

物流工程

改进粒子群算法在农产品物流配送路径管理中的应用

齐名军¹, 吴凯²

(1. 鹤壁职业技术学院, 河南 鹤壁 458030; 2. 天津农学院, 天津 300191)

摘要: **目的** 为了更加合理地进行车辆路径调度管理, 提高粒子群求解车辆路径优化问题的性能。**方法** 提出了一种动态猴子跳跃机制的粒子群优化算法, 它借助群体的动态分组, 采用不同的动态惯性权重来提高算法的速度, 引入猴子跳跃机制来保证全局收敛性。最后把改进算法应用到物流配送路径优化的 2 个实例中, 同一环境下, 改进算法搜寻到最优路径适应值、平均运算时间, 以及求得最优解的成功次数, 均优于标准粒子群优化算法。**结果** 结果表明, 改进的算法能快速有效地确定物流配送路径。**结论** 改进粒子群优化算法不仅具有较快的寻优速度, 而且也提高了算法的收敛性, 保证了寻优质量, 因此具有很大的应用价值。

关键词: 粒子群; 物流配送; 猴群跳跃; 权重系数

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2019)17-0110-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.17.016

Application of Improved Particle Swarm Optimization Algorithm in Agricultural Product Logistics Distribution Path Management

QI Ming-jun¹, WU Kai²

(1. Hebi Polytechnic, Hebi 458030, China; 2. Tianjin Agricultural University, Tianjin 300191, China)

ABSTRACT: The work aims to more rationally carry out vehicle routing management, and improve the performance of particle swarm optimization to solve the problem of vehicle routing optimization. A particle swarm optimization algorithm based on dynamic monkey jumping mechanism was proposed. By means of the dynamic grouping of groups, different dynamic inertia weights were used to improve the speed of the algorithm. Monkey jumping mechanism was introduced to ensure global convergence. Finally, the improved algorithm was applied to two examples of logistics distribution path optimization. Under the same environment, the number of successful cases that the improved algorithm found the optimal path adaptation value and the average operation time and obtained the optimal solution was better than the standard particle swarm optimization algorithm. The results showed that, the improved algorithm could quickly and efficiently determine the logistics distribution path. The improved particle swarm optimization algorithm not only has faster speed of optimization, but also improves the convergence of the algorithm and ensures the optimization quality; therefore, it has great application value.

KEY WORDS: particle swarm; logistics distribution; monkey group jumping; weight coefficient

随着工农业的飞速发展和基础设施的不断完善, 物流配送在国民经济中变得越来越重要, 车辆

路径优化问题在运输、物流、车辆调度和工业生产问题上已经得到广泛的应用。合理的配送路径可

收稿日期: 2018-10-07

基金项目: 国家自然科学基金 (50138110)

作者简介: 齐名军 (1976—), 男, 硕士, 讲师, 主要研究方向为人工智能及应用。

以提高物流配送效率，降低成本，由于其特殊性，农产品对车辆的流量、路况和总里程有较高的要求，农产品的物流配送路径不仅仅是农产品的简单运输，而且还需要从安全性、及时性、经济性等方面进行综合考虑，农产品物流的高效配送已成为物联网、导航一体化、定位、智能交通等其他新技术交叉融合产业，车辆路径优化调度管理作为物流配送领域的一个关键问题，一直是人们研究的热点^[1]。对于物流领域的热点问题^[2]，人们提出了许多优良的路径模型和算法：张伟^[3]提出子在时间窗约束下设置评价函数，用最近距离来求解简单车辆路径优化的启发式算法；吴聪^[4]等人使用基本粒子群算法求解了 2 种随机需求车辆路径优化问题；贝尔恩德^[5]等人设计了一种求解车辆路径问题的特殊蚁群转移策略，并用 2-opt 算法对车辆路径进行了优化；葛显龙^[6]等人将蚁群算法应用到子车辆具有时间窗的路径问题，创造性地设计了 2 个种群，用于优化总路径长度和车辆总数。由于物流配送路径优化是一个多目标的优化问题，启发式智能优化算法比较适合于该问题求解，因此成为当前主要的研究方向。遗传算法、蚁群算法、粒子群算法、模拟退火算法和禁忌搜索算法等，是相对精确的求解算法，可以取得较好的结果^[7]，但大量研究结果表明，这些算法有时会陷入局部极值，出现“早熟收敛”现象，还有搜索速度慢等缺陷，影响物流配送路径优化速度。近年来众多国内外学者对启发式算法的改进做了大量研究，共同的目的是提高搜索速度，改善算法全局收敛性，拓宽其应用领域^[8-9]。

