

基于离散多目标优化粒子群算法的多移动代理协作规划

史霄波^{1,2,3}, 张引⁴, 赵杉², 肖登明²

(1. 河南师范大学计算机与信息工程学院, 河南 新乡 453007; 2. 华中科技大学计算机科学与技术学院, 湖北 武汉 430074;
3. 智慧商务与物联网技术河南省工程实验室, 河南 新乡 453007; 4. 中南财经政法大学信息与安全工程学院, 湖北 武汉 430073)

摘要: 无线传感器网络中多移动代理协作能快速高效地完成感知数据汇聚任务, 但是随着移动代理访问数据源节点数的增加, 移动代理携带的数据分组会逐渐增大, 导致传感器节点能量负载不均衡, 部分数据源节点能耗过快, 网络生存期缩短。目前, 针对该问题所设计的能耗均衡算法, 多以降低多移动代理总能耗为目标, 却未充分考虑部分数据源节点能量消耗过快对网络生存期造成的影响。提出离散多目标优化粒子群算法, 以网络的总能耗和移动代理负载均衡作为适应度函数, 在多移动代理协作路径规划中寻求近似最优解。通过仿真实验验证, 所提出的多移动代理协作路径规划, 在网络总能耗和网络生存期方面的性能优于同类其他算法。

关键词: 移动代理; 无线传感器网络; 负载均衡; 网络生存期

中图分类号: TP393

文献标识码: A

Discrete multi-objective optimization of particle swarm optimizer algorithm for multi-agents collaborative planning

SHI Xiao-bo^{1,2,3}, ZHANG Yin⁴, ZHAO Shan², XIAO Deng-ming²

(1. College of Computer and Information Engineering, Henan Normal University, Xinxiang 453007, China;
2. School of Computer Science and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;
3. Engineering Lab of Intelligence Business & Internet of Things, Henan Province, Xinxiang 453007, China;
4. School of Information and Safety Engineering, Zhongnan University of Economics and Law, Wuhan 430073, China)

Abstract: Although multiple mobile agents (MA) collaboration can quickly and efficiently complete data aggregation in wireless sensor network, the MA carrying data packages extensively increase along with a raise in the number of data source nodes accessed by MA, which causes unbalanced energy load of sensor nodes, high energy consumption of partial source nodes, and shortened lifetime of networks. The existing related works mainly focus on the objective of decreasing total energy consumption of multiple MA, without considering that rapidly energy consumption of partial source nodes has a negative effect on networks lifetime. Therefore, discrete multi-objective optimization of particle swarm algorithm was proposed, which used the total network energy consumption and mobile agent load balancing as fitness function for the approximate optimal itinerary plan in multiple mobile agent collaboration. Furthermore, the simulation result of the proposed algorithm is better than the similar algorithm in total energy consumption and network lifetime.

Key words: mobile agent, wireless sensor network, load balancing, lifetime of WSN

1 引言

无线传感器网络 (WSN, wireless sensor

network) 可以将大规模的传感器部署在各种各样的地形甚至危险地区。WSN 多采用自组网的方式进行通信, 若和无人机等其他无人操控设备共同构建

收稿日期: 2015-08-27; 修回日期: 2016-04-05

基金项目: 河南省重点科技攻关基金资助项目 (No.132102210483, No.102102210178); 河南省基础与前沿技术研究基金资助项目 (No.122300410344); 河南省教育厅自然科学研究计划基金资助项目 (No.2008A520013)

Foundation Items: Key Science and Technology Program of Henan Province (No.132102210483, No.102102210178), The Foundation and Cutting-edge Technologies Research Program of Henan Province (No.122300410344), Natural Science Research Projects of Department of Education of Henan Province (No.2008A520013)

网络, 可用于天气预测、灾情监测、军事、交通管理、野外火灾监测等^[1,2]。由于传感器节点能量有限, 因此, 如何最大限度利用有限的能量, 尽可能延长网络生存期, 是无线传感器网络的研究热点之一^[3]。Konstantopoulos 等^[4]将无线传感器网络中的数据融合技术归结为 4 类: 簇式、链式、树状和移动代理 (MA, mobile agent) 的方法。文献^[5]提出, 地面传感器网络采用簇式结构, 簇头与无人机进行通信, 但是在监测点分布分散, 簇头与感知数据的传感器之间距离已经超出传输范围的情况下, 地面传感器网络适合使用移动代理数据融合技术代替簇式结构^[6]。图 1 使用移动代理融合技术的 WSN (MAWSN, mobile agent wireless sensor network) 中部署数据汇聚节点 Sink 与无人机进行通信, 数据收集包括 2 部分: 无人机与 Sink 通信, Sink 派出移动代理收集数据源传感器数据。此外, 移动代理技术应用于物联网领域可以增强系统的智能性, 如智慧城市^[7]、RFID^[8]等。

MAWSN 中随着 MA 访问数据源传感器数量增多, 携带的数据量增大, 经过传感器节点的能耗逐渐增大, 路径远端的数据源节点能耗远远大于路径近端的数据源节点能耗。在单代理路径规划 (SIP, single agent itinerary planning) 中, 由 Sink 派出单个移动代理访问所有的数据源传感器节点, 将传感器感知的数据汇聚到 Sink 节点。在 SIP 算法中 (如 LCF/GCF^[9]、IEMF/IEMA^[10]等算法), 单个 MA 需要访问所有的数据源节点, 带来较严重的能耗不均衡和较大的数据延迟问题。多代理路径协作规划 (MIP, multi agent itinerary planning)^[11]将传感器节点进行分组, 每组由 Sink 派出一个移动代理进行访问, 分别将传感器感知的数据汇聚到 Sink 节点, 如

