

云计算环境下能量感知的任务调度算法

英昌甜, 于 炯, 杨兴耀

(新疆大学 信息科学与工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830046)

摘 要: 云计算环境下传统独立任务调度算法容易导致较高资源能耗或较大任务时间跨度. 针对该问题, 文中提出了两种能量感知的任务调度算法, 并利用遗传算法并行化搜索合理调度方案. 两种算法在搜索过程中, 分别通过能耗时间归一和能耗时间双适应度方法定义适应度函数并进行个体选择. 仿真结果表明, 与单独考虑时间或能耗相比, 这两种算法能够更有效地缩短任务执行时间跨度, 降低资源能耗.

关键词: 云计算; 任务调度; 遗传算法; 能量感知; 时间跨度

中图分类号: TP311

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)05-0188-05

Energy-aware Task Scheduling Algorithms in Cloud Computing

YING Chang-tian, YU Jiong, YANG Xing-yao

(College of Information Science and Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

Abstract: Traditional independent task scheduling algorithms in cloud computing may results in higher energy consumption of resources or longer makespan of tasks. This paper proposes two energy-aware task scheduling algorithms of cloud computing to consider makespan and the total energy consumption. They adopt the genetic algorithm to parallel find the reasonable scheduling scheme. These two algorithms use the methods of unify and double fitness to define the fitness function and select individuals. Compared with the algorithm considering only about time or energy consumption, the simulation results demonstrate the two algorithms can complete the tasks and reduce the energy consumption efficiently.

Key words: cloud computing; task scheduling; genetic algorithm; energy-awareness; makespan

1 引言

当前, 云计算作为一种新兴计算模式, 通过互联网把 IT 资源、数据和应用作为服务提供给用户, 给用户带来极大的便利. 但随着计算服务向普适化方向发展, 用户规模急剧扩大, 造成了巨大的能量消耗. 如何在保证云计算系统高性能以及为用户提供普适化服务的前提下, 提高资源利用率和降低能耗已成为亟待解决的问题^[1]. 任务的调度执行是资源产生能耗的关键因素, 因此在云计算环境下如何对任务进行能量感知的调度是一个重要研究方向.

国内外学者对于节能及任务调度展开了大量的研究. 在节能方面, 分别有基于组件的并行科学计算

应用性能和功耗模型^[2]、使用博弈理论来优化系统能耗^[3]以及基于能耗的资源分配^[4]等策略来减少系统对电能的浪费. 在任务调度方面, 分别有考虑任务执行时间跨度的粒子群任务调度^[5]、考虑总任务完成时间和平均任务完成时间的遗传任务调度^[6]以及考虑能耗优化的任务调度^[7]等算法. 在目前的任务调度算法中, 一般都是时间与能耗方面的单独优化, 较少考虑时间和能耗的综合优化.

本文针对云计算环境下独立任务调度问题, 综合考虑任务执行时间跨度与资源能耗, 提出了两种能量感知的任务调度算法. 算法根据动态电压缩放技术(Dynamic Voltage Scaling, DVS)调整资源的电压和频率来降低能耗, 并利用遗传算法进行并行

收稿日期: 2011-11-10; 修回日期: 2011-12-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(60863003, 61063042); 新疆大学博士科研启动基金(BS090153)

化搜索合理调度方案.两种算法在定义适应度函数、进行个体选择时,分别使用能耗时间归一和能耗时间双适应度方法,更有效地减少任务执行时间跨度和资源总能耗.

2 问题描述

2.1 任务调度问题

2.1.1 调度模型

云计算资源使用成熟的虚拟计算来映射资源到虚拟层完成任务^[8],任务调度模型如图1所示.其中提供服务的物理资源采用 $N:1$ 横向虚拟化整合,即使用虚拟技术将多个物理资源合并成一台虚拟机.执行任务时先对任务根据 QoS 需求(如带宽、花费、资源距离、可信度)进行分类,然后将任务分配给满足 QoS 的虚拟资源,最后将任务调度到物理层上的资源.本文重点考虑当虚拟资源满足用户 QoS 需求时,使用能量感知算法调度任务到物理资源的情况.

