

# 基于改进的花授粉算法的虚拟机分配策略

田海梅<sup>1</sup>, 徐胜超<sup>2</sup>

(1. 金陵科技学院计算机工程学院, 南京 211169; 2. 广州华商学院数据科学学院, 广州 511300)

**摘要:** 构造绿色云数据中心的两个主要目标是低能量消耗与物理资源利用效率的充分利用, 为此需要采用虚拟机分配策略来完成优化。本文提出了基于改进花授粉算法的虚拟机分配策略(Flower pollination algorithm based virtual machine allocation, FPA-VMA)。FPA-VMA 中一朵花或一个配子就对应于虚拟机映射到物理主机分配优化问题中的一个解; 并且描述了云数据中心云客户端的资源请求模型和多维物理资源的能量消耗模型。FPA-VMA 在花授粉的动态切换概率阶段的策略可以平衡全局最优解搜索和局部最优解搜索之间的切换, 同时改善资源分配的全局收敛能力。真实的虚拟机数据的访问测试结果表明: FPA-VMA 比常见的虚拟机分配优化策略有更低的能量消耗和更高的物理资源利用效率。

**关键词:** 虚拟机分配; 花授粉算法; 低能量消耗; 动态切换概率; 云数据中心

**中图分类号:** TP393.4      **文献标志码:** A

## Improved Flower Pollination Algorithm Based Virtual Machine Allocation Approach in Cloud Data Centers

TIAN Haimei<sup>1</sup>, XU Shengchao<sup>2</sup>

(1. School of Computer Engineering, Jinling Institute of Technology, Nanjing 211169, China; 2. School of Date Science, Guangzhou HuaShang College, Guangzhou 511300, China)

**Abstract:** For a cloud data center, minimizing resource wastage and increasing resource utility efficiency are two important aims. So an efficient virtual machine allocation strategy is necessary. A flower pollination algorithm based virtual machine allocation (FPA-VMA) approach is proposed. In FPA-VMA, the plant has only one flower, and each flower produces only one pollen gamete. The flower and pollen gamete are similar to the virtual machine and physical machine in cloud data center. The cloud client resource requesting model and the multi-dimensional resource energy consumption model are also analyzed and described. FPA-VMA uses a strategy which is called dynamic switching probability (DSP). DSP finds a near optimal solution quickly and balances the exploration of the global search and exploitation of the local search, thus improving the global convergence of FPA-VMA. Experimental results on the real virtual machine workloads show that FPA-VMA has better performance in resource wastage and energy consumption compared with previous VMA strategies.

**基金项目:** 广州华商学院校内导师制科研基金(2020HSDS04, 2021HSDS15)资助项目; 金陵科技学院博士启动基金(JIT-B-01)资助项目; 金陵科技学院自然科学基金(208.40410826)资助项目; 江苏省现代教育技术研究课题(62636)资助项目; 广东省高等学校质量工程特色创新基金(2021KTSCX167)资助项目。

**收稿日期:** 2021-02-23; **修订日期:** 2021-03-21

**Key words:** virtual machine allocation; flower pollination algorithm; low energy consumption; dynamic switching probability; cloud data center

## 引 言

低能量消耗与高服务质量是绿色云数据中心的主要性能目标,目前国内外的研究主要采用虚拟机迁移技术来达到这2个目标<sup>[1-3]</sup>。虚拟机迁移的过程非常复杂,涉及物理主机负载检测、虚拟机选择与虚拟机重新分配及优化等3个阶段。虚拟机分配及优化阶段是最重要的一个阶段,属于多目标优化问题或者装箱问题<sup>[4]</sup>,它没有最优解,只能在目标函数中得到一定程度的最优,目前针对虚拟机分配及资源优化过程有很多智能算法对其进行优化,例如遗传算法<sup>[5]</sup>、贪心算法<sup>[6]</sup>、粒子群优化算法<sup>[7]</sup>、蚁群算法<sup>[8]</sup>、强化学习优化算法<sup>[9]</sup>、萤火虫群优化算法<sup>[10]</sup>以及蛙跳算法<sup>[11]</sup>等。这些智能优化方法都不同程度地存在早熟和收敛速度慢的问题,同时已有的智能虚拟机分配算法在硬件上往往都只考虑了一维的因素(处理器的温度或者主频,内存利用率或者磁盘大小),其实云数据中心的能量消耗模型是一个多维的非线性数学模型,需要综合考虑多个因素;另外云客户端的资源访问模型也需要重新设计。基于此,本文提出了新型的虚拟机分配及优化策略。花授粉算法(Flower pollination algorithm, FPA)也是近年来新提出的一种解决多目标优化的智能算法,它将局部最优解搜索和全局最优解搜索结合起来,具有良好的性能。针对上述虚拟机分配及优化的特点和花授粉算法的比较,本文提出了云数据中心基于花授粉算法优化的虚拟机分配策略(Flower pollination algorithm based virtual machine allocation, FPA-VMA)。

