

12-12-2019

Multi-channel Transmission Optimization of Campus Internet of Things Based on Pheromone Genetic Algorithm

Zhiyong Chen

1. Educational Technology and Information Center, Guangdong Medical University, Zhanjiang 524023, China;;

Liu Hao

2. Joint Operations College, National Defense University, Shijiazhuang 050000, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Multi-channel Transmission Optimization of Campus Internet of Things Based on Pheromone Genetic Algorithm

Abstract

Abstract: Aiming at the difficulty in selecting and optimizing the multi-path transmission of campus Internet of Things information, an optimization algorithm of network multi-path transmission based on intelligent optimization algorithm is proposed. Based on the standard genetic algorithm and *the concept of pheromone concentration in ant colony algorithm*, this algorithm improves the global optimization ability and convergence efficiency by controlling the evolution direction of individuals, and designs and constructs an evaluation index mathematical model which conforms to the characteristics of multi-channel information transmission optimization in the Internet of Things. *The mathematical model of the evaluation index realizes the multi-channel comprehensive scoring based on the entropy weight ideal point method.* Finally the optimal network path that meets the engineering requirements is obtained through multi-generation evolution. The simulation results show that the pheromone genetic algorithm has stronger global optimization ability and faster convergence speed than the standard genetic algorithm, which provides a feasible solution for the multiplex optimization problem of the campus IoT information .

Keywords

genetic algorithm, pheromone, internet of things, path optimization

Recommended Citation

Chen Zhiyong, Liu Hao. Multi-channel Transmission Optimization of Campus Internet of Things Based on Pheromone Genetic Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(8): 1719-1726.

基于信息素算法的校园物联网多路传输优化

陈智勇¹, 刘昊²

(1. 广东医科大学教育技术与信息中心, 广东 湛江 524023; 2. 国防大学联合作战学院, 河北 石家庄 050000)

摘要: 针对校园物联网信息多路传输选取和优化困难的问题, 提出一种基于智能优化算法的网络多路传输优化算法。该算法以标准遗传算法为基础, 借鉴蚁群算法中的信息素浓度概念, 通过控制个体的进化方向提升算法全局寻优能力和收敛效率, 并设计和构建了符合物联网信息多路传输优化特点的评估指标数学模型, 实现了基于熵权理想点法的网络多路传输综合评分, 最终通过多代进化获取满足工程需求的最优网络路径。仿真结果表明: 信息素遗传算法较标准遗传算法的全局寻优能力更强, 收敛速度更快, 为校园物联网信息多路传输优化问题提供了可行解法。

关键词: 遗传算法; 信息素; 物联网; 路径优化

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2019) 08-1719-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.18-0733

Multi-channel Transmission Optimization of Campus Internet of Things Based on Pheromone Genetic Algorithm

Chen Zhiyong¹, Liu Hao²

(1. Educational Technology and Information Center, Guangdong Medical University, Zhanjiang 524023, China;

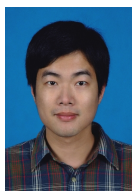
2. Joint Operations College, National Defense University, Shijiazhuang 050000, China)

Abstract: Aiming at the difficulty in selecting and optimizing the multi-path transmission of campus Internet of Things information, an optimization algorithm of network multi-path transmission based on intelligent optimization algorithm is proposed. Based on the standard genetic algorithm and *the concept of pheromone concentration in ant colony algorithm*, this algorithm improves the global optimization ability and convergence efficiency by controlling the evolution direction of individuals, and designs and constructs an evaluation index mathematical model which conforms to the characteristics of multi-channel information transmission optimization in the Internet of Things. *The mathematical model of the evaluation index realizes the multi-channel comprehensive scoring based on the entropy weight ideal point method.* Finally the optimal network path that meets the engineering requirements is obtained through multi-generation evolution. The simulation results show that the pheromone genetic algorithm has stronger global optimization ability and faster convergence speed than the standard genetic algorithm, which provides a feasible solution for the multiplex optimization problem of the campus IoT information.

