

# 无线传感器网络中能源高效的任务分配算法\*

朱敬华<sup>+</sup>, 高宏

(哈尔滨工业大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

## An Energy Efficient Algorithm for Task Allocation in Wireless Sensor Networks

ZHU Jing-Hua<sup>+</sup>, GAO Hong

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-451-86415872 ext 845, E-mail: zhujinghua@hit.edu.cn, <http://www.cs.hit.edu.cn>

**Zhu JH, Gao H. An energy efficient algorithm for task allocation in wireless sensor networks. *Journal of Software*, 2007,18(5):1198–1207.** <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/1198.htm>

**Abstract:** Task allocation is a typical problem in the area of high performance computing and has been extensively studied in the past. However, existing algorithms cannot be directly used in WSN (wireless sensor network) due to severe energy constraint. A nested optimization technique based on genetic algorithm is proposed for energy-efficient task allocation in multi-hop clusters. The general optimization object can meet application's real-time requirement while realizing energy efficiency. Optimal solution can be achieved by incorporating GA-based task mapping, GA-based routing, communication scheduling and dynamic voltage scaling (DVS). Performance is evaluated through simulations with randomly generated task graphs and simulation results show better solution in terms of real-time and energy-efficiency compared with random optimization techniques.

**Key words:** wireless sensor network; quality-of-service; task graph; task allocation; genetic algorithm

**摘要:** 任务分配是高性能计算领域中的一个广泛研究的经典问题,然而,传感器网络资源严重受限,现有的算法不能直接应用。提出一种基于遗传算法的嵌套优化技术,在多跳聚簇网络中进行能源高效的任务分配。一般化的优化目标既可以满足应用的实时性要求,也可以实现能源的高效性。优化解通过结合基于遗传算法的任务映射、路由路径分配、任务调度以及动态电压调制(dynamic voltage scaling,简称 DVS)这几个过程而获得。随机产生任务图模拟实验,结果表明,嵌套优化技术与随机优化技术相比,具有较好的实时性和能源高效性。

**关键词:** 无线传感器网络;服务质量;任务图;任务分配;遗传算法

**中图法分类号:** TP393      **文献标识码:** A

---

\* Supported by the Key Program of the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60533110 (国家自然科学基金重点项目); the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60473075 (国家自然科学基金); the National Grand Fundamental Research 973 Program of China under Grant No.2006CB303000 (国家重点基础研究发展计划(973)); the Key Program of the Natural Science Foundation of Heilongjiang Province of China under Grant No.ZJG03-05 (黑龙江省自然科学基金重点项目); the Program for New Century Excellent Talents in University of China under Grant No.NCET-05-0333 (新世纪优秀人才支持计划); the Heilongjiang Province Scientific and Technological Special Fund for Young Scholars of China under Grant No.QC06C033 (黑龙江省青年科技专项资金)

Received 2006-12-31; Accepted 2007-02-14

近年来,随着嵌入式系统、无线通信技术以及微传感技术的发展,无线传感器网络在民用和军事领域得到了广泛的应用.典型应用包括环境监测、对象跟踪、森林防火、战场态势监控等.传感器网络是由大量形体较小、能源受限并且配置有计算和无线通信能力的传感器节点组成的无结构网络.节点通过人工放置或者飞机投放到观测区域,依靠无线通信,以多跳(multi-hop)传输的方式向远方基站发送探测到的信息.在传感器网络中,节点一般依靠电池供电,其能源非常有限,而且在战场、沙漠等危险环境中,为节点替换电池或充电是不可行的.因此,如何最大限度地节省能源从而延长网络生命期,是传感器网络中的关键问题<sup>[1]</sup>.

传感器节点互相合作共同完成指定任务,是节省能量获得较高性能的有效途径之一.例如,在对象跟踪应用中<sup>[2]</sup>,为了估计目标的位置,需要进行信号检测和复杂的数据处理(因式分解和快速傅里叶变换).单个节点的计算能力和能量不足以完成这些计算密集型的任务,因此需要多个节点协同计算移动目标的位置或对多个目标进行分类.又如,在视频传感器应用中,多媒体信息处理通常也都是计算密集的任务,单个节点的能量以及计算和存储能力无法完成,同样需要多个节点联合处理完成任务.因此,并行处理是完成计算密集型应用的有效途径.

