

An Modified Artificial Fish Swarm Algorithm for the Optimal Routing Problem*

Hang Zhang, Qingbo Yang

School of Information Science & Engineering, Central South University, Changsha
Email: qtfj2005@163.com

Received: Mar. 11th, 2012; revised: Mar. 29th, 2012; accepted: Apr. 9th, 2012

Abstract: Search for the shortest path in transportation network is one of the most important problem of ITS. This paper analyzes the basic Artificial Fish Swarm Algorithm and presents an improved algorithm on initialize population and behavior. The results of the experimentation proved that the improved algorithm could find the shortest path more accurately and quickly than the basic algorithm, and it is feasible.

Keywords: Transportation Network Analysis; Shortest Path; Artificial Fish Swarm Algorithm

基于改进人工鱼群算法的最短路径问题研究*

张 航, 杨清波

中南大学信息科学与工程学院, 长沙
Email: qtfj2005@163.com

收稿日期: 2012年3月11日; 修回日期: 2012年3月29日; 录用日期: 2012年4月9日

摘 要: 最短路径问题是交通网络分析中的一个重要问题。本文在分析基本鱼群算法在求解交通网络两点之间最短路径的基础上, 针对其准确性和处理时间的不足, 对人工鱼初值和行为进行了改进, 提出了改进的人工鱼群算法。仿真实验表明提出的方法较原始鱼群算法能更准确、更快速地找到交通路网中任意两点间的最短路径。

关键词: 交通网络分析; 最短路径; 人工鱼群算法

1. 引言

最短路径问题是交通网络分析中的一个重要问题, 也是一个研究热点^[1]。它是资源分配、路线设计及分析等优化问题的基础, 具有重要理论意义和实际应用价值。有许多研究者曾对最短路径算法进行了大量的研究, 并取得了很大的进展, 提出了很多解决这类问题的方法。其中传统的算法有, Dijkstra 算法、A*算法及其改进算法等等; 还有近几十年来, 通过模拟或揭示某些自然现象而产生了一些新颖的启发式智能算法, 如遗传算法, 模拟退火算法, 禁忌搜索算

法、蚁群算法等, 但传统算法内存占用空间大, 运算速度慢, 新的智能算法也存在收敛速度慢, 容易陷入局部最优解的问题。鱼群算法作为新近开发的一种优化算法在运算速度、收敛速度方面有其独特的优势, 本文在分析基本鱼群算法在求解交通网络两点之间最短路径的基础上, 针对其准确性和处理时间的不足, 对人工鱼初值和行为进行了改进, 提出了改进的人工鱼群算法。

2. 交通最短路径问题描述

城市道路网有道路路线、交叉路口等物理属性, 同时也具有路线长度、通行时间、路况等各种其它逻

*资助信息: 2010年中南大学硕士研究生学位论文创新资助项目(No. 2010ssxt209)国家自然科学基金, No. 50808025。

辑属性。用节点来表示城市道路网中的交叉路口，连接两节点之间的边表示道路路线，并将路线的长度、通行时间，路况等属性表示为该边的权值，那么就可以把道路网络抽象为一个带权有向图。

给定一个带权有向图 G 为二元组 $G=(V, \{E\})$ ，其中 V 是包含 n 个节点的集合，如图 1 中的 $\{1, 2, \dots, 9\}$ ， E 是包含 h 条边(弧段)的集合，如图 1 中的 $\{<1, 2>, <1, 4> \dots <8, 9>\}$ ， $<i, j>$ 是 E 中从节点 i 至 j 的边，如图 1 中 $<1, 2>$ ， w_{ij} 是边 $<i, j>$ 的非负权值，图 1 中边 $<1, 2>$ 的权值 $w_{12}=1$ 。设 S, T 分别为 V 中的起始节点和目标节点，则最短路径问题就是指在带权有向图 G 中，寻找从指定起始节点到目标节点的一条具有权值总和最小的路径^[2]。如图 1 中节点 1 到节点 9 存在最短路径 $\{1, 2, 3, 6, 9\}$ ，权值总和为 4。

