

基于改进猫群算法的物联网感知层路由优化策略

陶亚男^{1,2}, 张军朝^{1,2}, 王青文^{1,2}, 张俊虎^{2,3}

(1. 太原理工大学 电气与动力工程学院, 太原 030024;

2. 山西省电气传动及物联网工程技术研究中心, 太原 030024; 3. 太原市城市照明管理处, 太原 030024)

摘 要: 针对物联网感知节点能量受限造成的数据传输瓶颈问题, 提出一种基于改进猫群算法的路由优化策略。通过对猫群优化算法进行改进, 根据迭代次数、路径节点能量与适应度值动态调整猫的分配率、记忆池和惯性权重, 使其具有动态自适应性。在生成路径时综合考虑路径剩余能量方差、节点能量、节点负载、节点间距离等因素, 并引入备份路由思想, 保证数据传输的实时性。仿真结果表明, 该优化策略能够有效减少最优路径建立时间并均衡网络能耗, 延长物联网感知层网络的生命周期。

关键词: 物联网; 路由优化; 猫群优化; 动态调整; 备份路径; 能耗均衡

中文引用格式: 陶亚男, 张军朝, 王青文, 等. 基于改进猫群算法的物联网感知层路由优化策略[J]. 计算机工程, 2019, 45(2): 13-17.

英文引用格式: TAO Ya'nan, ZHANG Junchao, WANG Qingwen, et al. Routing optimization strategy of IoT perception layer based on improved cat swarm algorithm[J]. Computer Engineering, 2019, 45(2): 13-17.

Routing Optimizatoin Strategy of IoT Perception Layer Based on Improved Cat Swarm Algorithm

TAO Ya'nan^{1,2}, ZHANG Junchao^{1,2}, WANG Qingwen^{1,2}, ZHANG Junhu^{2,3}

(1. College of Electrical and Power Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China;

2. Engineering-Technology Research Center of Electric Drive and IoT in Shanxi, Taiyuan 030024, China;

3. Taiyuan City Lighting Management Office, Taiyuan 030024, China)

【Abstract】 Aiming at the bottleneck of data transmission caused by the energy limitation of sensor nodes in Internet of Things (IoT), this paper proposes a routing optimization strategy based on improved Cat Swarm Optimization (CSO). The cat swarm optimization algorithm is improved. Each cat changes its own MR, SMP and inertia weight dynamically in each iteration process based on the number of iterations, energy of the path nodes and fitness. When the path is generated, path residual energy variance, node energy, node load, node distance four factors are taken into account, and the idea of backup routing is introduced to ensure the real time. Simulation results show that the optimization strategy can effectively reduce the optimal path construction time and balance the network energy consumption, and prolong the life cycle of the perception layer network of the IoT.

【Key words】 Internet of Things (IoT); routing optimization; Cat Swarm Optimization (CSO); dynamic adjustment; backup path; energy consumption balance

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0049194

0 概述

物联网 (Internet of Things, IoT) 是物物相联的网络, 它通过感知层、网络层和应用层这三层体系有机结合, 使得各种类型设备之间互联, 实现 M2M (Machine to Machine) 级别的应用^[1-2]。传感器节点作为物联网感知层的基础单元, 承担着重要的信息

采集任务, 但是节点一般都只有有限的能量。为了能及时可靠地获得感知数据降低损失并延长网络的生命周期, 对物联网中传感器节点能耗及感知层能量均匀合理使用提出了更高的要求。

国内外的专家和学者针对该问题提出了很多算法, 取得了一定的效果。文献[3-4]均提出基于粒子群优化的路由算法, 在路由发现过程中综合考虑了

基金项目: 山西省重大科技专项 (20131101029); 2017 年山西省研究生教育改革研究课题 (2017JG25); 横向科技项目 (2013-1401-05-000313)。

作者简介: 陶亚男 (1991—), 女, 硕士研究生, 主研方向为物联网应用; 张军朝 (通信作者), 高级工程师、博士; 王青文, 硕士研究生; 张俊虎, 高级工程师。

