

一种带混合联盟的无线传感器网络任务分配策略

曹义亲 陈宁霞 黄晓生

(华东交通大学软件学院 南昌 330013)

摘要 针对现有无线传感器网络任务分配策略通常不考虑任务内部结构,从而会影响网络生命周期、能耗及负载平衡等问题,基于逻辑依赖性提出一种新的无线传感器网络任务分配策略。该策略首先由选出的盟主根据任务本身具有的逻辑依赖性,逐层将任务分解为一系列的子任务,并依据逻辑依赖性赋予子任务优先级,最后运用矩阵的二进制编码设计一种基于位置加权的离散粒子群优化的带混合联盟的无线传感器网络任务分配算法,找到某个合适节点执行此子任务。引入虚拟节点以加强盟主间的交流;引入能量阈值对节点能量进行预测并决定子任务是否迁移;运用拓扑和逆拓扑排序法,根据子任务预期完成时间及权重系数求出关键子任务,选择优先分配能力强、执行效率高的节点执行相应子任务。仿真结果表明,该任务分配策略能有效延长网络生命周期、均衡网络负载和减少网络能耗等。

关键词 无线传感器网络,任务分配,逻辑依赖,混合联盟,离散粒子群优化

中图分类号 TP311.5 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.03.021

Task Allocation Strategy for Wireless Sensor Networks with Mixed Coalition

CAO Yi-qin CHEN Ning-xia HUANG Xiao-sheng

(School of Software, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract As most of the existing task allocation strategies for wireless sensor networks seldom considered the internal structure of tasks, which may largely affect the network lifetime, energy consumption and load balance, etc. The paper proposed a novel wireless sensor network (WSN) task allocation strategy based the logical dependencies. First, the task was decomposed step by step which was made of sub-tasks by the elected leaders according to the logical dependency, and at the same time gave sub-tasks priority based on the logical dependence. Last using the matrix a binary coding, the paper proposed a wireless sensor network (WSN) task allocation strategy about the discrete particle swarm optimization algorithm based on the weighted location with mixed coalition until they found a suitable node to perform the sub-task. To enhance the communication between the elected leaders, some virtual nodes were introduced. To estimate the residual node energy, the estimated energy value was introduced to decide whether the sub-task is migration or not. What's more, according to the expected completion time and weight coefficient of sub-tasks, the paper sorted out the key sub-task by using topological sort and inverse topological, and also the key sub-task was assigned by strong ability, high execution nodes to complete. Finally, the experimental results showed that the novel task allocation strategy could effectively prolong the network lifetime, a steady balance of network load and reduce the energy consumption, etc.

Keywords Wireless sensor networks, Task allocation, Logical dependency, Mixed coalition, Discrete particle swarm optimization

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)作为一门新兴的测控网络技术,能够自主实现数据融合、采集和传输,具有低成本、长周期、高可靠和抗损毁等优点^[1-2]。WSN通常工作在一些比较恶劣的环境中,加上网络节点数量巨大、内部环境动态变化,使得它具有无中心、网络拓扑动态变化、传输能力有限等特性^[3]。WSN由大量廉价的节点构成,从个体角度来讲,传感器节点虽有独立解决问题的能力,但不论感

知、处理还是通信能力等方面都非常有限,仅靠单个节点往往不能独立完成面临的计算任务,更无法解决网络的全局性问题,因此WSN中的节点需要相互协同以完成任务。由于任务分配是任务协同的主要内容,任务分配方案的优劣决定着网络能耗和任务完成质量,从而影响WSN的生命周期及能耗等,因此研究任务分配问题具有重要的现实意义。

WSN任务分配的实质是^[4]动态地计划和调度各种有限

资源来完成相应的系统任务,如最优化系统能耗、网络负载和网络生命周期等,使所有任务得到最佳的执行效果,以降低任务间开销、节省能源并尽可能延长网络生命周期。结合 WSN 的特点,需要从实时性、节能性、经济性及动态协调性等方面对 WSN 中的任务做全局或局部的任务分配研究,以适应状态不稳定的网络结构,提高整个系统的综合性能。对此,已有很多学者进行了相关研究,如文献[5]同时考虑应用的实时性和网络的能源有效性,提出了一种基于遗传算法的多跳聚簇网络能源高效的任务分配算法,其缺点是仅考虑传感器网络节点为同构状态,具有一定的局限性。文献[6]同时考虑负载均衡和能耗两个优化目标,提出了一种基于能量平衡的有向无环图(Directed Acyclic Graph, DAG)的任务分配算法,但该文是基于全局分配的,难免存在通信耗资较大等问题。除此之外,还有一些启发式算法^[7-8],如最小完成时间算法(Minimum Completion Time, MCT)、最小最小完成时间(Minimum Minimum Completion Time, Min-Min)算法及最大最小完成时间(Maximum Minimum Completion Time, Max-Min)算法等。文献[9]对 11 种启发式算法进行了比较,Min-Min 能把更多的任务分配到执行时间最少且速度最快的机器上,缺点是易造成小任务优先,导致系统负载不平衡。与其相比,Max-Min 虽能保持负载平衡,但总完成时间比 Min-Min 多。文献[10]将 WSN 任务分配抽象为二次 0-1 规划问题,提出了分布式逐层优化分配算法(Optimizing Assignment Layer by Layer, OALL),较好地提高了节点的能源有效性。基于启发式算法易陷入局部最优及 WSN 本身所具有的动态性,很多研究者都引入了一些算子或对算法本身已有的算子进行修正,如文献[11]在遗传算法(Genetic Algorithm, GA)中引入混杂的适应度函数来进行任务分配,最终延长了网络的整体寿命。文献[12]引入动态联盟思想,构造 WSN 的动态联盟模型,提出一种基于离散粒子群优化的任务分配算法,其通过引入变异算子,在保证种群多样性的同时,提高了算法的全局搜索能力,但该模型仅涉及到动态联盟的串行联盟机制,并未考虑并发的多任务分配情况。文献[13]在文献[12]的基础上根据任务截止期赋予任务优先级,执行基于负载和能量平衡的子任务分配算法,但该模型在全局负载均衡性方面表现较差。

针对 WSN 的特点及以上文献中存在的不足,基于逻辑依赖性,本文提出一种新的任务分解模型。首先根据任务本身具有的逻辑依赖性逐层对任务进行分解,直到找到某个合适节点执行此子任务;其次为提高网络完成率,运用拓扑和逆拓扑排序法,依据子任务预期完成时间及权重系数先求出关键子任务,将其放入集合 S_1 中,根据关键子任务的优先级优先分配能力强、执行效率高的联盟,把网络完成时间、网络总能耗、网络负载平衡度和网络能量分布平衡度作为该集合中子任务的优化目标;将非关键子任务及不具有依赖结构的子任务放入集合 S_2 中,由盟主强制生成联盟,以任务完成时间、节点平均能耗、网络负载平衡度和网络能量分布平衡度作为该集合中子任务的优化目标,同时由盟主对联盟生成过程中的资源冲突问题进行处理。GA 算法较适合高密度的无线传感器网络系统(Wireless Sensor Network System, WSNs),但效率低。考虑到 PSO 算法不仅搜索效率高、参数少,而且