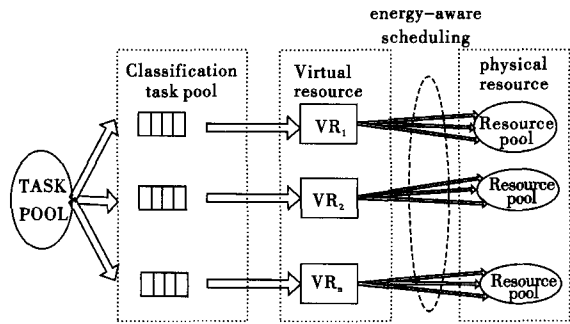


图1 任务调度模型

2.1.2 调度问题定义

任务调度问题:存在具有同一类 QoS 需求的 n 个相互独立任务 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$,以及满足该需求的相应物理资源池中 m 个计算资源 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$,调度目标要求同时满足时间跨度 makespan 与总能耗 E_{total} 最优化,即 Minimize makespan & E_{total} .

(1) 所有任务的执行时间跨度 makespan 为:

$$\begin{aligned} \text{makespan} &= \min_{x \in \text{schedules}} \max_{j \in n} F_j \\ &= \max_{i \in m} \text{completion}(i) \end{aligned} \quad (1)$$

其中 F_j 表示任务 t_j 的完成时间, completion(i)表示资源 r_i 执行所分配任务的完成时间.

资源 r_i 的空闲时间 $Idle_i$ 为:

$$Idle_i = \text{makespan} - \text{completion}(i) \quad (2)$$

其中完成时间为 makespan 的资源,空闲时间为 0.

(2) 所有资源产生的总能耗 E_{total} 为:

$$E_{total} = \sum_{i \in m} E_i \quad (3)$$

其中 E_i 表示资源 r_i 执行所分配任务产生能耗.

2.2 资源任务模型

设二元组 $C = \{R, T\}$ 表示资源任务模型,其中各元组具体含义如下:

(1) $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$ 表示 m 个计算资源的集合, r_i 表示第 i 个资源.

资源属性:资源支持 DVS 技术,通过调整资源供应电压和频率改变能耗,能耗随着供应电压和频率降低而减小.资源 r_i 定义为二元组 $r_i = \{cc_i, s^i\}$,其中 cc_i 表示资源 r_i 单位时间内的计算能力,如单位时间内资源执行指令数; s^i 表示资源 r_i 的供应电压策略,每个策略供电电压不同.若策略 s^i 有 $l_{\max}$ 个 DVS 级别, $V_i = [(v_{s1}(i), f_{s1}(i)); (v_{s2}(i), f_{s2}(i)); \dots; (v_{sl(\max)}(i), f_{sl(\max)}(i))]$ 表示策略 s^i 供应电压与频率的关系矩阵,其中 $v_d(i)$ 表示在 DVS 级别 s_i 时资源的供应电压, $f_d(i)$ 表示此时的工作频率,范围为 $[0, 1]$.

(2) $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ 表示 n 个相互独立任务的集合, t_j 表示第 j 个任务.

任务属性: $W = \{w_j, 1 < j < n\}$ 表示任务的计算量集合, w_j 表示任务 t_j 的计算量或工作负载,例如任务的总指令数等.

2.3 任务执行时间

定义 $ETC = [ETC[i, j]]_{m \times n}$ 表示任务执行时间矩阵,其中 $ETC[i, j]$ 表示任务 t_j 在资源 r_i 执行所需时间.

根据任务计算量及资源计算能力,任务 t_j 在资源 r_i 执行所需时间为:

$$ETC[i, j] = w_j / cc_i \quad (4)$$

根据计算时间随着供应电压和频率降低而增长,则任务 t_j 在供应电压策略为 s^i 的资源 r_i 上执行时间矩阵为:

$$\begin{aligned} ETC'[i, j] &= \left[\frac{1}{f_{s1}(i)} \cdot ETC[i, j], \frac{1}{f_{s2}(i)} \cdot \right. \\ &\quad \left. ETC[i, j], \dots, \frac{1}{f_{sl(\max)}(i)} \cdot ETC[i, j] \right] \end{aligned} \quad (5)$$

其中 $ETC[i, j]$ 可由式(4)得, $\{f_{s1}(i), f_{s2}(i), \dots, f_{sl(\max)}(i)\}$ 表示供应电压策略为 s^i 的资源 r_i 在 DVS 级别 $\{s_1, s_2, \dots, s_{l(\max)}\}$ 时对应的频率.