目前虽然有很多智能优化算法可对农产品物流配送路径进行优化，但是相对于其他算法来说，粒子群优化算法具有以下优势：它适合求解实数应用问题，算法设计比较简单，计算更加方便，求解速度快，效率高；但其具有和其他智能算法一样的通病，即存在陷入局部最优的问题。为此对其算理进行研究，由于粒子群算法中惯性权重采用固定值，易出现“早熟”现象^[10-12]，使其得到的物流配送路径易陷入局部最优，得到的最优路径并不是全局最优路径，且后期收敛速度过慢，导致物流配送成本过高，物流服务质量低^[13]。文中提出一种动态猴子跳跃机制的粒子群优化算法的物流配送路径优化方法。首先对寻优过程中粒子群体进行动态分组，对不同的分组采用不同的动态惯性权重非线性模糊函数，以加快其搜索速度，对分组差陷入早熟的群组介入猴子跳跃机制，使之跳出局部最优，以此来平衡粒子群优化算法的全局和局部之间的搜索能力，提高粒子群算法的优化质量。最后，进行了仿真实验，验证了算法的有效性。

1 基本粒子群算法

在算法中，每个粒子被作为一个问题的可行解，并且问题的最优解是通过当前最优解和历史最优解被找到，在粒子群的每一次迭代过程中，粒子本身通过找到的个体最优解和全局最优解来更新。当粒子群每次迭代时，粒子的速度将由式(1)来更新：

$$v_{ik}^{g+1} = wv_{ik}^g + \sigma_1 r_1 (S_{ak}^g - S_{ik}^g) + \sigma_2 r_2 (S_{bk}^g - S_{ik}^g) \quad (1)$$

式中： σ_1 和 σ_2 是初始化加速度常数； g 是粒子群更新代数；此外 r_1, r_2 是 2 个相互独立随机函数； w 是权重因素变量； v_i 为当前粒子的运行速度。当粒子群每次被迭代时，粒子群的位置由式(2)进行更新：

$$S_{ik}^{g+1} = S_{ik}^g + v_{ik}^{g+1} \quad (2)$$

2 物流配送路径优化数学模型的建立

如果要给客户们配送农产品，假设客户 i 和客户 j 之间的距离用 $d(i, j)$ 来表示， $i, j = 0, 1 \dots M$ ， $d(0, 0)$ 表示配送中心，根据上述物流配送路径选择问题描述^[14]，可以建立数学模型^[15]如下：

$$Rou = \sum_{i=1}^V (\sum_{j=1}^T d(r_v^{j-1}, r_v^j) + d(r_v^T, 0)) \cdot \text{sgn}T \quad (3)$$

式中： r_v^j 表示客户在车辆 v 配送路径中的顺序是 j ； T 是用车辆 v 运送的顾客总数； v 是车辆总数，如果 $T=0$ ，意味着车辆没有客户要送，如果 $T=1$ ，意味着车辆有客户要送，参数 $\text{sgn}(T)$ 满足式(4)：

$$\text{sgn}(T) = \begin{cases} 1 & (T \geq 1) \\ 0 & (T = 0) \end{cases} \quad (4)$$

而路径优化的约束条件为：

$$\begin{cases} C_{v1} \cap C_{v2} = \phi, v_1 \neq v_2 \\ \sum_{i=1}^T q_{r_i} \leq Q_v, T \neq 0 \\ \bigcup_{v=1}^V R_v = \{1, 2, \dots, M\}, 0 \leq T \leq M \\ \sum_{j=1}^T d(r_v^{j-1}, r_v^j) + d(r_v^T, 0) \leq L_v, T \neq 0 \end{cases} \quad (5)$$