任务分配对并行处理的性能有很大影响.任务分配通常要解决如下4个子问题:1) 任务映射,将任务映射到最合适处理器执行;2) 任务调度,确定映射到相同处理器上各个任务的执行顺序;3) 通信调度,确定处理器之间数据通信的时间;4) 动态电压调制,为任务选择优化的执行电压.传统并行处理系统<sup>[3-8]</sup>对任务分配问题已有很深入的研究,但都假设处理器之间是无通信冲突的点对点连接.传感器网络通信资源受限,传感器节点之间存在严重的通信冲突,因此,现有方法不能有效解决传感器网络中的任务分配问题.文献[9]提出一种称为 CoRAI 的联机任务调度机制,根据传感器之间的带宽和通信需求计算应用执行频率的上界,为传感器网络中周期性执行的任务分配资源.CoRAI 根据频率上界优化任务在各个传感器上执行的频率,解决了任务调度问题,但没有考虑任务映射问题.假设任务已经映射到传感器,也没有明确考虑执行任务的能量消耗.文献[10]提出无线 Ad Hoc 网络中面向 TCP 的分布式任务映射方法.文献[11]为无线传感器网络中的数据融合设计了一种任务映射机制 Dfuse.上述两篇文献都假设在已有的网络通信架构下进行任务映射和任务调度,而没有考虑通信调度.由于传感器网络中的主要能量消耗在于数据通信,因此,通信效率和能量消耗在无线传感器网络中是非常重要的.文献[12]同时考虑了任务映射和任务调度,但假设每个节点有独立的通信信道,数据发送和数据接收可同时进行,这种移动 Ad Hoc 网络通信结构与无线传感器网络有很大差别.文献[13]提出簇簇内能量平衡的任务分配算法.簇簇内的传感器通过多个无线信道与簇头单跳通信.用整数线性规划对任务分配问题建立数学模型,目标是簇簇内各个节点能量消耗均衡.然后设计了一个三阶段启发算法获得近似优化解.文献[14]提出了带能量限制的任务映射和任务调度算法 EcoMapS、基于任务的计算代价模型和通信代价模型.EcoMapS 算法使得应用任务在能量限制下的调度长度最短.

然而,上述文献都没有考虑如何在多跳传感器网络中进行任务分配.事实上,大规模传感器网络往往采用多跳方式通信,长距离单跳通信比短距离多跳通信消耗更多的能量.因此,本文提出一种适合多跳传感器网络的能源高效的任务分配算法.任务分配问题的优化目标是应用相关的.例如,某些应用需要尽早完成,优化目标是在传感器能量限制下最小化任务的调度长度;某些应用只要求在指定 deadline 之前完成即可,优化目标是在 deadline 限制下最小化执行任务的能量消耗;还有一些应用虽然没有实时性要求,但希望网络中各个传感器节点能量消耗均衡,最大化网络的生命期.本文提出一个多目标优化函数,通过调整各个子目标的权重系数适应多种应用的需求.传统的任务分配是 NP 完全问题,为了在多项式时间获得近似解,往往采用各种优化技术.启发式技术由于复杂性低而被广泛采用.然而,启发式技术并不总能获得优化解.相反地,有指导的随机搜索技术(如遗传算法<sup>[15]</sup>),却能产生更好的解.而且任务分配中的几个主要步骤,如任务映射、任务调度和通信调度是互相影响的,只有那些映射到不同传感器的任务才需要互相通信,不同的路由会导致不同的通信开销和通信延迟.因此,本文提出一种嵌套遗传优化技术,高效地搜索任务分配的解空间,获得各种约束下优化的任务分配方案.

### 1 问题描述

#### 1.1 网络模型

传感器网络组织为层次型结构:地理邻近的节点形成一个簇,选出一个节点作为簇头,其他节点为成员节点.成员节点可以通过多跳与簇头通信.网络被划分为多个簇,各个簇头可以通过多跳方式与基站通信.本文考虑簇内的任务分配问题,由簇头节点负责将任务分配给簇内合适的传感器节点.网络拓扑可以用一个无向图  $TG=(P,L)$  表示. $P$  是传感器节点集合,每个节点都具有离散的动态电压调制功能(dynamic voltage scaling,简称 DVS). $L$  是通信边集合.如果顶点  $P_i$  和顶点  $P_j$  之间有边,则表示这两个节点可以通信.图 1 是网络拓扑图的一个例子.节点  $H$  是聚簇头节点.某些节点可以直接通信,而某些节点要通过一条或多条边间接通信.

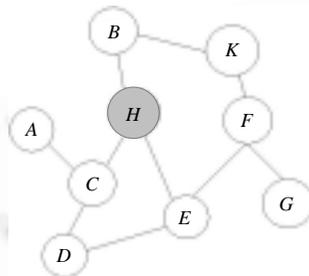


Fig.1 Network topology

图 1 网络拓扑

#### 1.2 任务图模型

周期执行的实时应用由一系列计算任务和通信任务组成,可以用一个有向无环图  $G=(V,E,w,c)$  表示.集合  $V$  中的顶点代表非抢占方式执行的任务.每个任务可能会有一个 deadline 限制.为保证特定应用的可行性需求,任务的执行必须在指定的 deadline 之前完成.任务图中的边  $e \in E$  代表任务之间的数据依赖或控制依赖.如果从  $\tau_i$  到  $\tau_j$  有一条有向边,则说明任务  $\tau_j$  的执行需要任务  $\tau_i$  的输出数据,因此,  $\tau_j$  必须等待  $\tau_i$  完成才可以执行.顶点的权重  $w$  表示该任务的计算开销,有向边的权重  $c$  表示任务之间的通信负载.

