应度值的定量评价方程。根据以上描述和布局原则, 目标函数布局方案可表示为:

$$F = w_1 \sum_{i=1}^n \delta_i \cdot T_i + w_2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \left(1 - \frac{|x_i - x_j|}{A} - \frac{|y_i - y_j|}{B} \right) \cdot r_{ij} + w_3 \sum_{i=1}^n \lambda_k \frac{s_{ik} g_i}{s} \quad (5)$$

其中, w 为权重系数, 根据各目标函数的权重大小来确定。

2.2 约束条件确定

优化的界面布局必须要适用于实际。因此, 构成布局的元素必须遵循一定的几何限制。合理的布局应该在面板最小净面积的前提下, 满足一定的约束条件:

(1) 每个元素都应该在面板的中心区域内。即:

$$\begin{cases} x_i - w_i^x/2 > 0 \\ y_i - w_i^y/2 > 0 \end{cases}$$

且有:

$$\begin{cases} x_i + w_i^x/2 < W \\ y_i + w_i^y/2 < H \end{cases} \quad (6)$$

其中, W, H 分别为面板的总宽度和总长度, w_i^x, w_i^y 分别为元素 i 在 X 和 Y 方向的长度。

(2) 各个元素之间不能相互影响, 应满足一定的间距约束条件, 元素之间相互保持一定距离。即:

$$\begin{cases} \left| x_i - x_j \right| - \frac{L_i}{2} - \frac{L_j}{2} - d_{x \min} \geq 0 \\ \left| y_i - y_j \right| - \frac{W_i}{2} - \frac{W_j}{2} - d_{y \min} \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中, $d_{x \min}, d_{y \min}$ 分别表示元素 i 与 j 在 x 和 y 方向的最

小间距, L_i, L_j 分别表示元素 i 的长与宽。

(3) 为了保持界面的舒适度, 使整体界面看起来协调, 提高用户的使用体验, 应保证各个元素与面板边界保持一定距离。即:

$$\begin{cases} d_{a \min} + \frac{L_i}{2} \leq x_i \leq A - \frac{L_i}{2} - d_{a \min} \\ d_{b \min} + \frac{W_i}{2} \leq y_i \leq B - \frac{W_i}{2} - d_{b \min} \end{cases} \quad (8)$$

式中, $d_{a \min}$ 表示元素与面板边界在 x 方向上的最小间距, $d_{b \min}$ 表示元素与面板边界在 y 方向上的最小间距。

3 基于改进遗传算法的界面布局优化

传统的遗传算法全局搜索能力强, 但是存在早熟、可能陷入局部最优的问题。为解决上述问题, 在标准的遗传算法中加入反向学习思想用于优化种群, 并且扩大解的搜索范围, 使其跳出局部最优。同时, 采用切片树策略和 Grefenstette 编码提高算法效率。

3.1 改进的遗传算法

遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 被广泛应用于人机界面优化, 以提升人机交互性能^[17]。在此类算法中, 基于切片树的遗传算法凭借其高效的求解能力, 能够生成满足严格几何约束下设施布局问题 (Facility Layout Problem) 的几何可接受解, 从而避免了手动调整最终布局的需要^[14]。

遗传算法通过对一组染色体进行随机引导搜索来探索问题的解空间。每个染色体代表问题的一个解决方案。利用适应度函数评估染色体种群, 衡量其对问题需求的适应性。根据染色体的适应度获得一组新种群, 继承其前身的最佳特征。新群体是由一些遗传算子 (一般是选择、交

叉和突变)引导的多次转化的结果,这些转化结合或改变染色体,获得新的解决方案。这一迭代过程将持续进行,直至达到预定义的迭代次数或满足其他停止准则^[18]。本文设计的改进遗传算法流程如图2所示。

