浙江理工大学学报，2020，43(6)：823-830
Journal of Zhejiang Sci-Tech University
DOI:10.3969/j.issn.1673－3851(n).2020.06.012

基于改进混合粒子群算法的窄巷道仓储三维拣选路径规划

周　驰,董宝力
(浙江理工大学机械与自动控制学院,杭州 310018)

摘　要：针对窄巷道密集仓储系统中叉车的拣选作业三维路径规划问题,通过分析该系统中的拣选作业流程,考虑拣选叉车实际运动中速度的动态变化和容量限制,建立以拣选作业时间最小化为目标的数学模型。在标准粒子群算法的基础上,引入遗传算法中的变异交叉机制,并结合变邻域搜索、动态惯性权重等寻优策略,设计一种改进的混合粒子群算法来求解该模型。以某配送中心的VNA仓储系统为例,对模型和算法进行验证,并将该算法与GA和PSO两种智能算法进行比较,实验结果表明:该算法具有更好的优化性能和求解精度,其对三种不同规模任务量的拣选作业时间优化比例分别为21.2%、24.7%和26.7%,能有效地减少窄巷道仓储系统的拣选作业耗时,从而提升系统的拣选作业效率。

关键词：窄巷道;拣选作业;三维路径规划;密集仓储系统;混合粒子群算法
中图分类号：TP391　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1673-3851 (2020) 11-0823-08

Three-dimensional picking path planning in VNA warehouse based on improved hybrid particle swarm optimization

ZHOU Chi, *DONG Baoli*
(Faculty of Mechanical Engineering & Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: The three-dimensional path planning problem of forklift picking operation in the very narrow aisle (VNA) dense warehousing system was studied. By analyzing the picking operation process in the system, a mathematical model with the objective of minimizing picking operation time was established with consideration of dynamic speed change and capacity limitation in the actual movement characteristics of the picking forklift. Based on the standard particle swarm optimization algorithm, variation cross mechanism in the genetic algorithm was introduced and the optimization strategies such as variable neighborhood search and dynamic inertia weight were combined to design an improved hybrid particle swarm optimization algorithm. Finally, the VNA warehousing system of a distribution center was used as an example to verify the algorithm and model, and the algorithm was compared with GA and PSO intelligent algorithms. The results showed that the algorithm had better optimization efficiency and solution accuracy, and its time optimization ratios for three different scales of picking tasks were 21.2%, 24.7% and 26.7%, respectively, which can effectively reduce the time of picking operations in the VAN warehousing system, thereby improving the system efficiency of picking operation.

Key words: very narrow aisle (VNA); picking operation; three-dimensional path planning; dense warehousing system; hybrid particle swarm optimization

收稿日期:2020－05－28　　网络出版日期:2020－09－03
基金项目:国家自然科学基金项目(51475434);浙江省自然科学基金项目(LY14G010007)
作者简介:周　驰(1994－　),男,江苏连云港人,硕士研究生,主要从事现代物流与供应链管理方面的研究。
通信作者:董宝力,E-mail:ytdbl@zstu.edu.cn

0 引 言

窄巷道(Very narrow aisle,VNA)仓储是一种典型的密集式仓储系统。该系统的特点是在货架底部地面上安装有三转向叉车的行进导轨,当进行货物拣选时,叉车在货架间的轨道上作水平移动,同时借助叉车上的货叉完成垂直运动,从而实现货物的拣选操作。在 VNA 仓储系统中,拣选作业时间占整个系统作业时间的 50%~60%,其拣选作业时间主要是由叉车的行进时间和货叉的存/取货时间组成,其中存/取货的时间基本固定[1]。由此可见,优化叉车拣选路径,以减少叉车的运动时间,对提升整个系统的作业效率具有重要意义。

对于仓储系统中的拣选路径规划问题,大多数研究都集中于传统低位仓储中的搬运车作业路径或人工拣选行走路径,如:孙军艳等[2]针对双区型仓库拣选问题,以拣选路径最小化为目标,提出一种货位动态调整和协同拣选策略并通过 GA 和 GASA 两种算法求解。刘建胜等[3]将拣选路径优化问题分为是否考虑拣选设备的容积限制两种情况,设计蚁群算法求解拣选作业最短路径。陈伊菲等[4]考虑到拣选路径优化问题与运输问题模型的相似性,将 TSP 和 VRP 模型运用到拣选路径问题上,运用 Dijkstra 算法缩短拣选距离。王宏等[5]针对订单拣选特点,通过对比传统穿越策略和 S-shape 算法的结果,发现其设计的遗传算法可以减少车辆的拣选距离。余智勇等[6]提出一种结合动态规划思想的拣选路径优化算法,对比结果表明该算法可以减少拣选作业总路程。然而,对于 VNA 系统中的叉车拣选作业,在实际作业中因其行驶速度与货叉提升速度不一致,寻找一条最短行驶路径往往并不能使其拣选耗时达到最小。以上文献的路径规划均是在二维平面上的优化,并且模型中未考虑设备运动的加减速特性,因而这些方法不适用于 VNA 仓储系统中叉车拣选作业路径的规划求解。