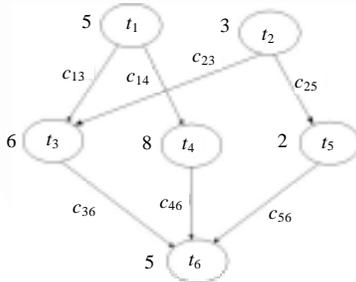


Fig.2 Tasks graph

图 2 任务图

集合  $\{\tau_x \in V: e_{xi} \in E\}$  表示任务  $\tau_i$  的所有前继任务,标记为  $pred(\tau_i)$ .集合  $\{\tau_x \in V: e_{xi} \in E\}$  表示任务  $\tau_x$  的所有后继,标记为  $succ(\tau_x)$ .没有前继任务的任务称为 source 任务,没有后继任务的任务称为 sink 任务.如果任务  $\tau_j$  和它的前继任务被分配给不同的传感器节点执行,则需要在这两个传感器之间进行数据通信;相反地,如果这两个任务被分配给相同传感器执行,则忽略通信延迟,而且  $\tau_j$  可以在  $\tau_i$  完成之后立即执行.应用的一个可行的调度执行必须满足所有的时间限制和依赖需求.一个任务图可能包含多个 sink 任务,可以用一个计算开销为 0 的伪 sink 任务将它们

连接起来.图 2 是一个任务图的例子,这里,任务  $\tau_1$  和  $\tau_2$  是 source 任务,  $\tau_6$  是 sink 任务,  $\tau_4$  分别是  $\tau_1$  和  $\tau_2$  的直接后继和前序.边  $e_{13}$  上的权  $c_{13}$  表示从任务  $\tau_1$  到  $\tau_3$  的通信负载.任务  $\tau_1$  上的权表示该任务的计算开销.

#### 1.3 问题定义

根据前面的描述,任务分配问题包含 4 个子问题:任务映射、任务调度、通信调度和动态电压调制.假设待执行的应用已经用第 1.2 节中的任务图  $G=(V,E,w,c)$  描述,首要任务是将任务图中的每个任务映射到网络拓扑图  $TG=(P,L)$  中的某个传感器节点上.用函数  $\phi:V \rightarrow P$  表示任务映射的过程, $V$  是任务集合, $P$  是传感器节点集合.任务映射影响整个通信负载,因为只有分配给不同处理器的任务之间才会有通信开销.为需要互相通信的节点分配

优化的路由路径,用函数  $\Omega: E \rightarrow L$  表示路径分配的过程,  $E$  是任务之间数据通信边的集合,  $L$  是网络拓扑中传感器节点之间的通信边的集合. 然后,任务调度和通信调度两个步骤决定了分配到相同传感器节点上的各个任务的执行顺序,以及分配到不同传感器节点上的任务之间的通信时间. 任务调度时需要知道具体的通信延迟,因此,任务调度之前要进行通信调度. 动态电压调制用于确定每个任务的实际执行电压,以进一步减少能量消耗. 用函数  $\psi: V \rightarrow C$  表示动态电压调制过程,  $V$  是任务集合,  $C$  表示任务允许的电压集合. 由此,多跳传感器网络中能源高效的分配问题形式化描述如下:

输入:任务图  $G=(V,E,w,c)$ ,网络拓扑图  $TG=(P,L)$ .

输出:函数  $\phi, \Omega, \psi$  满足:

$$\min F_s = \sum_{\tau \in V} c(\tau) + \sum_{e_{ij} \in E} w(e_{ij}) + w_1 \cdot \max(L(n)) + w_2 \cdot \max(E(n))$$

限制条件  $\forall \tau_i \in V, \theta(\tau_i) \leq d_i$ .

$c(\tau)$ :任务图中任务  $\tau$  的计算开销

$w(e)$ :任务图中边  $e$  的通信负载

$n$ :传感器节点  $n$

$L(n)$ :传感器节点  $n$  完成任务的时间

$E(n)$ :传感器节点  $n$  执行任务的能量消耗

$w_1$ :延迟在优化目标中占的比重

$w_2$ :能量消耗在优化目标中所占的比重

应用的能量消耗是执行该应用包含的所有任务的计算开销、通信开销以及加权最大延迟和加权最大能量消耗之和. 通常,网络的生命期是从网络开始工作到网络中第 1 个节点能量耗尽这段时间. 因此,为延长网络生命期,需要最小化能量消耗最大的节点的能量消耗. 通过调整权重  $w_1$  和  $w_2$ ,用户可以根据实际应用需求改变目标函数. 由于遗传算法中的选择算子通常是在解空间中选择最大值,为了适应目标函数,将上面定义的最小化函数转变形式为最大化函数:

$$F_s' = 1/F_s \tag{1}$$

## 2 任务分配算法

### 2.1 算法框架

任务映射和任务调度可以看作两个独立的问题分别处理,也可以集成在一起统一处理. 虽然后一种方法会产生最好的解,但通常这两个子问题本身都是难计算的问题,集成处理比分别处理更复杂. 另一方面,本文定义的任务分配问题包含几个互相影响的步骤,如果各自独立地优化每个子问题则不可能获得全局优化解. 因此,考虑利用嵌套的遗传算法技术高效地搜索整个解空间. 任务分配算法包含一个基于遗传算法的任务映射(GA-mapping)算法、一个基于遗传算法的路由算法(GA-routing)、任务调度算法以及动态电压调制算法.