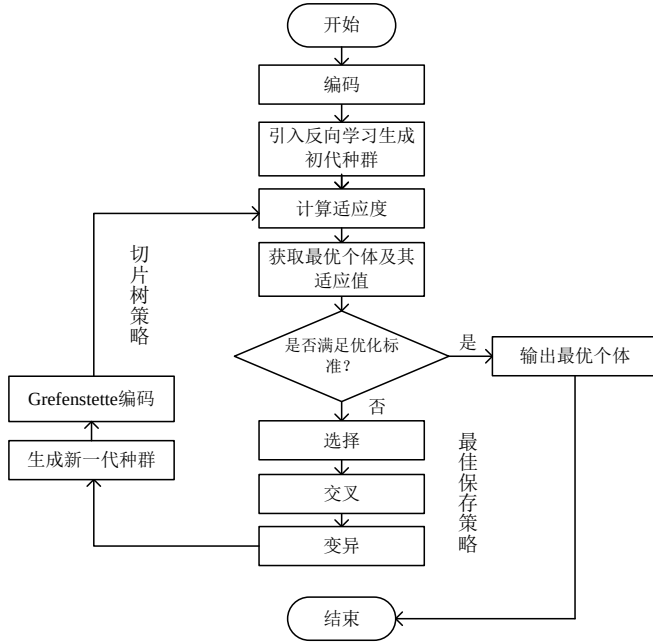


Fig. 2 Improved genetic algorithm flow

图2 改进遗传算法流程

3.2 切片树策略

为此,本文引入一种基于切片树的遗传算法得到一种解决方案。切片树是一棵有根的二叉树,其中每个叶子节点被分配一个唯一的整数,对应于要在界面布局中排列的元素标识符。每个内部节点表示矩形分区的切割方式(垂直或水平,*表示垂直,+表示水平),并将分区后的元素分配给其左右(或上下)子节点的分支中。切片树策略如图3所示,在分区的每一侧分配节点每个分支中的元素,在整个树中递归地生成分区。如果对分区进行水平切割,则左子树和右子树中的元素分别被分配到分区的上、下侧;如果对分区进行垂直切割,则左子树和右子树中的控制面板(Control Panel, CP)元素分别被分配到切割的左、右侧。切割点计算很简单,因为每个分区中要分配的元素面积是已知的。通过修改在内部节点或树结构中的切割类型,可以生成不同的布局^[14]。

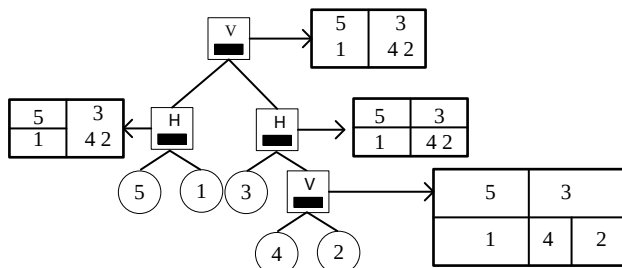


Fig. 3 Slice tree strategy

图3 切片树策略

3.3 反向学习策略

在标准遗传算法中,初始种群都是随机生成的,这种直接生成的随机解会影响算法执行的收敛速度。而反向学习的主要思想为:在生成当前解时,同时再生成其对应的反向解,然后同时搜索当前解及其对应的反向解,择优进行候选解的选择^[19]。文献[20]通过实验证实了随机产生的初始种群寻优过程比加入反向学习寻优的时间更长,加入反向学习策略更有利于加速算法收敛。

反向学习的基本概念如下:给定一个集合 $X_i = (x_{i,1}, x_{i,1}, \dots, x_{i,D})$ 作为当前群体中的初始解,对其进行反向运算得到其对应的反向解 $\bar{X}_i = (\bar{x}_{i,1}, \bar{x}_{i,1}, \dots, \bar{x}_{i,D})$ 。计算公式如式(9)所示。

$$\bar{x}_i = \varepsilon(a_i + b_i) - x_i \quad (9)$$

式中, D 为决策空间个数, $x_{i,j} \in [x_j, y_j]$, $[x_j, y_j]$ 为搜索范围的动态边界值, $\varepsilon \in (0, 1)$ 。

