

基于 0-1 规划的异构传感器网络任务分配策略

蒋志强^{1*}, 廖晓峰², 刘 群¹

(1. 重庆邮电大学 计算机科学与技术学院, 重庆 400065; 2. 重庆大学 计算机学院, 重庆 401331)

(* 通信作者电子邮箱 41767498@qq.com)

摘要: 为了减少无线传感器网络节点处理任务的总体能耗、均衡网络节点的剩余能量以及减少网络中任务的调度时间, 提出一种三目标任务分配算法。利用 0-1 非线性规划理论建立问题的代价函数, 用能量方差表征节点处理任务后的剩余能量均衡度, 并结合离散粒子群优化算法 (DPSO), 以最小化代价函数为优化目的, 从而得出经优化的任务分配策略。仿真实验表明基于 0-1 规划的任务分配策略能有效地减少网络总体能耗, 均衡网络节点剩余能量 (延长网络寿命) 以及减少任务调度时间。

关键词: 无线传感器网络; 0-1 规划; 任务分配; 任务图; 离散粒子群算法

中图分类号: TP393 **文献标志码:** A

Task allocation strategy in heterogeneous wireless sensor networks based on 0-1 programming

JIANG Zhi-qiang^{1*}, LIAO Xiao-feng², LIU Qun¹

(1. College of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2. College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 401331, China)

Abstract: In order to reduce total energy consumption for processing task in Wireless Sensor Network (WSN), balance the residual energy of nodes and decrease the time of task scheduling, a task allocation algorithm for three targets was proposed. Cost function was built with the theory of 0-1 nonlinear programming and energy variance was utilized to show equilibrium degree of residual energy of nodes. Discrete Particle Swarm Optimization (DPSO) was used to solve cost function to obtain minimum and get optimized task allocation strategy. The simulation results verify that the task allocation strategy based on 0-1 programming with DPSO could decrease the energy consumption efficiently, balance the residual energy of nodes and reduce the time of task scheduling.

Key words: Wireless Sensor Network (WSN); 0-1 programming; task allocation; task graph; Discrete Particle Swarm Optimization (DPSO) algorithm

0 引言

无线传感器网络涉及多学科, 高度交叉, 综合了传感器技术、嵌入式计算技术、现代网络技术以及无线通信技术, 能感知和采集各种环境或检测对象信息^[1]。由于传感器节点的计算、通信、能量以及储存能力都十分有限, 无法独立完成指定任务, 需要多个节点协同完成, 这也是节约能量、延长网络寿命的一个有效途径。

传统分布式系统与无线传感器网络许多方面的差异使得传统分布式系统任务分配许多已有的方法不能被直接运用, 必须找到新的方法解决该问题, 并且已经有不少学者对此问题提出了许多方法。Yu 等^[2]从能量平衡角度出发, 利用非线性整数规划建立模型并且设计了一个三阶段启发式算法求解近似解, 延长网络寿命, 但该方法考虑的是单跳同构簇内的情况, 并没有考虑现实中更多的多跳异构网络的情况。Tian 等^[3]综合考虑任务映射和任务调度提出 EcoMaps 算法, 使得在能量限制的情况下任务调度时间最短。Gianecchini 等^[4]提出一种协同任务分配机制, 根据任务的属性以及所需的资

源量, 优化每个节点执行任务的频率以达到节约能耗的目的, 但该算法是在任务已经被放到指定的节点执行的前提下进行的。文献[5]将任务分配分解为任务映射、任务调度、通信调度以及动态电压调制 (Dynamic Voltage Scaling, DVS) 四个阶段, 利用嵌套遗传算法得到了更好的结果。逐层优化分配算法 (Optimizing Assignment Layer-by-Layer, OALL)^[6]通过网内处理减少通信量, 节约能量并将任务图进行分层处理, 但该方法考虑的是同构节点并且是在感知任务已经分配好的情况下进行的, 会使得感知任务的分配策略不同, 算法最后的能耗也有很大差异。文献[7]利用熵理论以及欧氏距离能耗评价指标, 采用对等 (Peer to Peer) 计算方法结合蚁群智能算法对任务进行分配。文献[8]引入动态联盟思想, 建立动态联盟数学模型, 把时间以及均衡负载两个问题归结为求任务最小完成时间, 但该方法考虑的独立任务, 而实际应用通常被分解为具有一定优先级的相互依赖的子任务供节点协同完成。

