

迁移工作流系统中基于 Pareto 的服务主体优选

程秋云, 韩芳溪

(山东大学 计算机科学与技术学院, 山东 济南 250061)

(chengyunyue@mail.sdu.edu.cn)

摘 要:建立了服务主体优选的数学模型,采用 Pareto 遗传算法对多目标问题进行优化,给出了适用于该模型的操作算子,并提出了在最优解集中选取决策方案的算法。实验结果表明,该方案效果明显优于文献[3]中给出的解决方案。

关键词:迁移实例;服务主体;遗传算法;Pareto 优化;负载均衡

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Preferential choice of service provider based on Pareto in migrating workflow system

CHENG Qiu-yun, HAN Fang-xi

(School of Computer Science & Technology, Shandong University, Jinan Shandong 250061, China)

Abstract: This paper combined Pareto optimization and genetic algorithm, built a mathematic model to describe the preferential choice of service provider, used the Pareto genetic algorithm to optimize the multi-objective problems, presented the suitable ways of initializing the population, selection, crossover, mutation for the model and got a Pareto optimal set. Also it gave the arithmetic for selecting the solution among optimal set according to the status of service provider. The results of experiments show that this algorithm can make the system resources more efficient than that introduced in reference [3].

Key words: migrating instance; service provider; genetic algorithm; Pareto optimization; load balancing

0 引言

迁移工作流是近年来工作流管理研究的一个新方向。文献[1]给出了一个迁移工作流管理系统框架,该框架由一个迁移工作流管理机和若干个建立友好信任关系的局域网组成。迁移工作流管理机执行工作流引擎,每个局域网由一个停靠站服务器和若干个与其相连的工作机组成。停靠站服务器的核心任务是按照一定的优选机制为迁移实例选择合适的工作机,使迁移实例(migrating instance, mi)迁移到相应的工作机执行所携带的任务^[2]。工作机优选的目的是平衡系统负载,进而使系统性能最优。

文献[3]基于模糊综合评判决策原理讨论了迁移工作流系统中服务主体即工作机的优选机制,在所有满足迁移实例资源要求的工作机中选择较优的工作机执行此任务。文中抽取服务主体优选机制中的因素集、为各因素分配相应的权重并提出了对服务主体进行优选的算法。但是由于模糊算子的多样性和权因子确定的主观性,使该算法在实际使用中难以操作,且不能保证系统负载均衡,资源利用率不高。

针对上述问题,本文将 Pareto 优化与遗传算法进行有机结合,提出了一个基于 Pareto 遗传算法的服务主体优选机制,该机制借鉴生物自然选择和自然遗传学机理上的迭代自适应性^[4,5],将迁移实例在工作机上的运行状态进行编码,采用 Pareto 遗传算法优化多目标问题,模拟生物的进化过程对迁移域中的工作机进行优选,然后在 Pareto 最优解集中选取与当前状态最相近的解作为决策方案,该方案可使迁移域中资源得到充分的利用,使系统达到负载均衡,避免出现部分工作

机饱和而其他工作机空闲的情况。

1 服务主体优选问题的数学模型

定义 1 迁移实例的迁移域($domain(mi)$)是指满足迁移实例资源和服务要求的工作机集合。 $domain(mi)$ 的大小 $domain_num(mi)$ 为 mi 的迁移域中的工作机数。

停靠站服务器管理一组工作机,并为 mi 指定工作位置。在停靠站服务器管理的工作机中,并不是所有的工作机都能满足 mi 的运行需求,服务器需要在 mi 的迁移域中为其寻找一台最适合的工作机,以维持迁移域的负载平衡,提高系统资源的利用率。为此,服务主体的优选机制需要满足以下目标:

- 1) 迁移域中每台工作机的资源占有率最小;
- 2) 迁移域中总资源的平均占有率最小,使已有的资源能够为更多的迁移实例服务。

在此,需要同时考虑迁移域中各个工作机的资源占有率和总资源的平均占有率,是一个多目标优化问题。

设当前欲迁移 mi 的迁移域中有 m 台工作机, $n-1$ 个 mi 正在运行,由上可得目标函数:

$$\text{Min } G_i = \sum_{j=1}^n S_{ij} C_{mj} / A_i, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

$$F = \sum_{i=1}^m G_i / m$$

s. t.

$$\sum_{i=1}^m S_{ij} = 1, \quad j = 1, 2, \dots, n$$

$$S_{ij} = 0, 1$$

收稿日期:2006-08-01;修订日期:2006-10-16 基金项目:山东省基金项目(003090309)

作者简介:程秋云(1983-),女,河南焦作人,硕士研究生,主要研究方向:迁移工作流、智能计算;韩芳溪(1964-),男,山东潍坊人,副教授,主要研究方向:计算机网络、智能计算、工作流管理。