3.4 Grefenstette 编码

界面优化问题属于非线性规划问题。在标准的遗传算法中,选择适合的编码与解码方法对算法整体的可行性和效率有着很大影响。传统遗传算法大多采用二进制编码,该编码方式采用二进制符号0和1组成二值符号集(0, 1)。然而,针对飞行驾驶舱人机界面优化这类问题,采用二进制编码显然是不太合适的。原因如下:①飞行驾驶舱使用二进制表示,会出现随着人机界面元素数量的增加导致复杂度呈指数增长的情况;②使用二进制编码导致种群个体太过冗长,并且在进制转换时可能会出现长度不一致的情况,使得编码过于复杂。因此,在算法交叉、变异过程中可以采用 Grefenstette 编码来克服这些缺点^[21]。

由于 Grefenstette 编码是基于序数法有序排列的,每个排列和编码都是一一对应的关系。因此,采用路径表示法对个体进行编码,即以 n 个待布局界面元素的布置次序作为个体编码。例如编码 $R(248319576)$ 表示界面元素的布置次序。该编码方式虽然简明易懂,但是在交叉、变异过程中容易产生一些不存在的路径或非法路径,从而降低算法效率。为此,在其基础上同时采用 Grefenstette 编码^[22]。

Grefenstette 编码过程如下:①以编码 R 作为基础序列;②建立一个新的编码序列,记为 $\bar{R}$;③从 R 中随机选出一个节点并删除,将该节点在序列中的 index 序号加入 $\bar{R}$ 中;④重复上述操作,直到 $R = \emptyset$,结束编码过程。

(1) 基因组编码。界面优化问题属于非线性规划问题,本文使用排列组合的方式对民用航空驾驶舱的人机界面布局进行优化,采用 Grefenstette 编码方法,通过路径表示法对布局界面元素进行编码。Grefenstette 编码方式如图4所示。Grefenstette 编码中的排列与实际的待布局元素一一对应,保证了在遗传算法搜索中具有实际的应用意义。该编码方式通过一个包含 n 个整数的集合列表来表示,即 $R = (1, 2, \dots, n)$,其中包括 n 个待布局元素和 $n-1$ 个

位置元素。

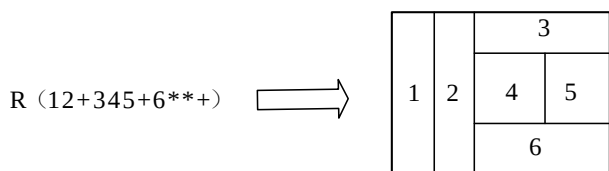


Fig. 4 Grefenstette coding method

图4 Grefenstette 编码方式

(2) 确定适应度函数。适应度函数用于衡量个体在优化计算中获得最优解的程度,高适应度值意味着个体被遗传到下一代的概率更高,反之亦然。本文采用上述总结出的目标函数作为适应度函数:

$$F = w_1 \sum_{i=1}^n \delta_i \cdot T_i + w_2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \left(1 - \frac{|x_i - x_j|}{A} - \frac{|y_i - y_j|}{B} \right) \cdot r_{ij} + w_3 \sum_{i=1}^n \lambda_k \frac{s_{ik} g_i}{s} \quad (10)$$

(3) 选择操作。选择操作选取基于反向学习的排序选择方式,对群体中的所有个体按其适应度大小进行排序。在生成当前解时,同时再生成其对应的反向解,然后同时搜索当前解及其对应的反向解,择优选择候选解。

(4) 交叉与变异操作。本文采用部分匹配交叉法进行优化,随机生成两个交叉点,交换匹配区域后生成两个子代。交叉操作示例如图5所示。假设有两个父节点p1和p2,交叉操作将父节点中的元素编号复制到后代o中的相应位置,然后从左到右扫描进行复制,并继续扫描直至生成后代o。变异操作采用随机改变、反转和交换操作。为保证搜索的速度和有效性,使用自适应遗传算法将位置元素更改为相反的符号位置(见图6(a)),将相邻的位置符号或相邻的界面元素序列进行反转(见图6(b)),或者交换两个相邻位置的元素和界面元素编号(见图6(c))。在元件数量范围内随机生成两个不同整数,交换两个整数对应的元件位置以创造新个体。