3. 改进人工鱼群算法实现最短路径问题

3.1. 原始人工鱼群算法

3.1.1. 算法原理^[3]

人工鱼群算法(Artificial Fish Swarm Algorithm, AFSA)是一种基于群体智能的演化计算技术。该算法模拟鱼群行为，利用鱼的觅食、聚群和追尾行为，从构造单条鱼的底层行为做起，通过鱼群中各个个体的局部寻优行为，最终达到以群体合作实现全局最优。

AFSA 具有概念简单、实现容易、灵活性高、鲁棒性好、通用性强、寻优速度快等特点^[4]，目前其已被推广用于连续性优化、组合优化、时变系统的在线辨识、鲁棒 PID 的参数设定、优化前向神经网络、电力系统无功优化、多用户检测器、信息检索和油田多级站定位等问题(领域)的求解计算，并取得较好效果^[5]。

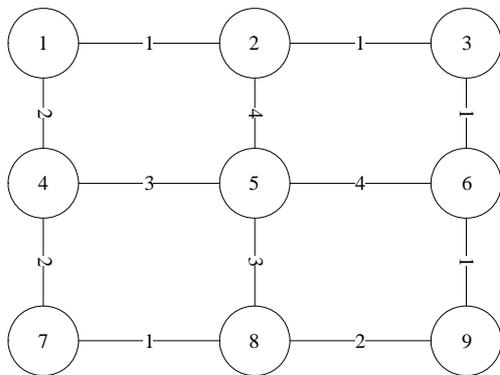


Figure 1. Network with weights
图 1. 带权网络

由于 AFSA 是新近发展起来的智能优化算法，属于连续性算法，不能直接用于离散组合优化问题的求解，文献[6]作者通过重新定义 AFSA 的距离、邻域等概念，首次把 AFSA 应用于组合优化问题的求解。本文借此方法，将最短路径问题转化为对所有节点的一个组合优化问题，目标是找到一种节点组合使得从起始节点到目标节点的路径最短。

3.1.2. 模型的相关定义

人工鱼个体的状态可表示为 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 向量，其中 $x_i(i=1, 2, \dots, n)$ 为欲寻优的变量；人工鱼当前所在位置的食物浓度表示为 $Y=f(x)$ ，其中 Y 为目标函数值；人工鱼个体之间的距离表示为

$d_{i,j}=\|X_i-X_j\|$ ， $Visual$ 表示人工鱼的感知距离； $step$ 表示人工鱼移动的步长，本文中用的是随机步长 $rand \times step$ ； $\delta(0 < \delta < 1)$ 表示拥挤度因子；另外，本文定义人工鱼个体之间的距离为不用试属于 X_i 和 X_j 的元素个数：

$$d_{i,j} = |X_i - X_j| + |X_j - X_i| \quad (1)$$

定义 n 条鱼的中心位置为

$$X_c(k) = \bigcup_{i=1}^n \bigcup_{j=1}^n (X_i \cap X_j) \quad (2)$$

设鱼 X_i 朝鱼 X_j 方向移动一个随机步长 $rand() \cdot step$ ，移动后 X_j 的新状态为：

$$X_j(k) = X_i(k) + rand() \cdot step \cdot \frac{X_j(k) - X_i(k)}{\|X_j(k) - X_i(k)\|}; k=1, \dots, n \quad (3)$$

3.1.3. 行为描述

觅食行为：设人工鱼当前状态为 X_i ，在其感知范围内随机选择一个状态 X_j ，在求极小值问题中，如果 $f(X_i) > f(X_j)$ ，则向 X_j 方向前进一步；反之，再重新随机选择状态 X_j ，判断是否满足前进条件；反复几次后，如果仍不满足前进条件，则随机移动一步。

聚群行为：设人工鱼当前状态为 X_i ，探索当前邻域内即($d_{ij} < Visual$)的伙伴数目 n_f 及中心位置 X_c ，如果 $Y_c/n_f > \delta Y_i$ ，表明伙伴中心有较多的食物并且不太拥挤，则朝伙伴的中心位置方向前进一步；否则执行觅食行为。