GA-MIP^[12]算法、DSG-MIP^[13]算法、TBID^[14]算法、NOID^[15]算法、BST/MST^[16]算法等。MIP 算法可以看作是 SIP 算法的迭代。

MIP 算法在一定程度上缓解了数据源节点能耗不均衡和数据延迟的问题, 但是现有的 MIP 算法仍存在局限性。如 MST/BST 算法、NOID 算法、TBID 算法考虑总能耗最小构建生成树, 但会因为数据源节点分布密度不均衡而造成单个移动代理访问数据源节点过多, 延迟大, 部分数据源节点能耗过高, 移动代理能量负载不均衡。GA-MIP 算法使用遗传算法进行移动代理的路径规划, 通过若干次迭代寻找优化的路径规划方案, 但由于评价函数仅考虑总能耗, 也会因为能量负载不均衡影响网络的生存期。DSG-MIP 算法根据设定的半径寻找 Sink 的邻居节点, 以每个邻居节点为起点规划一条能耗最小的 MA 路径访问指定扇形区域内的数据源节点。当数据源节点分布均匀时, DSG-MIP 算法可以规划出能量效率高的路径, 但是当数据源节点密集分布在少数以 Sink 节点邻居节点为圆心的扇形区域时, 单个 MA 访问数据源节点数量过多, 部分数据源节点能量消耗过快。

综上所述, 现有多移动代理的算法规划 MA 协作路径时只考虑总的能量消耗, 会因为数据源节点分布密度的不均衡造成单个移动代理访问的节点数过多, 部分数据源节点能耗过高, 移动代理能量负载不均衡, 影响网络的生存期。

针对多 MA 协作路径规划存在的问题, 考虑 WSN 中 MIP 的特性, 本文设计离散多目标优化粒子群算法 (DMP-MIP, discrete multi-objectives optimization particle swarm optimizer for MIP), 用粒子表示移动代理访问数据源传感器的分组和访问

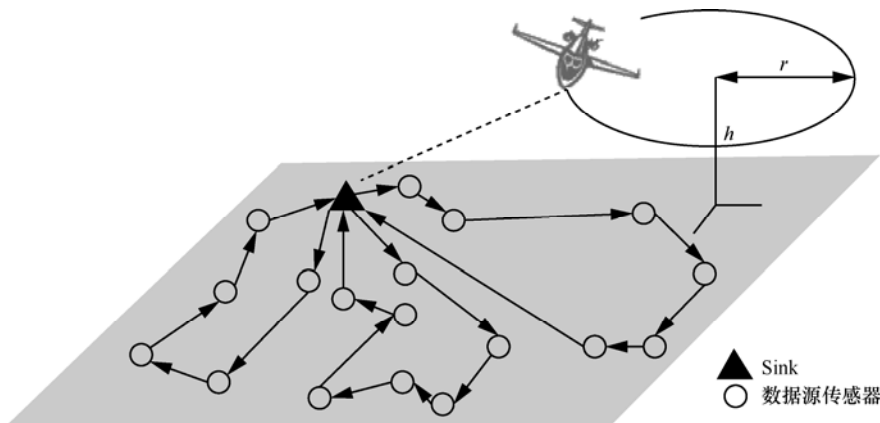


图 1 基于移动代理的传感网

顺序，通过每次迭代更新粒子得到移动代理新的路径，以总能耗和移动代理的负载均衡为优化目标评价粒子，寻找近似最优解。文中用到的主要符号定义如表1所示。

表1 主要符号说明

符号	说明
l_{proc}	MA 处理模块
S_{head}	MA 数据大小
l_{data}	传感器感知的数据
l_{rd}	传感器感知数据压缩后的大小
l_i^k	第 i 个 MA 访问第 k 个传感器数据大小
r	传感器对感知数据的压缩率
ρ	传感器感知数据的融合率
l_{rx}	传感器接收数据大小
l_{tx}	传感器发送数据大小
$e(l_{rx}, l_{tx})$	数据源传感器的通信能耗
Src_i^k	第 i 个移动代理路径中的第 k 个传感器节点数据
e_{ctrl}	通信控制能耗
m_{rx}	传感器接收一个数据位的能耗
m_{tx}	传感器发送一个数据位的能耗
E_1	多个移动代理的总能耗
$pbest_i$	粒子 i 的历史最优解
$gbest$	全局最优解（非支配解集）
X_{group}_i	粒子分组编码（移动代理分组）
$X_{sequences}_i$	粒子顺序编码（传感器节点访问顺序）

2 问题描述

假设在 MAWSN 中随机密集部署无线传感器，传感器节点的能量有限， n 个监测点作为数据源节点，所有传感器节点初始能量已知，网络中设置一个汇聚节点（Sink），且能量不受限制。当异常情况发生时，无人机向地面无线传感器网络中 Sink 发出命令，Sink 派出 MA 按照规划好的路径以无线多跳的方式访问所有 n 个监测点的数据源传感器节点，将数据源传感器节点执行监测任务感知数据带回 Sink 节点。

2.1 数据融合模型

本文采用与文献[10]相同的数据融合模型，Sink 派出 MA 时包括固定的数据大小， l_i^0 表示第 i 个 MA 的初始大小， $l_i^0 = l_{proc} + S_{head}$ ，其中， l_{proc} 和 S_{head} 分别表示 MA 中处理模块和 MA 自身数据。假设所有数据源传感器感知的数据大小相同为 l_{data} ，第 i