其优化目标函数：

$$G_{\min} = \partial Rou^\beta \quad (6)$$

式中： C_v 为车辆 v 配送的客户点集合； M 为客户总数； q_i 是客户 i 的需求量； Q_v 为车辆 v 的最大载重量； R_v 为车辆 v 配送的客户点集合； ∂ 为加权系数； β 为放大因子； L_v 为被车辆运送的最大距离； v_i 为需要用车辆 v 运送客户的集合。

按照式(6)，可以得出物流配送不仅要求配送车辆少，同时配送路径最短，还要在指定时间把货物送到客户手中，这实质是找到一条同时满足多约束条件的最优物流配送路线。当前粒子群算法是模拟鸟群觅

食行为,并具有并行搜索能力,但是其存在一定的缺陷,如陷入局部最优、早熟速度慢,为了获得更优的物流配送路径,必须对其进行改进。

3 物流配送路径优化模型

新算法的核心思想主要包括两大机制:猴子跳跃机制和动态的权重参数调整机制。猴子跳跃机制主要是使陷入局部最优的粒子个体跳出当前位置而搜寻到新的全局最优位置;动态的权重参数调整机制主要是对寻优过程中,不同的粒子个体采用不同的变化权重参数,从而加速算法优化速度,提高优化效率。

3.1 引入猴子跳跃机制

为避免粒子群优化算法在寻优过程中陷入早熟收敛状态的现象发生,引入猴群算法的猴子跳跃过程,把陷入局部最优的所有粒子个体的当前位置赋值给同样规模的猴子,并以当前粒子群体的重心作为猴群跳跃的支点,每只猴子以一定的跳跃参数朝指定的方向或反方向翻越,从而跳跃到一个新的搜索领域。这里设群体规模为 N , K 为实际函数的维数,第 i 只猴子跳跃过程如下所述。

1) 在实际问题区间 $[a, b]$ 中随机产生一个跳跃步长控制参数 λ , 其中区间 $[a, b]$ 为翻区间, a, b 的大小根据实际问题的搜索空间而定。

2) 设 $y_j = x_{ij} + \lambda(y_{pj} - x_{ij})$, 这里支点 $y_{pj} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ij}$, $j \in [1, 2 \dots K]$, 若随机产生的 $\lambda \geq 0$, 则这只猴子朝指定的支点方向跳跃,即以 y_{pj} 为支点,以 $y_j = x_{ij} + \lambda(y_{pj} - x_{ij})$ 来更新算法的位置;反之, $\lambda < 0$, 朝相反的远离方向位置跳跃,即以 y_{pj}' 为支点, $y_{pj}' = \frac{1}{n} (\sum_{i=1}^n x_{ij} - x_{ij})$, 以 $y_j = y_{pj}' + \lambda(y_{pj}' - x_{ij})$ 作为更新跳跃算法的新位置。

3) 在区间 $[c, d]$ 中,若 $y = (y_1, y_2 \dots y_n)$ 满足 $f(y_i) < f(x_i)$, 则 $x_i = y_i$, 否则转 1), 2), 直到找到可行的 y_i 。

3.2 动态的权重参数调整机制

在基本粒子群优化算法中,权重参数 w 是一个定值,它不能灵活地调整这种优化算法在全局和局部之间的搜索关系。为了提高在路径优化过程中的有效性,根据多目标约束优化的特性,在处理多维复杂分布优化函数的过程中,改变了基本粒子群优化算法的权重因子。这是因为在整个粒子群优化过程中,算法优化前期,需要较强的粒子个体的自我学习,即具有较强的全局搜索性能,算法优化后期,主要强调粒子

群体的社会信息学习,即具有较强的局部搜索能力,以提高算法收敛速度,所以文中算法要把一个静态不变的权重因子参数变成一个非线性变化的动态可变的权重因子参数。借鉴文献[16]的自适应分组思想,将整个粒子群分为 3 部分,不同的分组采用不同的权重参数,具体操作如下所述。

