

文章编号: 1001-0920(2011)02-0191-05

## 无线传感器/执行器网络多目标任务调度策略

易 军<sup>1,2</sup>, 石为人<sup>1</sup>, 许 磊<sup>1</sup>

(1. 重庆大学 自动化学院, 重庆 400044; 2. 重庆科技学院 电子信息工程学院, 重庆 400044)

**摘 要:** 针对多任务在多执行器节点的协作问题, 提出一种多目标任务调度策略. 该策略以执行任务的最大完成时间、能耗均衡指标和存储成本为目标, 将任务调度建模成多目标优化问题, 并运用理想点法解决不同目标量纲的差异性, 进而转化为单目标优化问题求解, 从而得到各任务在执行器节点上的局部最优执行方案. 仿真结果表明, 3 个优化指标均得到一定程度的改善.

**关键词:** 无线传感器/执行器网络; 多目标任务调度; 时延; 能耗均衡; 存储成本

**中图分类号:** TP393

**文献标识码:** A

## Multi-objective task scheduling for wireless sensor and actor networks

YI Jun<sup>1,2</sup>, SHI Wei-ren<sup>1</sup>, XU Lei<sup>1</sup>

(1. College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. College of Electronic and Information Engineering, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing 400044, China. Correspondent: YI Jun, E-mail: laoyifrcq@163.com)

**Abstract:** In view of the actor-actor task coordination in wireless sensor and actor networks(WSANs), a multi-objective task scheduling approach is proposed. Considering the maximum response time, energy-balanced metric and storage cost, the task assignment among actors is formulated as a multi-objective optimization problem. A modified ideal point algorithm is used to solve the dimension problem caused by different targets. By translating the multi-objective optimization problem into a single-objective one, the near-optimum execution period of each task operation is scheduled in the approach. Simulation results show that the proposed algorithm is effective in terms of three performances.

**Key words:** wireless sensor and actor network; multi-objective task scheduling; delay; energy-balance; storage cost

### 1 引 言

无线传感器/执行器网络(WSANs)是近年来发展起来的一种新型、自组织的无线网络<sup>[1]</sup>, 由大量传感器和少量执行器节点组成. 为了完成各种分布式感知任务和执行任务, 传感器节点与执行器节点(SA), 执行器节点之间(AA)需要大量协作. SA协作主要完成感知任务和报告事件, 其能耗较小. 而AA协作负责任务执行, 对网络能耗均衡影响相对较大. 因此, AA协作是WSANs关注的重点, 要求执行器节点对事件快速响应, 同时网络能耗均衡, 避免事件频发区域执行器节点执行能耗过大, 降低网络寿命<sup>[2]</sup>; 随着网络规模的扩大, 各种传感器数据增多, 这加快了数据流转速度, 缩短了存储时间, 降低了存储成本, 并且对提高实时性有所帮助.

本文提出了一种多目标任务调度(MOTS)算法,

主要针对AA协作过程中, 任务分派的实时性、能耗均衡和存储成本问题, 建立多目标优化模型, 得出局部最优分派方案.

### 2 相关研究

文献[3]提出适用于WASN(wireless Ad-hoc sensor networks)的能量有效型任务分配框架. 该框架将优化任务的分配和迁移用最小化代价函数来描述, 该函数反映了全网的节点能耗、时延和给定约束, 但该算法没有考虑有工序限制的任务分配问题. [4]提出了一种任务分配优化算法, 将全局任务在簇头上的分配问题建模成0-1非线性优化问题, 目标函数是最大化所有簇头的剩余生存期的权重之和, 但忽略了实时性和存储成本. [5]面向能量均衡和最小化总能耗两个优化目标, 设计了一种任务映射框架, 然而并不适用WSANs对实时性的要求. [6]提出一种基

收稿日期: 2009-11-15; 修回日期: 2010-04-06.

基金项目: 博士点基金项目(20060611010); 科技部国际科技合作基金项目(2007DFR10420).

作者简介: 易军(1973-), 男, 博士, 从事控制工程与控制理论、无线传感器网络等研究; 石为人(1948-), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能感知、控制与决策等研究.