图 3 显示了能源高效的分配算法的框架. 遗传算法模拟自然进化规则解决搜索和优化问题,是搜索大的解空间的有效方法. 遗传算法特别适合多目标优化问题. 遗传算法从初始种群开始,包含交叉和变异操作. 算法性能依赖编码以及交叉、变异操作,因此需要仔细设计这些操作. 下面将详细介绍算法包含的各个步骤.

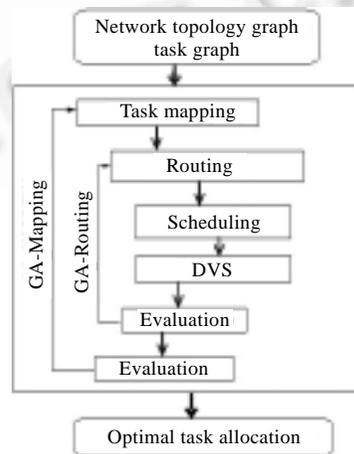


Fig.3 Framework of tasks allocation algorithm

图 3 任务分配算法框架

2.2 基于遗传算法的任务映射

分配给节点的任务越多,用于计算的能量消耗就越多.假设所有传感器具有相同的初始能量,能量限制表达

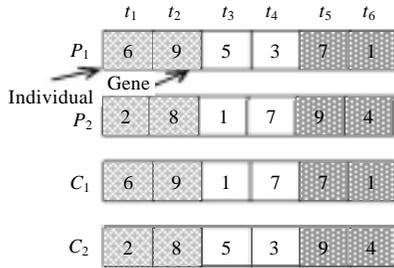


Fig.4 Two-Point crossover in task mapping  
图4 任务映射中的两点交叉

为  $E_{\phi}(P_i) \leq E$ , 这里,  $E_{\phi}(P_i)$  表示在任务映射  $\phi$  下节点  $P_i$  的能量消耗. 如果两个有数据依赖关系的任务分配到同一个传感器, 则数据通信开销可以忽略,  $w(e)$  变为 0. 任务映射影响整个通信负载. 用一个整数数组表示一个任务映射的解, 即一个染色体. 以图 4 为例, 在染色体  $P_1$  中, 任务 1 映射给节点 6, 任务 2 映射给节点 9. 任务映射的交叉操作为两点交叉. 父亲染色体  $P_1$  和  $P_2$  在相同的两点进行分割, 孩子染色体  $C_1$  由  $P_1$  的第 1 部分、 $P_2$  的第 2 部分、 $P_1$  的第 3 部分组成. 变异操作随机选择染色体的某个基因, 改变其值产生新的染色体. 选择操作每次都选择适应值最高的染色体, 适应值通过适应度函数计算得到. 任务映射问题的目标函数与整个任务分配问题一致. 之后, 对每个

染色体执行路由分配算法、任务调度和通信调度算法以及动态电压调制, 最后评估适应值选择最优解.

2.3 基于遗传算法的路由

为了简化遗传操作, 本文假设传感器网络可以表达为一个树型结构, 用树叉表示基因. 用这种方式表达, 每个染色体的长度相等, 遗传操作在树杈处进行. 下面, 我们以图 5 中的网络拓扑为例解释路由算法中的遗传算子. 设  $S$  是路由的源节点,  $D$  是路由的目的节点. 图 6 描述了对应图 5 拓扑结构的所有路径. 在这个树模型中, 每个树杈为一个基因, 一条染色体就代表一条路径. 这种基因编码可以避免路由回路. 图 7 是一个染色体编码的例子. 每个基因有两个状态: 活跃状态和非活跃状态. 如果树杈在路径中, 则代表这个树杈的基因的状态是活跃的; 否则, 该基因的状态是非活跃的. 用 1 表示活跃状态, 0 表示非活跃状态. 例如, 染色体串 110010101 表达路径  $S \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow H \rightarrow G \rightarrow E \rightarrow D$ .