上述文献一般从同构传感器网络能耗的角度进行独立任务分配问题的讨论, 本文针对异构传感器网络非独立任务分配问题进行讨论, 从网络能耗、任务调度长度以及节点剩余能

收稿日期: 2011-09-21; **修回日期:** 2011-12-06。 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目 (61075019); 重庆市自然科学基金资助项目 (CSTC2011jjA40045); 博士启动资金资助项目 (A2009-10)。

作者简介: 蒋志强 (1984-), 男, 江西景德镇人, 硕士研究生, 主要研究方向: 无线传感器网络资源优化; 廖晓峰 (1964-), 男, 四川成都人, 教授, 博士生导师, 博士, 主要研究方向: 人工神经网络、混沌控制与同步; 刘群 (1969-), 女, 江西南昌人, 教授, 博士, 主要研究方向: 计算机仿真、多媒体信息处理、人工智能。

量的均衡性出发利用0-1非线性规划^[9]建立代价函数结合离散粒子群优化算法求得问题的优化策略。

1 问题描述

1.1 问题内容

1) 任务模型。

无线传感器网络通常是将应用分解为一系列的子任务,由节点处理资源消耗较小的子任务,而在一般情况下这些子任务之间是相互依赖的,即某一子任务要执行,需要另一子任务完成后所得的数据,如图1所示。例如:任务T4要开始执行,必须得到T1和T2发送过来的数据。因此,可以用一个有向无环图 $TC(T, E, w, c)$ 来描述一个任务集。其中: T 代表任务集合, E 代表任务间的数据依赖, w 代表任务之间通信量, c 代表任务自身的计算量。

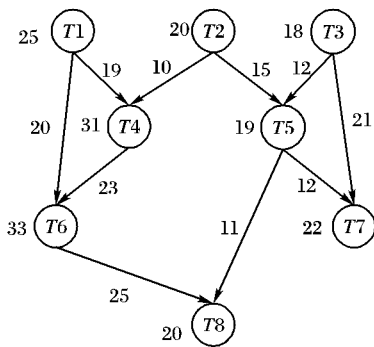


图1 任务图

2) 任务分配模型。

许多应用所涉及的内容属性多种多样,不同的属性需要不同类型的传感器节点,因此,本文中讨论的网络节点是异构的。由于节点异构的特点,同一任务被分配到不同的节点,执行其所需的时间和能耗是不同的。节点间的通信能耗,由多跳的路径选择以及通信量决定,不同的分配方案导致任务被分配到不同的节点,进一步导致通信能耗存在较大的差异,那么就需要找到一个能兼顾低能耗、小调度时间以及节点剩余能量均衡的分配策略。假设任务图中有 N 个任务,网络中有 M 个节点,用一个长度为 N 的序列 $L\{S_1, \dots, S_N\}$,序列中各位置的值的范围 $[1, M]$,那么这样一个长度为 N 的序列代表一个任务分配策略,这样的序列组合有 M^N 个,序列必须满足一定条件,例如策略必须使得任务在截止期之前完成以及节点剩余能量必须能承担节点所有的能量消耗等。一个序列唯一对应一个0-1矩阵 $X_{N \times M}$,例如,矩阵中元素 $A_{ij} = 1$,即 $S_i = j$,代表第 i 个任务被分配到第 j 个节点,因此可以利用0-1规划建立问题代价函数。

1.2 任务分配策略的代价函数

1.2.1 能耗

1) 发送能耗,如式(1)所示:

$$E_s(i, j) = \begin{cases} w\alpha + w\beta dis^2, & d > dis \\ w\alpha + w\beta' dis^4, & d \leq dis \end{cases} \quad (1)$$

其中: $E_s(i, j)$ 为节点 i ($i = 1, 2, \dots, M$) 直接发送数据到节点 j ($j = 1, 2, \dots, M$) 消耗的能量; α, β 的值由节点内置的无线电通信硬件决定^[2]; dis 为节点 i, j 之间的欧氏距离; w 为发送的数据量; d 为节点的通信半径。 $d > dis$ 时,以自由空间模型消耗能量, $\gamma = 2$;反之以多路衰减模型消耗能量^[10] $\gamma = 4$ 。这也是传感器网络为什么采用多跳的形式进行通信的原因。