Keywords: genetic algorithm; pheromone; internet of things; path optimization

引言

随着嵌入式和无线网络技术的不断普及和



收稿日期: 2018-10-31 修回日期: 2019-03-21;
基金项目: 中国成人教育协会“十三五”成人教育科研规划项目(2017-061Y);
作者简介: 陈智勇(1980-), 男, 广东湛江, 硕士, 实验师, 研究方向为教育信息技术; 刘昊(1983-), 男, 辽宁辽阳, 博士生, 研究方向为人工智能算法。

进步, 物联网技术已经运用到多个领域, 正在引发继计算机和互联网之后的信息科技产业第3次浪潮^[1]。校园物联网信息传输过程中, 多路传输的优化和选取效果直接影响信息完整性和网络传输成本^[2-3]。如何以物联网为基础, 研究开发更具效力的多路传输优化技术成为现代科技发展必然, 物联网信息多路传输优化技术应运而生, 其研究重点

<http://www.china-simulation.com>

• 1719 •

是如何使用最低限度的校园网络资源, 达成最优的信息传输效果, 保证信息多路传输距离最省、信息损耗最小、传输成本最低、传输延时最短^[4-5]。物联网信息多路传输优化问题是多节点多目标路径选择问题, 属于 NP 问题之一^[6-7], 对此国内外学者形成了众多研究成果。随着计算机运算能力的提升和智能优化算法的成熟完善, 运用智能优化解决此类问题成为主流趋势^[8-9]。

文献[10]提出的基于 BP 神经网络的物联网信息多路传输选择方法, 利用神经网络自学习特点对控制器参数自动校正, 在保证隐含层节点数目可控前提下实现了物联网路径优化选取。该方法的缺点在于训练时间消耗较多, 难以应对动态调整的物联网结构。文献[11]在分析物联网物品信息资源寻址定位原理模型的基础上, 提出基于概率计算的构建物联网物品信息资源寻址层次模型。该方法的缺点在于模型构造相对简单, 难以描述物联网的多特征指标综合评估。文献[12]通过构建最大化的安全和最小化检索时间的约束多目标优化模型, 采用遗传算法对提出的约束多目标问题进行求解。相比较而言, 遗传算法在解决最优路径选择问题中, 具有个体创建简单、约束条件易实现、变异操作局部有效的特点, 更适用于校园物联网信息多路传输优化问题求解, 但其算法也存在易陷入局部最优陷阱和收敛代数不可控的问题。本文以遗传算法为基础算法, 借鉴了蚁群算法中的信息素概念, 将其引入遗传算法以调控变异方向, 进而实现可控变异, 以此为基础设计出信息素遗传算法。以熵权法和理想点法为基础构建熵权理想点法用以计算多指标综合评分, 形成统一衡量的量化评估标准。以物联网信息多路传输选择的实际问题为仿真对象测试了算法的各项评估指标和综合评分结果, 证明其相较标准遗传算法具备更快的收敛速度和更高的评估分值, 为解决网络路径优化问题提供可行方案。

1 问题描述

在校园物联网信息传输过程中, 综合考虑降低

嵌入式用户信息传输成本和损耗, 采用路径长度、延时代价、能量消耗、数据完整性等作为路径优化的目标, 通过智能优化算法的随机组合产生用户信息从开始节点到目标节点的众多可行路径, 并从中选取多目标综合最佳路径。具体建模过程为: 设物联网信息传输的起始节点为 s , 终止节点为 d , 开始传输信息的时刻为 t , 则信息多路传输用链路形式表示为:

$$P_{s \rightarrow d} = (l_{sv_1}(\tau_0), l_{v_1v_2}(\tau_1), \dots, l_{v_{m-1}d}(\tau_{m-1})) \quad (1)$$

式中: v_i 表示多路传输中的第 i 个节点, τ_i 表示校园物联网信息脱离第 i 个节点的时刻, $l_{v_i v_{i+1}}$ 表示节点 i 和 $i+1$ 之间的信息多路传输路径数目。节点离开的时间可表示为:

$$\tau_0 = t_s + \omega_{sv_1} \quad (2)$$

$$\tau_i = \tau_{i-1} + d_{v_{i-1}v_i}(\tau_{i-1}) + \varepsilon_i \quad (3)$$

式中: ω_{sv_1} 表示节点的缓冲延时, ε_i 表示节点 v_i 的等待延时, $d_{v_{i-1}v_i}(\tau_{i-1})$ 是节点 v_i 在 t 时刻将数据传输至节点 j 的传输延时, 包括信息发送延时和路径传输延时, 进而对信息传输的延时代价建模如下:

当链路连通时间大于信息传输延时:

$$\text{cost}_{v_i v_{i+1}} = \varepsilon_i + d_{v_i v_{i+1}}(\tau_i) \quad (4)$$

当链路连通时间小于信息传输延时:

$$\text{cost}_{v_i v_{i+1}} = \infty \quad (5)$$

则校园物联网信息传输中延时代价可以表示为:

$$\text{cost}_{s \rightarrow d} = \varepsilon_i + \sum_{i=1}^n l_{v_i v_{i+1}}(\tau_i) \cdot d_{v_i v_{i+1}}(\tau_i) \quad (6)$$

以延时代价为优化参照的校园物联网信息多路传输可表示为:

$$\text{cost}_{s \rightarrow d}^{\min} = \varepsilon_i + \min \sum_{i=1}^n l_{v_i v_{i+1}}(\tau_i) \cdot d_{v_i v_{i+1}}(\tau_i) \quad (7)$$

则智能优化算法需要通过随机匹配找到校园物联网信息传输的最佳路径。定义约束条件如下:

(1) 将校园物联网映射为二维平面空间内的节点集合, 所有嵌入式节点的覆盖半径均相同。

(2) 节点相对位置与实际地理位置无关。

(3) 节点间有连线表明两个嵌入式节点间可通联, 用传输延时 $S(l_{v_i, v_{i+1}})$ 定义节点连线的权重。

基于此, 定义网络路径的各项评估指标如下:

(1) 路径长度 $L(p)$: 用以衡量路径 p 的通联节点数目, 数目越多, 则网络路径越长。

(2) 数据完整性 $W(p)$: 用以衡量路径 p 的信息传输完整情况, 完整性越高, 则网络稳定性越强。

(3) 能量消耗 $H(p)$: 用以衡量路径 p 的网络通信成本, 成本越高, 则网络信息传输代价越高。

(4) 传输延时 $S(p)$: 用以衡量路径 p 的网络通信时效性, 延时越高, 则网络时效性和稳定性越差。

则问题可描述为: 寻找网络路径 $p_k \in P$, 满足:

$$F(p_k) = \min F \begin{pmatrix} \min L(p_k) \\ \max W(p_k) \\ \min H(p_k) \\ \min S(p_k) \end{pmatrix} \quad (8)$$

其中, $L(p)$ 的优化选择模型为:

$$L(p) = \sum_{i=1}^n l_{v_i, v_{i+1}} \quad (9)$$

$W(p)$ 用以描述路径传输数据的完整性, 通过统计学分析, 数据完整性随节点数目增加成几何级数降低, 因此构建其优化选择模型为:

$$W(p) = K / \prod_{i=1}^n l_{v_i, v_{i+1}} \quad (10)$$

式中: K 表示完整性常量参数。 $H(p)$ 的优化选择模型为:

$$H(p) = \sum_{i=1}^n \frac{\omega_i \cdot \varepsilon_i \cdot d_i}{l_{v_i, v_{i+1}}} \quad (11)$$

$S(p)$ 的优化选择模型为:

$$S(p) = \varepsilon_i + \sum_{i=1}^n l_{v_i, v_{i+1}} \cdot d_i \quad (12)$$

2 算法构建

智能优化算法应用于网络路径优化问题, 主要由向量空间建立部分、综合评分部分、智能优化部分组成。向量空间部分根据物联网输入数据, 映射为多维空间向量。综合评分部分实现对每条网络路径的定量评估, 并映射为多维空间对应位