个 MA 访问路径中第 k 个数据源传感器节点后的大小用 l_i^k 表示。MA 访问第 1 个数据源节点后的大小为 $l_i^1 = l_i^0 + l_{rd}$ ，其中， $l_{rd} = (1-r)l_{data}$ 表示压缩后的感知数据， r 表示压缩率。MA 访问路径中第 2 个到第 n 个数据源传感器节点时为了减少数据冗余，将当前传感器节点感知的数据和 MA 传递的数据进行融合。 $P(0 \leq \rho \leq 1)$ 表示数据的融合率， $\rho=1$ 表示数据完全融合， $\rho=0$ 表示数据没有融合，假设所有数据源节点的融合率相同。MA 访问第 k 个数据源节点后的大小为

$$l_i^k = l_i^{k-1} + (1-\rho)l_{rd} = l_i^0 + (1+(k-1)(1-\rho))l_{rd} \quad (1)$$

MA 访问所有的 n 个数据源节点后， l_i^n 的值在 $[l_i^0 + l_{rd}, l_i^0 + nl_{rd}]$ 内，取值 $l_i^0 + l_{rd}$ 时表示 n 个传感器感知的数据完全融合成一个数据，取值 $l_i^0 + nl_{rd}$ 时表示 n 个传感器的数据完全没有融合。

2.2 能耗模型

根据 2.1 节数据融合模型 MA 访问节点后的大小对 MA 访问传感器的能耗进行估算，主要包括数据感知、接收、发送、数据压缩、数据融合等能耗^[10]。 $\{t \rightarrow V_i(n) \rightarrow t\} = \{t, \{Src_i^1, Src_i^2, \dots, Src_i^n\}, t\}$ 表示第 i 个 MA 的路径，MA 从 Sink 节点 t 出发访问所有的 n 个传感器节点后返回 t 。每一个节点的通信能耗包括接收数据分组的能耗、控制能耗和发送能耗。定义 e_{ctrl} 为节点数据通信的控制能耗， m_{rx} 和 m_{tx} 分别是接收和发送一个数据位的能耗。一个数据源节点的通信能耗表示为

$$e(l_{rx}, l_{tx}) = m_{rx}l_{rx} + m_{tx}l_{tx} + e_{ctrl} \quad (2)$$

路径中相邻的 2 个数据源节点 Src_i^{k-1} 和 Src_i^k 之间存在多跳数据传输，用 $d(k-1, k)$ 表示 2 个数据源节点之间的距离。在传感器节点密集的 WSN 中可以估计 Src_i^{k-1} 和 Src_i^k 之间的跳数 $H(Src_i^k, Src_i^{k-1}) = \left\lceil \frac{d(k-1, k)}{R} \right\rceil$ ， R 是传感器的最大传输距离。MA 在 2 个数据源节点之间传输时大小保持不变，在访问数据源传感器节点后大小会发生变化。用 $E_{k-1}^k(l_i^{k-1})$ 表示 MA 从 Src_i^{k-1} 到 Src_i^k 之间传递的数据大小为 l_i^{k-1} 的能耗。估算出的能耗为

$$E_{k-1}^k(l_i^{k-1}) = m_p l_{data} + e(0, l_i^{k-1}) + H_{k-1}^k e(l_i^{k-1}, l_i^{k-1}) + e(l_i^{k-1}, 0) \quad (3)$$

其中， m_p 表示数据源节点感知和压缩一个数据位的能耗， $m_p l_{data}$ 表示 Src_i^{k-1} 的数据处理能量，

$e(0, l_i^{k-1})$ 表示数据源节点 Src_i^{k-1} 发送 MA 的能耗, $e(l_i^{k-1}, l_i^{k-1})$ 表示数据源节点 Src_i^{k-1} 和 Src_i^k 之间的传感器节点传输 MA 的能耗, $e(l_i^{k-1}, 0)$ 表示 Src_i^k 接收 MA 的能耗。

m 个 MA 的总能耗为

$$E_1 = \sum_{i=1}^m (H(t, src_i^1) e(l_i^0, l_i^0) + \sum_{k=2}^n E_{k-1}^k(l_i^{k-1}) + m_p J_{data} + e(0, l_i^n) + H(Src_i^n, t) e(l_i^n, l_i^n)) \quad (4)$$

2.3 移动代理负载均衡

移动代理负载均衡表示移动代理访问的所有数据源节点之间的能耗均衡性, 定义如下

$$ba = \frac{\sum_{i=1}^m \left| \max_k E_i^k - \frac{\sum_{k=1}^n E_i^k}{n} \right|}{\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n \frac{E_i^k}{n}} \quad (5)$$

其中, $\frac{\sum_{k=1}^n E_i^k}{n}$ 表示第 i 个移动代理访问的数据源节点能耗的平均值, $\max_k E_i^k$ 表示第 i 个移动代理访问的数据源节点中能耗的最大值。 ba 值越小表示移动代理访问的数据源节点集合中能耗最大的节点与集合中数据源节点能耗的平均值之间的差值和越小, 从而各个数据源节点间的能耗相对均衡。

2.4 多移动代理协作路径规划

将 MAWSN 抽象为图 $G(V, E)$, 将数据源传感器节点的集合 V 分成 m 个子集 $V_1 \sim V_m, V = V_1 \cup V_2 \dots \cup V_m, m$ 是移动代理的数量, 对于每一个 $V_i (1 \leq i \leq m)$ 找出一个 Sink 出发, 连接所有数据源节点, 返回 Sink 的回路, 作为一条 MA 访问传感器节点的路径。多 MA 协作路径规划的目标是为 V 寻找到评价函数值最优的 MA 路径 M , 评价函数如下

$$\text{best_itinerary} = \begin{cases} \min(E_1) \\ \min(ba) \end{cases} \quad (6)$$