于WSN的多机器人任务分配算法,通过蒙特卡罗模拟和神经网络混合算法,解决多机器人任务分配的随机性偶然约束模型问题,该算法复杂度高,同样会延长执行器节点的响应时间. RT-Maps<sup>[7]</sup>算法则在保证调度时限的前提下最小化节点能耗,却没有考虑存储成本. [8]提出了一种基于能量平衡的任务分配算法EBTA,以及一个用于评价任务的时间和能量代价的整数线性规划公式,同时设计了三阶段启发算法. 这些算法都只能应用于单跳簇网络,限制了算法的通用性. EBDG算法<sup>[9]</sup>借助有向无环图(DAG)将通信和计算任务的映射和调度结合起来,利用GA算法进行优化,是一种启发式实时任务分配算法,但没有考虑任务的工序限制. [10]则是针对周期性任务执行进行同步的算法,没有对事件频发时任务分配作深入研究.

### 3 AA协作模型

本文的研究环境是以执行器节点为簇头的分簇网络结构,如图1所示. 当事件发生后,传感器节点向本簇执行器节点报告,该执行器节点根据事件属性执行相应的任务,或者自己执行,或者联合其他执行器节点,协同完成任务. 如果执行器节点处于事件频发区域,等待执行时间必然延长,能耗增大,为了达到WSANs对实时性和能耗均衡的要求,需要邻居执行器节点协同完成任务.

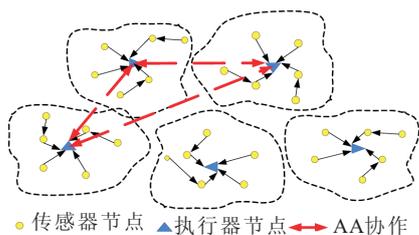


图1 以执行器节点为簇头的网络结构图

## 4 多目标任务调度模型

本文算法针对AA协作中,任务在多个执行器节点执行问题,将任务分解为多个任务执行单元,并从最大完成时间、能耗、存储成本3个性能指标,将任务分派问题抽象成多目标优化模型,运用理想点法将各目标量纲归一化处理,转化为单目标优化问题求解,得出局部最优分派方案.

### 4.1 任务类型分解

任务由一个或多个操作组成,这些操作可由网络中的多个执行器节点协作完成,这样可解决处于事件频发区域的执行器节点执行压力大,能量消耗过快,处理时延长的问題,使得网络能耗均衡,延长网络寿命. 假设每个执行器节点条件相同,可得出如下定义:

**定义1** 完成一个特定目标的操作(包括通信、数据处理、执行动作等),其执行时间和能耗可

预知,称该操作为一个任务执行单元,简称任务元,记为 $t$ . 一个任务 $T = t_1 \cup t_2 \cup \dots \cup t_n$ ,且 $\forall t_i, t_j \in T$ ,  $\exists t_i \cap t_j = \varphi$ ,则称任务 $T$ 具有可分性.

**定义2** 若 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$ 为任务 $T$ 的 $n$ 个任务元执行顺序, $o_1$ 只有一个后继任务元, $o_n$ 只有一个前趋任务元,其余任务元拥有一个前趋和一个后继,则称其执行具有工序限制(OE).

### 4.2 多目标任务调度

考虑 $n$ 个具有工序限制的任务在 $m$ 个执行器节点上的执行过程,每个任务的执行顺序已知. 要让所有任务在最短的时间内完成,必须减少最大任务完成时间 $C_{\max}$ ,以达到实时性要求;同时在安排分派方案的过程中,需要考虑能耗均衡指标 $E$ ,尽量延长网络寿命;虽然执行器节点存储资源有限,但能加快数据流转速度,缩短存储时间,降低存储成本 $LT$ ,同样对执行的实时性有积极意义.