收稿日期: 2017-11-06

修回日期: 2018-01-09

E-mail: tyn711@163.com

节点最小能耗和能耗均衡 2 个因素并将其引入适应度函数,但却未考虑节点负载值和下一跳距离。文献[5-6]均提出一种改进遗传算法的路由路径优化策略,所构建的适应度函数只包含了传输能耗、时延 2 种因素,并未考虑网络剩余能量方差,不利于网络能量均衡。文献[7]提出一种基于蚁群系统的能量均衡多路径路由协议,多路径的建立有效解决了单路径路由在节点能耗分布不均、负载不均衡等方面的不足,但在多路径建立的过程中也同时增加了网络能耗。文献[8-9]将猫群算法运用于无线传感器网络路由算法中,猫群算法的简单和快速收敛特点减小了路径建立阶段的能量消耗,提高节点能量利用率,但文献[8-9]在搜寻模式中未考虑副本猫的优劣,采用复制变异固定数目副本的方法,增加求解负担,并且在群体位置设置时也未考虑浓度平衡问题,易使种群“早熟”。

针对上述路由算法的不足,本文提出一种基于改进猫群算法的物联网感知层路由优化策略。在构造路径评价函数时综合考虑路径剩余能量方差、节点能量、节点负载、节点间距离等因素,给出一种基于路径能量的副本猫备份方法,根据路径最小能量节点对其进行动态调整,使其具有动态自适应性,为提高算法寻优效率,在速度公式中引入惯性权重,并将其定义为适应度值的函数,以实现自适应调整全局探测与局部搜索。通过引入备份路径,双路径路由可获得比单路径路由由更好的数据传输实时性及可靠性,同时路径建立阶段比多路径路由消耗能量更小。

1 路径优化模型

在物联网中,一条数据传输路径一旦确定,就不会频繁改动,这就造成了路径失效时额外的路由更新能耗和时延,影响网络数据传输。因此,网络的性能与路由协议的优劣有着密切的关系。一个好的路由协议不仅可以减少网络能耗,延长网络生命周期,而且可以提高网络数据传输的稳定性^[10]。基于改进猫群算法的路由优化策略主要对数据传输能耗和可靠性两方面进行优化,备份路径的建立可有效优化增加网络数据传输可靠性,保证数据传输实时性。在数据传输能耗方面,本文以网络剩余能量 E_r 和剩余能量方差 σ_r^2 为路由协议的优化目标, E_r 越大路由协议能耗越小, σ_r^2 越小网络能耗越均衡。优化目标函数为:

$$\begin{cases} \max E_r = \sum_{i=1}^N E_r(i) \\ \min \sigma_r^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (E_r(i) - \overline{E_r})^2 \end{cases} \quad (1)$$

其中:

$$\begin{cases} E_r(i) = E_0 - E_{TX}(q, d_{ij}) - E_{RX}(q) \times R_L(i) \\ \overline{E_r} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (E_r(i)) \end{cases}$$

$$\text{s. t. } E_0 \geq E_{TX}(q, d_{ij}) + E_{RX}(q) \times R_L(i) \quad (2)$$

其中, N 为节点总数, E_0 为节点初始能量, $R_L(i)$ 为节点 i 的负载节点值,即其下一级节点中有多少个节点传输数据到基站需通过节点 i , $E_{TX}(q, d_{ij})$ 、 $E_{RX}(q)$ 为节点 i 数据传输 q -bit 时的无线通信能耗,本文采用经典能耗模型^[11]。传感器节点 i 向节点 j 传输 q -bit 数据的能耗和节点 i 接收 q -bit 数据的能耗分别为:

$$\begin{aligned} E_{TX}(q, d_{ij}) &= \\ &\begin{cases} q(E_{elec} + \varepsilon_{fs} \times d_{ij}^2), & d_{ij} \leq d_0 \\ q(E_{elec} + \varepsilon_{mp} \times d_{ij}^4), & d_{ij} > d_0 \end{cases} \\ E_{RX}(q) &= qE_{elec} \end{aligned} \quad (3)$$

其中, E_{elec} 为无线发射线路收发单位数据的能耗, ε_{fs} 、 ε_{mp} 为 2 种衰减模型功率放大参数, d_{ij} 为节点 i 、 j 间的欧氏距离, d_0 为距离阈值。