目前,关于 VNA 仓储系统的相关文献较少,而仓储系统中的三维路径规划方法一般多见于自动存储及取货系统(Autonomous vehicle storage and retrieval system, AVS/RS)[7-10],这些方法对于 VNA 仓储系统拣选作业三维路径规划具有一定的参考价值。与 AVS/RS 采用的"货到人"(Part to Picker)拣选模式不同,VNA 系统采用"人到货"(Picker to Part)拣选模式。相比于自动化水平更高的 AVS/RS,VNA 系统在拣选路径优化方面存在较大的进步空间。

本文根据 VNA 仓储系统中拣选叉车作业的具体特点,考虑叉车设备的容量以及运动过程中的加减速特性,建立以时间最小化为目标的叉车拣选作业三维路径规划模型,并设计改进混合粒子群算法(Improved hybrid particle swarm optimization, IHPSO)进行求解,从而得到系统的最优拣选路径。

1 问题描述与模型建立

1.1 问题描述

典型的 VNA 仓储系统主要由横梁式货架和三转向叉车组成,系统的平面图如图 1 所示,I/O 为出入口,货架的货格长度为 l,宽度为 w,高度为 h,相邻货架间的巷道宽度为 k,货架以平行方式布局,货架上货位按网格状分布,其货架间的巷道相较于一般仓储系统更为狭窄,以满足密集存储的要求。

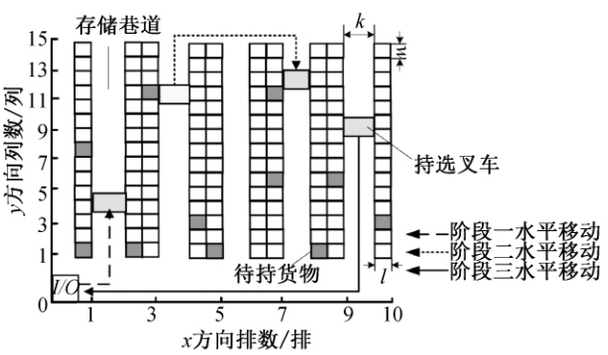

图 1 窄巷道仓储系统平面图

该系统的立面图如图 2 所示,叉车在相邻货架间的巷道中运行,按指令对货架上的货物进行拣选。本文的路径优化问题可以描述为:设任务清单上有 n 个待拣货物,作业人员位于起点位置 I/O,驾驶拣选叉车开始拣货,按照一定的货物拣选顺序对 n 个货物依次进行拣选,拣选完所有货物后,驾驶叉车返回 I/O 位置完成拣选任务,优化目标是获得一条拣选耗时最短的路径。

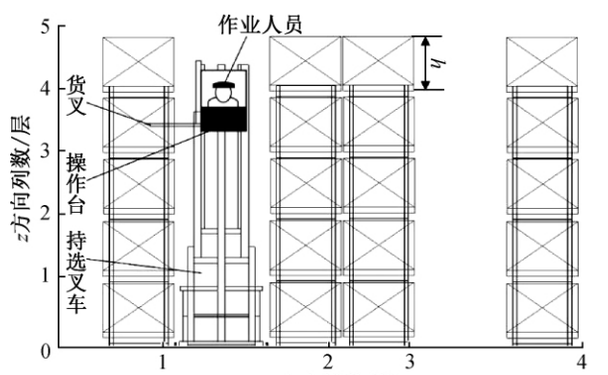

图 2 窄巷道仓储系统立面图

1.2　基本假设

在建立拣选路径优化问题的数学模型前需要对VNA窄巷道货架和拣选叉车作以下假设和参数设定：

a）货架上待拣货物，拣货叉车以及出入口均抽象为点；

b）每个货格只能存放一个SKU货物；

c）当拣选叉车开始执行一个任务时，必须将该任务执行完，不允许中断；

d）拣选叉车在从一个货位行驶到另一个货位的过程中，其操作平台可同时升降；

e）拣选叉车在执行拣选任务的行驶过程中需要经过起步、加速、匀速、减速和停止五个运动状态的变化，设其运动变化的加减速度为一固定值 a；

f）系统中单个货物的取/卸货时间固定，设为 s；

g）货叉在空载时和负载时的提升速度相同，设为 v_2。

在此基础上，参数和变量设定为：根据拣选作业的实际特点，对叉车配载的拣选箱容量进行约束，拣选货物的总体积不得超过拣选箱最大容量 Q，当叉车拣选箱已满时，叉车必须返回出入口 I/O 处完成卸货，才能继续进行拣选；(x_i,y_i,z_i,q_i) 表示任务清单上待拣货物 i 的信息，x_i 为货物 i 所在的排，y_i 为货物 i 所在的列，z_i 为货物 i 所在的层，q_i 为货物 i 的体积，如：(2,3,1,6)表示该货物所在位置为2排、3列、1层，货物体积为6，I/O 位置用 $X_o=(0,0,0,0)$ 表示。