置的权重; 智能优化部分利用智能优化算法使随机个体在空间各位置间游走, 以探测空间中的最大权重位, 并转化为最优路径输出。算法流程图如图 1 所示。

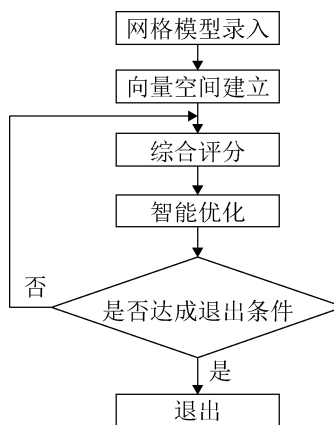


图 1 智能优化算法应用流程图
Fig. 1 Flow chart of Intelligent optimization algorithm

2.1 信息素遗传算法

遗传算法构造简单, 以随机改变个体的 DNA 数组序列修订路径走向, 进而通过优秀个体逼近最优路径; 蚁群算法则切换思维角度, 通过修订路径上的信息素浓度, 驱使个体向最优路径集中。两种算法的思维角度对立, 但优化目标统一, 遗传算法由于随机变异的不可控性, 导致收敛效率低于蚁群算法; 但蚁群算法的趋向性又使其易陷入局部最优解。本文在两种算法思路基础上, 构思以遗传算法为基础, 在路径选择上引入信息素浓度概念, 通过路径信息素浓度影响个体的 DNA 变异方向, 进而缩短收敛代数和提升算法效率。具体算法为:

step 1: 建立初始种群。本文定义个体的数据结构如表 1 所示。

表 1 信息素遗传算法个体数据结构
Tab. 1 Individual data structure of pheromone genetic algorithm

寿命	综合评分	DNA 代码
int	double	vector<int>

寿命存储个体参与繁殖的次数, 寿命阈值为 5, 超过则淘汰该个体; 综合评分存储个体所代表

路径的综合评分；DNA 代码为动态整型数组，存储路径中的节点序号。

step 2: 计算初始种群中所有个体综合评分。

初始化各边的信息素浓度 $\tau_{ij} = 1$ 。

step 3: 采用轮盘法按评分高低淘汰低分个体。

step 4: 个体可控变异。根据各边的信息素浓度采用轮盘法根据 p_{ij} 的大小选取下一路径节点。从起始节点出发，途径的节点存入禁忌表数组内，设禁忌表内节点集合为 K ，个体当前所在节点为 i ，下一节点为 j ， τ_{ij} 表示边 ij 的信息素浓度， η_{ij} 表示边 ij 的综合评分， α 和 β 为重要程度参数，则个体在第 i 个节点到达第 j 个节点的概率 p_{ij} 计算公式为：

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^{\alpha} \times \eta_{ij}^{\beta}}{\sum_{j \notin K} \tau_{ij}^{\alpha} \times \eta_{ij}^{\beta}} & (j \notin K) \\ 0 & (j \in K) \end{cases} \quad (13)$$

而后计算总数 S ，最后根据随机数 K 选定下一节点。设与当前节点相连的边共有 r 条，则可控变异算法流程图如图 2 所示。

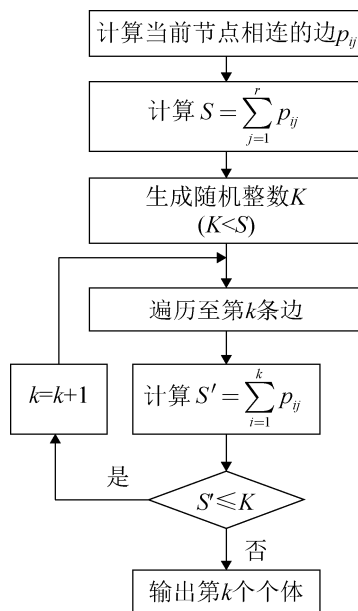


图 2 信息素遗传算法流程图

Fig. 2 Flow chart of pheromone genetic algorithm

step 5: 种群繁殖评分。重复 step 4，将子个体加入种群中，直至种群数目 $n=N$ 。计算所有个体的

综合评分，并标记最优个体。

step 6: 更新信息素浓度。设 $0 \leq p < 1$ (本文中设为 0.5)， T 为迭代数， g 为个体序号， Q 为每个个体携带的信息素总数 (本文中设为 1)， m_g 为第 g 个个体游走经过节点个数，边 ij 的信息素浓度 τ_{ij} 更新公式为：

$$\tau_{ij}(T+1) = p \times \tau_{ij}(T) + \sum_{g=1}^n \Delta \tau_{ij}(g) \quad (14)$$

$$\Delta \tau_{ij}(g) = \frac{Q}{m_g} \quad (15)$$

step 7: 判断结束条件。重复 step 3~5，直至最优个体综合评分连续 $n/10$ 代未得到提升，则判定种群综合评分收敛，算法结束并输出最高综合评分及最优个体。