评价函数中包括总能量消耗和负载均衡 2 个目标, 多目标优化算法寻找最优解就是建立非支配解集, 类似于单目标优化问题寻找最优解^[17]。

定义 1 设 M_1 和 M_2 是多 MA 协作路径规划的 2 个可行解, 如果 $\min(E_{11}) \leq \min(E_{12}) \wedge \min(ba_1) \leq \min(ba_2)$, 称 M_1 支配 M_2 , 否则, 称 $M_1、M_2$ 互相非支配。

定义 2 非支配解是不被可行解集中的任何解支配的解, 非支配解集是所有非支配解的集合^[18]。

3 DMP-MIP 算法

3.1 MOCLPSO 算法

粒子群算法 (PSO, particle swarm optimization) 是仿生进化算法, 模仿自然界鸟群觅食的行为, 粒子群中每个粒子通过向粒子历史最优解, 以及当前群内最优解学习改变粒子的速度和位置, 最终接近最优解。MOCLPSO 算法^[17] 是用于解决多目标优化问题的 PSO 算法, 结构简单, 收敛迅速, 在解决优化问题时具有较好的优势, 算法在每一代更新粒子速度和位置时选择使用粒子历史最优解、其他粒子历史最优解、全局最优解, 保证了粒子群的多样性有效地避免早熟收敛的出现。

MOCLPSO 算法中粒子速度的更新分 3 种情况, 使用粒子群最优解更新速度用式(7), 使用其他粒子历史最优解用式(8), 使用粒子历史最优解更新速度用式(9)。粒子位置的更新使用式(10)。

$$V_i = wV_i + \text{rand}() (gbest - x_i) \quad (7)$$

$$V_i = wV_i + \text{rand}() (pbest_{f_i} - x_i) \quad (8)$$

$$V_i = wV_i + \text{rand}() (pbest_i - x_i) \quad (9)$$

$$X_i = X_i + V_i \quad (10)$$

其中, X_i 和 V_i 分别代表第 i 个粒子的位置和速度, $pbest_i$ 是第 i 个粒子位置的历史最优解, $gbest$ 是整个粒子群中粒子位置的当前最优解, $pbest_{f_i}$ 是第 f_i 个粒子位置的历史最优解, w 是惯性权值, $\text{rand}()$ 是 $[0,1]$ 的随机数。

粒子位置和速度更新后, 寻找当前粒子和所有粒子的非支配解更新历史最优解 $pbest_i$ 和全局最优解 $gbest$ 。最终得到非支配解的集合 $gbest$ 是全局最优解, 等价于单目标优化算法寻找到最优解。MOCLPSO 在非支配解集合 $gbest$ 中随机选择一个解作为算法的解。

3.2 DMP-MIP 算法研究

PSO 算法和 MOCLPSO 算法用于解决连续的问题, 经过离散化处理后可以用于解决 TSP 问题^[19]。多移动代理协作路径规划问题是离散化问题, 本文根据多移动代理协作路径规划的特点, 设计离散多目标优化粒子群算法用于多移动代理协作路径规划。

3.2.1 编码

每一个多代理协作路径规划作为一个粒子, 采

用整数编码的方式，分为 2 个部分：数据源分组编码 X_group 和数据源顺序编码 $X_sequences$ ^[12]。数据源分组编码表示派出移动代理的分组情况，以及每个移动代理访问数据源节点数， n 个数据源节点最多分为 n 组派出 n 个移动代理。数据源顺序编码表示每个移动代理访问数据源节点的顺序。

如图 2 所示，共有 8 个数据源节点，分为 3 组：第 1 个移动代理访问 4 个数据源节点 {6,3,2,4}，第 2 个移动代理访问 3 个数据源节点 {8,1,7}，第 3 个移动代理访问 1 个数据源节点 {5}。

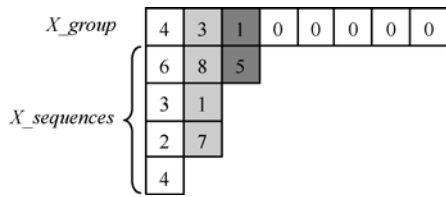


图 2 8 个数据源节点分 3 组

数据源分组编码按照访问节点的数量降序排列，如果不按分组节点数降序排列，就会出现不同编码表示相同的多代理路径规划。

3.2.2 粒子速度和位置更新

每一次迭代进化操作对粒子的位置和速度进行更新操作，这里为粒子设计更新操作。粒子速度参照式(7)~式(9)修改为式(11)，粒子位置的更新参照式(10)修改为式(12)。

$$V_i = Mg(V_i)Ms(V_i) + C(V_i) \quad (11)$$

$$X_i = \begin{cases} V_i, rand() < a \\ X_i, \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

1) 粒子自学习更新速度

粒子速度更新式(11)中的第一项分别使用式(13)和式(14)实现。

$$Mg(V_i) = \begin{cases} Moutation(X_group_i), rand() < w \\ X_group_i, \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

$$Ms(V_i) = \begin{cases} Moutation(X_sequences_i), rand() < w \\ X_sequences_i, \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

其中， $Moutation(X_group_i)$ 表示粒子数据源分组编码变异操作^[12]，随机数 $rand() < w$ 时执行更新操作。更新时从第 i 个粒子的数据源分组编码 X_group_i 中随机选择 2 组分别进行减 1 和加 1 操作，然后降序排列，得到更新后的分组编码。 $Moutation(X_sequences_i)$ 表示粒子数据源顺序编码