#### 1) 最大任务完成时间 $C_{\max}$

设 $p_{i,j}$ 为任务 $i$ 在执行器节点 $j$ 上的执行时间, $C(j_i, k)$ 为任务 $j$ 的第 $i$ 个任务元在执行器节点 $k$ 的执行完成时间, $\pi = (j_1, j_2, \dots, j_n)$ 为所有任务的一个排序, $\Pi$ 为所有排序的集合. 一般地,无线传感器/执行器网络中一个任务元的执行时间 $t_{\text{oper}}$ 包括:指令下达时间 $t_{\text{comm}}$ ,数据采集/执行动作时间 $t_{\text{colle}}$ ,数据处理时间 $t_{\text{proc}}$ ,即

$$p_{i,j} = t_{\text{oper}} = t_{\text{comm}} + t_{\text{colle}} + t_{\text{proc}}. \quad (1)$$

各任务在每个执行器节点上的完成时间可描述如下:

$$C(j_1, 1) = p_{j_1, 1}; \quad (2)$$

$$C(j_i, 1) = C(j_{i-1}, 1) + p_{j_i, 1} x_{j_i, 1}, \quad (3)$$

$$i = 2, 3, \dots, n;$$

$$C(j_1, k) = C(j_1, k-1) + p_{j_1, k} x_{j_1, k}, \quad (4)$$

$$k = 2, 3, \dots, m.$$

其中: $x_{j_i, k} = 1$ 表示该执行器节点 $k$ 被选中执行 $j_i$ 任务元, $x_{j_i, k} = 0$ 表示没被选中. 式(2)表示执行器节点1执行任务 $j$ 的第1个任务元的完成时间等于执行时间;式(3)表示执行器节点1执行 $j_i$ 任务元的完成时间等于执行 $j_{i-1}$ 任务元的完成时间加上 $j_i$ 任务元的执行时间. 由此可推出

$$C(j_i, k) = \max\{C(j_{i-1}, k), C(j_i, k-1)\} + p_{j_i, k} x_{j_i, k}. \quad (5)$$

式(5)表示执行器节点 $k$ 执行任务元 $j_i$ 必须在执行器节点 $k$ 已经执行完上一个任务元 $j_{i-1}$ 之后,同时任务元 $j_i$ 在上一个执行器节点 $k-1$ 的任务元也已经完成的基础上进行. 则最大完成时间

$$C_{\max}(\pi) = C(j_n, m). \quad (6)$$

最小化最大完成时间的调度方案为

$$\min f_1 = \min\{C_{\max}(\pi)\}, \forall \pi \in \Pi. \quad (7)$$

## 2) 能量均衡指标 $E$

设  $P(t)$  为单位时间内执行器节点执行任务元所需能耗,  $\gamma$  表示采集单位长度数据所需能耗系数, 则执行器节点  $k$  所需执行能耗为

$$E_{k\text{-action}} = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m (P(t)p_{j_i,k} + \gamma l)x_{j_i,k}. \quad (8)$$

可行分配方案必须考虑到执行器节点剩余能量的约束, 每个执行器节点的剩余能量不但要足以完成所有任务元序列, 还要将执行结果数据传给下一执行器节点或 SINK. 根据文献 [11] 提出的发射硬件能耗模型,  $r$  为执行器节点通信距离,  $l$  为帧长, 则传输和接收能耗为

$$\begin{cases} E_{tx}(r, l) = (\alpha r^\omega + \beta)l, \\ E_{rx}(l) = \beta l. \end{cases} \quad (9)$$

其中:  $\alpha r^\omega$  为在距离  $r$  传输的发射功率;  $\beta$  为发射电路 (如 PLLs, VCOs) 能耗系数;  $\omega$  为信道衰减倍数, 取决于环境. 则一个执行器节点  $k$  所有任务元所需的总能耗为

$$E_{k\text{-all}} = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m (P(t)p_{j_i,k} + \gamma l + \alpha r^\omega + 2\beta l)x_{j_i,k}. \quad (10)$$

为了比较算法能耗均衡问题, 本文构造了能量均衡指数: 执行器节点  $k$  所消耗能量  $E_{k\text{-all}}$  与剩余能量  $E_{k\text{-rest}}$  的比值  $E = E_{k\text{-all}}/E_{k\text{-rest}}$ , 则全网能量均衡目标函数为

$$\min f_2 = \min \sum_{k=1}^m (E_{k\text{-all}}/E_{k\text{-rest}}). \quad (11)$$

比值越小表示剩余能量多的执行器节点承担执行任务越多; 反之越小.