ETC 矩阵的 $ETC[i, j]$ 由 $ETC'[i, j]$ 替换,则任务 t_j 在资源 r_i 执行所需时间为:

$$ETC[i, j] = [ETC'[i, j]] \quad (6)$$

2.4 能耗模型

该能耗模型基于 COMS 电路的功耗, CMOS 电路功耗主要由动态功耗、短路功耗和漏电流功耗三个部分组成, 其中一般以动态功耗为主^[9].

动态功耗是由各节点电容的充放电造成的, 其基本表达式为:

$$P = A \cdot C \cdot v^2 \cdot f \quad (7)$$

其中, A 表示一个周期内的电路平均跳变次数, 称为翻转频率, 与充放电频率有关; C 表示负载电容, 是线长和晶体管尺寸的函数; v 表示供电电压; f 表示工作频率.

当资源 r_i 供应电压策略为 s^i 、DVS 级别为 s_l 时, 资源 r_i 执行任务 t_j 时产生能耗为:

$$E_{ijt} = \gamma \cdot [(v_{s_l}(i))_j]^2 \cdot (f_{s_l}(i))_j \cdot f \cdot \text{ETC}'[i, j, s_l] \quad (8)$$

其中 $\gamma = A \cdot C$ 表示给定资源的固有属性, $v_{s_l}(i)_j$ 表示执行任务 t_j 的资源 r_i 在供应电压策略为 s^i 、DVS 级别为 s_l 时的供应电压, $f_{s_l}(i)_j$ 表示此时的工作频率, $\text{ETC}'[i, j, s_l]$ 表示 $\text{ETC}'[i, j]$ 的第 l 个分量.

将式(5)第 l 个分量代入, 则式(8)转化为:

$$\begin{aligned} E_{ijt} &= \gamma \cdot (f_{s_l}(i))_j \cdot f \cdot [(v_{s_l}(i))_j]^2 \cdot \\ &\quad \frac{1}{(f_{s_l}(i))_j} \cdot \text{ETC}[i, j] \\ &= \gamma \cdot f \cdot [(v_{s_l}(i))_j]^2 \cdot \text{ETC}[i, j] \end{aligned} \quad (9)$$

资源 r_i 执行所分配任务产生能耗为:

$$\begin{aligned} E_i &= \sum_{\substack{j \in T(i) \\ l \in L(i)}} \{E_{ijt}\} + \gamma \cdot [v_{s_{\min}}(i)]^2 \cdot \\ &\quad f_{s_{\min}}(i) \cdot f \cdot \text{Idle}_i \\ &= \gamma \cdot f \cdot \left\{ \sum_{\substack{j \in T(i) \\ l \in L(i)}} [(v_{s_l}(i))_j]^2 \cdot \text{ETC}[i, j] + \right. \\ &\quad \left. [v_{s_{\min}}(i)]^2 \cdot f_{s_{\min}}(i) \cdot \text{Idle}_i \right\} \end{aligned} \quad (10)$$

其中 $T(i)$ 表示分配给资源 r_i 任务的集合, $L(j)$ 表示资源 r_i 执行任务时 DVS 级别的集合, $v_{s_{\min}}(i)$ 、 $f_{s_{\min}}(i)$ 分别表示空闲时间资源 r_i 转换至休眠状态时的电压及频率, Idle_i 表示资源空闲时间.

3 能量感知的遗传任务调度算法

3.1 遗传算法

遗传算法作为一种启发式算法, 具有并行性和全局解空间搜索的特点. 针对云计算环境下独立任务调度问题, 用遗传算法进行能量感知的任务调度能得到较好的效果. 算法主要包括以下几个部分:

(1) 染色体编码: 采用资源任务直接编码方式,

染色体长度为任务数量, 染色体中每个基因的取值为位置号对应的任务分配到资源上的资源编号, 资源 r_i 编号取决于资源的 DVS 级别个数 $l_{\max}$.

(2) 种群初始化: 若种群规模为 Pop , 资源个数为 m , 任务总个数为 n , 则初始化描述为由系统随机产生 Pop 个染色体, 染色体的长度为 n , 基因取值范围为 $[1, m \cdot l_{\max}]$.