追尾行为: 设人工鱼当前状态为 X_i , 探索当前邻域内即 ($d_{ij} < \text{Visual}$) 的伙伴中 Y_j 为最大的伙伴 X_j , 如果 $Y_c/n_f > \delta Y_i$, 表明伙伴 X_j 的状态具有较高的食物浓度并且其周围不太拥挤, 则朝伙伴 X_j 的方向前进一步; 否则执行觅食行为。如果 $n_f = 0$, 也执行觅食行为。

公告板: 公告板用来记录最优人工鱼个体的状态。各人工鱼个体在寻优过程中, 每次行动完毕就检验自身状态与公告板的状态, 如果自身状态优于公告板状态, 就将公告板的状态改写为自身状态, 这样就使公告板记录下历史最优的状态。

行为选择: 根据所要解决的问题性质, 对人工鱼当前所处的环境进行评价, 从而选择一种行为。如对于求取极大值的问题, 最简单的评估方法可以用试探法, 就是模拟执行聚群、追尾等行为, 然后评价行动后的值, 选择其中的最大者来实际执行, 缺省的行为方式为觅食行为。

3.2. 改进人工鱼群算法

针对原始人工鱼群算法初始鱼群覆盖空间的不确定性和收敛速度慢等问题^[5], 对算法进行改进。

1) 初始化操作

人工鱼群算法初始鱼群的个体分布状况直接影响算法的全局收敛性能。由于原始鱼群算法的初始鱼群是随机分布的, 其覆盖空间具有很大的不确定性, 如果初始鱼群空间不包含全局最优解, 而鱼群行为算子又不能在有限次数的行为操作内将覆盖空间扩延到全局最优解所在的区域, 那么过早收敛就不可避免。因此本文采用网格化鱼群, 使初始人工鱼群在海域中均匀分布, 有利于人工鱼更快的在全局范围内寻优。数学表达式如式(4)所示:

$$X_i(k) = DMin(k) + \frac{DMax(k) - DMin(k)}{n-1} \times i \quad (4)$$

式中: $X_i(k)$ 表示第 $i(i=1, \dots, n)$ 条人工鱼的第 k 个分量, $DMin(k)$, $DMax(k)$ 分别为 k 的下界与上界。

2) 行为改进

① 觅食行为:

觅食操作中, 为了保证鱼群算法的稳定性, 鱼 X_i 游动到新状态 X_j , 必须使 X_j 在问题解域的范围, 即随机游动一步若超出范围, 由式(5)进行越界回折:

$$X_j(k) = \begin{cases} 2DMax(k) - X_j(k), & X_j(k) > DMax(k) \\ X_j(k) & \\ 2DMin(k) - X_j(k), & X_j(k) < DMin(k) \end{cases} \quad (5)$$

若觅食执行 `trynumber` 次操作失败, 进行全局寻优操作一次, 即 $X_{inext} = X_i + \text{rand}() \cdot \text{globe}$ (此处 `globe` 为寻优参数的定义域), 若此次全局寻优操作结果劣于当前状态, 则人工鱼静止不动。这个操作的增加, 既有利于使人工鱼跳出局部最优, 又保留了最优个体, 避免了人工鱼的退化。

② 追尾和聚群行为:

在鱼群行为描述中, 将原始的随机游动一步改为由 S 决定前进位置。即将式(3)中的 $\text{rand}() \cdot \text{step}$ 改为由 S 代替, S 由式(6)决定, 其含义为若随机移动一步的食物浓度大于直接移动到伙伴中心的食物浓度, 则随机前进一步, 否则直接移动到伙伴中心位置。 S 的引入提高了算法的搜索速度。

$$S = \begin{cases} \text{rand}() \cdot \text{step}, & F_{\text{step}} > F_{X_c} \\ X_c = \bigcup_{i=1}^n \bigcup_{j=1, j \neq i}^n (X_i \cap X_j), & F_{\text{step}} < F_{X_c} \end{cases} \quad (6)$$

与原始鱼群算法相同, 算法中需要设立一个公告板, 用来记录最优人工鱼的状态和该人工鱼位置的食物浓度。各人工鱼个体在寻优过程中, 每次行动完毕就检验自身状态与公告板状态, 如果自身状态优于公告板状态, 就用自身状态改写公告板状态, 这样就使公告板记录下历史最优的状态。