变异操作^[12]，随机数 $rand() < w$ 时执行更新操作。变异时随机选择第 i 个粒子的数据源顺序编码 $X_sequences_i$ 中一定数量的数据源节点，两两进行交换，得到更新之后的数据源顺序编码。

2) 粒子学习最优解更新速度

粒子速度更新式(11)中的第 2 项使用式(15)实现。

$$C(V_i) = \begin{cases} Cross(gbest_sequences, X_sequences_i), \\ \quad rand() < c1 \\ Cross(pbest_sequences_{f_i}, X_sequences_i), \\ \quad rand() < c2 \\ Cross(pbest_sequences_i, X_sequences_i), \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

其中，Cross 表示粒子数据源顺序编码更新操作，更新时考虑到编码由数据源分组编码和数据源顺序编码 2 部分组成，更新操作选择一组数据源节点，整组进行交换操作。Cross 操作和文献[12]中交叉操作相似，但文献[12]中只有分组完全相同的两组编码才能将对应的源顺序编码 $X_sequences$ 进行交叉操作，Cross 操作对分组没有限制。

粒子学习最优解更新速度时，判断随机数 $rand()$ 满足的条件，第 i 个粒子的数据源顺序编码 $X_sequences_i$ 中的一组数据源节点分别和其历史最优解 $pbest_sequences_i$ 、全局最优解 $gbest_sequences_i$ 或第 f_i 个粒子的历史最优解 $pbest_sequences_{f_i}$ 中的一组数据源节点进行更新操作。Cross 操作分 3 步完成：①在 2 个待更新粒子的数据源分组编码中分别选择一组；②在一个粒子选定组的位置添加另一个粒子选定组的对应编码；③删除重复的数据源节点编码。

3) 粒子位置更新

粒子位置更新使用式(12)，随机数 $rand() < a$ 时粒子位置用更新后的粒子速度更新；否则，保持当前的粒子位置。

3.2.3 更新最优解

适应度函数中包含网络负载均衡 ba 和总能耗 E_t 这 2 个目标，对每一个粒子计算其负载均衡 ba 值和能耗 E_t 值。

使用文献[17]更新粒子历史最优解算法更新 $pbest_i$ ，根据适应度函数中网络负载均衡 ba 和总能耗 E_t 这 2 个目标值判断当前的粒子 X_i 是否满足更新其历史最优解 $pbest_i$ 条件，设置常量 δ （值根据具体情况选择），当粒子的历史最优解超过 δ 代都没

更新时抛弃原有的粒子，产生新的第 i 个粒子。

全局最优解是一个集合，也就是非支配解的集合。更新全局最优解 $gbest$ 算法^[17]使用粒子历史最优解 $pbest_i$ 对全局最优解 $gbest$ 进行更新。根据 $pbest_i$ 和 $gbest$ 中所有粒子的网络负载均衡 ba 和总能耗 E_1 进行判断，如果 $pbest_i$ 被 $gbest$ 支配全局最优解不变；如果 $pbest_i$ 支配 $gbest$ 中的部分粒子，被支配的粒子删除掉， $pbest_i$ 加入 $gbest$ ；如果 $pbest_i$ 和 $gbest$ 互相非支配， $pbest_i$ 加入 $gbest$ 。

3.2.4 算法实施

算法的执行分为 3 个步骤：①初始化粒子群，计算每一个粒子适应度函数值，初始化粒子最优解和全局最优解集合；②迭代更新粒子速度和位置，更新粒子历史最优解 $pbest_i$ 和全局最优解集合 $gbest$ ；③满足迭代结束条件时从全局最优解 $gbest$ 集合中选择能耗最小的粒子作为算法最优解输出。算法流程如图 3 所示。

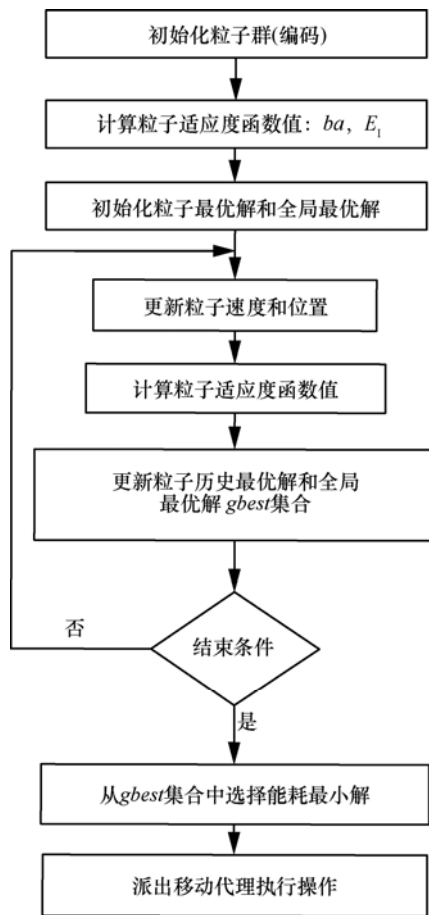


图 3 算法流程

3.2.5 算法复杂度分析

定理 1 设 M 表示粒子群空间大小， N 表示

粒子群维度(数据源顺序编码维度+数据源分组编码维度)， I 表示迭代次数，算法时间复杂度是 $O(IMN)$ 。

证明 从算法的流程可以看到每一次迭代执行更新粒子位置和速度操作的时间复杂度为 $O(MN)$ ，更新粒子全局最优解和粒子最优解操作的时间复杂度为 $O(MN)$ ，所以算法的时间复杂度为 $O(IMN)$ 。