2 基于改进猫群算法的路由优化策略

猫群优化 (Cat Swarm Optimization, CSO) 算法^[12]是一种新型的仿生类进化算法,CSO 算法在寻优过程中采用局部搜索和全局探测同时协作进行,具有参数少、收敛速度快的优点,很好地克服了遗传算法局部搜索能力不足和粒子群算法易陷入局部最优的不足^[13]。

把猫群算法应用到物联网路由优化问题中,每一只猫即代表一条数据传输路径,每一只猫的状态信息由猫的位置、速度、标志位和适应度值四部分组成。对应的第 i' 只猫可描述为 $Cat(i') = \{X[], V[], flag, fit\}$ ^[14], M 维空间中位置和速度分别为 $X_{i'} = [X_{i'1}, X_{i'2}, \dots, X_{i'M}]$ 和 $V_{i'} = [V_{i'1}, V_{i'2}, \dots, V_{i'M}]$,其中,猫的每个维度位置 $X_{i'j}$ 即代表该路径中一个传感器节点的位置。为均衡网络能量,适应度函数综合考虑了路径剩余能量方差、节点能量、节点负载、节点间距离 4 个因素,猫的适应度表示为:

$$fit = a_1 \frac{\sigma_{ri'}^2 - \sigma_r^2}{\sigma_r^2} + a_2 \frac{E_r - E_{ri'}}{E_r} + a_3 \sum_{i=1}^M R_L(i) \times \sum_{i=1}^M d_{ij} \quad (4)$$

其中, a_1 、 a_2 、 a_3 为调节参数,且 $a_1 + a_2 + a_3 = 1$, σ_r^2 为网络剩余能量方差, $\sigma_{ri'}^2$ 为第 i' 只猫的剩余能量方差, E_r 为网络剩余能量, $E_{ri'}$ 为第 i' 只猫的剩余能量。

在猫群算法中,根据分配率 MR 将猫群随机分为搜寻模式或跟踪模式, $flag = 0$ 表示当前猫处于搜寻模式, $flag = 1$ 表示当前猫处于跟踪模式。

2.1 模式分配

猫群算法在每一代开始前,都要先根据分配率 MR 来分配种群中猫的行为模式,因此, MR 对 CSO 算法的整体性能有很大影响。由于 CSO 算法搜寻模式和跟踪模式 2 种行为的协作效应,算法在迭代初期有较快的收敛速度,但随着迭代次数的增加,固定数量的猫进行全局探测使得算法解的精度不佳。因此,对分配率 MR 进行改进,使其随着种群迭代的进行自适应地进行改变,在算法的初始阶段采用较大的 MR ,使大部分猫进行全局探测,随着算法的进行减小 MR ,提高猫群局部搜索能力,在保证算法收敛速度的同时提高算法最优解的精确度,更有效地搜索出最佳数据传输路径。分配率 MR 的更新方法如下:

$$MR = MR_{\max} - \frac{MR_{\max} - MR_{\min}}{k_{\max}}k, MR \in [0, 1] \quad (5)$$

其中, MR_{\max} 和 MR_{\min} 为分配率的上下限, k 为种群当前的迭代次数, k_{\max} 为最大迭代次数。

2.2 搜寻模式

在搜寻模式下猫进行局部搜索,在此模式中有记忆池(SMP)、变化数(CDC)、变化域(SRD)、自身位置判断(SPC)4 个基本要素^[15]。 SMP 规定了每一只猫搜寻记忆的大小,它决定了每只猫的副本猫的数量 C_p , CDC 指一只猫将要发生变异的维数的个数, SRD 表示猫每一维位置的改变范围, SPC 表示猫是否将当前位置作为将要移动到的候选位置之一。

$$C_p = \begin{cases} SMP, & SPC = \text{"false"} \\ SMP - 1, & SPC = \text{"true"} \end{cases} \quad (6)$$