2.2 综合评分算法

综合评分算法是智能优化算法和网络路径优化具体问题相结合的建模算法，考虑到各评估指标的离散性和不连续性，本文引入熵权理想点法作为多指标综合评分算法。熵权重是热力学概念，用以评估环境中的颗粒混乱程度，熵值越大则混乱程度越强；熵权重则用以衡量参数的偏离程度，偏离程度越大则所包含信息量越大，熵权重相应增大^[13]。理想点法的计算原理为：将多个样本的多项评估指标映射为多维空间中的向量，将样本中各指标的最优、最差值组合为正负理想点位置向量，则每个样本可计算出和正负理想点之间的距离，依据距离不同为每个样本赋予不同的距离值即为综合评分^[14]。设 n 组样本参与评分，评估指标项为 4，建立矩阵 X_{n4} 存储评估指标分值。综合评分算法如下：

step 1: 归一化处理。生成归一化矩阵 P 。

$$p_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^n x_{ij}} \quad (16)$$

step 2: 计算熵值 e_j 。

$$e_j = - \frac{\sum_{i=1}^n p_{ij} \ln(p_{ij})}{\ln(n)} \quad (17)$$

式中：若 $p_{ij}=0$ ，则 $e_j=0$ 。

step 3: 计算熵权重 t_j 。

$$t_j = \frac{1 - e_j}{4 - \sum_{j=1}^4 e_j} \quad (18)$$

step 4: 计算正负理想点的位置 A^+ 和 A^- 。

$$p_j^+ = \max(p_{1j}, p_{2j}, \dots, p_{nj}) \quad (19)$$

$$p_j^- = \min(p_{1j}, p_{2j}, \dots, p_{nj}) \quad (20)$$

step 5: 计算样本 i 和正负理想点的距离 d_i^+ 和 d_i^- 。

$$d_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^4 t_j \times (p_{ij} - p_j^+)^2} \quad (21)$$

$$d_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^4 t_j \times (p_{ij} - p_j^-)^2} \quad (22)$$

Step 6: 计算样本 i 的综合评分 M_i 。

$$M_i = \frac{d_i^-}{d_i^+ + d_i^-} \quad (23)$$

3 仿真分析

为了检验智能优化算法在物联网信息多路传输优化具体问题中的有效性, 设置简化的物联网信息传输拓扑结构如图 3 所示。

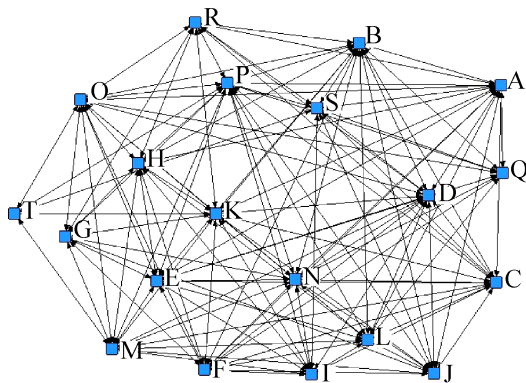


图 3 物联网信息传输拓扑图

Fig. 3 Transmission topology of IoT information

仿真实验计算机配置: Intel 酷睿双核 T7300 2.0GHz 中央处理器, 3G 内存; 32 位 Win7 操作系统, vc6.0 系统开发环境。

3.1 参数有效性分析

首先通过仿真实验修正信息素遗传算法的各项输入参数, 确保算法达到最优效果。通过算法分

析, 引入参数如下: 种群规模、变异概率、信息素更新系数、淘汰比例、寿命上限、进化退出代数。参数有效性实验步骤为:

step 1: 为所有参数输入初始值;

step 2: 以某一参数为调整对象, 在取值范围内微调;

step 3: 计算参数设置条件下的算法综合评分;

step 4: 重复 2~3, 直至找到某一参数的最佳参数值;

step 5: 重复 2~4, 直至找到所有参数的最佳参数值。

调整参数初始值后, 需重新微调各参数值, 否则综合评分不准确。通过仿真实验, 确定信息素遗传算法的参数有效性见表 2。

表 2 参数有效性统计表
Tab. 2 Parameter Validation Statistics

说明	取值范围	最优值
变异概率	0.001~0.01	0.001
种群规模	100~1500	5600
信息素更新系数	1~5	1
淘汰比例	0.5~0.9	0.8
寿命上限	5~20	11
退出进化代数	50~300	75
α	1~10	2
β	1~10	3