4 仿真

文献[12]中多移动代理算法 GA-MIP 算法和本文提出的算法都属于仿生进化算法，文献[13]中 DSG-MIP 算法是解决 MA 路径规划问题的新方法融合了多种方法的优势，文献[9]中单移动代理 LCF 算法是单移动代理的经典算法，所以用本文提出的 DMP-MIP 算法和以上 3 种方法进行仿真实验对比。使用 OPNET^[20]在 $1\ 000\ m \times 500\ m$ 的范围内随机部署 800 个传感器节点，Sink 节点部署在网络的中心，随机选取一定数量的数据源传感器节点。

如图 4 所示，随机选择 10 个数据源节点，Sink 节点派出 2 个移动代理访问数据源节点。

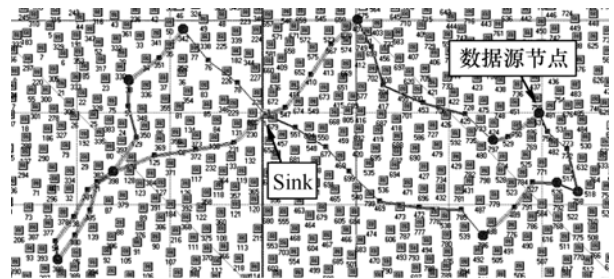


图 4 仿真环境

移动代理从 Sink 节点派出，以无线多跳的方式到达规划路径中的每个传感器节点，将数据源传感器节点感知的数据汇聚，传递给 Sink 节点。网络仿真参数设置如表 2 所示。

4.1 评价指标

为了评价移动代理路径规划的时间和能量效率，这里使用以下的几个评价指标。

总能耗：包括移动代理中从 Sink 节点出发到返回 Sink 节点经过的所有数据源节点和中间节点的数据感知能耗、数据压缩能耗、数据融合能耗、数据接收能耗、数据发送能耗、监听能耗、串扰能耗等。

表 2 移动代理 WSN 仿真参数

参数	参考值
MA 访问延迟	10 ms
数据处理速度	50 Mbit/s
数据压缩率	0.8
数据融合率	0.9
网络范围	1 000 m×500 m
最大传输范围	60 m
传感器节点数	800
MAC 层协议	802.11 b

生存期：数据源节点是数据感知任务的关键节点，数据源节点的生存期定义为现有能量可以执行任务的次数，以 WSN 中所有数据源节点中最短生存期作为 WSN 的生存期。

任务延迟：SIP 算法中延迟指 MA 从 Sink 出发到返回 Sink 的时间，MIP 算法同时派出多个 MA，以最后返回 Sink 节点 MA 的时间作为其延迟时间。

EDP：总能耗和延迟的乘积，总能耗和时间综合评价性能，值越小表示算法的整体性能越好。

4.2 DMP-MIP 算法参数设置

粒子群空间大小和迭代次数对算法的性能有影响，下面对群空间和迭代次数对总能耗的影响进行分析。仿真结果显示大的粒子群搜索空间和较多的迭代次数搜索到的路径解具有较小的能耗，但是计算量大。实验在迭代次数达到 300 时总能耗的变化趋于平稳，粒子群空间 80 时总能耗接近最小，所以选择粒子群空间大小 80、迭代 300 代，如图 5 和图 6 所示。

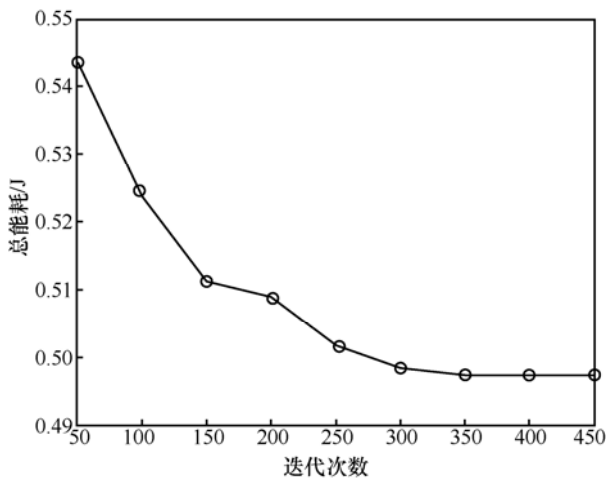


图 5 迭代次数对总能耗的影响

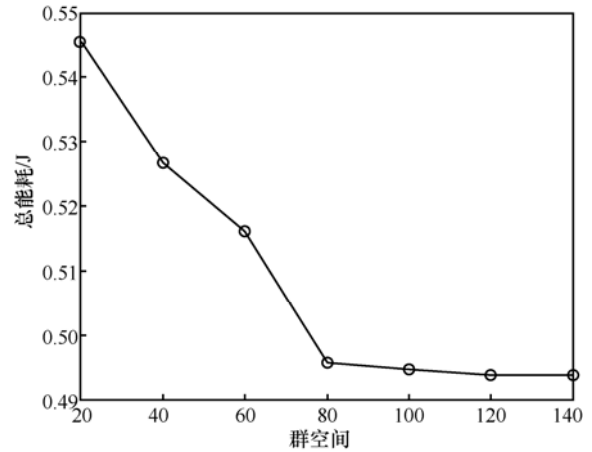


图 6 群空间对总能耗的影响

4.3 仿真结果

数据源传感器节点数设置为 5~40，步长 5，数据源传感器节点的位置随机分布，设置 200 个不同的随机数种子运行仿真，对 DMP-MIP 算法和文献[12]中 GA-MIP 算法、文献[9]中 LCF 算法、文献[13]中 DSG-MIP 算法性能取平均值进行比较。