在传统 CSO 算法中, SMP 为常数,每只处于搜索模式的猫都备份相同数量的副本猫。本文提出一种基于路径能量的副本猫备份方法,将 SMP 改为变量,大小由该路径上最小能量节点决定,路径上最小能量节点的能量越大,即该路径的能量越充足, SMP 越大,该猫副本猫的数量越多。第 i' 只的猫记忆池更新方法如下:

$$SMP(i') = \frac{E_{\min}(i', i)}{E_0} \times C_p \quad (7)$$

其中, $E_{\min}(i', i)$ 为路径 i' 上最小能量节点 i 的能量, E_0 为传感器节点的初始能量, C_p 为可最大备份的猫的数量。改进的 SMP 减小了猫群副本猫的总数,使得算法可在较短的收敛时间找到最优路径,有利于降低能耗。

搜寻模式的实现可分为以下 4 步:

- 1) 对处于该模式的当前猫进行备份,备份 C_p 份放在记忆池中。
- 2) 对记忆池中的每个副本猫,根据 CDC 随机选择位置,并在对应位置维度上随机加减 $SRD\%$ 当前值,用新位置代替原位置。
- 3) 分别计算备份的 C_p 份副本猫的适应度值。
- 4) 用适应度值最高的副本猫代替当前猫,完成猫的信息更新。

2.3 跟踪模式

在跟踪模式下猫进行全局探测,此模式下 CSO 算法对解的搜索优化模式与 PSO 算法类似。其探测速度更新方法如下:

$$V_{ij}^{k+1} = \omega_i V_{ij}^k + cr(G_{\text{best}j} - X_{ij}^k), j = 1, 2, \dots, M \quad (8)$$

其中, ω_i 为改进算法中新增惯性权重, c, r 为调节参数, c 为常数, r 是 $(0, 1)$ 之间均匀分布的相互独立的随机数序列, V_{ij}, X_{ij} 分别为猫 i' 第 j 维的速度和位置, $G_{\text{best}j}$ 为整个群体当前时刻最优值的第 j 维位置。

在传统 CSO 算法中 ω 取 1,虽然探测能力强但却不具备收敛性,因此, ω 的取值很重要。根据局部性原理,在有较好适应度值的猫 i' 所在局部区域,存在可更新全局最优的猫的概率更大,因此减小惯性权重来增强局部寻优能力可以更加迅速地找到全局最优猫;同样,在有较差适应度值的猫所在局部区域,存在可更新全局最优的猫的概率较低,要跳出当前区域增大惯性权重来增强全局探测能力。因此,将惯性权重定义为猫适应度的函数:

$$\omega'_i = \frac{Fit}{a_4 \cdot fit(i') + Fit} \quad (9)$$

$$Fit = \sum_{i=1}^{C_t} fit(i')$$

其中, a_4 为调节参数,取常数, $fit(i')$ 为猫 i' 的适应度值, C_t 为猫的群体总数。

在个体猫中,每一维度的位置根据速度变化而改变,更新方法如下:

$$X_{ij}^{k+1} = X_{ij}^k + V_{ij}^{k+1} \quad (10)$$

跟踪模式实现可分为以下 4 个步骤:

- 1) 根据式(8)计算第 i' 只猫的速度。
- 2) 判断新速度是否超出最大速度限值,若超出则强制以最大速度代替其值。
- 3) 根据式(10)更新第 i' 只猫的位置。
- 4) 检查第 i' 只猫每一维度的位置是否超出搜索空间,若超出则将对应该维度的速度乘以 -1 ,从反方向继续搜索。

2.4 迭代终止条件

传统算法一般以事先设定好的最大迭代次数 k_{\max} 为算法迭代终止的条件,并且为了避免还未找到最优解算法便终止的情况, k_{\max} 一般会取一个较大的数值。但过大的 k_{\max} 会使算法在找到最优解后还继续最优解附近徘徊,造成不必要的能量损耗。因此,本文设计了一种迭代终止策略。定义参数为:

$$END = \frac{\min \{fit(G_{\text{best}}^{k-1}), fit(G_{\text{best}}^k)\}}{\max \{fit(G_{\text{best}}^{k-1}), fit(G_{\text{best}}^k)\}} \quad (11)$$

当 END 为 1 时,猫群最优解保持不变,说明算法已找到最优解,若算法继续寻优只能是在最优解附近搜索,增加了搜索时间。所以,本文以 END 趋

近于 1 作为终止条件,当 END 大于 0.999 999 时,迭代终止。另外,再配合预设的最大迭代次数 k_{\max} ,以避免因迭代次数过多导致系统崩溃。