$$r_{ij}=\begin{cases}x_j\times w+k\times(x_j-1)/2+y_j\times l, & x_i=0,x_j\neq 0\text{ 且为奇数},\\ x_j\times w+k\times x_j/2+y_j\times l, & x_i=0,x_j\neq 0\text{ 且为偶数},\\ |y_i-y_j|\times l, & x_i=x_j\neq 0,\\ |y_i-y_j|\times l, & x_j-x_i=1,\text{且 }x_j\text{ 为偶数},\\ (2c-y_i-y_j)\times l+2w, & x_j-x_i=1,\text{且 }x_j\text{ 为奇数},c\leqslant y_i+y_j,\\ (y_i+y_j)\times l+2w, & x_j-x_i=1,\text{且 }x_j\text{ 为奇数},c>y_i+y_j,\\ |x_i-x_j|\times(k+w)+(2c-y_i-y_j)\times l-k, & x_i\neq x_j\neq 0,|x_i-x_j|>1,c\leqslant y_i+y_j,\\ |x_i-x_j|\times(k+w)+(y_i+y_j)\times l-k, & x_i\neq x_j\neq 0,|x_i-x_j|>1,c>y_i+y_j,\\ x_i\times w+k\times(x_i-1)/2+y_i\times l, & x_i\neq 0,x_j=0\text{ 且为奇数},\\ x_i\times w+k\times x_i/2+y_i\times l, & x_i\neq 0,x_j=0\text{ 且为偶数},\end{cases}\tag{1}$$

其中：c 为单排货架的列数。叉车从货物 i 运行至货物 j 的距离与叉车从货物 j 运行至货物 i 的距离相等。

设叉车的垂直方向运动距离为 d_{ij}，按式(2)计算：

$$d_{ij}=\begin{cases}|z_i-z_j|\times h\times 2, & x_i=0,x_j\neq 0,\\ (z_i+z_j)\times h\times 2, & x_i\neq 0,x_j\neq 0\end{cases}\tag{2}$$

系统中完成任务清单上所有货物的拣选耗时 T 是由叉车拣选过程中的行、升、降、取、放五个动作时间组成。

$$T=T_1+T_2+T_3+T_4+T_5\tag{3}$$

其中：T_1 为叉车水平方向行进时间；T_2 为叉车货叉垂直方向提升运动时间；T_3 为叉车货叉垂直方向下降运动时间；T_4 为叉车取货作业时间；T_5 为叉车卸货作业时间。

1.3　模型建立

VNA仓储系统中叉车完成一次拣选作业流程需经历三个阶段：

a）叉车从 I/O 处运行至拣选任务清单上第一个货物的所在位置；

b）叉车从拣选第一个货物的所在位置运行至拣选最后一个货物的所在位置；

c）叉车从最后一个货物所在位置运行至 I/O 处。

其中：每个阶段包括水平和垂直两个方向的运行路径，水平方向运行路径为叉车从当前位置行进至待拣货物位置的运行距离。垂直方向运行路径则由拣选货物时货叉的提升以及下降行程组成。

设叉车的水平方向运动距离为 r_{ij}，包括：第一阶段叉车从 I/O 处行驶至第一个货物的距离，第二阶段叉车从货物 i 运动到货物 j 的水平行驶距离和第三阶段返回至 I/O 处的行驶距离。各阶段水平移动示例如图1，水平方向运动距离 r_{ij} 按式(1)计算：

叉车水平方向行进时间 T_1 根据叉车水平方向运行距离的长度分为两种情况计算，用公式可表示为：

$$T_1=\begin{cases}2\left(\dfrac{r_{ij}}{a}\right)^{1/2}, & r_{ij}\leqslant\dfrac{v_1^2}{a},\\ \dfrac{2v_1}{a}+\dfrac{r_{ij}-v_1^2/a}{v_1}, & r_{ij}>\dfrac{v_1^2}{a}\end{cases}\tag{4}$$

具体情况为：

a）叉车在减速前未达到叉车的最大行驶速度 v_1，即叉车由起步阶段加速到速度 v，其中 $v<v_1$，

再从速度 v 经减速转为速度为 0 的停止状态，如图 3 中左图所示；

b)叉车在减速前达到叉车的最大行驶速度 v_1，即叉车由起步阶段加速到最大行驶速度 v_1，并以速度 v_1 匀速行驶，再从速度 v_1 经减速转为速度为 0 的停止状态，如图 3 中右图所示。