如图 7 所示，3 种 MIP 算法在数据源节点数较少的情况下总能耗和 LCF 基本相同，随着节点数的增加虽然总能耗高于 LCF 算法，因为 MIP 算法派出多个移动代理，每个移动代理自身的数据增加了额外的能耗，DMP-MIP 算法在能耗上明显低于同类的 GA-MIP 算法和 DSG-MIP 算法。

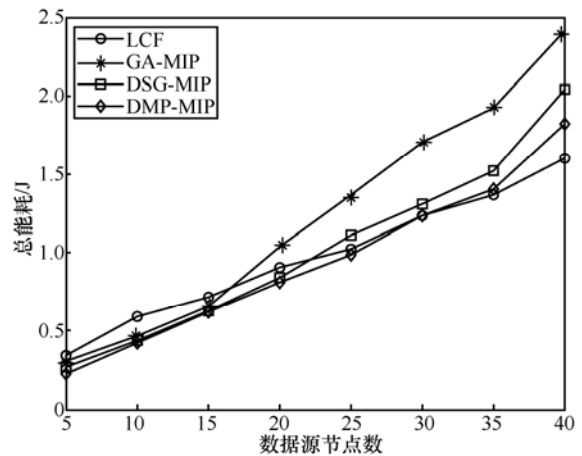


图 7 数据源节点数对总能耗的影响

图 8 为数据源节点数对生存期的影响，DMP-MIP、GA-MIP、DSG-MIP 算法生存期超出 LCF 算法多倍，因为 SIP 算法用一个 MA 访问所有数据源节点，MA 最后访问的数据源传感器节点能耗过高，而 MIP 算法派出多个 MA 访问数据源节点，

每个 MA 访问数据源节点数相对 SIP 少，数据源传感器节点的能耗相对均衡，从而延长网络的生存期。数据源传感器节点数增大时 LCF 算法生存期急剧下降。DMP-MIP、DSG-MIP 和 GA-MIP 生存期随着数据源节点数的增加也呈现缓慢下降的趋势，DMP-MIP 算法在路径规划时考虑移动代理负载均衡，生存期比 GA-MIP 和 DSG-MIP 算法长。

图 9 为数据源节点数对任务延迟的影响，MIP 算法任务延迟明显小于 LCF 算法。LCF 算法 Sink 派出一个 MA 访问分布在 WSN 中的所有传感器节点延迟较大，而 MIP 算法 Sink 派出多个 MA 访问传感器节点，节省较多的时间。GA-MIP、DMP-MIP、DSG-MIP 3 种算法在数据源节点数增加时，因为单个移动代理要访问的数据源节点数增加，任务延迟呈增加趋势。

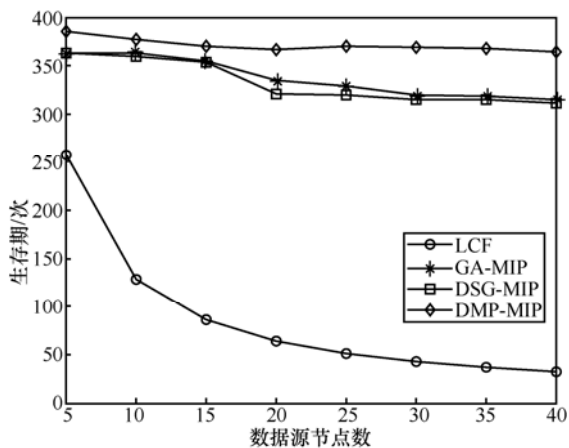


图 8 数据源节点数对生存期的影响

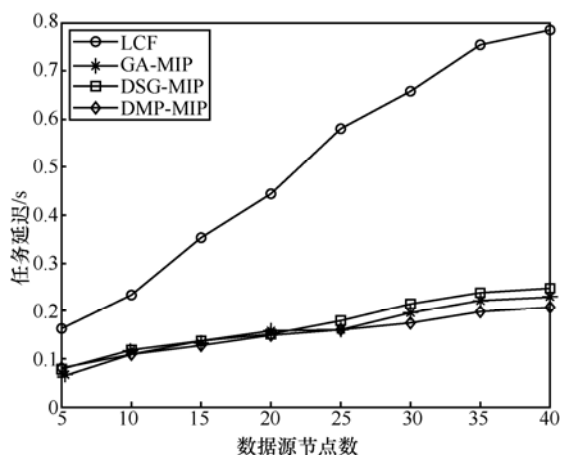


图 9 数据源节点数对任务延迟的影响

EDP 在衡量路径规划算法的效率是一项非常重要的参数，图 10 显示 3 种 MIP 算法的 EDP 明显低于 LCF 算法，DMP-MIP 算法的 EDP 低于 GA-MIP 和 DSG-MIP。

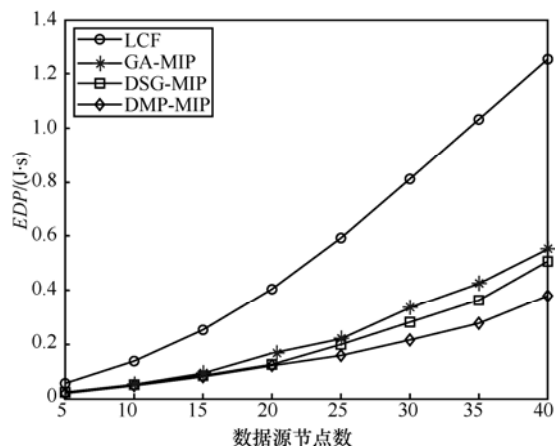


图 10 数据源节点数对 EDP 的影响

5 结束语

移动代理的使用可以促进 WSN 智能化，多移动代理协作是优化移动代理能耗的关键问题。本文首先介绍了现有 SIP 算法和 MIP 算法，这些算法在规划路径时考虑总能耗，忽略单个传感器节点的能耗均衡问题，影响网络的生存期。为了解决这个问题，本文设计了基于总能耗和移动代理负载均衡 2 个约束目标的 DMP-MIP 算法，通过大量的仿真对比实验，仿真结果显示该算法在各项评价指标上均优于同类算法。