3.2 综合评分对比分析

为了验证信息素遗传算法的优化性能, 以标准遗传算法为参考算法设计仿真实验如下:

step 1: 初始化算法环境, 设置进化次数均为 300 代;

step 2: 将算法带入联合火力打击任务规划问题, 计算各代个体综合评分;

step 3: 标记算法全局最优个体和各代最优个体的综合评分;

step 4: 输出结果。

算法全局最优个体综合评分和各代最优个体综合评分的对比情况如图 4 和图 5 所示。

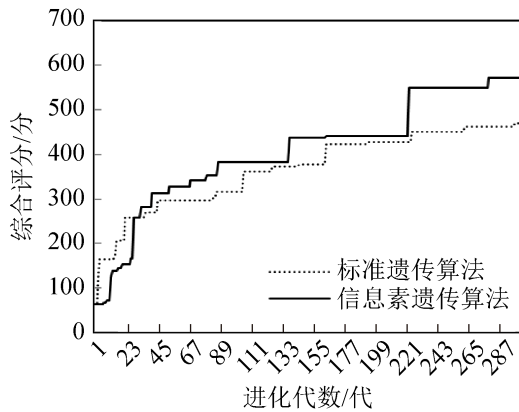


图4 全局最优个体综合评分

Fig. 4 Global optimal individual score

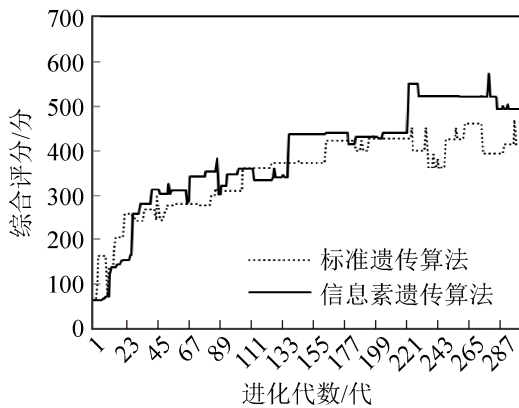


图5 各代最优个体综合评分

Fig. 5 Comprehensive individual scores for each generation

仿真实验结果表明:信息素遗传算法的收敛效率明显高于标准遗传算法,这主要是由于引入信息素浓度对变异方向进行了自动控制,算法会自动向高分变异方向倾斜。此外,信息素遗传算法的综合评分高于标准遗传算法,这主要是由于信息素遗传算法引入了寿终正寝和轮盘法选取下一代繁殖个体,使种群的多样性相较于标准遗传算法更高,全局寻优能力更强。

3.3 最优个体对比分析

为了验证信息素遗传算法获取的全局最优个体性能,以标准遗传算法获取的全局最优个体作为参考对象,分析比较两种个体的获取时间、进化代数以及个体内各评估指标的情况。两种算法最优个体的获取时间对比情况如图6所示,完成算法的进化代数对比情况如图7所示。

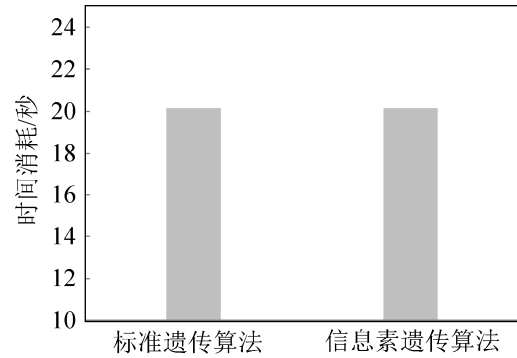


图6 最优个体获取时间对比

Fig. 6 Comparison of optimal individual acquisition time

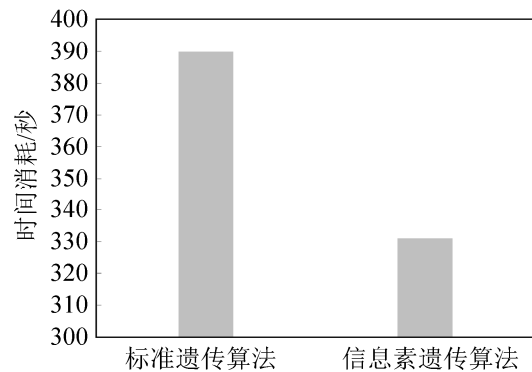


图7 进化代数对比

Fig. 7 Evolutionary Algebra Comparison

仿真实验结果表明,信息素遗传算法最优个体具有更短的收敛时间和更低的收敛代数,算法效率明显高于标准遗传算法,具有更好的工程应用前景。对两种算法最优个体各项评估指标对比情况如图8所示。