实时性较好,本文选取 PSO 算法来解决 WSN 的任务分配问题。

1 问题描述

1.1 WSN 任务分配问题

假设某 WSN 由 m 个异构传感器组成,有 t 个独立任务要竞争使用该传感器,则任务分配的目标就是把这 t 个任务合理地分配到 m 个传感器上执行,使总完成时间最短。任务在各传感器上的执行时间可根据文献[12]中的预测技术来估测,具体估计执行时间可用一个 $t \times m$ 的矩阵 EXT 来表示,如式(1)所示:

$$R(S_j) = \sum_{i=1}^t ext_{ij} \quad (1)$$

其中,元素 ext_{ij} 表示任务 i 在传感器 j 上的预期执行时间,传感器 s_j 的执行时间为分配到该传感器上所有任务执行时间之和。任务完成时间如式(2)所示:

$$TH = \max_{i=1}^m (R(S_i)) \quad (2)$$

因传感器网络完成时间描述了任务被分配到最佳或近佳的程度,它的值越小,表示有越多的任务被分配到比较理想的传感器上,具体如式(3)所示:

$$H = \sum_{i=1}^m R(S_i) \quad (3)$$

一个好的任务分配算法除了要保证传感器网络总完成时间最短,还要保证传感器网络的负载平衡。传感器网络的负载平衡度是衡量传感器网络的负载平衡程度,它的值越大,表明传感器网络的负载平衡越好,如式(4)所示:

$$LB = 1 - \sum_{i=1}^m (TH - R(S_i)) / (m \times TH) \quad (4)$$

1.2 子任务分配问题

考虑到子任务是传感器网络节点执行的基本单位^[13],根据实际需求可将任务分解成多个不同的子任务,假设最多可达 l 个,具体任务需求用一个 $t \times l$ 的矩阵 REQ 表示,如元素 req_{ij} 表示任务 i 的第 j 个子任务需求。节点能量用一个 m 维向量 E 表示,如 e_i 表示第 i 个节点能量,并采用一个 $m \times l$ 的矩阵 B 表示不同节点对不同子任务的处理能力,如元素 b_{ij} 表示第 i 个节点处理第 j 个子任务的能力。另用一个矩阵 A 表示执行具体子任务的传感器节点,如元素 a_{ij} 表示执行第 i 个任务中第 j 个节点的编号。由以上假设可知,传感器在处理子任务 a_i 时的计算能耗如式(5)所示:

$$E_{comp}(i) = \sum_{j=1}^l \cos_{a_{ij}} \cdot \frac{req_{ij}}{b_{a_{ij}j}} \quad (5)$$

其中, $\cos_{a_{ij}}$ 是矩阵 B 中的元素,表示节点 j 执行子任务 i 时的单位能耗。

传感器在处理任务 i 时进行调度的必要通信开销^[13]如式(6)所示:

$$E_{comm}(i) = \sum_{j=1}^p (E_{comm-j}(j_1, j_2)) \quad (6)$$

其中, p 表示当前任务需要的通信对数, j_1 与 j_2 分别表示通信两端的节点编号,如 E_{comm-j} 表示第 j 对节点通信时的能耗,一般用文献[14]中的一阶无线模型表示。

执行 t 个任务时 WSN 消耗的总能耗 EP 和当前所有节点的平均能耗 $AVGEP$ 分别为:

$$EP = \sum_{i=1}^t E_{comp}(i) + \sum_{i=1}^t E_{comm}(i) \quad (7)$$

$$AVGEP = \frac{EP}{m} \quad (8)$$

网络能量分布平衡度用于衡量 WSN 中能量分布的平衡程度,也表示网络能量剩余情况,其值越小表明能量分布越平衡,从而传感器网络的负载均衡越好,具体如式(9)所示:

$$Edb = \frac{\sum_{i=1}^m |e_i - e_{ave}|}{e_{ave}} \quad (9)$$

其中, e_{ave} 是网络中所有节点的平均能量。

1.3 节点能量预测

随着任务的执行,节点执行能力将会发生变化。为避免某些节点因消耗能量过快而死亡进而影响任务的执行,应对节点的工作状态做出适当调整,如让其进入耗能较少或休眠状态^[15];若节点出现病变,应迅速将此节点上未完成的任务进行迁移,并标明节点状态。为有效预测各节点的剩余能量,本文设置一个能量阈值 T_0 进行估测,在节点剩余能量低于这个阈值 T_0 时,需在邻居节点中选择某个健康节点来承担该任务。 T_0 主要取决于节点消耗的总能耗及平均能耗,其估值公式为:

$$T_0 = \frac{K \cdot t \cdot Par_Num}{Iter_Num} \quad (10)$$

$$s. t. \begin{cases} EP_{min} - AVGEP \geq T_0 \\ EP_{max} - AVGEP \leq T_0 \end{cases} \quad (11)$$

其中, t 为任务数, K 为调控常数, $Iter_Num$ 为 PSO 算法中粒子当前的迭代次数, Par_Num 为当前参与联盟的节点个数, EP_{min} 和 EP_{max} 分别为执行 t 个任务时 WSN 总能耗的最小值和最大值。

2 模型构造

2.1 基于 Agent 角色的动态联盟模型

Agent 角色模型^[16]是由目标、任务、协议及扮演角色的 Agent 等组成。联盟^[17]作为多 Agent 系统(Multi-agent System, MAS)协作中最重要的合作方式之一,它主要通过发挥联盟内各成员的优势或核心能力高效率地完成任任务。动态联盟是基于 MAS 提出的,具有自组织性、动态变化及事件驱动等特点^[3],是为解决特定问题而组成的集合,该集合中还赋予节点联盟盟主和联盟盟员两种不同身份。通常,一个联盟由一个盟主节点和若干个盟员节点组成^[12],图 1 和图 2 分别表示 MAS 中盟主寻找盟员的过程及动态联盟的组成结构。



图 1 MAS 中盟主寻找盟员的过程

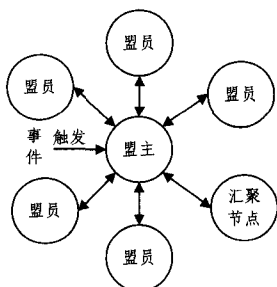


图 2 MAS 中动态联盟的组成结构

2.2 WSN 中基于 Agent 角色的混合联盟模型

2.2.1 WSN 中基于 Agent 角色的动态联盟模型

考虑到 WSNs 和 MAS 的相似性,本文将基于 Agent 角色的动态联盟模型^[4,16]和完全分布式结构^[18]引入 WSNs 任务分配设计当中,具体描述如下。