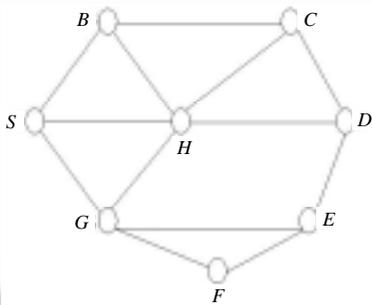


Fig.5 An example of network topology  
图5 网络拓扑实例

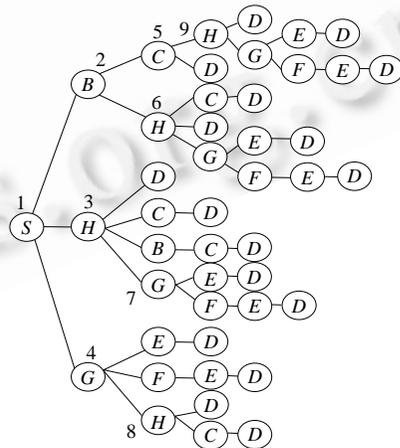


Fig.6 Network tree model  
图6 网络的树模型

1	2	3	4	5	6	7	8	9
BHG	CH	DCBG	EFH	HD	CDG	EF	DC	DG

Fig.7 Gene coding of routing path  
图7 路由路径的基因编码

交叉操作必须保证获得合法的路径.采用单点交叉.由于两条路径只能在交汇点处进行交叉操作,因此,必须仔细选择交叉点的位置.交汇点是两条路径中的公共节点.例如,父染色体  $S \rightarrow B \rightarrow H \rightarrow C \rightarrow D$  和  $S \rightarrow H \rightarrow G \rightarrow E \rightarrow D$  可以在  $H$  点交叉产生两个孩子染色体:  $S \rightarrow B \rightarrow H \rightarrow G \rightarrow E \rightarrow D$  和  $S \rightarrow H \rightarrow C \rightarrow D$ .变异操作的目的是保证种群多样,避免陷入局部优化解.同样地,变异操作也需要保证产生合法路径.首先随机选择一个染色体进行变异,随机删除这条路径中的某些边.找到不连通的分支,在树中选择新的边连接这些不连通分支.这种方式可以产生一条新的合法路径.

适应度函数用于评估种群的质量.在路由分配时,每个染色体表示一条从源节点到目的节点的路径.评价路径的性能有两个尺度:能量消耗和通信延迟.能量消耗越少,路径的性能越好.在有实时要求的应用中,在 deadline 之前完成任务非常重要,因此,延迟也作为评估路径性能的一个尺度.定义适应度函数如下:

$$f(P) = 1 / \left( \sum_{l \in P} c(l) \times DT \right) \quad (2)$$

其中,  $c(l)$  是通信链路  $l$  的能量消耗,  $DT$  是从源到目的节点的实际通信延迟.精确的延迟只有在任务调度和通信调度之后才能得到,因此,本算法在调度之后才开始评估.

#### 2.4 任务调度

对于任务调度,本文采取广泛使用的基于优先级的 list-scheduling 算法.任务的优先级定义为尽早启动时间和最晚启动时间之间的差.为了获得这些时间,需要知道每条边的通信延迟.这个延迟可以通过通信调度获得. List-scheduling<sup>[16]</sup>被广泛用于任务调度算法中,本文根据任务的末端级别定义优先级.末端级别定义如下:

$$bl(\tau_i) = w(\tau_i) + \max_{\tau_j \in succ(\tau_i)} \{c(e_{ij}) + bl(\tau_j)\} \quad (3)$$

通过自底向上遍历任务图,可以计算出  $bl(\tau_i)$ .为满足应用要求的 deadline,需要计算每个任务执行的起止时间.如果任务和它的父亲任务被映射到不同的传感器上,则在这两个传感器之间需要进行通信调度.通过第 2.3 节介绍的路由分配算法,可以获得一个优化的路径.然而,这条路径上的各个通信链路可能会与网络中的其他通信相冲突,即同时有多个通信任务占用一条通信链路.因此,用下面的通信调度算法计算出每个通信的起止时间.

图 8 是通信调度算法的伪代码.其中,  $t_s(e_{ij}, L_k)$  和  $t_f(e_{ij}, L_k)$  表示通信链路  $L_k$  上的通信边  $e_{ij}$  的通信起止时间.  $EAT L_k$  是通信链路的最早可用时间,  $\sigma(e_{ij}, L_k)$  是通信的时间.第 8 行根据通信的完成时间更新最早可用时间,以便其他通信任务以后可重用这条通信链路.第 10 行表示通信在一条路径上的完成时间是这条路径上最后一条通信边的完成时间.最后一行记录了这条路径的能量消耗;  $D(R)$  是源节点到目的节点之间的距离.这时,用于评价路径的两个尺度——能量消耗和延迟都得到了,就可以真正评估路由算法产生的路径的性能了.

```

Input: communication edge  $e_{ij}$  in DAG,
       routing path  $R$  attained by GA-RPA;
Output: the start and finish time of each link in path  $R$ .
Comm_scheduling ( $e_{ij}, R[L_1, L_2, \dots, L_m]$ )
1.  FOR  $k$  FROM 1 TO  $m$  DO
    Find the earliest available time of each link  $L_k$ ,
2.  IF  $k=1$ 
3.   $t_s(e_{ij}, L_k) = \max\{EAT L_k, t_f(\tau_i)\}$ 
4.  ELSE
5.   $t_s(e_{ij}, L_k) = \max\{EAT L_k, t_f(e_{ij}, L_{k-1}) - \sigma(e_{ij}, L_k), t_s(e_{ij}, L_1)\}$ 
7.   $t_f(e_{ij}, L_k) = t_s(e_{ij}, L_k) + \sigma(e_{ij}, L_k)$ 
8.  EAT  $L_k = t_f(e_{ij}, L_k)$ 
9.  END FOR
10.  $t_f(e_{ij}, R) = t_f(e_{ij}, L_m)$ 
11. Energy( $R$ ) =  $\alpha + \beta D(R) \gamma$ 