设粒子群 i 的适应值为 y_i , 群体最佳适应值为 y_g , 所有种群适应值的平均值为 y_p , 且 $y_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}$, 求出 $y_i \geq y_p$ 的粒子个体的平均适应值 y_{sp} ; 依据 y_i, y_p, y_{sp} 分子群为 3 组:

1) 将 $y_i \geq y_{sp}$ 的粒子群体为第 1 组,用式(7)动态调整权重因子参数。

$$w(n) = w(n) - (w(n) - w_{\min}) \left| \frac{y_i - y_{sp}}{y_g - y_{sp}} \right| \tag{7}$$

2) 若 $y_{sp} > y_i \geq y_p$, 则粒子群体为第 2 组,其权重因子参数保持不变,即 $w(n) = w_0$ 。

3) 若 $y_p > y_i$, 则为第 3 组,利用猴子跳跃行为过程代替粒子群速度和位置更新过程,并采用以下公式自适应调整权重因子参数:

$$w(n) = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) \phi(n) \tag{8}$$

$$\phi(n) = \phi_0 \delta \frac{1}{\frac{n}{e^{N_{\max} - n}}} \tag{9}$$

式中: n 为当前迭代数; N_{\max} 为总迭代数; ϕ_0 为实际情况设定的常数。 $\phi(t) \in (0, 1)$, 且随着寻优次数的增大而减少,可通过改变 δ 的大小来调整变化速率,从而能够更好地协调全局与局部之间的平衡优化。

第 1 组粒子群 y_i 的值较佳,几乎接近全局最优值,需要加强个体自我学习,所以需要有很小的权重因子;第 2 组粒子群的 y_i 一般,用固定权重参数;第 3 组粒子群个体 y_i 较差,算法先用猴子跳跃过程来寻优,把搜索到的位置再用粒子群算法去寻优,并引入新的自适应权重因子函数,从而跳出局部最优值,提高算法的搜寻效率及精度。

3.3 算法实现

改进粒子群优化算法的主要思路是:根据种群搜索结果划分为 3 组,适应值最差的那组采用猴子弹跳跃寻优取代早熟粒子群个体,从而实现算法的快速寻优。

1) 算法初始化,初始化群体规模为 N , 维数 K , 最大迭代次数为 T_{\max} , 权重因子参数 w_{\max}, w_{\min} 。

2) 根据前面的动态分组方案对粒子群进行分组,适应值优于 y_{sp} 的为第 1 组,适应值处于 y_{sp} 和 y_p 之间的为第 2 组,适应值次于 y_p 的粒子群体为第 3 组。

3) 第 1 组的粒子群体, 利用权重参数式(7)计算; 第 2 组粒子群体用固定值计算, 随后根据式(1)和(2)更新自己的位置。

4) 针对第 3 组粒子群体用猴子跳跃过程来帮助粒子群体跳出局部最优, 并用 $y_j = x_{ij} + \lambda(y_{pj} - x_{ij})$ 或 $y_j = y_{pj} + \lambda(y_{pj} - x_{ij})$ 进行位置更新, 然后把得到的最优位置赋值给粒子群, 并用式(1)、(2)和(8)动态调整跳跃权重参数来寻优。

5) 判断收敛条件是否满足, 若满足则输出, 不满足则从步骤 2) 重新开始。

4 模拟实验和分析

实验 1 设物流公司有一个配送中心, 坐标为(0, 0), 要把货物送到点坐标(15, 15)处的客户, 它们之间有一些如图 1 所示的建筑, 其他实验数据见文献[11]。仿真的实验硬件为: P5 双核 2.9 G CPU, 4 G 内存, 硬盘为 500 G; 操作系统为 Windows7, 编程语言为 VC6.0++。