在任务被执行前,由感知节点从周围节点中选择若干个最佳节点作为联盟的倡导者,并将其作为盟主。根据逻辑依赖性,任务间存在两种关系:逻辑依赖和非逻辑依赖。依据逻辑依赖性,先将任务进行分解,直到有相应节点可完成它。分解后的子任务相互依赖,形成一个逻辑依赖结构,以 BPMN 的流程形式给出,同时由盟主为这些子任务选择合适的执行联盟并对联盟中的资源竞争问题进行处理,以便减少盟员间的协商与交流,从而降低能耗。在子任务被执行时,随着能量消耗,对节点状态做出适当调整:当节点完成任务时,应对节点进行设置,让其进入低能耗或休眠状态;若节点出现病变,应迅速将节点上未完成的任务进行迁移,并标明节点状态;任务被执行完时,应及时地解散联盟,以便其他任务能顺利被执行。为促进盟主间的交流,本文还引入一些虚拟节点。具体基于角色的节点描述和基于角色的节点分布如图 3 和图 4 所示。

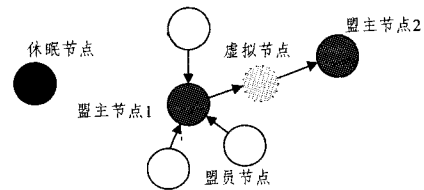
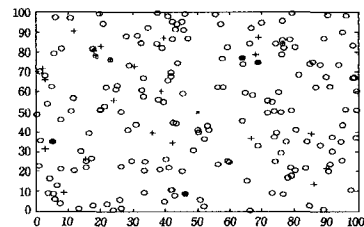


图 3 基于角色的节点任务描述图



⊕:盟主节点;⊗:虚拟节点;●:休眠节点;其它:盟员节点

图 4 基于角色的节点分布图

2.2.2 WSN 中混合联盟模型的构造

鉴于 WSN 中节点能量有限,先将任务基于逻辑依赖性进行分解,并根据子任务预期完成时间及权重系数,运用拓扑和逆拓扑排序求出关键子任务,再根据关键子任务的优先级优先分配能力强、执行效率高的节点执行基于 PWDPSO 的串行联盟生成算法。非关键子任务及不具有逻辑依赖性的子任务由盟主强制生成联盟,执行基于 PWDPSO 的并行联盟生成算法,具体行为模式表现在以下几个方面:

- 1) 允许某个节点同时参与到多个联盟,促使联盟生成时不因欠缺该节点而失效,进而提升资源利用率;
- 2) 同一时间内允许一个联盟处理多个任务,从而成功地避免紧迫任务因得不到该联盟而失败^[19];
- 3) 混合联盟策略能同时为若干任务形成相应的执行联盟,进而提升任务完成率。

将混合联盟抽象为以下多目标问题:

$$\begin{aligned} & \text{Minimize}(H) \\ & R(S_1) \approx R(S_2) \approx \dots \approx R(S_m) \text{ 即 Maximize}(LB) \\ & \text{Minimize}(EP), EP = E_{comp}(i) \cdot H_{i,a_{ij}} + E_{comm}(i) \cdot \\ & \quad H_{i,j_1} \cdot H_{i,j_2} \end{aligned}$$

其中, $H_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{节点 } j \text{ 在联盟 } i \text{ 中} \\ 0, & \text{节点 } j \text{ 不在联盟 } i \text{ 中} \end{cases}$

$$\text{Min}(AVGEP), AVGEP = \frac{\sum_{i=1}^m (E_{comm}(i) + E_{comp}(i))}{m}$$

$$\text{Min}(Edb)$$

从节点组合行为模式可看出,该混合联盟能很好地提高系统资源利用率和任务完成率,进而提高网络综合性能。

3 算法实现

3.1 基于位置加权的离散粒子群优化算法

3.1.1 基于位置加权的粒子群优化算法

粒子群优化算法作为一种基于社会认知的算法,常被用于搜索和优化问题^[20]。考虑到 WSN 中节点的动态变化及基本粒子群算法易陷入局部最优、不易收敛等特性,本文采用已被证明能减少搜索盲目性的基于位置加权的粒子群优化算法(Position Weight Particle Swarm Optimization, PWPSO)^[21],相关描述如下:

假设一个 D 维搜索空间由 n 个粒子组成,每个粒子的位置设为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$,速度设为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$,每个粒子经过的当前最佳位置设为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$,当前所有粒子的最佳位置设为 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。相关公式有:

$$v_i(t) = w'v_i(t-1) + c_1r_1(P_i - x_i(t-1)) + c_2r_2(P_g - x_i(t-1)) \quad (12)$$

$$x_{id}(t) = x_{id}(t-1) + v_{id}(t) \quad (13)$$

$$x(i) = \begin{cases} 1, & \text{rand}() < \text{sigmoid}(v(i)) \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (14)$$

$$\begin{cases} v_i(t) = v_{\max}, & \text{if } v_i > v_{\max} \\ v_i(t) = -v_{\max}, & \text{if } v_i < -v_{\max} \end{cases} \quad (15)$$

考虑到先前位置对当前位置的干扰,引入干扰因子 θ ,算法公式转化为^[19,21]:

$$x'_{id}(t) = x_{id}(t-1) + (1-\theta)v_{id}(t) \quad (16)$$

其中 $\theta \in [0, 1)$,根据文献^[21]可知, $\theta = 0.4$ 时算法最优,因此本文规定 $\theta = 0.4$ 。

3.1.2 粒子编码

考虑到文中所涉及的混合联盟生成问题是离散型问题,需采用离散 PSO 算法,继而构造一种基于位置加权的离散粒子群优化算法(Position Weight Discrete Particle Swarm Optimization, PWDPSO)。粒子编码用一个 $m \times n$ 的矩阵 X 和 V 表示,其中粒子 $x_{ij} (0 \leq i < m, 0 \leq j < n)$ 规定如下:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{表节点 } j \text{ 在联盟 } i \text{ 中} \\ 0, & \text{表节点 } j \text{ 不在联盟 } i \text{ 中} \end{cases}$$

一个位置矢量就表示当前一种联盟形式,如 $x_1 = (00101)$,表示当前有 5 个节点供选择,其中节点 3 和节点 5 被选中为联盟成员,这样所有解空间就有 2^n 个可能的联盟组

合,而基于 PWDPSO 的混合联盟优化算法就在这 2^n 个解空间中进行搜索。其中 v_{id} 为粒子 i 的速度, x_{id} 为其位置, P_{id} 为粒子 i 曾经历过的最优位置, P_{gd} 为粒子群体所经历过的最优位置, $i=1, 2, \dots, n, d=1, 2, \dots, D$ 。 c_1, c_2 为学习因子,分别表示粒子向自身和群体最优学习的能力,以便尽早靠近自身历史最优点和全局最优; w' 为惯性权重,代表前一刻速度对当前时刻速度的影响,是加速因子且非负。 r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 内的随机数, $\text{rand}()$ 为 $[0, 1]$ 内的随机函数, $\text{sigmoid}(v_i(t)) = 1/(1 + \exp(-v_i(t)))$ 。另外,粒子 i 有一个最大速度限制,用于保证 sigmoid 的值不会太接近 0 或者 1,避免粒子过早陷入局部最优。