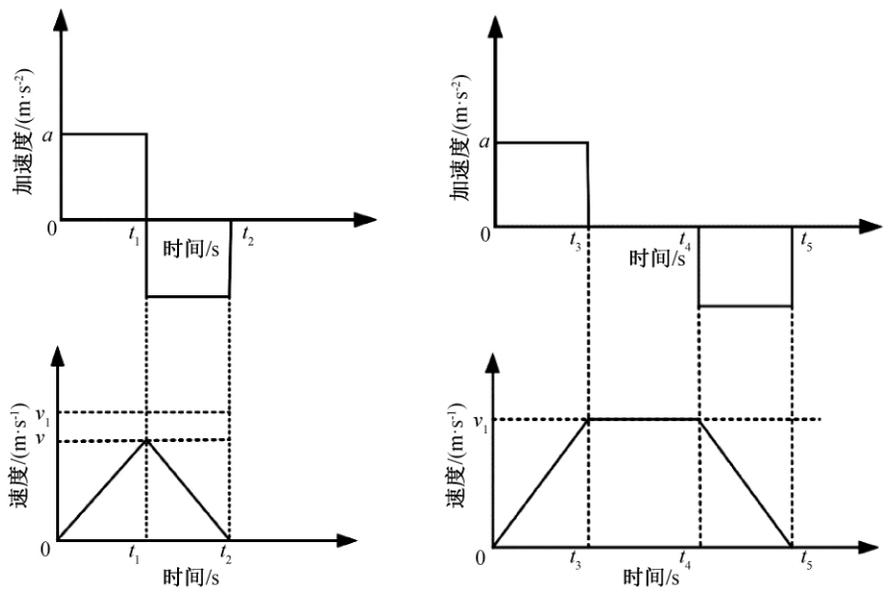

图 3 拣选叉车行驶速度变化特征图

注：左上图为 $v<v_1$ 时，加速度 a 变化情况；左下图为 $v<v_1$ 时，速度 v 变化情况；右上图为 $v=v_1$ 时，加速度 a 变化情况；右下图为 $v=v_1$ 时，速度 v 变化情况。

由于本文假设叉车货叉在空载时和负载时的速度相同，故货叉在垂直方向的提升与下降运动时间相等，即：

$$T_2=T_3=\frac{d_{ij}}{v_2} \tag{5}$$

系统中单个货物的取货/卸货时间为 s，则叉车完成 n 个货物拣选的取货/卸货作业时间为：

$$T_4=T_5=n\times s \tag{6}$$

根据以上描述，拣选作业时间模型可以表示为：

$$\min T=T_1+T_2+T_3+T_4+T_5 \tag{7}$$

约束条件：

$$\sum_{i=1}^{n}q_i\leqslant Q \tag{8}$$

$$\sum_{m=1}^{n-1}X_o^m=\sum_{m=1}^{n-1}X_{m+1}^o=X_o \tag{9}$$

$$\sum_{i=1}^{n}\sum_{j\neq i}^{n}m_{ij}=n \tag{10}$$

$$m_{ij}=\begin{cases}1, & \text{拣选完 } i \text{ 后再拣选 } j;i,j=1,2,3,\cdots,n,\\ 0, & \text{其他}\end{cases} \tag{11}$$

其中：式(7)为拣选时间优化指标；式(8)保证货物的体积要低于叉车的最大载荷；式(9)中 X_o^m 为 m 车次的终止位置，X_{m+1}^o 为 $m+1$ 车次的起始位置，即 m 车次的终止位置等于 $m+1$ 车次的起始位置，叉车每次作业完成后须返回 I/O 位置；式(10)和式(11)保证货物拣选的先后关系，确保任务清单上的每个货物都被拣选。

2 算法设计

仓储系统拣选作业路径规划问题属于 NP 难问题范畴[11]，随着解空间的增大，问题的复杂性也随之提高。目前，求解这类问题常用的智能算法有遗传算法(GA)[12]、人工鱼群算法(AFSA)[13]、蚁群算法(ACO)[14]等。与上述优化算法相比，粒子群算法(PSO)具有记忆性、操作简单、容易实现等优点，可以有效求解该类问题，故本文提出的算法在 PSO 基础上进行优化设计。