3.3. 改进人工鱼群算法实现最短路径问题

算法思想: 算法需要初始化一组鱼群, 使之均匀分布, 将待求解最短路径的节点作为参数

$X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 看成是一片水域中的个体人工鱼, 对应的总路径的权值 $F(X)$ 代表人工鱼个体所在位置的食物浓度。根据路径权值网络, 利用改进后的追尾、聚群和觅食行为, 通过迭代寻找使得食物浓度最大的 $F(X)$, 由求得的最短路径 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 。

算法步骤:

1) 初始化各参数值, 设定人工鱼群规模 `Fish Number`, 拥挤度因子 δ , 最多尝试次数 `TryNumber`, 最大迭代次数 `Max_gen`, 步长 `step`, 停滞参数 `tag` (选

代过程中，若迭代 tag 次最优值不变，提前终止迭代)；

2) 初始化鱼群，将给定二元图的节点数 n 作为人工鱼个体的维数，第一个元素为起始节点 i ，其余元素为节点随机产生，且不重复，检测终点 j ，令元素 j 之后的元素都记为 0，然后去掉掉相邻元素组成路径不属于二元组中边的集合 E 的个体，使之均匀分布，并依此计算各条鱼之间的平均距离作为视野 Vision；计算各人工鱼食物浓度 F ，即相邻元素组成的边的权值总和，取最大者 F_{max} 。进入公告板，并保存其状态；

3) 各人工鱼分别执行改进后的追尾、聚群和觅食行为。然后评价行动后的 F 值；如果优于公告板状态，以自身状态取代之；

4) 判断结束条件：根据迭代次数 Max_gen，停滞参数 tag 是否满足条件，若满足条件结束，否则转步骤 3 继续。

4. 算法仿真及结果分析

本文利用图 2 所示的无向带权网络来进行算法的分析与仿真，可将其视为弧段正反向权值相等的有向带权网络，即图 2 中边 $\langle 1,2 \rangle$ 的权值 w_{12} 与边 $\langle 2,1 \rangle$ 的权值 w_{21} 相等，均为 1，如此可以较便捷的完成最短路径问题的研究。该网络与我们当前实际的城市交通网络较为接近。各路段的权值为走完该路段所需的时间，单位为(min)，各路段的权值均已标示在路段上，此处需要寻找一条从节点 1 到节点 30 的最短路径。

在人工鱼优化算法中，决定人工鱼群算法收敛

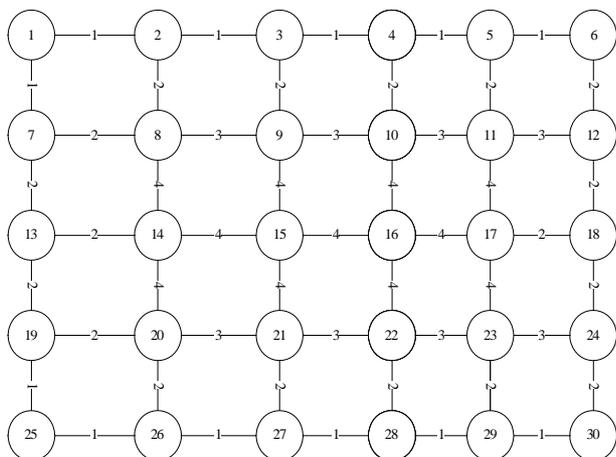


Figure 2. Undirected network with weights
图 2. 无向带权网络

特性的参数主要是视野、范围和步长等参数。为了提高收敛速度，算法引入停滞参数因子 tag (即相邻 tag 次迭代结果相同，则结束本次迭代)，通过实验发现，设置参数不同会导致人工鱼算法收敛特性不同。利用 Matlab7.0 进行仿真，经过多次实验，算法的各参数设置为：FishNumber = 25， $\delta = 0.8$ ，TryNumber = 20，Max_gen = 100，step = Vision/4，tag = 5，取各条鱼之间的平均距离作为视野 Vision。此时算法有较好的结果，能准确快速的找到最短路径：