式(2)表示节点 i 用于发送数据到所有后继任务所在节点消耗的能量:

$$E_{is} = \sum_{v \in succ(u)} w_{uv} E_{min}(i, j) A_{ui} A_{vj} \quad (2)$$

其中: $succ(u)$ 表示任务图中任务 u 的后继任务集合; $E_{min}(i, j)$ 表示节点 i 经过最短路径传送单位数据到节点 j 消耗的能量,可通过Floyd算法得到; $X(u, i)$ 表示任务 u 被分配到节点 i 时值为1,否则值为0。

2) 接收能耗:

$$E_{com} = cw \quad (3)$$

式(3)为接收数据量为 w 的节点能耗。

式(4)为节点 i 用于接收任务所有前驱任务所在节点发送的数据所消耗的能量:

$$E_{ir} = \sum_{m \in pred(i)} cw_m A_{ui} A_{mj} \quad (4)$$

其中: $pred(u)$ 表示任务图中任务 u 的前驱任务集合; w_m 表示前驱任务集合中任务 m 向任务 t 发送的数据量。

3) 处理能耗^[11],如式(5)所示:

$$E_{jc} = \frac{N(ij)}{F(ij)} \times I(i) \quad (5)$$

其中: $N(ij)$ 表示节点 i 执行任务 j 的CPU周期; $F(ij)$ 表示节点 i 的执行任务 j 频率; $I(i)$ 表示节点 i 的活动电流。

式(5)是节点 i 执行任务 j 消耗的能量,其中 $N(ij)$ 与 $F(ij)$ 的商为节点 i 执行任务 j 需要的时间。

式(6)是处理所有分配在节点 i 上的任务消耗的能量:

$$E_{ic} = \sum_{r=1}^N I(i) t(r, i) A_{ri} \quad (6)$$

其中 $t(r, i)$ 表示任务 r 在节点 i 执行所需的时间,可通过预测技术得到,本文采用随机生成任务耗时矩阵。

式(7)为节点 i 的总能耗为三部分能耗之和:

$$E_{total} = E_{is} + E_{ir} + E_{ic} \quad (7)$$

1.2.2 任务调度模型

为方便计算法本文讨论任务调度模型时不考虑网络延迟及信道冲突。

首先本文针对任务图设置任务的优先级。任务优先级的设置:

1) 入度为0的任务的优先级设置为最高,设为 K ;

2) 找到某任务 T_i 的前驱任务集合 $pred(T_i)$,前驱任务集合中最小优先级设为 m ,则将该任务的优先级设置为 $m - 1$;

3) 针对具有相同任务优先级的,具有较小deadline的任务优先执行。

任务调度时间分为两步确定。

1) 任务 i 的开始执行时间 $ts(i)$ 由 $pred(T_i)$ 中任务的最大完成时间决定,任务 i 的完成时间 $tf(i) = ts(i) + t(i, j) A_{ij}$ 。这样从任务1到任务 N 根据设定好的优先级通过遍历每个任务的前驱任务,计算前驱任务的最大完成时间,确定每个任务的开始时间与结束时间。

2) 由于节点一个时刻只能处理一个任务,当某任务的开始时间被任务优先级较大的任务“霸占”,就必须等待所有被分配到该节点的优先级比该任务优先级高的任务完成再执行,由此进一步更新任务的开始时间与结束时间。

1.2.3 节点剩余能量均衡度

本文用节点剩余能量的方差来表征任务执行完后的节点能量均衡度,其值越小说明均衡性越好。剩余能量的方差定义

为:

$$Vari = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (E_i - \bar{E})^2 \quad (8)$$

其中: E_i 表示节点 i 执行完所有任务后的剩余能量; \bar{E} 表示所有节点剩余能量的均值。

问题的代价函数由这三部分组成, 即为一个三目标优化问题, 下面是问题的代价函数。

$$\begin{aligned} Fun &= A1 \times \sum_{i=1}^M E_{i\text{total}} + A2 \times \max_{1 \leq i \leq N} tf(i) + A3 \times Vari \\ \text{s. t. } &\begin{cases} \sum_{j=1}^M a_{ij} = 1 \\ tf(i) < \text{deadline}_i \\ E_i > E_{i\text{total}} \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