其中:

G_i 为工作机 S_i 的资源占有率;

F 为迁移域中总资源的平均占有率;

S_{ij} 为第 j 个迁移实例在工作机 S_i 上的运行状态, $S_{ij} = 0$,

1, 当迁移实例 j 在 S_i 上运行 $S_{ij} = 1$, 否则 $S_{ij} = 0$;

C_{mj} 为第 j 个迁移实例所占系统资源, n 为迁移实例个数, $j = 1, 2, \dots, n$;

A_i 为工作机 S_i 的总资源。

由于同一时刻一个迁移实例只能在一台工作机上运行, 所以约束条件要求所有工作机上同一个 mi 的状态和为 1。

2 服务主体优选的 Pareto 遗传算法

服务主体优选问题中, 用 SGA 求出的最优解的编码状态可能与当前迁移域中迁移实例的运行状态差异很大, 如果按此编码为 mi 分配工作机, 将会引起大量已运行的 mi 进行二次迁移, 反而加重了系统负载。Pareto 遗传算法通过代表整个解集的种群进化, 以内在并行的方式搜索多个非劣解——Pareto 最优集。决策者可以依据当前迁移实例的运行状态在多个非劣解中选择决策方案^[6], 尽可能的避免已运行迁移实例的二次迁移。服务主体优选问题的 Pareto 遗传算法中除了包括 SGA 中的选择、交叉、变异算子, 还包括了其特有的 Pareto 解集保持机制、精华保留策略、排除非法解和选择决策方案算子。

2.1 迁移实例的编码

算法的目的是使到达停靠站服务器的迁移实例按照一定的优选机制迁移到相应的工作机上执行, 因此染色体编码必须指明每个迁移实例的工作位置。

设第 i 台工作机为 S_i , 如果第 j 个迁移实例在 S_i 上运行, 则 $S_{ij} = 1$, 否则 $S_{ij} = 0$, 因此所有迁移实例在整个迁移域中的运行状态可用长度为 $m \times n$ 的 0、1 串表示。染色体的编码方案如图 1 所示。

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|----------|----------|----------|---------|----------|----------|----------|----------|---------|----------|----------|----------|---------|----------|---------|----------|----------|----------|---------|----------|
| S_{11} | S_{12} | S_{13} | \dots | S_{1n} | S_{21} | S_{22} | S_{23} | \dots | S_{2n} | S_{31} | S_{32} | \dots | S_{3n} | \dots | S_{m1} | S_{m2} | S_{m3} | \dots | S_{mn} |
| 0 | 1 | 0 | \dots | 0 | 1 | 0 | 0 | \dots | 1 | 1 | 0 | \dots | 0 | \dots | 0 | 0 | 1 | \dots | 1 |

图1 迁移实例的编码

2.2 初始种群的构造

构造初始种群的方法通常有两种: 一种是采用完全随机的方法, 适合于无任何先验知识的情况; 另一种是将先验知识转化为必须满足的一组要求, 然后在满足这些要求的解中再随机地选取样本^[6]。由于当前已运行迁移实例的迁移域不尽相同, 所以本文采用第二种方法。

在待分配工作机的迁移实例的迁移域中, 并不是所有的工作机都能满足已运行 mi 的服务和资源需求, 已运行 mi 只能迁移到属于自己迁移域的工作机上。当 $domain_num(mi)$ 为 1 时, mi 只能在当前工作机上执行, 不能进行迁移。其对应的染色体编码的位置在整个遗传算法过程中始终为 1。将这些固定点单独考虑可以降低产生非法解的概率, 避免不必要的操作, 减少计算量, 优化算法。

定义 2 固定点指染色体编码中状态始终为 1 的点。由当前工作机组中迁移域的大小 $domain_num(mi)$ 为 1 的迁移实例及其工作位置决定。

由于固定点在编码中的位置状态始终为 1, 所以首先需确定固定点的编码, 然后再使用随机函数 $rnd(1, m \times n)$ 产生一批随机数依次填入其余的位置形成染色体。重复执行 N 次产生初始种群。

2.3 适应度函数的设计

本文采用 Pareto 排序方法^[6,7]来设计适应度函数。这是一

种基于秩的适应度函数形式, 先将多目标函数值组成一个向量表示一个个体, 如果个体 x_i 在 t 代有 p_i^t 个个体优于它, 那么它的秩就是: $rank(x_i, t) = 1 + p_i^t$; 所有的非劣解的秩都为 1。

适应度的计算按下述步骤进行:

1) 计算每个值向量的秩;

2) 根据各点的秩对个体进行排序;

3) 按线性插值的方法计算个体适应度, 序位为 1 者为最优个体;