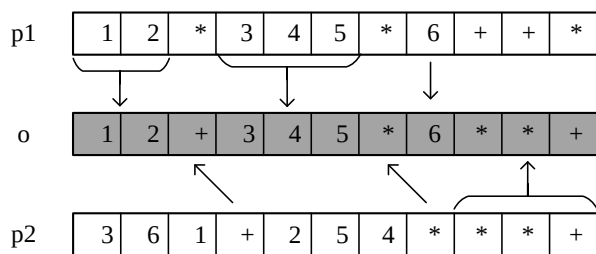


Fig. 5 Cross operation

图5 交叉操作

(5) 最优保存策略。在遗传算法中,随机操作可能破坏当前群体中的最佳个体,导致平均适应度、效率和收敛性下降。为此,最优保存策略进化模型不对最佳个体进行操作,以确保群体逐步趋于全局最优解。通过设置参数 $\delta=10\%$ 来确定不需要进行交叉、变异的个体。如果上一代种群数量为100,则通过计算评估值将前10的个体直接复制

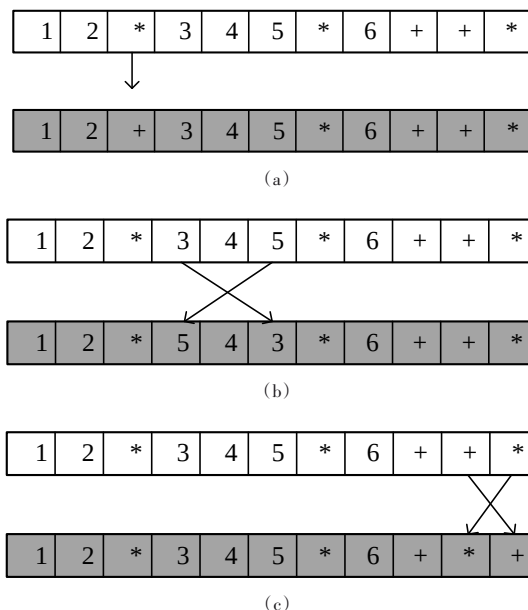


Fig. 6 Mutation operation

图6 变异操作

到下一代中,减少了破坏最佳方案的可能性。

4 实验验证与分析

为验证改进遗传算法的有效性,本文以某机型操作平台为例,建立一个界面布局的简易模型以模拟真实的飞行驾驶舱,如图7所示。假定以坐标轴作为界面布局的边界,所需放置的元素为矩形,并且长和宽已知。将界面分为6组待布置区域,待布局总元素数量为17个,如表1所示。布局原则如上文所述。