2.1 改进的混合粒子群算法

标准 PSO 虽可利用群体信息进行全局搜索[15-16]，但是随着迭代次数的增加，各粒子容易收敛集中于局部最优解周边，从而导致算法过早陷入局部最优。为了改善 PSO 的这些缺点，本文在标准 PSO 的粒子迭代更新公式基础上，采用变邻域搜索策略，设置动态惯性权重，并引入遗传算法中的交叉和变异操作，通过粒子个体极值和群体极值的交叉以及粒子自身变异的方式来寻找最优解，粒子的迭代更新公式为：

$$V_{id}^{b+1}=\omega V_{id}^{b}+c_1 r_1(P_{id}^{b}-X_{id}^{b})+c_2 r_2(P_{gd}^{b}-X_{id}^{b}) \tag{12}$$

$$X_{id}^{b+1}=X_{id}^{b}+V_{id}^{b+1} \tag{13}$$

其中：V_{id}代表第 i 个粒子的在 d 维空间的速度；X_{id}代表第 i 个粒子在 d 维空间中的位置；b 为当前迭代次数；ω 为惯性权重；c_1 和 c_2 为加速度因子；r_1 和 r_2 是取值于[0,1]的随机数；P_{id}为个体极值；P_{gd}为种群的群体极值。

2.1.1　个体编码

基于拣选作业路径规划模型的特点，采用整数排列编码方式。首先对任务清单上待拣货物进行编码，个体编码的序列就代表拣选方案，如清单中有 5 个待拣货物，先对货物依次编码：(1,2,3,4,5)，则(3,1,2,4,5)就是一个合法的个体编码，编码的先后顺序就是叉车拣选的顺序，其中 I/O 位置编号设置为 0，如(0,3,1,2,4,5)编码代表的拣选路径为：I/O—货物 3—货物 1—货物 2—货物 4—货物 5，不同的拣选顺序对应不同的拣货路径，若任务清单中有 n 个货物，则有 $n!$ 条不同拣选路径。

2.1.2　适应度函数

路径规划优化的目标是使拣选作业时间最小，设定的适应度值计算公式为：

$$fitness=\frac{1}{C_{\min}} \tag{14}$$

其中：$C_{\min}$为粒子个体完成作业的时间，适应度值最大的个体作为当前迭代次数的极值点，即个体的适应度值越大，代表该个体越优。

2.1.3　变邻域搜索策略

在算法的不断迭代下，群体中的粒子个体会越来越相似，可能出现个体编码趋于相同的情况，为了改善粒子在局部最优解附近无法跳出的情形，基于变邻域搜索策略，对粒子进行扰动，拓展搜索范围，增强算法跳出局部最优的能力。针对货物编码的特点，在算法中定义如下三种个体邻域结构：

a)个体元素互换：在个体位置编码序列中，随机选择两个对应位置的数据，并将二者的位置进行交换。如在个体 F_1、F_2 中随机产生两个交叉位置，对位于两位置之间的数据进行交叉，设随机的交叉位置分别为 4 和 7，则有：

F_1=9 5 1 | 3 7 4 2 | 8 6，

F_2=5 4 6 | 3 8 7 2 | 1 9.

交叉后，不重复的数字保留，重复的数字，按中间段的对应关系采用部分映射消除，结果为：

F_1=9 5 1 | 3 8 7 2 | 4 6，

F_2=5 8 6 | 3 7 4 2 | 1 9.

b)个体元素逆转：在个体位置编码序列中，随机选择两个对应位置的数据，并将二者间的数据位置逆转排列。逆转后的个体适应度值高的才保留，否则逆转无效。如在个体 F_3 中随机产生两个位置，交换两个位置的数据，设随机产生的位置分别为 4 和 6，则有：

F_3=9 5 1 | 3 8 7 | 2 8 6.

进化逆转后为：

F_3=9 5 1 | 7 8 3 | 2 8 6.

c)个体元素插入(2-OPT)：在个体位置编码序列中随机选择两个对应位置的数据，并将选择出的数据随机插入到个体的其他位置。

将通过上述三种寻优策略产生的群体最优粒子 X_g 与个体最优粒子 X_p 比较，若适应度函数值有所提高则令 $X_g=X_p$，否则保持 X_p 不变。采用这种策略，可以使种群中的群体最优粒子优于个体最优粒子。

2.1.4　自适应机制

引入 GA 中的交叉和变异进化策略，采取随机交叉和变异操作，为避免算法在进化过程中过早收敛，对交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 加入自适应机制，使其可以随平均适应度值的变化而动态调整[17]，计算公式如下：

$$p_c=\begin{cases}p_{c1}-\dfrac{(p_{c1}-p_{c2})(f'-f_{avg})}{f_{max}-f_{avg}}, & f'\geqslant f_{avg},\\ p_{c1}, & f'<f_{avg}\end{cases} \tag{15}$$

$$p_m=\begin{cases}p_{m1}-\dfrac{(p_{m1}-p_{m2})(f'-f_{avg})}{f_{max}-f_{avg}}, & f'\geqslant f_{avg},\\ p_{m1}+p_{m2}, & f'<f_{avg}\end{cases} \tag{16}$$