1—7—13—19—25—26—27—28—29—30 总权值：11 min。

本人也使用其他算法进行了测试，在满足结果精度要求的前提下，对 Dijkstra 算法^[7]，蚁群算法^[8]，原始人工鱼群算法，改进人工鱼群算法的收敛速度进行对比，结果如下表 1。

由结果可以看出，各种算法均可在短时间内求得最短路径，且改进的鱼群算法在收敛速度上还是优于前三种算法的收敛速度的。

图 3 对比了原始人工鱼群算法与改进人工鱼群算法的收敛曲线，从图中可知，改进人工鱼群算法比原始人工鱼群算法收敛速度更快，更准确。

Table 1. All the algorithms simulation results
表 1. 多种算法仿真结果对比

	最短路径权值(min)	收敛速度(ms)
Dijkstra 算法	11	2160
蚁群算法	11	760
原始人工鱼群算法	11	640
改进人工鱼群算法	11	380

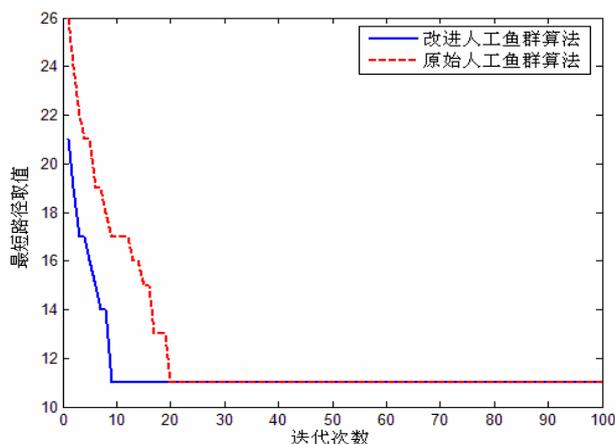


Figure 3. The simulation results comparison
图 3. 仿真结果对比

5. 结语

本文将最短路径问题转化为组合优化问题, 又根据人工鱼算法搜索的特点, 对人工鱼初值和行为进行了改进, 并应用这一改进人工鱼群算法解决了这一问题。实验证明, 改进后的算法收敛速度更快, 结果更稳定。本文算法仅使用了目标问题的适应值, 对搜索空间有一定的自适应能力, 多条人工鱼个体并行的进行搜索, 具有较高的寻优效率, 随着工作状况或其它因素的变更造成极值点的漂移, 本算法具有较快跟踪变化的能力, 应用于最优路径问题上十分合适。

参考文献 (References)

- [1] V. Di Lecce, A. Amato. Route planning and user interface for an advanced intelligent transport system. *Intelligent Transport Systems*, 2011, 5(3): 149-158.
- [2] Y. Matsuda, M. Nakamura, D. Kang and H. Miyagi. An optimal routing problem for sightseeing with fuzzy time-varying weights. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 2004, 4: 3665-3669.
- [3] 李晓磊, 邵之江, 钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式: 鱼群算法[J]. *系统工程理论与实践*, 2002, 22(11): 32-38.
- [4] 方金城, 张岐山. 配送中心配送决策问题及其鱼群算法优化求解[J]. *计算机应用*, 2011, 34(5): 1652-1655.
- [5] S. He, N. Belacel, H. Hamam and Y. Bouslimani. Fuzzy clustering with improved artificial fish swarm algorithm. *Computational Sciences and Optimization (CSO)*, 2009, 2(1): 317-321.
- [6] 李晓磊, 路飞, 田国会等. 组合优化问题的人工鱼群算法应用[J]. *山东大学学报: 工学版*, 2004, 34(5): 64-67.
- [7] H. Kang, B. Lee and K. Kim. Path planning algorithm using the particle swarm optimization and the improved Dijkstra algorithm. *Computational Intelligence and Industrial Application*, 2008, 2: 1002-1004, 19-20.
- [8] H. Wang, C. Q. Ma. The research and emulation of traffic optimal routing problem based on ant colony algorithm. *Computational Intelligence and Software Engineering (CISE)*, 11-13 December 2009: 1-5, 11-13.