$A1$ 、 $A2$ 、 $A3$ 为权重, 取值越大代表对应项越重要, 针对不同的应用, 可以调整其大小。 deadline_i 为任务 i 的截止期。三个约束条件分别表示: 任务图中任务不能再被拆分, 一个任务不能被分配到多个节点; 每个任务具有一个截止期任务, 必须在截止期之前完成; 节点完成任务的能耗不能低于节点当前的剩余能量。

2 DPSO 任务分配算法

本文讨论的问题实际为一个求最优组合优化问题, 二次0-1规划是一个NP问题, 穷举法时间复杂度是指数量级, 而一些启发式算法不能很好地搜索整个解空间, 容易造成陷入局部最优解, 因此, 采用具有指导性质的粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法作为本文的求解方法。

第1章建立的代价函数是一个离散型函数, 基本PSO算法不能直接运用。需要重新定义速度以及位置的更新公式以及计算规则。一个分配策略对应一个适应度值, 值越小说明策略越有用。DPSO算法通过式(10)更新粒子(分配策略)的速度以及位置使得粒子朝着最优解“飞行”, 其中: 粒子的不同位置代表不同的分配策略; 速度是用来改变粒子位置各维坐标的值。在迭代过程初期收敛速度非常快, 极易收敛于局部最优解, 导致这种情况的原因是迭代过程中, 所有粒子都朝着当前最优位置靠近, 导致粒子的多样性急剧下降使得在继续迭代的过程中粒子的进化能力受到非常大的限制, 无法跳出局部最优解。因此, 需要当粒子多样性下降到一定程度时引入变异操作。下面对DPSO算法进行说明。

1) 粒子运动方程。

式(10)为DPSO算法的粒子位置、速度的更新方程:

$$\begin{cases} x = x + v \\ v = c_1(x_{p\text{best}} - x)k_1k_2 + c_2(x_{g\text{best}} - x)k_3k_4 \end{cases} \quad (10)$$

其中: 粒子速度 v 与位置 x 的加法为替换操作, 如果粒子速度在某位置的值为0, 则不对粒子对应位置进行操作即保持原来的值, 否则用该速度值替换; 位置与位置的减法为速度, 即 $v(i) = x_k(i) - x_{k-1}(i)$ ($x_k(i)$ 为第 k 次迭代粒子 i 个位置的值), 若 $x_k(i) = x_{k-1}(i)$ 则 $v(i) = 0$ 否则 $v(i) = x_k(i)$; c_1, c_2 为 $(0, 1)$ 的随机数, k_1, k_2, k_3, k_4 ($k_2 > k_1, k_4 > k_3$) 为 $[1, N]$ 的随机数。当 c_1, c_2 大于0.5时, 则将粒子速度区间 $(k_1, k_2), (k_3, k_4)$ 内的值保持不变, 其他位置设置为0; 否则将上面区间内数据设置为0, 其他保持不变。

这样做的原因是问题的解成为一个长度为 N 的序列, 每个位置的值有一个范围即节点序号的范围, 不同的值对应不

同的解, 替换操作就是根据速度序列的指导尝试不同的解, 而速度的意义在于保持序列位置上合适的值, 其意义就是把某任务放在执行其效率较高的节点。

2) 变异操作。

首先, S_{ij} 表示粒子 i 与粒子 j 之间的相似比例, P_{ij} 表示粒子 i 与粒子 j 相同位置具有相同的值的个数。具体定义^[12]为:

$$P_{ij} = \sum_{k=1}^N (x_i(k) = x_j(k) ? 1, 0) \quad (11)$$

$$S_{ij} = \frac{1}{N} P_{ij} \quad (12)$$

群体多样性定义为:

$$SS = 1 - \frac{1}{\text{pnum}(\text{pnum} - 1)} \sum_{i=1}^{\text{pnum}} \sum_{j=i}^{\text{pnum}} S_{ij} \quad (13)$$

其中 pnum 为粒子个数。当群体多样性小于预先设置的阈值时对所有粒子启动变异操作, 具体操作为: 若粒子某位置的值等于当前全局最优粒子对应位置的值, 则在该位置产生一个不等于该值的随机数并进行替换, 这样做是为了让粒子搜索更大的解空间找到最优解。具体算法流程见图2。