当算法满足终止条件时停止迭代,输出最优解和次优解,若不满足则重新计算分配率 MR ,开始新一轮的寻优。

2.5 路由实现

假设源节点 T 要向 Sink 节点传送数据封包,首先网络中节点先分级,建立节点梯度值 G_i ,如图 1 所示。源节点 T 的 $G_i = 7$,每条路径由 6 个传感器节点组成。初始化 10 只猫 ($C_i = 10$),实线代表 Cat_1 ,处于搜寻模式,虚线代表 Cat_2 ,处于跟踪模式, Cat_1 和 Cat_2 分别为:

$$Cat_1 = \{X_1[X_{1,1}, X_{1,2}, X_{1,3}, X_{1,4}, X_{1,5}, X_{1,6}], \\ V_1[V_{1,1}, V_{1,2}, V_{1,3}, V_{1,4}, V_{1,5}, V_{1,6}], 0, fit_1\}$$

$$Cat_2 = \{X_2[X_{2,1}, X_{2,2}, X_{2,3}, X_{2,4}, X_{2,5}, X_{2,6}], \\ V_2[V_{2,1}, V_{2,2}, V_{2,3}, V_{2,4}, V_{2,5}, V_{2,6}], 1, fit_2\}$$

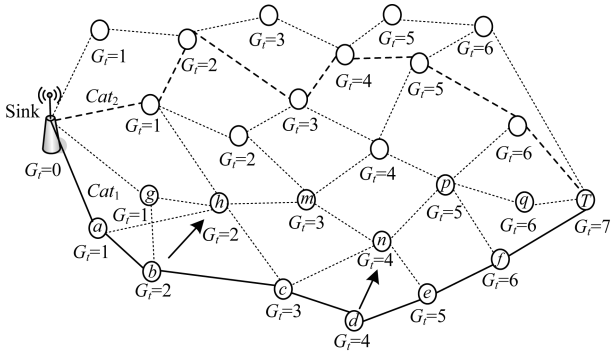


图 1 猫群算法路径的建立

初始化 $k_{\max} = 50$ 、 $MR_{\max} = 0.6$ 、 $MR_{\min} = 0.3$ 、 $C_p = 10$ 、 $CDC = 0.4$ 、 $SRD = 0.2$,根据式(4)计算 10 只猫的适应度值,并保存适应度值最优的猫。然后根据式(5)计算 MR 并随机分配猫的行为模式,首轮迭代时随机取 4 只猫进入搜索模式,其他 6 只进入跟踪模式。进入搜索模式的 Cat_1 首先将自身备份 10 份,分别为 $Cat_{1,1}, Cat_{1,2}, \dots, Cat_{1,10}$ 。随机选取 $Cat_{1,1}$ 的 2 个维度坐标进行位置变化,设取节点 b, d ,对节点 b, d 位置坐标随机加减当前值的 20%,此时 $Cat_{1,1}$ 从 (a, b, c, d, e, f) 变为 (a, h, c, n, e, f) 。 $Cat_{1,2}, \dots, Cat_{1,10}$ 的操作同 $Cat_{1,1}$,然后计算这 10 只新猫的适应度值并用最优猫代替原来的 Cat_1 。进入跟踪模式的 Cat_2 根据式(8)~式(10)更新自身位置得到新的 Cat_2 。当所有猫都完成了自身行为模式之后就得到了 10 只新猫,计算这 10 只新猫的适应度值并保留最优猫和次优猫。然后再根据式(5)计算 MR 并随机分配猫的行为模式,进行新一轮的寻优。当满足

算法终止条件时迭代结束,输出数据传输的最优路径和次优路径。当最优路径失效且下一轮的路由更新还没开始时,节点可以通过次优路径传输数据,保证了网络数据传输的实时性和可靠性。