```

Fig.8 Pseudocode of communication scheduling

图 8 通信调度伪代码

## 2.5 动态电压调制

在能量受限的嵌入式系统中,动态调制传感器的执行电压也是一种节能方法.本文采用 Schmitz 和 Al-Hashimi<sup>[17]</sup>提出的时钟速度选择算法,为分配给有动态电压调制功能的传感器上的各个任务设置实际的、优化的操作电压.首先根据任务的 deadline 和数据依赖限制确定松弛时间,然后为每个具有松弛时间的任务计算降低电压后可节省的能量.例如,经过计算,任务  $\tau_i$  有松弛时间,如果降低工作电压,任务完成时间将延长  $\Delta t$ ,从而得到的能量节省为  $\Delta E(\tau_i)$ .每次选择能量节省最多的任务降低工作电压,重复这个过程,直到没有任务再具有松弛时间为止.

## 3 算法分析

### 3.1 收敛性分析

本文提出的嵌套优化技术包含两种遗传算法:基于遗传算法的任务映射(GA-mapping)和基于遗传算法的路由(GA-routing).这两个算法都能够保证收敛到全局最优解.因为 GA-mapping 和 GA-routing 都采取了以下策略:1) 以概率 1 进行交叉操作;2) 变异概率  $p_m \in (0, 1)$ ;3) 按比例选择且在选择前保存最优个体.满足上述 3 个条件的遗传算法能够收敛到最优解.因此,嵌套的遗传算法也能够收敛到最优解.但是在实际求解时,求出全局最优解的时间复杂度很大,因此可以通过限定总的迭代次数,求出一个性能较好的可行解.

### 3.2 算法复杂性分析

从算法描述来看,算法的复杂度包含如下几个部分:遗传任务映射、遗传路由路径分配、任务调度以及动态电压调制.其中,任务映射属于嵌套的外层,其他算法在嵌套内层.遗传路由的复杂性由遗传算子决定.初始种群的生成需要构造网络路由树,利用图的深度优先搜索算法就可以构造网络路由树,复杂度为  $O(n^2)$ ,交叉算子和变异算子的复杂度为  $O(n)$ , $n$  是网络中传感器节点个数.任务调度算法计算任务的优先级需要遍历任务图,复杂度为  $O(v^2)$ , $v$  是任务数.通信调度算法确定通信链路的通信起止时间的复杂度为  $O(e \cdot k)$ , $e$  是任务图中边的个数, $k$  是通信路由路径中包含的平均链路数.动态电压调制阶段的复杂度是  $O(v^2)$ .因此,整个嵌套算法的复杂度为  $O(\text{gen1} \cdot \text{popsize1} \cdot (v \cdot n + \text{gen2} \cdot \text{popsize2} \cdot (n^2 + v^2 + e \cdot k)))$ .这里,gen1 和 gen2 分别是嵌套外层和嵌套内层的迭代次数, popsize1 是任务映射的群体规模, popsize2 是路由路径分配的群体规模.

## 4 性能评估

为了评估算法的性能,用 ns-2 仿真实现本文的嵌套优化技术.仿真实验设置传感器网络参数如下:通信带宽 1M/s,通信半径 10m.聚簇内有 30 个传感器节点.每个节点都可以通过多跳与聚簇头或其他节点通信.传感器节点配置型号为 StrongARM SA-1100 的微处理器,CPU 主频 100MHz.每个传感器有两个可调电压:高电压和低电压.实验在随机产生的任务图  $g_1 \sim g_{16}$  上进行.遗传算法采用如下参数:种群大小为 20,交叉概率为 1;变异概率是 0.01.最大迭代次数为 1 000.

算法的主要性能指标有 3 个:1) 最小化任务的能量消耗;2) 最小化任务的调度长度;3) 均衡网络中节点的能量消耗.由于本文定义的目标函数是一般化形式,因此,调整参数  $w_1$  和  $w_2$  可以选择不同的优化目标,实现应用的各种需求.

第 1 组实验评估嵌套优化技术节省能量的能力,与随机优化技术进行比较.随机优化技术是指任务分配时采取随机任务映射、最短路径路由,且不进行动态电压调制的策略.在这组实验中,设置参数  $w_1$  和  $w_2$  为 0.因此,优化目标为实时限制下最小化能量消耗.用随机优化技术的能量消耗对本文的技术产生的能量消耗进行规格化.图 9 显示在各种优化配置下任务的能量消耗.灰色柱表示采取随机任务映射、最短路径路由、动态电压调制策略下执行任务的能量消耗,用 DVS 表示;黑色柱表示采取随机任务映射、遗传算法路由和动态电压调制策略下执行任务的能量消耗,用 DVS+R 表示;白色柱表示采取遗传算法任务映射、遗传算法路由和动态电压调制策略下执行任务的能量消耗,用 DVS+R+TM 表示.从图 9 可以看出,本文的算法节省能量最多.3 种方法平均能