邀请20位专家和操作人员根据以往的经验对待布置元素的相关性与重要性打分(1代表程度最轻,10代表程度

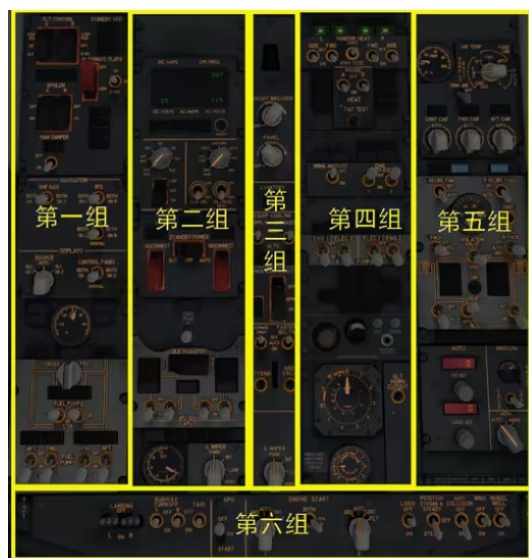


Fig. 7 Interface model to be arranged

图7 待布置界面模型

Table 1 Name of element to be arranged

表1 待布置元素名称

编号	待布置界面元素	编号	待布置界面元素
1	飞行控制系统	10	紧急出口灯光控制
2	导航信号源和显示开关	11	提示灯和呼叫按钮
3	油箱温度检测	12	各种警报灯
4	油泵控制面板	13	舱压表盘
5	电力系统工作状态显示面板	14	舱压变化率表盘
6	电力系统控制面板	15	温度控制面板
7	备用电源控制面板	16	APU 启动按钮
8	发动机供电控制	17	通风系统控制面板
9	灯光亮度控制		

度最重)。结果如表2、表3所示。

为进一步论证本文算法的有效性和可行性,利用

Table 2 Element correlation table

表2 元素相关性表

元素	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	10	4	2	2	5	5	5	5	2	2	3	3	3	3	4	4	4
2	-	10	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	1	1	1	1	1
3		-	10	8	3	3	3	3	3	3	3	4	1	1	6	3	3
4			-	10	3	3	3	3	3	3	3	4	1	1	6	3	3
5				-	10	8	8	8	5	5	5	5	1	1	2	2	2
6					-	10	8	8	5	5	5	5	1	1	2	2	2
7						-	10	8	5	5	5	5	1	1	2	2	2
8							-	10	5	5	5	5	1	1	2	2	2
9								-	10	7	7	7	1	1	3	2	1
10									-	10	4	4	1	1	2	2	2
11										-	10	4	1	1	2	2	2
12											-	10	1	1	2	2	2
13												-	10	7	5	3	2
14													-	10	5	3	2
15														-	10	3	4
16															-	10	2
17																-	10

Table 3 Element importance table

表3 元素重要性表

编号	重要性评分	编号	重要性评分
1	9	10	4
2	8	11	4
3	6	12	6
4	6	13	6
5	8	14	8
6	5	15	8
7	5	16	8
8	7	17	6
9	4		

由图8可知,蚁群算法进化到11代以后陷入了局部最优;粒子群算法迭代次数较多,一直到42代以后才达到收敛;传统遗传算法的迭代次数较多,一直到151代以后才趋于稳定,且优化效果较差;OB-GA算法能保持高效收敛、持续迭代,证实了反向学习能够提升算法的收敛效率;GF-GA算法因加入了Grefenstette编码,在早期排除了一些非法个体,在迭代99次时即收敛于最优解附近,且收敛速度远远优于GA,证明了该编码方式能够有效提升GA的局

MATLAB进行编程,并对本文改进的遗传算法(OSG-GA)与传统遗传算法(Genetic Algorithm, GA)、文献[7]中的遗传算法(Genetic Algorithm*, GA*)、文献[8]中的蚁群算法、文献[9]中的粒子群算法、融合反向学习的遗传算法(Genetic Algorithm Based on Opposition-based Learning Model)与融合Grefenstette编码的遗传算法(Genetic Algorithm Based on Grefenstette Encoding)分别进行优化。其中,将改进遗传算法(OSG-GA)和遗传算法(GA)、GA*、OB-GA、GF-GA的交叉概率设为0.9,突变概率设为0.01,种群规模为50。粒子群算法学习因子取值为2,惯性权重取值为0.9,粒子数取值为50。在蚁群算法中,蚂蚁数取值为50。目标函数值与迭代次数的关系变化曲线如图8所示。

部搜索能力。而本文改进的遗传算法OSG-GA融合了反向学习与Grefenstette编码,并进一步引入了切片树策略和最优保存策略,在迭代早期即已收敛至最优解附近,收敛效率最高,效果最好,目标函数值也更为精确。将得到的最优染色体序列转化为实际舱室布局方案,优化布局示意图如图9所示。