为增强粒子跳出局部最优的能力,本文在文献^[22]提出的 w' 线性递减策略的基础上引入一个基于标准正态分布的非线性惯性权重更新公式,旨在使粒子尽快跳出局部最优解,向全局最优解继续进化。更新公式如下:

$$w' = w'_{\max} - \frac{w'_{\max} - w'_{\min}}{Max_Iter} \cdot Cur_Iter \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot \exp\left(-\frac{g_i^2}{2}\right) \quad (17)$$

$$g_i = \frac{P_{id}}{P_{gd}} \quad (18)$$

由 WSN 的定义可知 $P_{id} > P_{gd}$ ^[23]。因考虑粒子的局部最优和全局最优位置,经验证,当粒子处于特殊条件下时,也可获得较好的收敛性。其中 w'_{\max} 和 w'_{\min} 分别表示初始和最终惯性权重, Cur_Iter 为粒子当前迭代次数, Max_Iter 为粒子最大迭代次数。

3.1.3 粒子扰动

针对 PSO 算法易陷入局部最优的问题,文中通过求最优解的最大值、最小值、平均数及中位数引入带经验累积的呈正态分布的变异算子对粒子进行扰动,如图 5 所示,此方法大大提高了粒子群体搜索的速度和精确性,从而提高了算法的全局搜索能力,很好地改善了粒子的早熟收敛问题。图 6 所示为 PWDPSO 算法的收敛曲线,可以看出其收敛性很好。

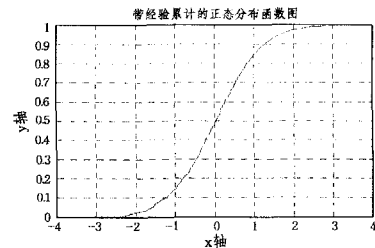


图 5 非线性惯性权重 w' 的变化曲线

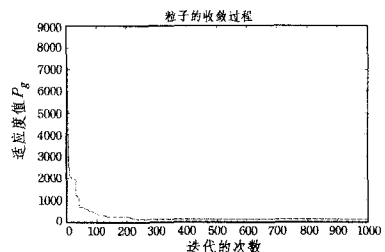


图 6 PWDPSO 算法的收敛曲线图

3.1.4 适应值函数的构造

WSN 中任务分配的混合联盟模型是一个多目标优化问

题,由混合联盟模型的前 2 个优化目标可知,任务完成时间 TH 越小,总完成时间 H 越小,传感器网络负载平衡度 LB 越大,因此对 H 和 LB 的评价只需求出 TH 的值。这里采用线性加权的方式将多目标转化为单目标优化问题,用 F 表示,其目标是在任务完成时间 TH 、网络总能耗 EP 和网络能量分布平衡度 Edb 3 个性能指标下取得一个较好的任务优化方案。

$$F = k_1 \cdot TH + k_2 \cdot EP + k_3 \cdot Edb \quad (19)$$

可知 F 的值越小越好,其中 $k_1, k_2, k_3 \in (0, 1]$ 为 3 个权重因子。

3.1.5 算法步骤

- Step1 初始化粒子数 n ,随机产生每个粒子的初始位置、初始历史最佳位置 $pBest$ 和全局最佳位置 $gBest$;
- Step2 由盟主对各个粒子做异常检查和消除;
- Step3 根据适应度函数评价当前各个粒子的适应值;
- Step4 将各个粒子的适应值与其经历过的最优位置进行对比;
- Step5 若粒子的当前位置比历史最佳位置 $pBest$ 更好,则更新 $pBest$;
- Step6 若粒子的当前位置比全局最佳位置 $gBest$ 更好,则更新 $gBest$;
- Step7 根据式(12)一式(18)更新粒子的速度和位置;
- Step8 当达到迭代次数时,输出群体最优值 $gBest$ 并结束,否则转 Step2。

3.2 基于逻辑依赖性的任务分解体系结构

为了更形象化,本文用 BPMN(Business Process Modeling Notation)流程图的形式将其具体描述为:假设某任务 T 被分解成 m 个子任务且子任务间具有一定的逻辑依赖关系,即任务 T 被分解成由一组子任务组成的集合 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_m; T_i < T_j, 1 \leq i < j \leq m\}$,其中 $T_i < T_j$ 表示 T_i 比 T_j 有更高的优先级,且具有依赖关系的子任务被优先执行。规定每项子任务只由某个节点完成,因此就要求执行子任务的节点拥有相应的执行能力,否则子任务继续被分解直到某个节点可完成它。因任务的依赖关系较丰富,为简化问题分析,本文只讨论规范化的逻辑依赖关系,即考虑逻辑关系只由线性单元和分支单元构成,如图 7 所示。

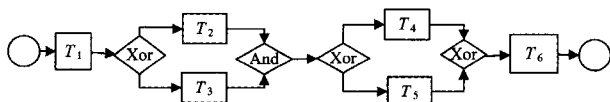


图 7 用 BPMN 表示的一个任务实例

图 7 中子任务由各个子任务节点(Sub-task Node)表示,逻辑分支之间由逻辑节点(Logic Node)相连。对于流程图中的分支逻辑节点,只考虑 And 和 Xor 逻辑节点,And 表示子任务有逻辑依赖关系,Xor 表示子任务无逻辑依赖关系。

3.3 带混合联盟的子任务优化算法

为更好、更快地完成任务,将根据子任务预期完成时间及权重系数用拓扑和逆拓扑排序法求出关键子任务并将其放入集合 S_1 中,根据关键子任务的优先级优先分配能力强、执行

效率高的联盟结构,把网络完成时间、网络总能耗、网络负载平衡度和网络能量分布平衡度作为该集中子任务的优化目标,执行基于 PWDPSO 的串行联盟生成算法;将非关键子任务及不具有依赖关系的子任务放入集合 S_2 中,以任务完成时间、节点平均能耗、网络负载平衡度和网络能量分布平衡度作为该集中子任务的优化目标,因具有异构型,执行基于 PWDPSO 的并行联盟生成算法,同时由盟主对联盟生成过程中的资源冲突问题进行处理。图 8 给出了节点基于混合联盟的寻优过程。