(3) 适应度函数: 考虑任务执行时间跨度与资源总能耗综合优化, 即执行时间跨度与总能耗越小的个体, 适应度值越大, 越容易被选择.

(4) 个体选择: 采用最优个体保护策略, 选择算子采用轮盘赌选择, 通过适应度函数计算出种群中每个个体的选择概率.

(5) 交叉操作: 单点交叉, 以概率 P 发生, 取值范围为 $[0, 1]$.

(6) 变异操作: 变异率通常选取较小的值, 一般取值在 $0.001 \sim 0.1$ 之间.

3.2 调度策略

根据适应度函数及个体选择方法不同, 提出两种能量感知的任务调度策略, 能耗时间归一遗传算法 (Energy consumption Time Unify Genetic Algorithm, ETU_GA) 和能耗时间双适应度遗传算法 (Energy consumption Time Double Fitness Genetic Algorithm, ETDF_GA).

3.3 ETU_GA 调度算法

3.3.1 能耗时间归一化处理

根据时间与能耗存在一定联系, 引入能耗时间转化因子^[10], 将能耗参数统一转化为时间参数, 从而方便求解.

能耗时间转化因子矩阵 $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m]$, α_i 表示任务在资源 r_i 上执行时能耗与时间的转化因子.

资源 r_j 执行所分配任务产生的能耗转化成时间参数为:

$$ET_i = \alpha_i \times E_i \quad (11)$$

根据上式将能耗与时间归一化处理, 则调度优化目标为 $\text{makespan} + ET_{\text{Total}}$, 其中 $ET_{\text{Total}} = \sum ET_i$, 表示能耗转换为时间属性后的总和.

3.3.2 适应度函数

执行任务总消耗为执行时间跨度与各资源所产生能耗总和.

$$f = \frac{1}{\text{makespan} + ET_{\text{total}}} \quad (12)$$

3.3.3 个体选择

通过适应度函数计算出种群中每个个体的选择

概率.

$$P(i) = \frac{f(i)}{\sum_{j=1}^{pop} f(j)} \tag{13}$$

3.4 ETDF_GA 调度算法

3.4.1 适应度函数

任务调度的重要目标是:总任务时间跨度短,且执行任务产生的总能耗也小.因此定义两个适应度函数:

$$f_1 = \frac{1}{makespan} \tag{14}$$

$$f_2 = \frac{1}{E_{total}} \tag{15}$$

3.4.2 个体选择

采用轮盘赌选择,对两个适应度分别计算出种群中每个个体的选择概率.

$$P_1(i) = \frac{f_1(i)}{\sum_{j=1}^{pop} f_1(j)} \tag{16}$$

$$P_2(i) = \frac{f_2(i)}{\sum_{j=1}^{pop} f_2(j)} \tag{17}$$

选择下一代时,首先以 c_1 、 c_2 的概率分别选择 P_1 、 P_2 ($0 < c_1 < 1$, $c_1 + c_2 = 1$),选取其中一个作为选择个体的选择概率.通过这样的选择,种群中既有任务时间跨度较短的个体,又有总能耗较小的个体.

4 仿真实验与分析

4.1 仿真实验环境及参数设置

为了评价和分析本文算法的性能,实验采用 MATLAB 软件产生 ETC 矩阵,首先用 CloudSim 对 ETU_GA 算法和 ETDF_GA 算法进行了云环境下的仿真实验,继而在相同的仿真平台下与其它算法进行对比.实验测试运行各 100 次,取 100 次实验的平均结果作为作图的数据.算法参数按表 1、表 2 进行设置.其中 ETU_GA 的能耗时间归一因子 α 数量级为 10^{-1} ,ETDF_GA 个体选择概率 $c_1 = 0.5$ 、 $c_2 = 0.5$.

4.2 实验结果和性能分析

分别对只考虑时间(T_GA)、只考虑能耗(E_GA)与 ETU_GA 和 ETDF_GA 的任务调度算法进行比较.