5 结语

本文提出一种基于改进遗传算法的飞行驾驶舱布局方法。根据功能相关性标准对构件进行分组,目标函数按操作顺序、使用频率等进行结构化布局;引入反向学习、切片树策略、最优保存策略提出一种改进遗传算法OSG-GA,解决了手工布局的困难,提高了算法执行速度和精度,避免了对设计师经验的依赖,为布局问题提供了量化的解决方案;通过编程实现了排版自动化,节省了时间,提高了效率,从而为未来的飞行驾驶舱布局提供了一种新思路。未来的研究将进一步优化算法计算效率和精度,并结合更多实际约束条件,扩展到其他复杂系统的布局问题。

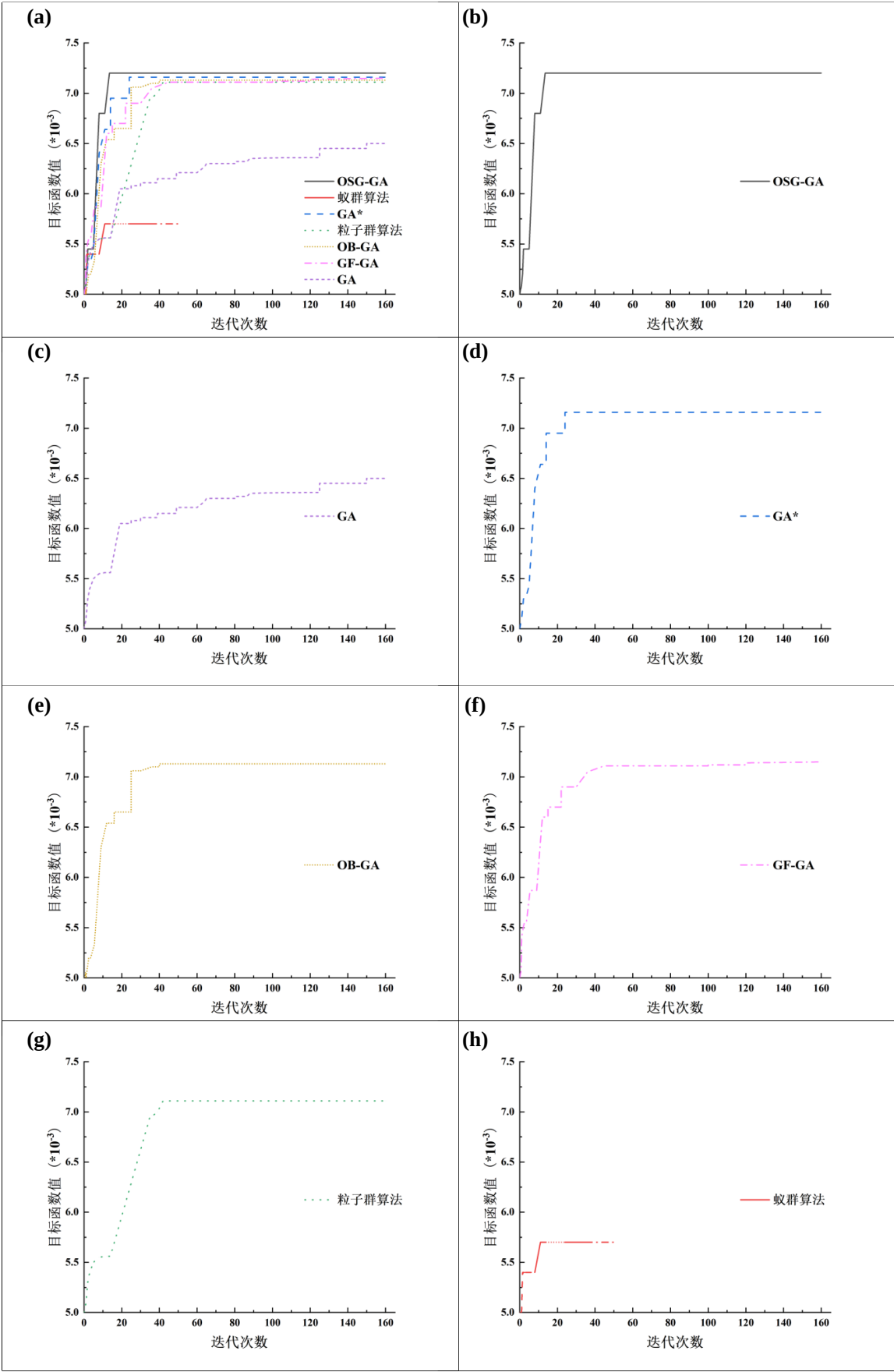


Fig. 8 The fitness curve changing with the number of iterations
图 8 适应度随迭代次数的变化曲线

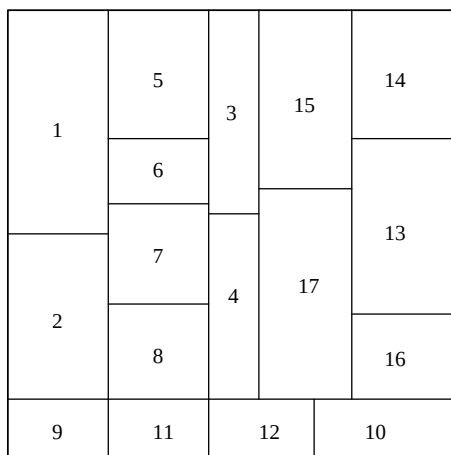


Fig. 9 Optimized layout diagram

图9 优化布局示意图

参考文献:

- [1] YE K W, LUO D Q, YANG W J, et al. Optimal design of aircraft cockpit layout under multiple constraints [J]. Ergonomics, 2022, 28(5):84-87.
叶坤武, 罗堤钦, 杨文佳, 等. 多约束条件下飞机驾驶舱布局优化设计[J]. 人类工效学, 2022, 28(5):84-87.
- [2] OULASVIRTA A. Optimizing user interfaces for human performance [C]// International Conference on Intelligent Human Computer Interaction, 2017:3-7.
- [3] OULASVIRTA A, DAYAMA N R, SHIRIPOUR M, et al. Combinatorial optimization of graphical user interface designs [J]. Proceedings of the IEEE, 2020, 108(3): 434-464.
- [4] NIU S. Research on layout optimization for ergonomic design of civil aircraft cockpit [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2013.
钮松. 面向民航驾驶舱人机工效设计的布局优化研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2013.
- [5] JI Y H, LI C T, LUO X M, et al. Based on people because of the engineering ship cabin human-machine interface layout optimization design [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2024, 58(2):201-210.
季煜恒, 李春通, 骆晓萌, 等. 基于人因工程的船舶驾驶室人机界面布局优化设计[J]. 上海交通大学学报, 2024, 58(2):201-210.
- [6] LIU X, YU S H, CHU J J, et al. Improved PSO aircraft cockpit combination sequencing human-machine layout optimization [J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(7): 1-6.
刘昕, 余隋怀, 初建杰, 等. 改进PSO的飞机驾驶舱组合排序人机布局优化[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(7): 1-6.
- [7] JIN Y T, LYU J, PAN W J, et al. Based on visual attention mechanism virtual interface layout optimization [J]. Computer Engineering and Design, 2020 (3): 763-769.
金昱潼, 吕健, 潘伟杰, 等. 基于视觉注意机制虚拟交互界面布局优化[J]. 计算机工程与设计, 2020(3):763-769.
- [8] ZHAO Z J, LYU J, JIN Y T, et al. Optimization of operation interface layout of ant colony algorithm driven by human characteristics [J]. Combined Machine Tools and Automatic Processing Technology, 2020 (5): 124-127, 131.
赵子健, 吕健, 金昱潼, 等. 人因特性驱动蚁群算法的操作界面布局优化[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020(5): 124-127, 131.
- [9] ZHANG X M, KANG Q, WANG X, et al. Particle swarm optimization algorithm with cross opposition learning and particle-based social learning [J]. Computer Application, 2017, 37(11):3194-3200.
张新明, 康强, 王霞, 等. 交叉反向学习和同粒社会学习的粒子群优化算法[J]. 计算机应用, 2017, 37(11):3194-3200.
- [10] WANG Y H, WU J M, JIA C H. Multi-objective evolutionary algorithm based on reverse learning model [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(4):326-332, 342.
王亚辉, 吴金妹, 贾晨辉. 基于反向学习模型的多目标进化算法[J]. 农业机械学报, 2016, 47(4):326-332, 342.
- [11] KANG H, YANG S X, DENG S W, et al. Multi-objective optimization design of product operation interface element layout [J]. Packaging Engineering, 2020, 41(8):149-153, 172.