从路径优化和收敛速度方面来说明问题, 并用动态猴子跳跃机制的粒子群优化算法及其标准算法 2 种智能优化算法进行仿真验证, 并进行效果对比。2 种算法的共同参数设置为: 粒子群数量为 100, 最大寻优代数为 500, $\sigma_1 = \sigma_2 = 1.5$, $\delta = 2$, $\beta = 4$, 惯性权重系数设置 $w_0 = 1.2$ 。改进粒子群算法的初始种群规模为 20, $T_{max} = 500$, $\omega_{max} = (c - d) / 4$, $\omega_{min} = 0.001$, $\delta = \lambda = 10$, 改进粒子群算法的最优配送路径优化方案见图 1。

1) 在同一环境中用搜索路径进行比较。通过图 1 中的仿真结果, 可以得到改进粒子群优化算法的路径是 $\{(0, 0), (1, 1), (2, 3), (3, 4), (4, 5), (5, 7), (6, 7), (7, 8), (8, 10), (9, 11), (10, 12), (11, 12), (12, 12), (13, 13), (14, 14), (15, 15)\}$, 全局最优路径的适应值为 25。而标准粒子群的全局最佳适应值是 27, 搜索到的最佳路径集合为 $\{(0, 0), (1, 1), (2, 3), (3, 4), (4, 7), (5, 7), (6, 7), (7, 7), (8, 8), (9, 8), (10, 8), (11, 8), (12, 10), (13, 13), (14, 14), (15, 15)\}$ 。虽然标准粒子群算法在局部路径规划方面具有更好的性能, 改进后的粒子群算法性能在全局路径搜索方面更好。

2) 在同一环境中对收敛速度进行比较。改进粒子群产生的最优解的收敛过程见图 2, 改进算法与标准粒子群算法比较, 可以看出这 2 种算法能快速达到局部最优解。随着迭代次数的增加, 标准粒子群算法不能够跳出局部最优, 同时改进的粒子群算法当迭代次数达到 186 时, 算法找到了较好的 25 解, 因此动态猴子跳跃机制的粒子群优化算法克服了标准粒子

群算法的不足。

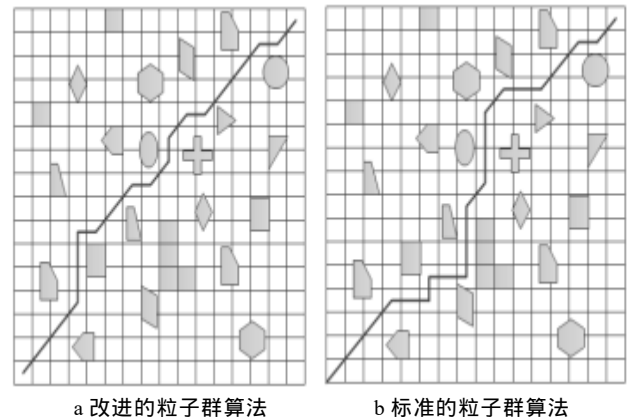


图 1 2 种算法全局路径优化对比
Fig.1 Comparison of global path optimization of the two algorithms