3 仿真结果与分析

为了测试本文路由优化策略的性能,通过 Matlab 仿真平台进行仿真实验并将其性能和文献[8-9]算法进行比较。

3.1 仿真场景与参数设置

将传感器节点随机散落在 $300 \text{ m} \times 300 \text{ m}$ 的正方形区域内,网络节点数 N 分别为 40、80、120、160、200、240, Sink 节点布置于网络中心位置。普通传感器节点 $E_0 = 0.5 \text{ J}$, Sink 节点的能量无限。节点发送的数据包固定为: 4 000 bit, $E_{\text{elec}} = 50 \text{ nJ/bit}$, $\varepsilon_{\text{fs}} = 10 \text{ pJ/bit/m}^2$, $\varepsilon_{\text{mp}} = 0.001 3 \text{ pJ/bit/m}^4$, $C_i = 20$, $k_{\max} = 50$, $MR_{\max} = 0.6$, $MR_{\min} = 0.3$, $C_p = 10$, $CDC = 0.4$, $SRD = 0.2$ 。

3.2 性能及结果分析

本文路由优化策略以均衡网络数据传输能耗和提高网络数据传输可靠性为目标,仿真主要从节点剩余能量方差、网络生命周期以及平均数据传输时延 3 个方面对 3 种路由算法进行比较分析。

图 2 反映了不同网络节点数量下节点剩余能量方差的变化情况。

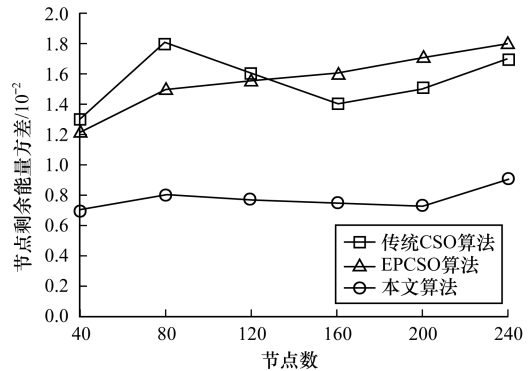


图 2 3 种路由算法节点剩余能量方差变化情况

节点剩余能量方差衡量的是路由协议能耗均衡特性,剩余能量方差越大,说明所有节点剩余能量越分散,能耗均衡性越差。可以看出,在节点数少于 200 个时,本文算法的方差变化相对平稳,能量均衡性相对较好,且不同节点数量的仿真场景结束时本文算法的节点剩余能量方差比其他 2 种协议都要小。与文献[8-9]相比,本文算法在选择路径时综合考虑了路径剩余能量方差、节点负载、节点间距离等因素,同时将路径最小能量节点引入 SMP ,使得网络能量更为均衡。

图 3 反映了不同网络节点数量下网络生命周期的变化情况。

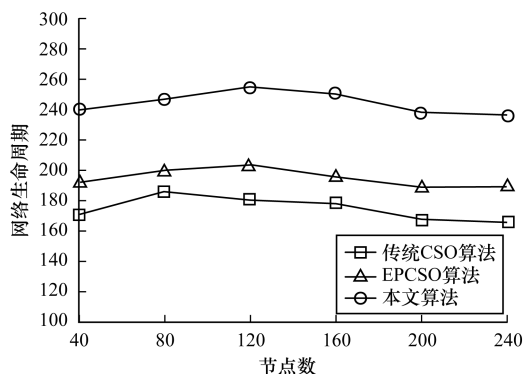


图3 3种路由算法网络生命周期变化情况

网络生命周期规定为从仿真开始到网络中死亡节点达到20%时的时间段。可以看出,采用本文算法的网络生命周期比文献[8]提高了大约25%、比文献[9]提高了大约40%,这是因为本文算法随着迭代次数的变动自适应地更改种群行为分配率、记忆池和速度惯性权重,使算法以较少的迭代次数获得最优解,减少了路径建立阶段的能量消耗,将路径最小能量节点引入SMP也使网络能耗分布更加均匀,有效延缓节点死亡时间,并延长网络生命周期。