量节省分别是 16%,26.5%和 39.6%.这个比例依赖于任务图的性质.如果任务图中的任务具有较多的松弛时间或通信负载较小,则能量节省就会很多.此外,这个比例还依赖于随机配置的性能.例如,动态电压调制步骤节省的能量很小,这是因为随机任务映射和最短路径路由只产生少量的松弛时间.而在采用遗传算法的任务映射和遗传算法的路由策略后,能量节省才有所增加.因此,各个步骤对能量消耗都有影响,不是独立、无关的,嵌套优化技术非常适合寻找这种互相影响的、大的搜索空间中的优化解.本文没有比较基于 list-scheduling 的任务调度的能量消耗,因为 list-scheduling 非常著名.表 1 显示的是嵌套遗传算法的执行时间.

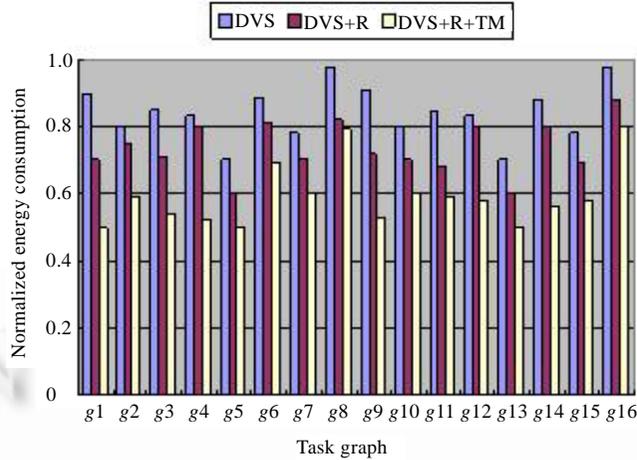


Fig.9 Efficiency of nested genetic algorithm

图 9 嵌套遗传算法的效率

Table 1 Execution time of DVS+R+TM algorithm

表 1 算法 DVS+R+TM 的执行时间

Task graph	Number of tasks/ Number of edges	Time (s)	Task graph	Number of tasks/ Number of edges	Time (s)
g1	20/32	48.2	g9	30/40	43.9
g2	15/24	16.8	g10	22/35	37.9
g3	18/32	34	g11	14/27	26.3
g4	40/77	70.2	g12	16/33	32
g5	20/27	36	g13	21/40	50
g6	15/30	19.5	g14	14/19	70
g7	12/19	16	g15	40/60	65
g8	11/24	15.4	g16	28/19	40

第 2 组实验评估算法产生的调度长度,与传统的 List-Scheduling 启发式算法进行比较.这组实验中设置参数  $w_1$  为 1,  $w_2$  为 0,因此,优化目标是在实时和能量限制下获得最小的调度长度.表 2 比较了调度长度,可以看出,由于嵌套遗传算法高效地搜索整个解空间,因此能够获得比启发式算法更好的解,即调度长度更小.

Table 2 Schedule length comparison between optimal scheduling, nested technique and List-Scheduling

表 2 比较优化调度、嵌套技术和 List-Scheduling 的调度长度

Task graph	Optimal schedule (OPT)	Genetic algorithm (GA)	List-Scheduling algorithm (LA)	(GA-OPT)/OPT (%)
g1	147	156	198	6.1
g3	240	256	290	6.7
g5	280	305	339	8.9
g7	125	136	157	8.8
g9	347	358	370	3.2
g11	132	145	160	9.8
g15	438	455	475	3.9

图 10 显示了嵌套遗传算法的性能、遗传代数和适应度值之间的关系.较高的适应度值表示任务分配具有较低的延迟和能量消耗.从图中可以看出,嵌套遗传算法能够很快收敛,获得优化解.

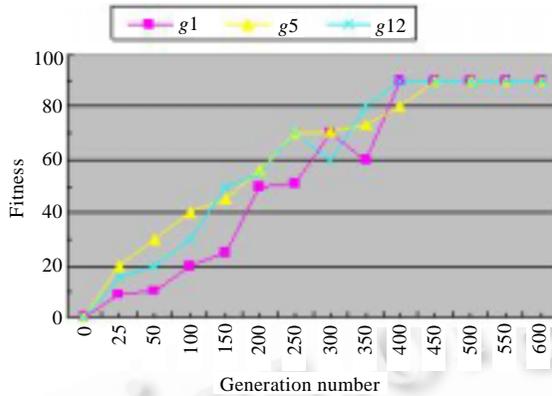


Fig.10 Performance of nested genetic algorithm

图 10 嵌套遗传算法的性能

## 5 结束语

本文提出一种在多跳聚簇传感器网络中进行能源高效的任务分配的算法.任务分配的优化目标为一般化形式,能够满足应用的实时性和能源高效性等多种要求.考虑到任务分配包含的任务映射、任务调度、通信调度等子问题之间的互相制约和依赖关系,本文的算法采用基于遗传算法的嵌套优化技术,在上述各个步骤都进行了优化:基于遗传算法的任务映射、基于遗传算法的路由路径分配以及任务的动态电压调制.嵌套的遗传算法通过高效地搜索任务分配问题的整个解空间,获得比随机技术和启发式技术更好的解.仿真实验验证了本文算法的各种性能指标都是优化的.传感器节点由于能量耗尽或其他外因经常失效,如何将失效节点中未完成的任务迁移到其他节点,同时保证应用的实时性和能源高效性是未来研究的问题.另外,异构传感器网络中高效的任务分配也是未来的研究工作.