4) 将具有相同秩的各点适应度值进行平均, 这样它们将具有相同的被选中的概率。

2.4 选择操作

选择方式采用随机通用采样^[7]。此方法结合了标准轮盘赌的轮盘和均匀分布且个数等于所需规模的旋转指针, 保证了每个染色体在下一代中复制的次数与其期望值相差不大, 提供了零偏差和最小个体扩展^[6,7]。

2.5 交叉操作

由于固定点的状态不能改变, 所以固定点不能参加交叉操作。在固定点集合中随机取几个点, 将它们之间编码互换即可。

迁移实例运行状态交叉运算:

1) 根据初始种群, 确定所有固定点集合 N_s ;

2) 从 N_s 中任意选择 k 个固定点, k 为随机数且 $k < |N_s|$;

3) 将 k 个固定点之间的变量连续地相互交换得到杂交染色体。

如图 2 所示, 图中灰色位置为被选中的固定点。

| | | | | | | | | | | | | |
|-----|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 父代1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 |
| 父代2 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 子代1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 子代2 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 |

图2 基于固定点的交叉运算

2.6 变异操作

由于染色体编码表示的是所有 mi 的运行状态, 每个编码中符号 1 的总和必须等于当前迁移实例的个数, 且固定点不能参加变异, 所以对此二进制编码不能简单地采用变量反转的变异方法。在此使用的是换位变异, 算法如下:

1) 从所有位置集合 N 中去除固定点集合 N_s , 得可变异节点集合 N_c , $N_c = N - N_s$;

2) 在 N_c 中随机取两点 S_{ij}, S_{kl} , 交换两点状态。

对于 (S_{ij}, S_{kl}) , 将会出现四种情况: $(0, 1)$ 、 $(1, 0)$ 、 $(1, 1)$ 、 $(0, 0)$, 其中选择 $(1, 1)$ 、 $(0, 0)$ 的情况下变异将失效, 所以针对二进制编码的换位变异需将初始变异概率 p_m 扩展一倍。

2.7 Pareto 解集保持机制和精英保留策略

现有的大多数方法只能确定每代中的 Pareto 解, 并没有机制能够确保进化过程中产生的 Pareto 解一定进入下一代, 因此, 一些 Pareto 解可能在进化过程中消失, 所以在此引入了 Pareto 解集的保持机制和精英保留策略。

Pareto 解集是一组非劣解的集合。每一代中, Pareto 解集通过删除所有被支配解和加入新产生的 Pareto 解进行更新。对于新生成的染色体, 如果它优于部分 Pareto 解, 则将其加入 Pareto 解集中, 并将解集中被其支配的解删除; 如果它不优于解集中的任何解也不被任何解支配, 则把它加入 Pareto 解集中^[7]。

要使 Pareto 解进入下一代, 则在生成子代时先在 Pareto 解集中随机选取 N_{elite} 个个体, 然后根据遗传算法基本操作选

出 $N - N_{elite}$ 个个体,将选出的两个集合合并构成 N 个个体的种群^[7],从而保证了每代产生的非劣解能够进入下一代并且避免了早熟现象。

2.8 排除非法解

由于之前只考虑了迁移域个数为 1 的迁移实例,在求出的 Pareto 最优解集中某些解的编码状态有可能与其余迁移实例的迁移域冲突,即非劣解显示已运行的 mi 将要迁移到它的迁移域之外的工作机上运行。这些引起冲突的解是非法的,需要把这些非劣解从 Pareto 最优解集中移去。算法如下:

设第 k 个 mi 的迁移域为 $domain(mi)$, Z_k 为非劣解, $E(t)$ 为 Pareto 最优解集;

- 1) For all $Z_k \in E(t)$ do
- 2) If $\exists S_{jk} = 1 \wedge j \notin domain(mi)_k$
then $P(t) = P(t) - \{Z_k\}$;
else $P(t)$ 保持不变

2.9 选择决策方案

在剩余的 Pareto 解集中,找到一个与当前工作机组中迁移实例运行状态最一致的染色体作为决策解,尽可能的避免已运行迁移实例的二次迁移。

- 1) 用长度为 $m \times n$ 的数组 Z_0 表示当前迁移域中的运行状态;
- 2) 分别计算每个非劣解 Z_k 与 Z_0 的海明距离 $d_H(Z_0, Z_k)$;

- 3) 海明距离最小的非劣解即为最优解。

依据最优解的染色体编码,将所有的迁移实例按照编码所示迁移到相应的工作机即可。此即完成了对服务主体的优选。

综上所述,服务主体优选的 Pareto 遗传算法可描述为:

设第 k 个迁移实例的迁移域大小为 $domain_num(mi)_k$, 最大允许进化代数 Gen_max ;