## 3) 存储成本 $LT$

存储成本是指执行任务元时需要存储的数据长度  $L$  与开始等待到开始操作这段时间长度  $T$  的乘积.

设  $ST_{j_i}$  表示执行任务  $j$  的第  $i$  任务元的开始时间, 令  $ST_{j_0} = 0$ , 则执行任务元需要等待的时间为

$$T_{j_i} = ST_{j_i} - \left( ST_{j_{i-1}} + \sum_{k=1}^m p_{j_{i-1},k} x_{j_{i-1},k} \right). \quad (12)$$

设  $L_{j_i}$  表示执行任务  $j$  的第  $i$  任务元时的存储数据长度, 则总存储成本的目标函数如下:

$$\min f_3 = \min \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m L_{j_i} T_{j_i}, \quad (13)$$

## 5 MOTS 算法

### 5.1 多目标规范化处理

需要注意的是, 在多目标优化问题的求解中, 绝对的最优解不一定存在, 但有效解总是存在的. 本文通过理想点法评价函数, 将多目标优化问题转换为单目标优化问题, 先分别求出问题中各目标函数的最优值; 然后让每个目标尽量接近各自的最优值, 以获得多目标问题的最优解.

设目标  $f = (f_1, f_2, f_3)$ , 多目标优化模型的评价函数  $u(f)$  为目标  $f$  与理想点  $f^*$  之间的欧式距离, 即

$$u(f) = \|f - f^*\|. \quad (14)$$

则可行域内目标  $f = (f_1, f_2, f_3)$  与理想点  $f^* = (f_1^*, f_2^*, f_3^*)$  之间的欧式距离最小的解就是问题的最优解.

### 5.2 随机权值确定

在多目标优化求解过程中, 希望从多个方向进行搜索, 获取尽可能多的非劣解, 随机线性加权策略<sup>[12]</sup>展示出了良好的有效性. 因此, 权值按如下方式确定:

$$w_i = \text{random}_i / \sum_{j=1}^N \text{random}_j, \quad (15)$$

其中  $\text{random}_i$  为 0 到 1 之间均匀分布的一个随机数. 考虑到 3 个不同参数的量纲对目标函数优化的影响, 本文对优化参数做归一化处理, 处理后的评价函数为

$$\min u(f) = \sqrt{\sum_{i=1}^3 w_i \left( \frac{f_i - f_i^*}{f_i^*} \right)^2}. \quad (16)$$

### 5.3 算法描述

**Step 1:** 求理想点. 单独求出最大完成时间函数的最小值  $f_1^*$  及最优解  $x_1$ , 能耗均衡指标的最小值  $f_2^*$  及最优解  $x_2$ , 存储成本的最小值  $f_3^*$  及最优解  $x_3$ , 从而得到理想点. 可采用进化算法<sup>[13-14]</sup>获得.

**Step 2:** 检验理想点. 检验最优解  $x_1, x_2, x_3$  是否相等, 如果相等, 则得到绝对最优解  $x^* = x_1 = x_2 = x_3$ , 算法结束; 否则, 转 Step 3.

**Step 3:** 随机产生权值  $w_1, w_2, w_3$ , 求解多目标优化问题, 解出有效解  $\tilde{x}$ .

**Step 4:** 如果算法终止条件达到, 则由  $\tilde{x}$  得到任务分派方案, 算法结束; 否则转 Step 3.

## 6 算法实验与性能分析

为了验证算法的有效性, 根据无线传感器/执行器网络实时性高等特点, 本文选取了文献 [15] 中的实验 1, 实验 2, 实验 3 和文献 [16] 中的实验 4 四个轻量级测试算例进行比较, 实验参数如表 1 所示. 仿真硬件环境为: Intel Pentium IV/2.2GHz/512M RAM; 软件平台为: Windows XP, MATLAB 7.0. 其他算法参数如表 2 所示.