## References:

- [1] Akyidiz IF, Su W, Sankarasubramaniam Y, Cayirci E. Wireless sensor networks: A survey. Elsevier Computer Networks Journal, 2002,38(4):393-422.
- [2] Vercauteren T, Guo D, Wang X. Joint multiple target tracking and classification in collaborative sensor networks. IEEE Journal on Selected Areas in Communication, 2005,23(4):714-723.
- [3] Dogan A, Özgüner F. Matching and scheduling algorithms for minimizing execution time and failure probability of applications in heterogeneous computing. IEEE Trans. on Parallel and Distributed Systems, 2002,13(3):308-323.
- [4] Hu JC, Marculescu R. Energy-Aware communication and task scheduling for network-on-chip architectures under real-time constraints. In: Figueras J, ed. Proc. of the Design, Automation and Test in Europe Conf. Paris: IEEE Computer Society, 2004. 234-239.
- [5] Corrêa RC, Ferreira A, Rebreyend P. Scheduling multiprocessor tasks with genetic algorithms. IEEE Trans. on Parallel and Distributed Systems, 1999,10(8):825-837.
- [6] Radulescu A, van Gemund AJC. Fast and effective task scheduling in heterogeneous systems. In: Proc. of the Heterogeneous Computing Workshop HCW. Cancun: IEEE Computer Society, 2000. 229-238.
- [7] Zhang Y, Hu X, Chen DZ. Task scheduling and voltage selection for energy minimization. In: Proc. of the 39th Design Automation Conf. New Orleans: ACM Press, 2002. 183-188.
- [8] Zhu D, Melhem R, Childers B. Scheduling with dynamic voltage/speed adjustment using slack reclamation in multi-processor real-time systems. In: Son S, ed. Proc. of IEEE the 22nd Real-Time System Symp. London: IEEE Computer Society, 2001. 84-94.

- [9] Giannecchini S, Caccamo M, Shih CS. Collaborative resource allocation in wireless sensor networks. In: Fohler G, ed. Proc. of the Euro Micro Conf. on Real-Time Systems (ECRTS 2004). Catania: IEEE Computer Society Press, 2004. 35–44.
- [10] Basu P, Ke W, Little TDC. Dynamic task-based anycasting in mobile ad hoc networks. *Mobile Networks and Applications*, 2003, 8(5):593–612.
- [11] Kumar R, Wolenetz M, Agarwalla B, Shin J, Hutto P, Paul A, Ramachandran U. DFuse: A framework for distributed data fusion. In: Akyildiz IF, Estrin D, Culler DE, Srivastava MB, eds. Proc. of the ACM Conf. on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys 2003). Los Angeles: ACM Press, 2003. 114–125.
- [12] Shivle S, Castain R, Siegel HJ, Maciejewski AA, Banka T, Chindam K, Dussinger S, Pichumani P, Satyasekaan P, Saylor W, Sendek D, Sousa J, Sridharan J, Sugavanam P, Velazco J. Static mapping of subtasks in a heterogeneous ad hoc grid environment. In: Proc. of the Parallel and Distributed Processing Symp. Santa Fe: IEEE Computer Society, 2004.
- [13] Yu Y, Prasanna VK. Energy-Balanced task allocation for collaborative processing in wireless sensor networks. *Mobile Networks and Applications*, 2005, 10(1-2):115–131.
- [14] Tian Y, Ekici E, Özgüner F. Energy-Constrained task mapping and scheduling in wireless sensor networks. In: Proc. of the Mobile Ad Hoc and Sensor Systems Conf. 2005. 8–16
- [15] Hou ESH, Ansari N, Ren H. A genetic algorithm for multiprocessor scheduling. *IEEE Trans. on Parallel and Distributed Systems*, 1994, 5(2):113–120.
- [16] Adam TL, Chandy KM, Dickson JR. A comparison of list schedules for parallel processing systems. *Communications of the ACM*, 1974, 17(12):685–689.
- [17] Schmitz MT, Al-Hashimi BM. Considering power variations of DVS processing elements for energy minimisation in distributed systems. In: Proc. of the Int'l Symp. on System Synthesis. Montréal: IEEE Computer Society, 2001. 250–255.



朱敬华(1976 - ),女,黑龙江哈尔滨人,博士生,主要研究领域为传感器网络.



高宏(1966 - ),女,博士,教授,博士生导师,教授,CCF 高级会员,主要研究领域为并行数据库,无线传感器网络,网格计算,图挖掘.