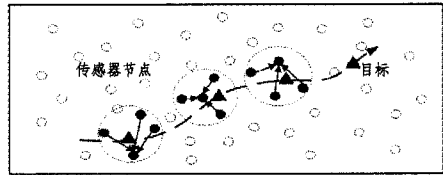


图 8 节点基于混合联盟的寻优过程

4 仿真实验与结果分析

逐层优化算法、贪心算法和随机算法是 3 种经典的任务分配算法^[10,24-25]。为验证本文提出的任务分配策略的有效性,现根据贪心算法、随机算法和逐层优化分配算法分别设计基于最小完成时间的子任务贪心分配算法(Minimum Complete Time Sub-task Allocation Algorithm, MCTSAA)、随机子任务分配算法(Random Sub-task Allocation Algorithm, RSAA)和逐层优化任务分配算法(OALL),并将各算法的子任务分配策略分别应用于 WSN 的任务分配中,通过实验与本文提出的策略进行分析与对比。文中主要从网络生命周期、数据传输、网络节点生存量、网络负载平衡度、网络能量分布平衡度和网络能量剩余等方面进行比较。

4.1 实验环境设置

采用主频为 2.00GHz 的 PC 机,使用 MATLAB2b 分别对 RSAA, MCTSAA, OALL 和 PWDPSO 4 种算法进行实验。具体参数设置如下:假设传感器节点数为 100,任务数 $t=2$,其随机分布在传感器网络为 $100m \times 100m$ 的局部正方形区域中,生成各节点坐标。在任务被分解前,先由感知节点选出一个或若干个最合适的节点充当盟主,并在盟主间设置一些虚拟节点。接着由盟主基于逻辑依赖性对任务进行分解,并为子任务选取恰当的执行联盟,同时由盟主对联盟生成过程中的资源冲突问题进行处理,再根据节点剩余能量和联盟节点数完成任务映射。任务被执行时,若网络动态变化,则开启动态调整。相关参数设定如下:加速因子 $c_1 = c_2 = 2$,惯性权重 $\omega_{max} = 0.9, \omega_{min} = 0.4$,干扰因子 $\theta = 0.4$,粒子个数 $n = 30$,粒子最大速度 $V_{max} = 2.5$,粒子迭代次数 $Cur_Iter \in [1000, 3000]$, $k_1 = 0.3, k_2 = 0.4, k_3 = 0.3$,矩阵 EXT 表示的是一个 2×100 的随机估计执行时间矩阵。

任务数 $t=2$,随机产生任务量不等的两任务 T_1 和 T_2 ,不妨设 $T_2 = 2T_1$ 。根据区域内节点能量大小和本文提出的任务分解策略,两任务分别被分解为 $l=8$ 个和 $l=11$ 个子任务,

且每个子任务都拥有自身的任务量、预期完成时间及相应的权重系数,分别用 a_i, b_i 表示如下:

$$a_i = \{task, time, weight \mid a_i, a_i = t_i, \omega_i; 1 \leq i \leq 8, i \in z\}$$

$$b_i = \{task', time', weight' \mid b_i', b_i' = t_i', \omega_i'; 1 \leq i \leq 11, i \in z\}$$

具体分解过程如图9和图10所示。

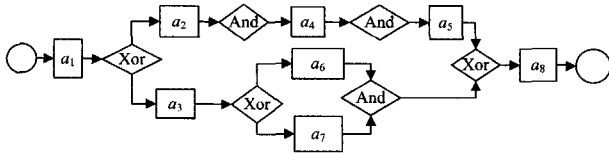


图9 任务 T_1 的逻辑依赖结构分解实例

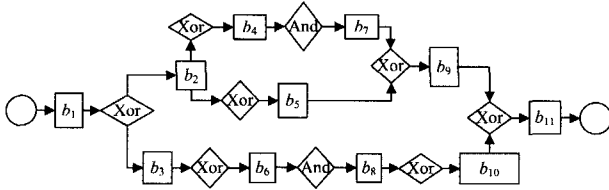


图10 任务 T_2 的逻辑依赖结构分解实例

每个任务的通信节点对数为 p , 需要两子任务通信的子任务编号 j_1 与 j_2 分别为位于 $(0, L]$ 和 $(0, 2L]$ 区间的随机整数, 任务 T_1 和 T_2 的子任务需求 req_{ij} 均匀分布在区间 $(3, 7]$ 和 $(4, 10]$, 同等条件下 req_{ij} 值越大, 表示子任务需要处理的时间越长, 其体现了子任务被处理的难度。节点对不同于子任务的处理能力 b_{ij} 均匀分布在区间 $(2, 15]$, b_{ij} 的值越大, 表示节点处理对应子任务的能力越强。节点处理不同子任务时的单位能耗 cos_{ij} 均匀分布在区间 $(1, 5]$, cos_{ij} 值越大, 表示节点单位计算能耗越多。节点初始能量 e_i (单位: mJ) 均匀分布在区间 $[40000, 55000]$ 。

为计算出完成任务的最短时间, 图11(a)和图12(a)分别给出了各自子任务的 AOE-网, 同时表1和表2列出了任务 T_1 和 T_2 AOE-网中的顶点发生时间和各子任务开始时间。

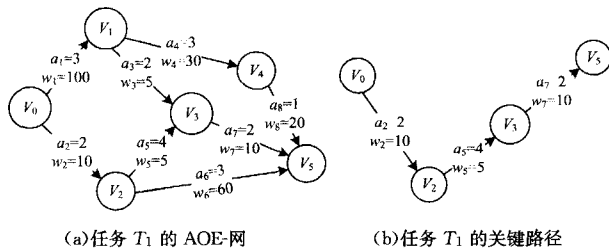


图11 任务 T_1 的 AOE-网及其关键路径

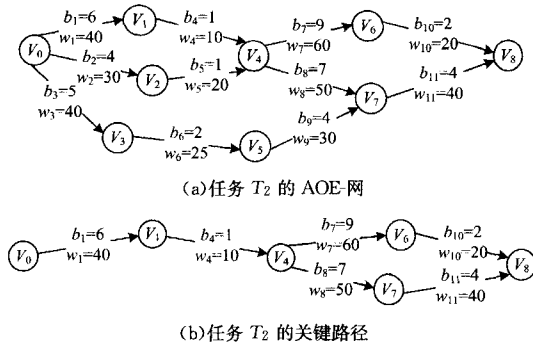


图12 任务 T_2 的 AOE-网及其关键路径

表1 图11(a)表示的任务 T_1 的 AOE-网中的顶点发生时间和各子任务开始时间

顶点	ve	vl	子任务	e	l	$l-e$
V_0	0	0	a_1	0	1	1
V_1	3	4	a_2	0	0	0
V_2	2	2	a_3	3	4	1
V_3	6	6	a_4	3	4	1
V_4	6	7	a_5	2	2	0
V_5	8	8	a_6	2	5	3
			a_7	6	6	0
			a_8	6	7	1