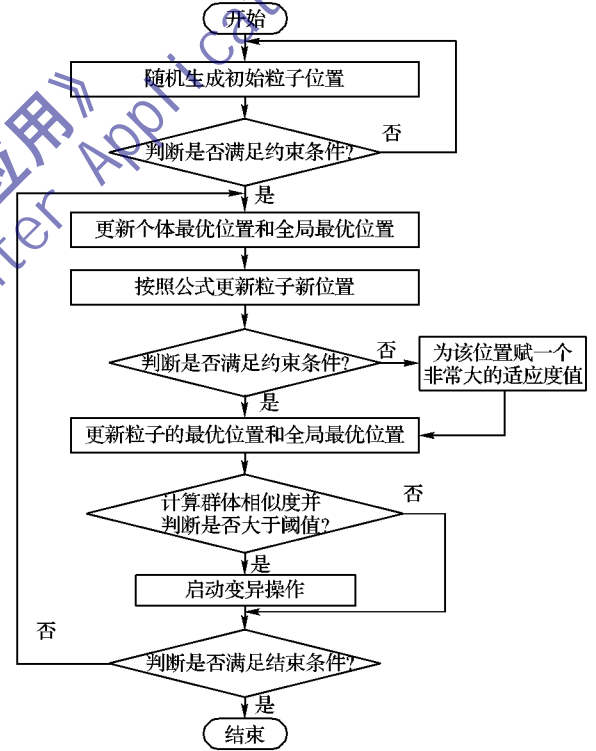


图2 算法流程

3 实验仿真

本算法的仿真实验是在 Visual Studio2005 环境下, 使用 C++ 语言实现的, 随机产生 G1 ~ G6 六幅分别含有 30, 40, 25, 15, 45, 35 个任务的任务图, 进行实验。对每幅任务图进行 10 次实验取平均数作为实验最终数据。

在 100×100 的方形区域随机抛洒 30 个传感器节点, 假设传感器节点的通信半径为 20 m, 节点初始能量是 2 J, 算法迭代 1000 次, 群体多样性阈值为 0.4, 其他实验数据如下: α 为 50 nJ/bit; β 为 0.1 nJ/(bit · m²); β' 为 0.000 13 nJ/(bit · m⁴); I 为 42.3 mA。

图3显示了算法的迭代过程。从图中可以看出算法具有良好的收敛性并在迭代第570次左右时收敛。

令 A_2 、 A_3 为 0 进行实验,图 4 为 DPSO 算法与随机优化技术以及文献[6]提出的 OALL 算法(逐层优化分配算法)从能耗角度进行对比,DPSO 能有效地减少网络能耗,造成这种现象的原因是 OALL 算法以感知任务的分配已经确定的前提下进行的,而感知任务分配方案不同导致最终能耗差异很大,而 DPSO 能很好地搜索整个解空间,寻找更好的解。随机优化技术由于非常盲目,所以随机优化技术是三种方法能耗最大的。

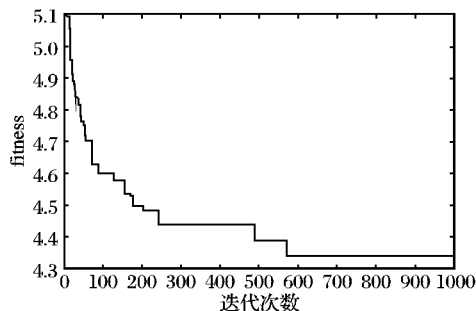


图3 算法迭代过程

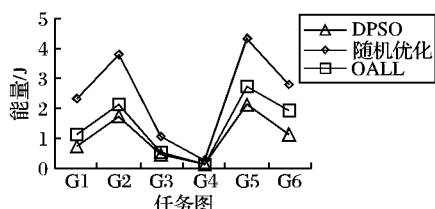


图4 网络能耗

令 A_1 、 A_3 为 0 进行实验,从图 5 可以看出贪婪算法相对随机优化技术能减少任务完成的时间,但效果没有 DPSO 算法效果好,原因在于贪婪算法每次都把任务放在执行时间最短的节点执行,并不是从整体最优的角度考虑,而 DPSO 是从整个解空间出发,逼近最优解,这使得任务完成时间比两种算法都短。