图4反映了不同网络节点数量下平均数据传输时延的变化情况。

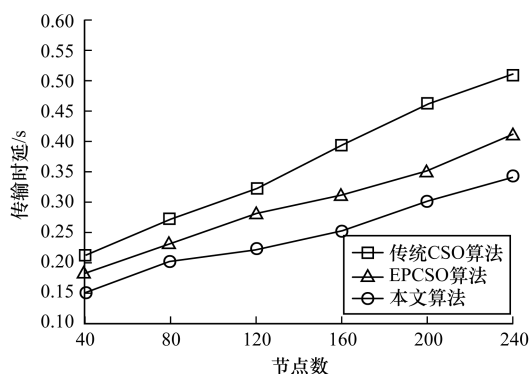


图4 3种路由算法平均数据传输时延变化情况

平均数据传输时延是数据包从源节点到Sink节点的平均时间差。可以看出,文献[8-9]的延迟明显高于本文算法,这是因为文献[8-9]均是单路径路由,一旦仅有的一条路径失效则需要立即重新建立路径,使得数据传输时延增大。而本文算法当路径失效时可以立即由备用路径传输数据,避免了路径建立阶段的时间消耗降低了时延,并且在适应度函数中考虑节点负载值,优先选择负载值小的路径,避免数据传输拥塞。由图4可知,伴随节点数目的增加,网络规模变得更加复杂,数据传输路径也相应增长,因此平均数据传输时延也在增大。

4 结束语

本文将猫群算法的全局探测和局部搜索协作能力、能量均衡策略以及备份路由思想相结合,提出一

种基于改进猫群算法的物联网感知层路由优化策略。为平衡全局探测与局部搜索,根据迭代次数和每次迭代后个体适应度值自适应调整行为分配率和惯性权重,有效提高算法收敛速度。将最大网络剩余能量和最小剩余能量方差作为数据传输能耗的优化目标,并通过建立路径优化模型将其转化为多目标优化问题。基于路径能量的副本猫备份方法将最小能量节点引入SMP,保留猫群优良性的同时降低搜索模式中副本猫的数量,进一步提高算法寻优效率,减少最优路径建立时间,均衡网络能耗。仿真结果表明,该算法能够均衡网络能量,延长网络生命周期,保证数据可靠传输。

参考文献

- [1] 张生益,陈俊杰,张军朝. 基于SDH/MSTP的煤矿物联网设计[J]. 太原理工大学学报, 2012, 43(5): 564-568.
- [2] 张鸿亮,刘文予,符明丽. 基于需求等级的传感器网络安全策略模型[J]. 微计算机信息, 2018, 24(13): 134-136.
- [3] 吴笛,董淑福,王建峰,等. WMSNs中粒子群优化的多径流量分配路由算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2015, 16(1): 72-76.
- [4] 朱永红,丁恩杰,胡延军. PSO优化的能耗均衡WSNs路由算法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(1): 78-86.
- [5] 刘章,谭阳. 改进遗传算法的WSN节点最优路由选择策略[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(13): 101-105.
- [6] 岳亚南,张国良,陈坚. 基于能量均衡的节点最优路由选择策略[J]. 计算机仿真, 2015, 32(07): 268-272.
- [7] 肖铖,孙子文. 基于蚁群系统的WSN能量均衡多路径路由协议[J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(7): 1695-1700.
- [8] KONG L, CHEN C M, SHIH H C, et al. An energy-aware routing protocol using cat swarm optimization for wireless sensor networks[M]. Berlin, Germany: Springer, 2014.
- [9] KONG L, PAN J S, TSAI P W, et al. A balanced power consumption algorithm based on enhanced parallel cat swarm optimization for wireless sensor network[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2015(2015): 1-10.
- [10] 张卿,谢志鹏,凌波,等. 一种传感器网络最大化生命周期数据收集算法[J]. 软件学报, 2005, 16(11): 1946-1957.
- [11] HEINZELMAN W B, CHANDRAWASAN A P. An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2000, 4(1): 660-670.
- [12] CHU S C, TSAI P, PAN J S. Cat swarm optimization[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2006(6): 854-858.
- [13] CHU S C, TSAI P W. Computational intelligence based on the behavior of cats[J]. International Journal of Innovative Computing Information and Control Ijicic, 2007, 3(1): 163-173.
- [14] 李淑梅,庄铭杰,庄弘. 二进制猫群算法在大规模MIMO天线选择中的应用[J]. 电讯技术, 2017(6): 698-702.
- [15] 马知也,施秋红. 猫群算法研究综述[J]. 甘肃广播电视大学学报, 2014(2): 41-45.