WSN 中使用多移动代理协作规划下一步研究，可以将固定的 Sink 改变为移动的 Sink，更适应于真实的应用，路径规划仿真假设所有的传感器节点都是可用的，真实的环境中可能有些传感器无法使用，设计动态的路径规划才能满足需要。

参考文献:

- [1] VARAKLIOTIS S, HAILES S, DENARIDI R, et al. UAV and cognitive radio technologies in the emergency services arena[J/OL]. British Association of Public Safety Communications Officials, <http://eprints.ucl.ac.uk>.
- [2] ZAJKOWSKI T, DUNAGAN S, EILERS J. Small UAS communications mission[C]//Eleventh Biennial USDA Forest Service Remote Sensing Applications. Salt Lake City, UT, c2006.
- [3] SALEEM F, MOEEN Y, BEHZAD M, et al. IDDR: Improved density controlled divide-and-rule scheme for energy efficient routing in wireless sensor networks[J]. Procedia Computer Science, 2014, 34: 212-219.
- [4] KONSTANTOPOULOS C, MPITZIPOULOS A, GAVALAS D, et al. Effective determination of mobile agent itineraries for data aggregation on sensor networks[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(12): 1679-1693.
- [5] ABDULLA A E A A, FADLULLAH Z M, NISHIYAMA H, et al. An optimal data collection technique for improved utility in UAS-aided

- networks[C]//INFOCOM 2014. Toronto, Canada, c2014: 736-744.
- [6] 苏金树, 郭文忠, 余朝龙, 等. 负载均衡感知的无线传感器网络容错分簇算法[J]. 计算机学报, 2014, 37(2): 445-456.
- SU J S, GUO W Z, YU C L, et al. Fault-tolerance clustering algorithm with load-balance aware in wireless sensor network[J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37(2): 445-456.
- [7] CHEN M. Towards smart city: M2M communications with software agent intelligence[J]. Multimedia Tools and Applications, 2013, 67(1): 167-178.
- [8] CHEN M, GONZALEZ S, ZHANG Q, et al. Code-centric RFID systems based on software agent intelligence[J]. IEEE Intelligent Systems, 2010, 25(2): 12-19.
- [9] QI H R, WANG F Y. Optimal itinerary analysis for mobile agents in ad hoc wireless sensor networks[C]//Proceedings of the IEEE, c2001: 147-153.
- [10] CHEN M, YANG L T, KWON T, et al. Itinerary planning for energy-efficient agent communications in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(7): 3290-3299.
- [11] CHEN M, LEUNG V, MAO S W, et al. Energy-efficient itinerary planning for mobile agents in wireless sensor networks[C]//IEEE International Conference on Communications (ICC'09). Dresden, Germany, c2009: 1-5.
- [12] CAI W, CHEN M, HARA T, et al. A genetic algorithm approach to multi-agent itinerary planning in wireless sensor networks[J]. Mobile Networks and Applications, 2011, 16(6): 782-793.
- [13] WANG J F, ZHANG Y, CHENG Z L, et al. EMIP: energy-efficient itinerary planning for multiple mobile agents in wireless sensor network[J/OL]. Telecommunication Systems, <http://eprints.ucl.ac.uk>.
- [14] KONSTANTOPOULOS C, MPITZIOPOULOS A, GAVALAS D, et al. Effective determination of mobile agent itineraries for data aggregation on sensor networks[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(12): 1679-1693.
- [15] GAVALAS D, MPITZIOPOULOS A, PANTZIOU G, et al. An approach for near-optimal distributed data fusion in wireless sensor networks[J]. Wireless Networks, 2010, 16(5): 1407-1425.
- [16] CHEN M, CAI W, GONZALEZ S, et al. Balanced itinerary planning for multiple mobile agents in wireless sensor networks[M]. Ad Hoc Networks. Springer Berlin Heidelberg, 2010: 416-428.
- [17] HUANG V L, SUGANTHAN P N, LIANG J J. Comprehensive learning particle swarm optimizer for solving multiobjective optimization problems[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2006, 21(2): 209-226.
- [18] MAO W T, ZHAO S J, MU X X, et al. Multi-dimensional extreme learning machine[J]. Neurocomputing, 2015, 149(4): 160-170.
- [19] CLERC M. Discrete particle swarm optimization, illustrated by the traveling salesman problem[M]. New optimization techniques in engineering. Springer Berlin Heidelberg, 2004.
- [20] 陈敏. OPNET 物联网仿真[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2015.
- CHEN M. OPNET Internet of things simulation[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2015.

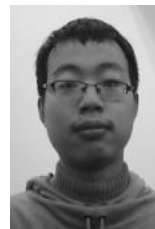
作者简介:



史霄波 (1972-), 女, 河南焦作人, 河南师范大学副教授, 华中科技大学博士生, 主要研究方向为无线传感器网络、机器学习、智能医疗等。



张引 (1986-), 男, 江西九江人, 中南财经政法大学讲师, 主要研究方向为数据挖掘、推荐系统、智能服务等。



赵杉 (1993-), 男, 安徽宿州人, 华中科技大学硕士生, 主要研究方向为大数据、云平台等。



肖登明 (1989-), 男, 湖北仙桃人, 华中科技大学硕士生, 主要研究方向为云计算、大数据分析、数据挖掘。