表2 图12(a)表示任务的 T_2 的 AOE-网中的顶点发生时间和各子任务开始时间

顶点	ve	vl	子任务	e	l	$l-e$
V_0	0	0	a_1	2	2	0
V_1	6	8	a_2	0	2	2
V_2	4	4	a_3	0	1	1
V_3	5	6	a_4	0	0	0
V_4	5	12	a_5	0	2	2
V_5	7	8	a_6	0	1	1
V_6	14	21	a_7	2	2	0
V_7	12	19	a_8	7	7	0
V_8	16	23	a_9	3	4	1
			a_{10}	2	2	0
			a_{11}	4	4	0

根据图11(a)和图12(a) AOE-网中的各子任务预期完成时间及权重系数, 用拓扑和逆拓扑排序法先求出任务 T_1 和 T_2 的关键路径, 如图11(b)和图12(b)所示。由图11(b)可求出任务 T_1 的关键路径为 (V_0, V_2, V_3, V_5) , 图12(b)可求出任务 T_2 的关键路径为两条, 分别为 $(V_0, V_1, V_4, V_6, V_8)$ 和 $(V_0, V_1, V_4, V_7, V_8)$, 即任务 T_1 和 T_2 的关键子任务分别为 a_2, a_5, a_7 和 $b_1, b_4, b_7, b_8, b_{10}, b_{11}$, 将其放入集合 S_1 中, 以网络完成时间、网络总能耗、网络负载平衡度和网络能量分布平衡度作为该集合中子任务的优化目标, 执行基于 PWDPSO 的串行联盟生成算法; 非关键子任务及不具有逻辑依赖性的子任务 a_1, a_3, a_4, a_6, a_8 和 b_2, b_3, b_5, b_6, b_9 放入集合 S_2 中, 以任务完成时间、节点平均能耗、网络负载平衡度和网络能量分布平衡度作为该集合中子任务的优化目标, 执行基于 PWDPSO 的并行联盟生成算法, 同时由盟主对联盟生成过程中的资源冲突问题进行处理。

根据以上策略, 对任务 T_1 和 T_2 分别进行 10 次实验并取平均数作为本实验的最终数据。图13和图14分别示出了粒子在空间里的随机分布情况和最优值的收敛趋势。

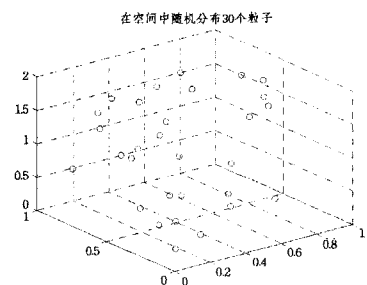


图13 粒子的随机分布图

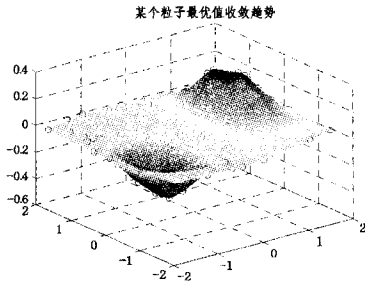


图 14 某个粒子最优值的收敛趋势

考虑到完成任何一项子任务所花费时间的改变均会影响关键路径,如图 11(a)所示,若将 a_5 的时间改为 3,则可发现关键活动数量增加,关键路径也增加;若同时将 a_4 的时间改为 4,则 (V_0, V_2, V_3, V_5) 不再是关键路径。由此可见,只有在不改变网中关键路径的前提下,提高关键子任务的效率才有效。当网中同时出现几条关键路径时,若想减少任务完成时间,须同时提升所有关键路径上子任务的速度。

4.2 实验结果分析

4.2.1 任务被分解后对网络性能的影响

为验证本文策略,先选取任务量多的 T_2 进行实验,将其分解前后分别运用 PWDPSO 算法对传感器网络节点的死亡数和网络上的数据传输进行对比,结果如图 15 和图 16 所示。

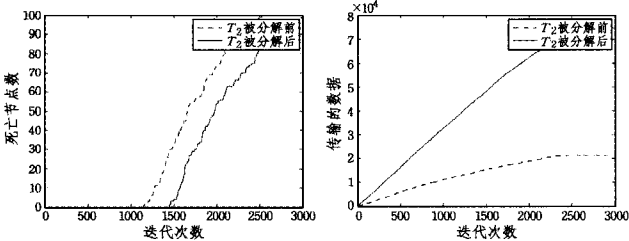
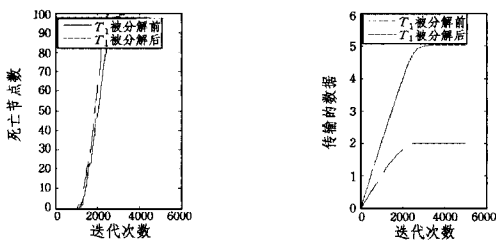


图 15 任务 T_2 被分解前后节点死亡数对比

图 16 任务 T_2 被分解前后数据传输对比

由图 15 和图 16 可知,任务 T_2 被分解后网络节点的死亡数明显减少,数据传输速度加快,原因是任务被分解的实质是将复杂任务变成简单易操作的小任务,联盟节点执行起来耗能减少,整个网络的能耗将降低,即网络生命周期延长了。

为再次验证本文分解策略的正确性,选取任务量小的 T_1 进行分解,结果如图 17 所示。



(a)任务 T_1 被分解前后死亡节点数对比

(b)任务 T_1 被分解前后网络数据传输对比

图 17 任务 T_1 被分解前后节点死亡数和数据传输的对比

考虑到任务量的不同也会对 WSN 的能耗产生影响,本文将拥有不同子任务数的 T_1 和 T_2 在 PWDPSO 算法下对 WSN 的能耗进行对比,结果如图 18 所示。可以看出,任务量

虽成倍数关系,但能耗百分比却低于倍数关系,表明在能耗方面,任务量越大,采取本文策略的效果越好。

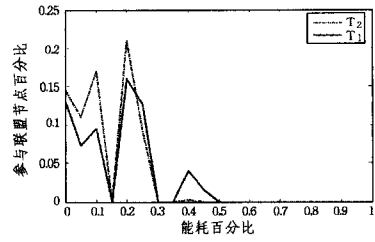


图 18 含不同子任务数的 T_1 和 T_2 在 PWDPSO 算法下能耗的对比

图 19 和图 20 示出 PWDPSO 算法与文献[10,24-25]方法在执行任务 T_1 时网络能量分布平衡度和网络节点生存量随时间的变化情况。从图 19 和图 20 中可看出,采取本文提出的任务分配策略执行的 PWDPSO 算法在网络能量分布平衡度和网络节点生存量等方面均优于其他 3 种算法。