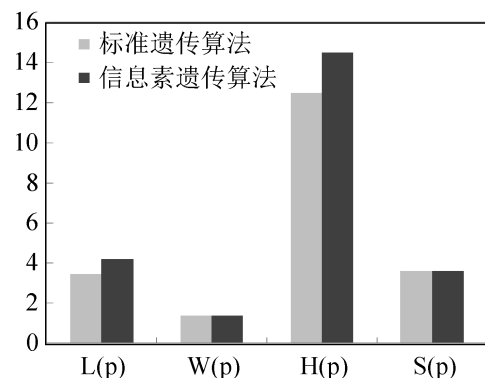


图8 最优个体各项评估指标对比

Fig. 8 Comparison of the best individual evaluation indicators

仿真实验结果表明,信息素遗传算法的各项评

估指标与标准遗传算法最优个体相差不大, 其中路径长度和能量消耗评估指标要明显高于标准遗传算法最优个体, 综合评分提升明显(563.23>498.45), 由此可以判断, 标准遗传算法获取的最优个体并非全局最优。

3.4 仿真结果输出

信息素遗传算法生成的信息传输最优路径在网络结构图中可表示如图 9 所示。

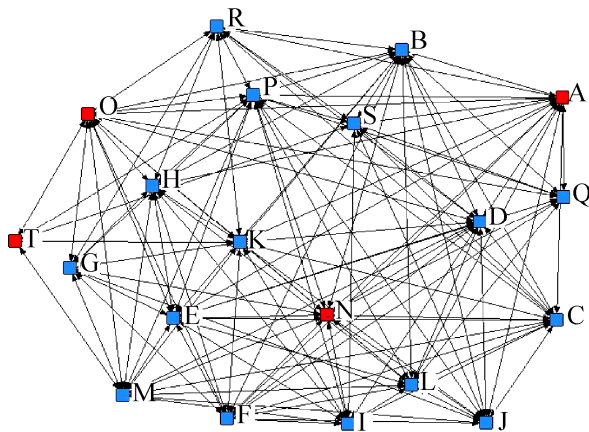


图 9 物联网拓扑优化图

Fig. 9 Topology optimization diagram of IoT

4 结论

本文借鉴了蚁群算法的信息素浓度概念, 将其融入到遗传算法以改进变异的效率机制, 实现了可控性变异, 设计出在收敛效率和全局寻优上更出色的信息素遗传算法, 并将其引入到校园物联网信息多路传输优化具体问题中, 通过仿真实验检验了算法的有效性和应用性。创新点有:

(1) 自主设计了融入信息素浓度概念的信息素遗传算法, 并在仿真实验中分析了其比较优势。

(2) 将校园物联网信息多路传输优化问题建模并设计了综合评分算法, 实现了网络路径评定和优选的定量评估。信息素遗传算法作为具有自身特色的改进型智能优化算法, 不仅能够应用在校园物联网信息多路传输优化问题中, 在处理其他 NP 问题时也具有收敛效率高和全局寻优能力强的算法特性, 具有广泛的工程应用前景。

参考文献:

- [1] 彭琳. 多信道物联网信息传输质量优化仿真[J]. 计算机仿真, 2018, 35(3): 136-139.
Peng Lin. Information Transmission Quality Optimization and Simulation of Multi-Channel Internet of Things[J]. Computer Simulation, 2018, 35(3): 136-139.
- [2] 李瑶. 关于物联网用户信息传送路径优化选择仿真[J]. 计算机仿真, 2018, 35(3): 119-122.
Li Yao. Simulation of User Information Transfer Path Optimization for Internet of Things[J]. Computer Simulation, 2018, 35(3): 119-122.
- [3] 文槿奕, 唐伦, 陈前斌. 物联网传感器网络中次级用户在不完美信道下的带宽和功率分配[J]. 计算机应用, 2018, 38(8): 2330-2336.
Wen Jinyi, Tang Lun, Chen Qianbin. Secondary user bandwidth and power allocation in imperfect channel for Internet of things sensor networks[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(8): 2330-2336.
- [4] 马晓洋, 张晓东, 彭锐. 基于物联网技术的科技基础设施智能管理的可靠性研究[J]. 控制与决策, 2019, 34(5): 1116-1120.
Ma Xiaoyang, Zhang Xiaodong, Peng Rui. Reliability of Intelligent Management of Research Infrastructure based on Internet of Things [J]. Control and Decision, 2019, 34(5): 1116-1120.
- [5] 刘渊, 冯兴兵, 王晓峰. 面向虚实互联网络的链路采集技术研究[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(10): 198-202.
Liu Yuan, Feng Xingbing, Wang Xiaofeng. Research of Link Acquisition Technology for Virtual-reality Network[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(10): 198-202.
- [6] 李伯虎, 柴旭东, 张霖, 等. 面向新型人工智能系统的建模与仿真技术初步研究[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(2): 349-361.
Li Bohu, Chai Xudong, Zhang Lin, et al. Preliminary Study of Modeling and Simulation Technology Oriented to Neo-type Artificial Intelligent Systems[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(2): 349-361.
- [7] 徐文豪, 王艳, 严大虎, 等. 花授粉算法求解多目标模糊柔性作业车间调度[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(11): 4403-4412.
Xu Wenhao, Wang Yan, Yan Dahu, et al. Flower Pollination Algorithm for Multi-Objective Fuzzy Flexible Job Shop Scheduling[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(11): 4403-4412.
- [8] 王艳, 程丽军. 基于事件驱动的云端动态任务分解模

- 式优化方法[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(11): 4029-4041.
- Wang Yan, Cheng Lijun. Event Triggered Optimization Method for Dynamic Task Decomposition Mode in Cloud Fusion[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(11): 4029-4041.
- [9] 曹东风, 王艳. 基于组合权重的制造系统能效贝叶斯评价方法[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(11): 4313-4322.
- Cao Dongfeng, Wang Yan. Bayesian Evaluation Method for Energy Efficiency of Manufacturing System Based on Combined Weights[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(11): 4313-4322.
- [10] 高昂, 段渭军, 李丽欣, 等. 基于神经网络的无人机云服务质量控制方法研究[J]. 兵工学报, 2018, 39(9): 1762-1771.
- Gao Ang, Duan Weijun, Li Lixin, et al. A Network Control-based QoS-enhanced MAC for UAV Cloud[J]. Acta Armamentarii, 2018, 39(9): 1762-1771.
- [11] 张小敏, 姚兵. 物联网物品信息资源定位优化仿真[J]. 计算机仿真, 2018, 35(12): 442-445.
- Zhang Xiaomin, Yao Bing. Location Optimization and Simulation of Things Information Resources for the Internet of Things[J]. Computer Simulation, 2018, 35(12): 442-445.
- [12] 吴超, 何利文, 唐澄澄, 等. 基于多目标遗传算法的云数据安全存储方法[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(11): 135-141.
- Wu Chao, He Liwen, Tang Chengcheng, et al. Cloud Data Safe Placement Method Based on Multi-objective Genetic Algorithm[J]. Computer Technology and Development, 2018, 28(11): 135-141.
- [13] 王湘艳, 苗淼, 陈宁, 等. 光伏发电并网输电效率性能评价研究[J]. 计算机仿真, 2017, 34(11): 90-98.
- Wang Xiangyan, Miao Miao, Chen Ning, et al. Research on Efficiency Performance Evaluation of Grid Connected Photovoltaic Power Generation[J]. Computer Simulation, 2017, 34(11): 90-98.
- [14] 孔造杰, 李斌, 赵啸天, 等. 矢量余弦投影的多属性决策方法[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(9): 1-8.
- Kong Zaojie, Li Bin, Zhao Xiaotian, et al. Multiple Attribute Decision Making based on Ideal Point-vector Cosine Method[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(9): 1-8.