表 1 实验参数表

实验	任务数量	执行器节点数量	分解后任务元数量
1	8	8	27
2	10	10	30
3	15	10	56
4	10	7	30

表 2 执行器节点通信参数

初始能量/J	2
空闲等待能耗/J	0
通信距离 $r/m$	100
数据包长 $l/byte$	128
发送/接收电路能耗 $\beta/(nJ \cdot bit^{-1})$	50
放大倍数 $\alpha/(pJ \cdot (bit \cdot m^{-2})^{-1})$	0.0013
Two-ray ground模型指数 $\omega$	4
采集能耗指数 $\gamma/(nJ \cdot bit^{-1})$	5
单位时间内执行能耗 $P(t)/(nJ \cdot s^{-1})$	5000

将本文方法与无线传感器网络中典型的任务调度算法 RT-Maps 和 EBTA 比较, 考查任务完成后的响应时间, 能耗均衡和存储成本情况如图 2 和图 3 所示。

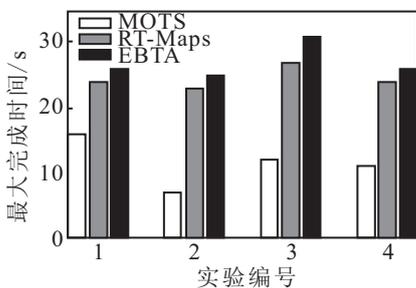


图 2 各算法平均响应时间对比

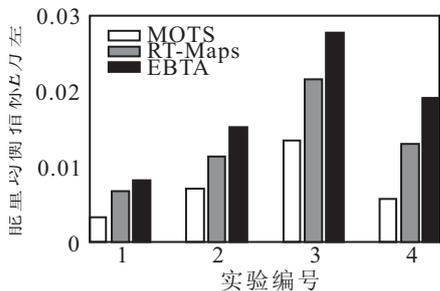


图 3 各算法能量均衡指数对比

由图 2 可知, 与算法 RT-Maps 和 EBTA 相比, 本算法通过优化处理, 合理安排任务元在执行器节点的执行顺序, 缩短了各任务在执行器节点上执行的最大完成时间. 图 3 表明, 本文算法考虑执行器节点剩余能量因素, 使得越健壮的执行器节点承担能耗更大的任务元, 网络能耗更加均衡。

图 4 和图 5 分别为实验 1 和实验 2 的总存储成本的对比结果。

考察 4 个实验的总存储成本, 总趋势相同. 限于篇幅, 只显示实验 1 和实验 2. 从图 4 和图 5 可以观察到, 本文算法采用多目标任务调度合理安排各任务元

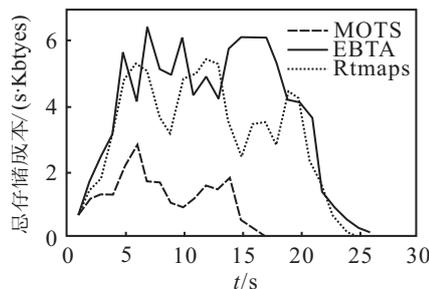


图 4 实验 1 总存储成本对比

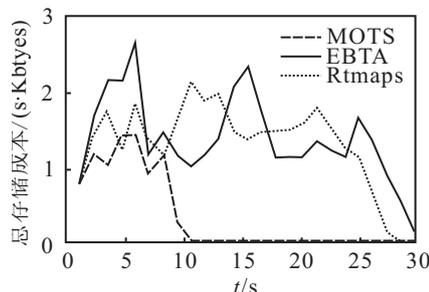


图 5 实验 2 总存储成本对比

在执行器节点上的执行顺序, 使数据滞留时间变短, 其存储成本明显好于其他两种算法。

## 7 结 论

无线传感器/执行器网络多目标任务调度机制以最大完成时间、能耗均衡指标、存储成本为优化目标, 利用理想点法将多目标优化规范化为单目标优化, 得到各任务在各执行器节点上的多目标动态调度方案. 仿真结果表明, 各执行器节点的实时性、能耗等性能指标均优于比较算法。