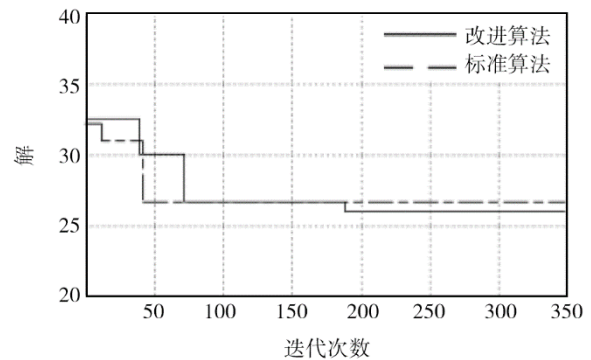


图 2 2 种算法的收敛速度对比
Fig.2 Comparison of convergence speed of the two algorithms

3) 与其他优化算法的结果比较。为了对改进粒子群算法的优越性进行测试, 采用粒子群算法、遗传算法、蚁群算法与其进行对比仿真, 每个种群算法均运行 100 次, 取其平均结果作为最终结果, 粒子群算法、遗传算法、蚁群算法和改进粒子群算法的寻优成功率仿真测试结果如下: 失败次数分别为 12, 5, 7, 3, 成功率分别为 88%, 95%, 93%, 97%, 运行时间分别为 10, 4.2, 5.2, 1.8 s。对比结果表明, 改进粒子群算法提高了物流配送路径优化成功率, 提高了算法的速度, 有效防止其他算法存在的陷入局部最优和过早收敛缺陷。实验 2 某配送问题要求从一中心仓库向 8 个客户送货, 中心仓库有 2 辆车, 每车的载质量为 8 t, 每次配送的最大行驶距离为 40 km, 各分销商的需求量设定 $q_i (i = 1, 2 \dots 8)$ (单位为 t), 配送中心与各分销商之间的距离及客户需求量, 配送中心与客户、客户与客户之间的距离(0 代表配送中心, 1~8 代表 8 个客户点) 见文献[15]中的表 1。参数设置同上, 用改进的算法运行求解 10 次, 其配送总距离和计算时间的计算结果见表 1。

表1 改进算法的计算结果
Tab.1 Improved algorithm calculation results

计算次序	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均
配送总距离/km	68.4	68.4	67.2	68.8	68.4	67.2	67.2	67.2	67.2	68.3	67.83
计算时间/s	1.2	1.0	1.1	1.5	1.4	1.8	1.4	1.0	1.0	1.3	1.27

用改进算法对实例的10次求解中,有5次得到了问题的最优解67.2 km,最优解对应的最佳配送路径为:0—4—7—6—0;0—2—8—5—3—1—0,平均计算时间为1.27 s,计算效率较高。粒子群算法的配送总距离和计算时间平均值、求得最优解的次数分别为69.01, 2.7, 3,可以看出,改进粒子群算法明显优于一般粒子群算法。

4) 新算法的灵敏度分析。传统粒子群算法性能对权重系数大小的选取有很大的依赖性,由文献[4]知,权重系数在[0.8, 1.2]范围内最佳,若对权重系数的大小选取不当,直接造成算法找不到合适的最优解;新改进算法考虑到寻优过程的前期,需要较大的权重系数,以加快收敛速度,寻优过程后期由于离最优解位置较近,所以权重系数要逐渐变小,这样才能更好地找到最优解,提高新算法性能。新改进粒子群算法性能在不同的寻优范围、不同寻优时期对权重系数大小的选取有一定影响,但是相对于传统粒子群算法,新算法的性能对权重系数大小的依赖性大大变弱。

通过实验可知,改进粒子群算法之所以在搜索性能和寻优路径规划能力方面优于其他算法,主要是因为改进的粒子群算法惯性权重因子随群体动态自适应地发生变化,同时引入猴子的跳跃机制克服“早熟收敛”现象的出现,提高了物流配送路径搜索效率,能够更快地找到物流配送的最优路径,因此改进粒子群算法可以帮助企业在农产品生产过程中实现安全高效的配送。仿真结果表明,改进粒子群算法是一种有效的物流配送路径优化方法。

5 结语

针对当前启发式算法在物流配送路径优化中存在的缺陷,提出了一种基于改进动态猴子跳跃机制的粒子群优化算法的物流配送路径优化。仿真结果表明,动态猴子跳跃机制的粒子群优化算法提高了物流配送路径优化成功率,具有更好的求解结果和求解效率,对其他启发式算法及物流配送路径优化问题的研究有一定的参考价值。

参考文献:

[1] 陈志新,陈方玉. 基于混合粒子群算法的配送车辆复杂路径优化[J]. 物流技术, 2014(7): 176—178.