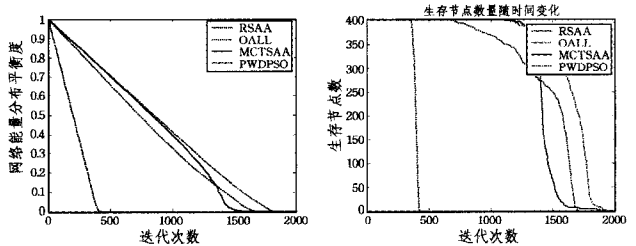


图 19 不同算法下网络能量分布平衡度的对比

图 20 不同算法下网络生存节点数的对比

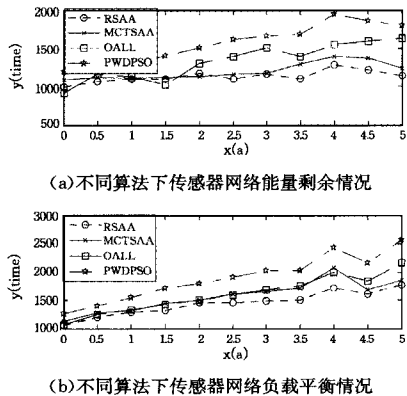


图 21 不同算法下网络能量剩余及负载平衡情况

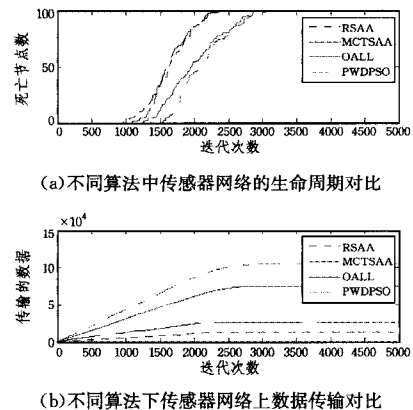


图 22 不同算法下网络生命周期及数据传输的对比

为进一步验证本文任务分配策略的有效性,图 21 给出了

WSN中100个传感器节点初始能量均匀分布在[40000, 55000] mJ中时不同算法下执行任务 T_2 时网络能量剩余和网络负载均衡的情况,同时图22给出了不同算法下网络的生命周期和数据传输量的对比。可知,采取所提任务分配策略执行的PWDPSON算法在网络剩余能量、网络负载均衡性、网络生命周期和数据传输效率等方面均优于其他3种算法。

OALL算法是在以感知任务分配已确定的前提下进行的,而感知任务分配方案的不同会导致最终能耗的差异,进而影响网络节点的生存量。MCTSAA算法和RSAA算法分解均具有盲目性,后者尤其明显,因此两者能耗都比较大。本文提出的分解策略除根据逻辑依赖性判断优先级外,还根据子任务的关键性对其进行分类,便于优先级高的关键子任务优先被能力强、执行效率高的节点完成。除此之外,与以上3种算法相比,PWDPSON算法除寻优效果强外,还能很好地搜索整个解空间,而且本文还根据节点能量预测及时更新联盟成员,使任务总能被能力强、执行效率高的节点完成。经实验得出 $EP_{\min}=38000\text{mJ}$, $EP_{\max}=53750\text{mJ}$,其中 $k \in (0, 10]$ 。表3列出了4种算法在执行集合 S_1 时网络生命周期和网络失效后的平均剩余能量情况,其中网络生命周期用回合数^[13]表示。

表3 不同算法下传感器网络的生命周期与平均剩余能量

算法	PWDPSON	OALL	MCTSAA	RSAA
生命周期(回合)	3000	2340	2630	2280
平均剩余能量/mJ	138	216	224	141

由表3可知,采取本文提出的任务分配策略执行的PWDPSON算法,网络生命周期明显长于其他3种算法。另外,从网络失效后的平均剩余能量方面也可看出本文策略能较好地均衡网络能耗。

结束语 本文以多Agent角色模型和WSN中任务分配问题为背景,提出一种基于逻辑依赖性的WSN的任务分配策略,并以BPMN的流程形式给出。根据逻辑依赖性赋予子任务优先级,同时由选出的盟主根据任务本身具有的逻辑依赖性逐层对任务进行分解,直到找到某个合适的节点执行此子任务。为增强盟主间的信息交流,引入一些“虚拟节点”。为提高网络完成效率,运用拓扑和逆拓扑排序法先求出关键子任务,优先分配能力强、执行效率高的节点。运用矩阵的二进制编码设计一种基于位置加权的离散粒子群优化的带混合联盟的WSN任务分配算法。该算法以任务完成时间 TH 、网络总能耗 EP 及网络能量分布平衡度 Edb 建立适应度函数,实施任务分配。实验结果表明,该策略能很好地适应节点能量有限和环境动态变化等情况,提高了任务完成率和节点利用率,减少了网络能耗,减轻了网络拥塞和并延长了网络生命周期。

参考文献

- [1] AKYILDIZ I F, SUW, SANKARASUB R G LY, et al. Wireless sensor networks; a survey[J]. Computer Networks, 2002, 38(4):393-422.
- [2] DAVDIC DEBORAH E, MANI S. Overview of sensor network[J]. IEEE Computer, 2004, 37(8):41-49.
- [3] SHANG H X. Research on Several Key Technologies of Wireless Sensor Networks[D]. Nanjing: Nanjing University of Science & Technology January, 2013. (in Chinese)
尚兴宏. 无线传感器网络若干关键技术的研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2013.
- [4] GU H J. Research on Task Allocation and Switch for Dynamic Coalition in WSN[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2014. (in Chinese)
顾汉杰. 基于动态联盟的WSN任务分配与切换研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2014.
- [5] ARMSTRONG R, HENSLEY D, KIDD T. The relative performance of various mapping algorithms is independent of sizable variances in runtime predictions[C]//Proc of the 7th IEEE Heterogeneous Computing Workshop. Orlando, USA, 1998:79-87.
- [6] FREUND I L, GHERRITY M, AMBROSIA S, et al. Scheduling resources in multi-user, heterogeneous, computing environments with smarmet [C]// Proc of the 7th IEEE Heterogeneous Computing Workshop. Orlando, USA, 1998:184-199.
- [7] LIU T, ZENG G X, WU C J. Autonomic computing approach for task distribution in heterogeneous computational grid[J]. Journal of Communication, 2006, 27(11):139-143. (in Chinese)
刘涛, 曾国荪, 吴长俊. 异构网格环境下任务分配的自主计算方法[J]. 通信学报, 2006, 27(11):139-143.
- [8] BRAUN T, SIEGEL H, BECK N, et al. A comparison study of static mapping heuristics for a class of meta-tasks on heterogeneous computing systems[C]//Proc of the 8th IEEE Heterogeneous Computing Workshop. San Juan, Puerto Rico, 1999:15-29.
- [9] BRAUN T T, SIEGEL H, BECK N, et al. A Comparison Study of Static Mapping Heuristics for A Class of Meta-Tasks on Heterogeneous Computing Systems[C]//Proceedings of the 8th IEEE Heterogeneous Computing Workshop. Washington, DC, USA: IEEE Press, 1999:15-29.
- [10] LI Z G, ZHOU X S, LI S N, et al. An Energy-Efficient Task Assignment Algorithm of Wireless Sensor Network[J]. Journal of Computer Research and Development, 2009, 46(12):1994-2002. (in Chinese)
李志刚, 周兴社, 李士宁, 等. 传感器网络能源有效任务分配算法[J]. 计算机研究与发展, 2009, 46(12):1994-2002.
- [11] YE J, CHEN G L, WU Y B, et al. Genetic algorithm for task allocation in Wireless Sensor Network[J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(35):119-122, 128. (in Chinese)
叶菁, 陈国龙, 吴运兵, 等. 无线传感器网络任务分配的遗传优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(35):119-122, 128.
- [12] CHEN G L, GUO W Z, CHEN Y Z. Research on dynamic alliance of task allocation and its algorithm in wireless sensor network[J]. Journal on Communications, 2009, 30(11):48-55. (in Chinese)
陈国龙, 郭文忠, 陈羽中. 无线传感器网络任务分配动态联盟模型与算法研究[J]. 通信学报, 2009, 30(11):48-55.
- [13] GUO W Z, SU J S, CHEN C T, et al. Self-adapted task allocation algorithm with complicated coalition in wireless sensor network[J]. Journal on Communications, 2014, 35(3):1-10. (in Chinese)