其中：f_{max}是当前一代的最大适应度值，f_{avg}为当前一代的平均适应度值，f'为待交叉的两个中较大的适应度值，p_{c1}、p_{c2}、p_{m1}、p_{m2}为常数。

2.1.5　动态惯性权重

惯性权重体现的是粒子继承先前速度的能力，惯性权重的取值对算法的搜索能力有重要影响，较小的惯性权值有利于局部搜索，而较大的惯性权值则利于全局搜索[18]。为了平衡算法的全局搜索和局部搜索能力，本文设置线性递减惯性权重(Linear decreasing inertia weight，LDIW)，惯性权重将在最大和最小值之间线性变化，以平衡搜索能力，惯性权重的取值公式如下：

$$\omega(b)=\omega_s(\omega_s-\omega_e)(E_{max}-b)/E_{max} \quad (17)$$

其中:ω_s 为惯性权重最大值,ω_e 惯性权重最小值,E_{max}为最大迭代次数。

2.2 改进的混合粒子群算法流程

本文应用IHPSO对拣选路径进行优化的流程如图4所示,算法具体实现步骤如下:

步骤1:初始化算法参数。包括初始化最大迭代次数 E_{max},种群规模 N,粒子速度 V_{id},加速因子 c_1 和 c_2;初始化自适应参数:p_{c1}、p_{c2}、p_{m1}、p_{m2};初始化LDIW参数,惯性权重最大值 ω_s 和最小值 ω_e。

步骤2:计算各粒子所在位置的适应度函数值,记录种群最优个体。

步骤3:更新粒子。若粒子搜索某个方向的适应度值优于当前位置,则保留该粒子,并根据式(12)和式(13)进行位置更新。

步骤4:执行交叉操作。个体最优交叉把个体和最优个体粒子进行交叉得到新粒子,群体最优交叉把个体和群体最优粒子进行交叉得到新粒子。由式(15)可得交叉概率。

步骤5:执行变异操作。粒子自身变异得到新粒子,由式(16)可得变异概率。

步骤6:变邻域搜索算子,得到新一代种群。

步骤7:判断是否达到最大迭代次数,若达到则结束循环并输出最优个体作为算法的结果;否则,转步骤2。

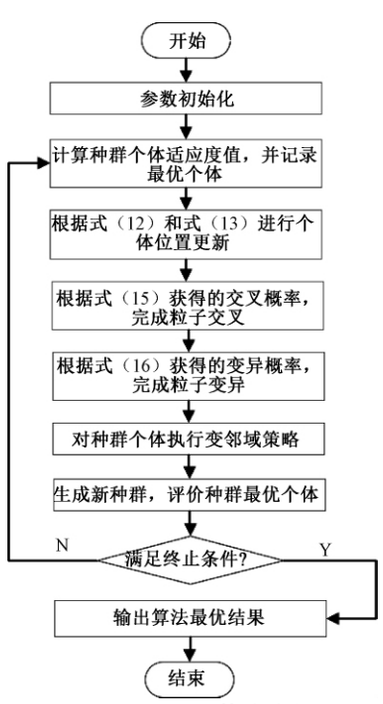

图4 IHPSO算法流程

3 实例验证

为验证IHPSO求解拣选作业三维路径规划问题的有效性,以某配送中心的VNA仓库为例,已知该仓库的相关参数:单元货位尺寸为长 $l=1.2$ m,宽 $w=0.8$ m,高 $h=1.0$ m;每排货架15列、5层,10排货架共有750个货位;巷道宽度 $k=1.0$ m。拣选叉车的参数如下:最大行驶速度 $v_1=2.5$ m/s;最大提升速度 $v_2=0.3$ m/s;加/减速度 $a=1$ m/s^2;拣选箱额定容量 $Q=2$ m^3;单位货物的取货/卸货时间 $s=3$ s。

数据来源于系统中某次拣选作业任务清单,该任务清单包含有30个待拣货物,各货物的存储信息见表1。分别用PSO、GA和IHPSO对该实例进行仿真比较,三种算法参数分别如下:

a)PSO:种群规模为100,最大迭代次数500,加速因子为1.5,惯性权重为0.7;

b)GA:种群规模100,最大迭代次数500,交叉概率为0.8,变异概率为0.1;

c)IHPSO:粒子种群规模 $N=100$,惯性权重最大值 $\omega_s=0.9$,惯性权重最小值 $\omega_e=0.4$,加速因子 $c_1=c_2=1.5$,最大迭代次数 $E_{max}=500$,自适应参数 $p_{c1}=0.9$,$p_{c2}=0.7$,$p_{m1}=0.1$,$p_{m2}=0.09$。