实验表明,在执行时间跨度上,ETU_GA 和 ET_GA 优于 E_GA,劣于 T_GA.由于 E_GA 只重视能耗的优化,因而造成一些潜在染色体的丢失,陷

表 1 资源任务主要参数

名称	取值
资源数量	32
资源计算能力	[10,50]
供应电压策略种类	3
DVS 级别	6
任务数量	50
任务计算量	[10,120]

表 2 GA 主要参数

名称	取值
种群大小	50
染色体长度	50
基因	[1,192]
最大进化代数	100
交叉概率	0.9
变异概率	0.1

入局部收敛,导致较大的执行时间跨度.而在资源总能耗上,ETU_GA 和 ET_GA 优于 T_GA,劣于 E_GA.由于 T_GA 只考虑时间跨度的优化,随着进一步的进化,导致了较大的资源总能耗.由此可知,ETU_GA 和 ET_GA 得出的执行时间跨度和资源总能耗介于 T_GA 和 E_GA 之间,所以在云计算环境下 ETU_GA 和 ET_GA 任务调度算法能有效的平衡能耗和时间跨度.

调度算法 ETU_GA 选择不同能耗转换因子时的比较.使用不同数量级的转换因子表示能耗时间转换关系的大小,选取数量级分别为 10^{-1} 、 10^0 以及 10^2 作为小、中、大三类转换因子.

实验表明,在执行时间跨度上,转换因子数量级为 10^{-1} 时最优, 10^1 时最劣.由于数量级 10^2 时较重视能耗的优化,在后期造成局部收敛,导致较大执行时间跨度.在资源总能耗上,数量级 10^{-1} 与 10^2 时较优, 10^1 时最劣.由此可知,数量级 10^{-1} 时与其他数量级的转换因子相比,在执行时间跨度和资源总能耗都相对较小.因此,数量级 10^{-1} 时的能耗转换因子,在使用能耗时间归一遗传算法解决云计算环境下能耗感知的任务调度问题时更为有效.

5 结束语

在云计算环境下,本文同时考虑任务时间跨度

及资源总能耗,提出了两种能耗感知的遗传任务调度算法,分别使用能耗时间归一和能耗时间双适应度的方法定义适应度函数、选择个体,并通过使用动态电压缩放技术(DVS)来降低系统总能耗.仿真实验证明,这两种任务调度算法能够更有效地优化任务执行时间跨度及资源能耗.

参考文献:

- [1] 过敏意. 绿色计算:内涵及趋势[J]. 计算机工程, 2010, 36(10):1-7.
- [2] Bui V, Norris B, Huck K, et al. A component infrastructure for performance and power modeling of parallel scientific applications[C]// Proc of CBHPC'08. Karlsruhe, Germany: [s. n.], 2008.
- [3] Khan S, Ahmad I. A cooperative game theoretical technique for joint optimization of energy consumption and response time in computational grids[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2009, 20(3):346-360.
- [4] Guzek M, Pecero J, Dorrosoro B, et al. A cellular genetic algorithm for scheduling applications and energy-aware communication optimization[C]// International Conference on High Performance Computing and Simulation (HPCS). France: IEEE, 2010:241-248.
- [5] 陈晶,潘全科. 求解独立任务调度问题的改进粒子群算法[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(1):151-158.
- [6] 李建锋,彭舰. 云计算环境下基于改进遗传算法的任务调度算法[J]. 计算机应用, 2011, 31(1):184-186.
- [7] 彭蔓蔓,徐立超,王颖. 异构多核处理器的任务分配及能耗的研究[J]. 计算机研究与发展, 2010, 27(5): 1729-1731.
- [8] GAN Guo-ning, HUANG Ting-lei, GAO Shuai. Genetic simulated annealing algorithm for task scheduling based on cloud computing environment[C]// International Conference on Intelligent Computing and Integrated Systems (ICISS), Guilin, China: IEEE, 2010: 60-63.
- [9] Kolodziej J, Khan S, Xhafa F. Genetic algorithms for energy-aware scheduling in computational grids[C]// 2011 International Conference on P2P, Parallel, Grid, Cloud and Internet Computing, Barcelona, Catalonia, Spain: IEEE, 2011:17-24.
- [10] 俞莉花,曾国荪. 异构计算中的时间与能耗优化执行方法[J]. 计算机科学. 2011, 38(10):285-290.

作者简介:



英昌甜 女, (1989—), 硕士研究生. 研究方向为网格调度算法, 云计算.

于 炯 男, (1964—), 博士生导师, 教授. 研究方向为分布式计算.

杨兴耀 男, (1984—), 博士研究生. 研究方向为数据库、分布式计算.