- CHEN Zhi-xin, CHEN Fang-yu. Optimization of Complex Routes of Distribution Vehicles Based on Hybrid PSO[J]. Logistics Technology, 2014(7): 176—178.
- [2] 张伟. 基于蚁群算法的物流配送中车辆路径优化问题研究[J]. 物流科技, 2015, 10: 48—50.
ZHANG Wei. Research on the Problem of the Vehicle Logistics Distribution Path Optimization Based on Ant Colony Algorithm[J]. Logistics Technology, 2015, 10: 48—50.
- [3] 高明芳. 基于粒子群蚁群混合算法的物流车辆路径问题研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2016.
GAO Ming-fang. Research of Vehicle Routing Problem in Logistics Based on Particle Swarm Algorithm and Ant Colony Algorithm[D]. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2016.
- [4] 吴聪, 杨建辉. 基于改进粒子群算法的物流配送车辆调度优化[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(13): 259—262.
WU Cong, YANG Jian-hui. Vehicle Routing Problem of Logistics Distribution Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(13): 259—262.
- [5] YUAN J, LIU J. Hopfield Neural Network Method of VRP for Stochastic Demand Case[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2013, 32(5): 579—585.
- [6] BULLNHEIMER B, HARTL R F, STRUSS C. An Improved Ant System Algorithm for the Vehicle Routing Problem[J]. Annals of Operations Research, 2014, 89(8): 319—328.
- [7] GAMBARELLA L M, TAILLARD E, AGAZZI G. MACS-VRPTW: A Multiple Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows[M]. London, U. K: McGraw-Hill, 2014: 63—76.
- [8] 杨丽娜. 基于蚁群算法与 GIS 的动态交通配送模型研究[D]. 西安: 长安大学, 2015.
YANG Li-na. Research on Dynamic Traffic Assignment Model Based on Ant Colony Algorithm and GIS[D]. Xi'an: Chang'an University, 2015.
- [9] MI N, HOU J W, MI W H. Optimal Spatial Landuse Allocation for Limited Development Ecological Zones Based on the Geographic Information System and a Genetic Ant Colony Algorithm[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2015, 29(12): 2175—2192.
- [10] 陈玲君. 基于改进的粒子群算法在 WSN 节点定位中

- 的研究[J]. 微型机与应用, 2016(24): 70—76.
- CHEN Ling-jun. Research of Improved Particle Swarm Algorithm in WSN Node Positioning[J]. Microcomputer & Its Applications, 2016(24): 70—76.
- [11] 王华东, 李巍. 粒子群算法的物流配送路径优化研究[J]. 计算机仿真, 2012, 29(5): 243—246.
- WANG Hua-dong, LI Wei. Study on Logistic Distribution Route Optimization by Improved Particle Swarm Optimization[J]. Computer Simulation, 2012, 29(5): 243—246.
- [12] 王磊, 李双喜, 朱乔峰, 等. 基于 PSO-BP 的调控型气体密封状态参数智能计算方法研究[J]. 流体机械, 2017, 45(11): 10—16.
- WANG Lei, LI Shuang-xi, ZHU Qiao-feng, et al. Intelligent Computing Method of State Parameters for RGS Based on PSO-BP[J]. Fluid Machinery, 2017, 45(11): 10—16.
- [13] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle Swarm Optimization[C]// IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Piscataway, NJ, Australia: IEEE Service Center, 2014: IV: 1942—1948.
- [14] 张玲奎, 张小静, 高凯. 开源地理信息网络服务平台构建[J]. 测绘与空间地理信息, 2015, 38(1): 181—184.
- ZHANG Ling-kui, ZHANG Xiao-jing, GAO Kai. Open Source Geographic Information Network Service Platform[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2015, 38(1): 181—184.
- [15] 赵若彤. 一种物流配送车辆路径智能优化算法研究[J]. 计算机与数字工程, 2013, 41(4): 529—536.
- ZHAO Ruo-tong. Intelligent Optimization Algorithm on a Logistics Distribution Vehicle Routing[J]. Computer & Digital Engineering, 2013, 41(4): 529—536.
- [16] 徐建波. 猴群空翻机制作用下的自适应人工鱼群算法[J]. 软件导报, 2018(1): 64—67.
- XU Jian-bo. Adaptive Artificial Fish Swarm Algorithm Based on Monkey Somersault[J]. Software Guide, 2018(1): 64—67.