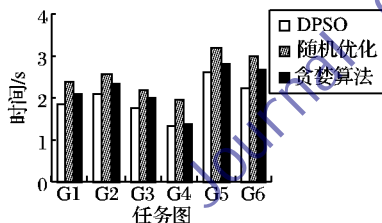


图5 任务完成时间

令 A_1 、 A_2 为 0 进行实验,从图 6 可以看出 DPSO 算法得出的能量均衡度比其他两个算法都要好,那是因为 OALL 算法单单从网络能耗的角度考虑问题,导致效率较高的节点被反复使用,使得这类节点的能耗相对其他节点消耗大很多,导致出现任务图 G4、G5 的节点剩余能量的均衡度不如随机优化技术的情况发生,而本文讨论的代价函数将均衡度作为衡量标准的一方面能很好地改善任务完成后节点剩余能量的均衡度。

由于能量方差的数量级与时间以及能耗的数量级有差距并且能量方差越小能延长网络寿命,所以针对任务图 G3,令 A_1 、 A_2 为 1, A_3 为 10 进行实验。图 7 为 DPSO 从能量、能量方差角度与 OALL、随机优化进行对比,以及从时间角度与贪婪算法、随机优化进行对比的实验效果图。从图 7 看出 DPSO 能从总能耗、调度时间以及均衡度上比其他算法都有更好的效果。

4 结语

本文利用 0-1 规划建立代价函数,将能耗、时间以及均衡度作为优化目标并利用 DPSO 算法搜索全局最优解,仿真实验表明该方法能很好地节约能量、减少完成时间以及能平衡节点能量。由于本文在处理任务调度时忽略了网络延迟以及信道冲突,与实际的具有严重信道冲突的传感器网络有差异,在完成时间方面需要进一步调整。下一步将以带有延迟以及信道冲突的情况作为工作重点。

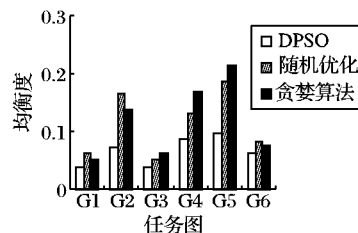


图6 能量均衡度

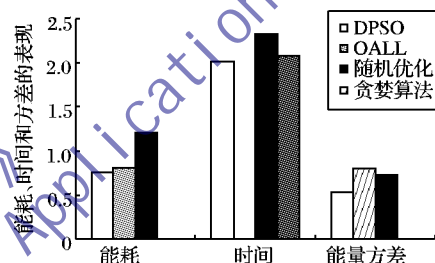


图7 三目标对比

参考文献:

- [1] 崔莉, 鞠海玲, 苗勇, 等. 无线传感器网络研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(1): 163 - 174.
- [2] YU Y, PRASANNA V. Energy-balanced task allocation for collaborative processing in wireless sensor network[J]. Journal of Mobile Networks and Applications, 2005, 10(1): 115 - 131.
- [3] TIAN Y, EKICI E, OZGTINER F. Energy-constrained task mapping and scheduling in wireless sensor networks[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems Conference. New York: IEEE, 2005: 8 - 16.
- [4] GIANNECCHINI S, CACCAMO M, SHIH C S. Collaborative resource allocation in wireless sensor networks[C]// ECRTS'04: Proceedings of the 16th Euromicro Conference on Real-Time Systems. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2004: 35 - 44.
- [5] 朱敬华, 高宏. 无线传感器网络中能源高效任务分配算法[J]. 软件学报, 2007, 18(5): 1198 - 1207.
- [6] 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.
- [7] 王雪, 王晟, 马俊杰. 无线传感器网络任务分配的能效性控制策略[J]. 控制理论与应用, 2007, 24(3): 490 - 493.
- [8] 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.
- [9] 卢开澄, 卢华明. 线性规划[M]. 2版. 北京: 清华大学出版社, 2008: 245 - 267.
- [10] 刘美, 徐小玲, 黄道平. 应用粒子群优化分配 WSN 多目标跟踪节点任务[J]. 传感技术学报, 2010, 23(9): 1334 - 1340.
- [11] PARK H, SRIVASTAVA M. Energy-efficient task assignment framework for wireless sensor networks, TR-UCLA-NESL 200309-03[R]. Los Angeles: Center for Embedded Network Sensing, 2003.
- [12] 钟一文, 蔡荣英. 求解二次分配问题的离散粒子群优化算法[J]. 自动化学报, 2007, 33(8): 871 - 874.