- 周丽敏,田斌,廖婷. 无线传感器网络 T-MAC 协议的研究[J]. 传感器与微系统, 2007, 26(6): 36-38.
- [7] CHEN F, HAO L. LC-MAC: An Efficient MAC Protocol for the Long-Chain Wireless Sensor Networks[C]//Third International Conference on Communications and Mobile Computing. 2011; 495-500
- [8] KARIMI B, NAMBOODIRI V. On the Capacity of a Wireless Backhaul for the Distribution Level of the Smart Grid[J]. IEEE Systems Journal, 2014, 8(2): 521-531,
- [9] ZHOU Y, LIU J, ZHENG L N, et al. Link-Utility-Based Cooperative MAC Protocol for Wireless Multi-Hop Networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10(3): 995-1005
- [10] YANG X W. Research of Topology Control and MAC Protocol in Strip-based Wireless Sensor Network[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2012. (in Chinese)
杨希望. 带状无线传感网中拓扑控制和 MAC 协议研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2012.
- [11] LIN J R, ZHU B H. Wireless Sensor Networks Hybrid MAC Protocol for Overhead Transmission Line Monitoring[J]. Computer Science, 2012, 39(9): 47-59. (in Chinese)
林俊如, 朱宝晖. 一种面向输电线路监测的 WSN 混合式 MAC 协议[J]. 计算机科学, 2012, 39(9): 47-59.
- [12] ZHANG X, ANSARI J. Enabling Rapid Prototyping of Reconfigurable MAC Protocols for Wireless Sensor Networks[C]//2013 IEEE Wireless Communications and Networking Conference(WCNC); MAC. 2013
- [13] LIN S, ZHANG J, ZHOU Q, et al. ATPC: aaptive transmission power control for wireless sensor networks[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Embedded Networked Sensory Stems. 2006; 223-236.
- [14] WANG B, WU G, WANG S, et al. Localization Based on Adaptive Regulated Neighborhood Distance for Wireless Sensor Networks With a General Radio Propagation Model [J]. IEEE Sensors Journal, 2014, 14(11): 3754-3762.
- [15] ZUNIGA M. Analyzing the transitional region in low power wireless links [C]// First Annual IEEE Communications Society Conference on Sensor and Ad Hoc Communications and Networks, 2004 (IEEE SECON 2004). 2004; 517-526.
- [16] KOLAR V, RAZAK S. Interference across Multi-hop Wireless Chains[C]// IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications. 2009; 288-294.
- [17] AÍSA J, Villarreal J L. WICKPro: A Hard Real-Time Protocol for Wireless Mesh Networks with Chain Topologies[C]//European Wireless Conference. 2010; 163-170.
- (上接第 96 页)
- 郭文忠, 苏金树, 陈澄宇, 等. 无线传感器网络中带复杂联盟的自适应任务分配算法[J]. 通信学报, 2014, 35(3): 1-10.
- [14] HEINZELMAN W B, CHANDRAKASAN A P, BALAKRISHNAN H. An application specific protocol architecture for wireless micro-sensor networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2002, 1(4): 660-670.
- [15] CHEN J X, YU H B. An Updating Scheme of the Working Dynamic Coalition for Collaborative Task Allocation in Wireless Sensor Networks[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2009(4): 499-504. (in Chinese)
陈剑霞, 于海斌. 一种面向无线传感器网络协同任务分配的动态联盟更新机制[J]. 传感技术学报, 2009(4): 499-504.
- [16] ZHANG J. Study of Agent Role Model and Construction Method of Multi-agent System [D]. Qingdao: Shangdong University, 2012. (in Chinese)
张健. Agent 角色模型与多 agent 系统构造方法研究[D]. 青岛: 山东大学, 2012.
- [17] CHEN Y. Research on Adaptive Task Allocation Algorithm in Wireless Sensor Network [D]. Fuzhou: Fuzhou University, 2011. (in Chinese)
陈颖. 无线传感器网络自适应任务分配算法的研究[D]. 福州: 福州大学, 2011.
- [18] GENESERETH M R, KETCHET S P. Software Agents [J]. Communication of the ACM, 1993, 37(7): 48-53
- [19] ZHENG B, LOU X Y, CUI B T. Energy Optimization Based on Position Weight PSO in WSNs[J]. Journal of Jiang Nan University(Natural Science Edition), 2014, 13(5): 568-571. (in Chinese)
郑波, 楼旭阳, 崔宝同. 基于位置加权粒子群算法的 WSNs 能量优化[J]. 江南大学学报(自然科学版), 2014, 13(5): 568-571.
- [20] KENNY J, EBERHART R C. A Discrete Binary Version of the Particle Swarm Algorithm[C]//Proc of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Orlando, US, 1997; 4104-4108.
- [21] ZHU T, LI X F, LU M W. Improved particle swarm optimization algorithm with position weighted[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(5): 4-6. (in Chinese)
朱童, 李小凡, 鲁明文. 位置加权的改进粒子群算法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(5): 4-6.
- [22] SHI Y, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer [C]//Proc of the 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Anchorage, Alaska, 1998; 69-73.
- [23] HOU J B, FAN X G, WANG W L, et al. Cluttering strategy of wireless sensor networks based on improved discrete particle swarm optimization [C]// Sixth International Conference on Natural Computation. Yantis, China; IEEE, 2010; 3866-3870.
- [24] LESSER V, ORTIZ C L, TAMBE M. Distributed Sensor Networks: a Multi-agent Perspective [M]. Kluwer Academic Publishers, 2003.
- [25] ARMSTRONG R, HENSGEN D, KIDD T. The relative performance of various mapping algorithms is independent of sizeable variances in run time predictions [C]//Proc of the 7th IEEE Heterogeneous Computing Workshop. Orlando, USA, 1998; 79-87.