表1 货物存储信息表

货物编号	货物信息				货物编号	货物信息			
	x/排	y/列	z/层	q/m^3		x/排	y/列	z/层	q/m^3
1	2	14	1	0.150	16	1	14	2	0.135
2	8	4	3	0.180	17	1	10	1	0.120
3	8	9	5	0.120	18	5	6	1	0.300
4	9	11	5	0.140	19	3	1	1	0.240
5	3	15	4	0.200	20	2	7	3	0.300
6	1	2	1	0.150	21	8	8	5	0.320
7	3	14	3	0.250	22	8	13	4	0.360
8	9	6	1	0.120	23	10	1	4	0.280
9	1	10	4	0.240	24	1	8	1	0.180
10	3	2	3	0.210	25	7	12	4	0.280
11	4	14	5	0.300	26	5	3	2	0.140
12	6	4	1	0.270	27	3	10	3	0.150
13	2	3	2	0.330	28	4	15	2	0.250
14	8	15	2	0.100	29	5	8	5	0.110
15	2	3	3	0.170	30	5	1	3	0.200

图5为采用Matlab编程的三种算法运算40次的平均收敛过程曲线。图5中的横坐标表示算法的迭代次数,纵坐标表示系统的拣选作业耗时。由图5中曲线可以看出,在相同种群规模和最大迭代次数的情况下,GA在初期收敛速度较快,但后期收敛

放缓。PSO 前期拥有较强的全局搜索能力，但后期容易陷入局部最优，搜索能力有限，导致解的质量不高。相比 GA 和 PSO，IHPSO 引入了自适应参数，增强局部搜索能力，并采用变邻域算子，使得 IHPSO 可以跳出局部最优，搜索得到质量更高的解。

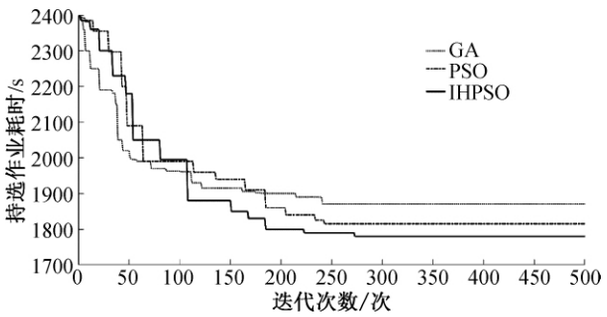

图 5　三种算法收敛对比图

表 2 为三种算法独立运行 40 次后的实验结果。由表 2 中实验结果数据可知，本文设计的 IHPSO 的收敛速度要优于 PSO 和 GA 算法。GA、PSO 和 IHPSO 三种算法解的标准偏差分别为 10.2、8.7、8.1，IHPSO 解的波动性小，更加稳定，且相较于另外两种算法，IHPSO 解的均值小，求解的质量更高。

表 2　三种算法实验结果

算法	最优解/s	平均收敛迭代次数/次	解平均值/s	解的标准偏差/s
GA	1871	338	2031	10.2
PSO	1820	278	1950	8.7
IHPSO	1778	260	1891	8.1

利用 IHPSO 对叉车在窄巷道仓储中的拣选路径规划问题求解，所得到的一组拣选路径优化结果见表 3。其拣选最优作业顺序为：0—6—16—1—9—17—24—20—15—13—0—23—8—4—14—22—25—3—21—0—27—7—11—28—5—29—18—12—26—0—2—30—19—10—0。叉车完成表 1 中 30 个货物的拣选任务需要 4 个车次，拣选总耗时为 1778 s。若按该仓库目前所采用的传统 S-shape 路径进行拣选，则其作业顺序应为：0—6—13—15—20—24—9—17—16—1—5—0—28—11—7—27—10—19—30—26—0—12—18—29—14—22—25—3—21—0—2—23—8—4—0。其拣选总耗时为 2257 s。通过对比发现利用 IHPSO 求解的最优路径拣选耗时比采用传统的 S-shape 路径拣选耗时减少 479 s，节省约 21.2%的时间。

表 3　IHPSO 路径优化结果

车次编号	拣选序列	货物体积/m^3	作业耗时/s	总耗时/s
1	0—6—16—1—9—17—24—20—15—13—0	1.775	340	1778
2	0—23—8—4—14—22—25—3—21—0	1.720	747	
3	0—27—7—11—28—5—29—18—12—26—0	1.970	490	
4	0—2—30—19—10—0	0.830	201	

为进一步验证 IHPSO 的优越性，利用三种算法分别对不同规模的拣选任务量求解并与传统 S-shape 路径结果进行比较。表 4 为在任务量分别为 60 和 100 的数量规模下运行 40 次所得的实验结果。

表 4　不同任务规模下的实验结果

任务规模	算法	最优解/s	平均收敛迭代次数/次	解的标准偏差/s	节约时间比例/%
60	S-shape	4666	—	—	—
	GA	3815	413	15.2	18.2
	PSO	3649	347	12.3	21.8
	IHPSO	3513	330	11.4	24.7
100	S-shape	7119	—	—	—
	GA	5797	463	16.9	18.6
	PSO	5540	377	14.5	22.2
	IHPSO	5220	332	12.1	26.7