## 参考文献(References)

- [1] Akkaya K, Senel F, McLaughlan. Brian Clustering of wireless sensor and actor networks based on sensor distribution and connectivity[J]. Elsevier J of Parallel and Distributed Computing, 2009, 69(6): 573-587.
- [2] Munir M F. Wireless sensor and actuator networks: research trends, protocols, and applications[C]. Proc of IEEE Int Networking and Communications Conf. New York: IEEE Press, 2008: 231-237.
- [3] Heemin P, Mani B S. Energy-efficient task assignment framework for wireless sensor networks[R]. Los Angeles: CENS Technical Reports, 2003.
- [4] Younis M, Akkaya K, Kunjithapatham A. Optimization of task allocation in a cluster-based sensor network[C]. Proc of the 8th IEEE Int Symposium on Computers and Communication. Netherlands: IEEE Computer Press, 2003: 329-334.
- [5] Animesh Pathak, Viktor K. Prasanna. Energy-efficient task mapping for data-driven sensor network macroprogramming[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2008, 5067(2008): 516-524.

- [6] Xue Han. Bio-inspired stochastic chance-constrained multi-robot task allocation using WSN[C]. Proc of IEEE Int Joint Conf on Neural Networks. HongKong: IEEE Press, 2008: 721-726.
- [7] Yuan Tian, Jarupan Boangoat, et al. Real-time task mapping and scheduling for collaborative in-network processing in DVS-enabled wireless sensor networks[C]. Proc of Parallel and Distributed Processing Symposium. Rhode: IEEE Press, 2006: 1-6.
- [8] Yu Y, Prasanna V K. Energy-balanced task allocation for collaborative processing in wireless sensor networks[J]. Mobile Networks and Applications, 2005, 10(1/2): 115-131.
- [9] Zeng Zhiwen, Liu Anfeng, Li Deng, et al. A highly efficient DAG task scheduling algorithm for wireless sensor networks[C]. Proc of 9th Int Conf for Young Computer Scientists. Washington DC: IEEE Computer Society, 2008: 570-575.
- [10] Aoun M, Catalano J, Peter van derstok. Distributed task synchronization in wireless sensor networks[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2009, 5432(2009): 150-165.
- [11] Rappaport T. Wireless communication principles and practice[M]. 2nd ed. London: Prentice Hall PTR, 2002.
- [12] Ishibuchi H, Murata T. A multi-objective genetic local search algorithm and its application to flowshop scheduling[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1998, 28(3): 392-402.
- [13] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]. Proc of IEEE Int Conf on Neural Networks IV. Piscataway: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948.
- [14] 王凌, 刘波. 微粒群优化与调度算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008.  
(Wang L, Liu B. Particle swarm optimization and scheduling algorithms[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008.)
- [15] Xia W J, Wu Z M. An effective hybrid optimization approach for multi-objective flexible job-shop scheduling problems[J]. Computers and Industrial Engineering, 2005, 48(2): 409-425.
- [16] Kacem I. Genetic algorithm for the flexible job-shop scheduling problem[C]. Proc of IEEE Int Conf on Systems, Man and Cybernetics. Washington DC: IEEE Computer Society, 2003: 3464-3469.

(上接第190页)

- [4] Wan E A, R Van Der Merwe. The unscented kalman filter for nonlinear estimation[C]. Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium. Lake Louise Alberta, 2000: 153-158.
- [5] Julier S J, Uhlmann J K, Durrant-whyte H F. A new approach for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2000, 45(3): 477-482.
- [6] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proc of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422.
- [7] Julier S J. The spherical simplex unscented transformation[C]. Proc of the American Control Conf. Denver, 2003: 2430-2434.
- [8] Robert A H. On the use of backpropagation with feedforward neural network for aerodynamic estimation problem[C]. AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conf. Monterey, 1993: 233-241.
- [9] Dennis J L, Robert F S. Identification of aerodynamic coefficients using computational neural networks[J]. AIAA J of Guidance, Control and Dynamics, 1993, 16(6): 1018-1025.
- [10] Ravindra V Jategaonkar. Flight vehicle system identification: A time domain methodology[C]. Progress in Astronautics and Aeronautics Series. Reston: AIAA, 2006: 205-207, 336-345.