康慧, 杨随先, 邓淑文, 等. 产品操作界面元素布局多目标优化设计[J]. 包装工程, 2020, 41(8):149-153, 172.
- [12] CHEN L, LYU J, PAN W J, et al. User interface layout optimization with cognitive load [J]. Applications of Computer Systems, 2022 (7): 307-315.
陈磊, 吕健, 潘伟杰, 等. 融合认知负荷的用户界面布局优化[J]. 计算机系统应用, 2022(7): 307-315.
- [13] SANDERS M S, MCCORMICK E J. Human factors in engineering and design [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2009.
SANDERS M S, MCCORMICK E J. 工程和设计中的的人因学[M]. 北京:清华大学出版社, 2009.
- [14] JOSE A D, DIANA G, ROCIO P, et al. User-interfaces layout optimization using eye-tracking, mouse movements and genetic algorithms [J]. Applied Ergonomics, 2019, 78: 197-209.
- [15] WICKENS C D, CARSWELL C M. The proximity compatibility principle: its psychological foundation and relevance to display design [J]. Human Factors: Journal of the Human Factors & Ergonomics Society, 1995, 37(3):473-494.
- [16] KUSIAK A, HERAGU S S. The facility layout problem [J]. European Journal of Operational Research, 1987, 29(3):229-251.
- [17] LI Z J, SHI H Q, LI C H, et al. Image center layout optimization method based on improved genetic algorithm [J]. Journal of System Simulation, 2022 (6): 1173-1184.
李智杰, 石昊琦, 李昌华, 等. 基于改进遗传算法的影像中心布局优化方法[J]. 系统仿真学报, 2022(6):1173-1184.
- [18] ZHOU M, SUN S D. Principles and applications of genetic algorithms [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2005.
周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京:国防工业出版社, 2005.
- [19] LI Y X, QIN L X. Adopting reverse and differential evolution to improve learning flying squirrels search algorithm [J]. Journal of Guangxi University (Natural Science Edition), 2022(1): 164-173.
李昀轩, 秦亮曦. 采用反向学习和差分进化改进的飞鼠搜索算法[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2022(1):164-173.
- [20] WEI L S, FEI M R. Research on stability and simulation of adaptive grey predictive control [J]. Journal of System Simulation, 2009, 21 (10): 3009-3013.
- [21] GONGYE X Y, LIN P G, REN W L. Genetic algorithm based on Grefenstette coding and 2-opt optimization [J]. Journal of Shandong University (Engineering and Technology Edition), 2018, 48 (6):19-26.
公冶小燕, 林培光, 任威隆. 基于Grefenstette编码和2-opt优化的遗传算法[J]. 山东大学学报(工学版), 2018, 48(6):19-26.
- [22] DONG Z C, LIU Y D. Based on reverse learning ship cabin layout optimization method of genetic algorithm [J]. Journal of Dalian Maritime University, 2021(3): 16-22.
董增财, 刘寅东. 基于反向学习遗传算法的船舶舱室布局优化方法[J]. 大连海事大学学报, 2021(3):16-22.

(责任编辑:黄健)