- 1) 确定固定点:
if $domain_num(mi)_k = 1$, 取此工作机号, 假设为 j , 则 $S_{jk} = 1$;
- 2) 固定点符号不变, 其他位置随机产生, 初始化种群 $P(t)$, $t = 0$;
- 3) 得到 Pareto 解集 $E(t)$, 计算 $P(t)$ 的适应度;
- 4) while $t < Gen_max$ do
{ 对 $P(t)$ 进行选择, 交叉, 变异, 精英保留操作;
 $t++$; 更新 Pareto 解集 $E(t)$ };
- 5) 得到 Pareto 最优解集 $E(t)$, 排除非法解, 选择决策方案。

3 算法验证

实验环境由 5 台工作机组组成, 配置为 $[1.7256], [2.4512], [1.4256], [2.0512], [1.8256]$, 其中的数值表示 CPU 主频和

内存大小。取种群规模为 100, 选择概率 $p_c = 0.7$, 变异概率 $p_m = 0.15$, 进化代数 150, Pareto 解集规模为 50。在此采用 CPU 使用率来验证算法对整个系统性能的影响。

用变异系数来表示系统中各工作机节点间的负载差异:

$C \cdot V = S/\bar{X}$, $C \cdot V$ 为变异系数, S 为负载的标准差, \bar{X} 为负载的平均值。

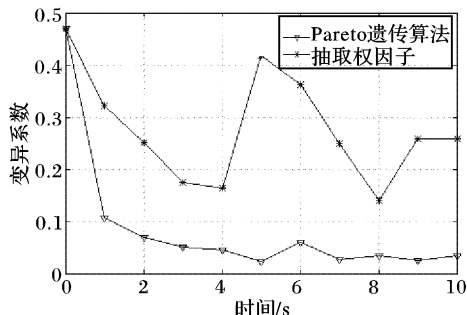


图3 系统 CPU 负载的变异系数曲线

图3 为系统 CPU 负载的变异系数曲线。图中结果显示, Pareto 遗传算法的 CPU 资源负载平衡度明显优于文献[3]中提出的抽取权因子的服务主体优选算法。如果再考虑其他因素, 只需依据这些因素确定相应的目标函数即可。

4 结语

本文将遗传算法用于服务主体优选机制中, 并用 Pareto 方法对多目标问题进行优化, 充分利用了遗传算法搜索全局最优解的特点, 保证迁移实例的工作位置最优。迁移实例所用资源 C_{mi} 和系统的总资源 A_i 可分别由停靠站服务器的信息和工作机配置得到。在今后的工作中, 将进一步优化数学模型, 改进操作算子, 最大化地提高系统资源的利用率。

参考文献:

- [1] 曾广周, 党研. 基于移动计算范型的迁移 workflow 研究[J]. 计算机学报, 2003, 26(10): 1343-1349.
- [2] 杨公平, 曾广周, 卢朝霞. 迁移 workflow 系统中停靠站服务器的设计与实现[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(19): 111-112.
- [3] 杨公平, 曾广周, 卢朝霞. 迁移 workflow 系统中的服务主体优选机制研究[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(30): 18-19.
- [4] HOLLAND JH. Adaptation in natural and artificial systems[M]. Ann Arbor: University of Michigan Press, 1975.
- [5] GOLDBERG DE. Genetic algorithms in Search, optimization, and machine learning[M]. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.
- [6] 王小平, 曹立明. 遗传算法—理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2004.
- [7] 玄光男, 程润伟. [M]. 遗传方法与工程优化. 于敬杰, 周根贵译. 北京: 清华大学出版社, 2004.

(上接第 359 页)

法使峰值信噪比有轻微的降低, 但编码所用的时间提高 2 倍之多。编码时间的提高是因为降低了运动估计中参考帧选择时的计算复杂度, 所以这在一定程度上也导致了 PSNR 有 0.01dB ~ 0.08dB 的降低和比特率略微的提高, 但从主观上看, 它们的变化对视觉的影响并不大。

参考文献:

- [1] Joint Video Team(JVT) of ISO/IEC MPEG and ITU-T VCEG. Draft ITU-T Recommendation and Final Draft International Standard Joint Video Specification (ITU-T Rec. H. 264 (E) ISO/IEC 14496-10 AVC)[Z]. March 2005.
- [2] RICHARDSON I. H. 264 and MPEG-4 video compression, video

coding for next-generation multimedia[Z]. Wiley, UK, 2003.

- [3] HUANG Y-W, HSIEH B-Y, WANG T-C, et al. Analysis and reduction of reference frames for motion estimation MPEG-4 AVC/JVT/H. 264 [A]. IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing[C]. 2003. 145-148.
- [4] HE ZL, LIU M. A High Performance Fast Search Algorithm for Block Matching Motion Estimation[J]. IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol, 1997, 7(10): 826-828.
- [5] (美) WANG Y, OSTERMANN J, ZHANG Y-Q. 视频处理与通信[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.