由表中数据可以看出，随着任务规模的扩大，GA 和 PSO 的平均收敛代数和解的标准偏差明显增加，寻优效率下降。而 IHPSO 在任务规模扩大时，能够在较少的迭代次数内获得更优结果，且求解的波动性小，在拣选任务规模达到 60 个和 100 个时，其节约时间比例分别为 24.7%和 26.7%，均优于 GA 和 PSO 的求解结果。故本文提出的 IHPSO 在任务量增加时仍能保持良好的优化效率，可以有效求解窄巷道仓储系统的拣选路径规划问题。

4　结　论

为提高窄巷道仓储系统拣选作业效率，本文针对系统中叉车的拣选作业三维路径规划问题，根据系统拣选作业流程，建立以拣选作业时间最短为目标的优化模型，在模型中考虑设备的运动特性和容量约束；设计 IHPSO 对模型进行求解。本文以某配送中心的 VNA 仓储系统为对象进行实验，结果表明：本文所建立的拣选作业时间模型及设计的算法是可行有效的，在拣选任务规模数量分别为 30、

60个和100个时,其节约时间比例均可达20%以上,在一定程度上可以减少拣选作业时间,提高系统拣选作业效率。

由于本文的仿真模型是以单区型窄巷道密集仓库为应用背景,因此只适用于小型密集仓储系统。未来将对窄巷道仓储系统中的多区型仓库拣选作业路径问题进行研究,以实现大型密集仓储系统拣选作业路径的合理规划。

参考文献:

[1] 付超. 立体仓储高位拣选车辆的可靠性与路径优化[D]. 长春:吉林大学,2012:69-71.

[2] 孙军艳, 牛亚儒, 苏宝, 等. 双区型仓库动态拣货策略的设计及路径优化研究[J]. 包装工程, 2018,39(23):1-8.

[3] 刘建胜, 熊峰, 陈景坤, 等. 基于蚁群算法的双分区仓库拣货路径的优化[J]. 高技术通讯, 2017, 27(1):72-80.

[4] 陈伊菲, 刘军. 仓储拣选作业路径VRP模型设计与应用[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(6):209-212.

[5] 王宏, 符卓, 左武. 基于遗传算法的双区型仓库拣货路径优化研究[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(6):224-228.

[6] 余智勇, 庄健敏, 翟旭平. 双区型仓库拣选路径优化研究[J]. 工业控制计算机, 2018, 31(4):90-91.

[7] 马文凯, 吴耀华, 吴颖颖, 等. 基于进化算法的跨巷道多层穿梭车仓储系统的研究[J]. 机械工程学报,2019, 55(8):216-224.

[8] 鲁建厦, 施贻贯, 汤洪涛, 等. 考虑碳排放的子母穿梭车密集仓储系统复合作业三维路径规划[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(3):795-805.

[9] 方彦军, 唐猛. 自动小车存取系统复合作业三维空间路径优化[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(3):702-708.

[10] 鲁建厦, 陈寿伍, 易文超, 等. 跨层穿梭车仓储系统复合作业路径规划[J/OL]. 计算机集成制造系统:1-193(2020-05-28)[2020-03-23]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.tp.20200320.1704.018.html.

[11] 杨玮, 刘江, 岳婷, 等. 多载具自动化立体仓库货位分配与作业调度集成优化[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(1):247-255.

[12] 陈志新,董瑞雪,郝宇楠. 基于改进遗传算法的自动拣选系统拣选位分配建模与优化[J]. 工业工程, 2019, 22(6):40-44.

[13] 马宪民, 刘妮. 自适应视野的人工鱼群算法求解最短路径问题[J]. 通信学报, 2014, 35(1):1-6.

[14] 徐兴, 钱誉钦, 赵芸, 等. 基于改进蚁群算法的立体仓库三维空间路径优化研究[J/OL]. 计算机集成制造系统:1-13(2020-05-28)[2019-11-18]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20191115.1504.002.html.

[15] Poli R, Engelbrecht A, Kennedy J. Editorial for the special issue on particle swarm optimization[J]. Swarm Intelligence, 2009, 3(4): 243-244.

[16] Bonyadi M R, Michalewicz Z, Li X D. An analysis of the velocity updating rule of the particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Heuristics, 2014, 20(4): 417-452.

[17] 曲志坚, 张先伟, 曹雁锋, 等. 基于自适应机制的遗传算法研究[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(11):3222-3225.

[18] Zhang H. An analysis of multiple particle swarm optimizers with inertia weight for multi-objective optimization [J]. IAENG International Journal of Computer Science, 2012, 39(2):190-199.

(责任编辑:康 锋)