## 1 花授粉算法与虚拟机分配

### 1.1 花授粉算法

目前关于花授粉算法的文献比较多<sup>[12-14]</sup>,它是一种模拟生物的交叉授粉的智能算法,具有参数少、实现简单和容易调节的优点,已经广泛应用到NP-hard的多目标组合优化领域。某些研究者已经实现了花授粉算法的离散搜索和连续搜索空间,结论表明它比其他常见的智能算法性能优异。

花授粉算法在理想的情况下包括下面4个步骤:(1)带花粉的传粉者通过莱维Levy飞行进行的全局授粉过程;(2)非生物自花授粉的局部授粉过程;(3)花的常性可以被认为是繁衍概率,繁衍概率与参与的两朵花的相似性成比例关系;(4)转换概率 $p \in [0, 1]$ 控制全局授粉和局部授粉之间的转换,由于物理上的邻近性和风等其他因素的影响,在整个授粉活动中, $p$ 是局部授粉一个非常重要的部分。

假设每颗显花植物只开一朵花,且每朵花仅产生一个花粉配子。因此一朵花或一个配子就对应于优化问题中的一个解,类似于虚拟机到物理主机的映射与分配。基于以上阐述,文献[15]描述了基本的花朵授粉算法实现步骤。

### 1.2 FPA-VMA 工作环境

云计算环境下分配可用的资源给云客户端具有各种不同的模式,这些模式都可以被认为是针对云数据中心资源池的一种基于服务的访问,虚拟机技术是将云客户端的请求封装成虚拟机的形式来分配与访问。图1显示了FPA-VMA分配优化策略所运行的资源分配模型,它由3个主要步骤组成:(1)云客户端提交请求;(2)服务提供者处理请求;(3)云数据中心资源分配与管理。

图1中,首先云客户端提交请求到云服务提供者,代理将返回该结果到右边的云数据中心资源管理模块。云资源管理将查询该请求,与可用资源池的资源进行比较,并作出决策。云资源管理对云客户

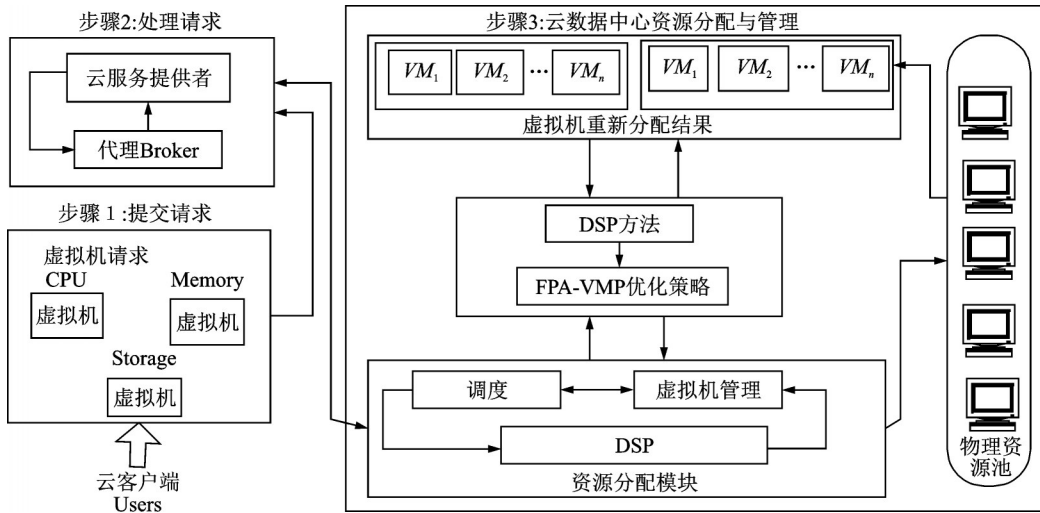


图1 FPA-VMA优化的绿色云计算框架

Fig.1 Optimized green cloud computing framework of FPA-VMA

端请求的接受都是基于系统的资源可用性,如果超过了资源的可用能力,云资源管理将会把该请求传递到资源分配模式,寻找全局可用资源,该资源分配方法被传递到资源管理模块,里面包含了FPA-VMA等虚拟机分配与优化的相关操作。

### 1.3 FPA-VMA 数学建模

#### 1.3.1 云客户端请求模型

云客户端请求资源通过代理或者云服务提供者来请求各种应用。云客户端的请求可以定义为  $VM_s$ , 定义用户的请求为  $UR$ 。  $UR$  按照先来先服务的方式来访问云数据中心的物理资源。  $A_i$  表示虚拟机  $VM_s$  的组成部分。虚拟机的组成部分包括:处理器需求  $\alpha_s^i$ ; 内存需求  $\beta_s^i$ ; 磁盘空间需求  $\gamma_s^i$ , 其中  $i$  和  $s$  表示资源的数量和它们各自的资源提供能力。因此,可以把资源请求表示为  $A_i \subset UR$  并且  $\alpha_s^1, \beta_s^1, \gamma_s^1 \subset A_i$ , 故有

$$\alpha_s^1, \beta_s^1, \gamma_s^1 \subset A_i \subset UR \text{ 且 } \alpha_s^1, \beta_s^1, \gamma_s^1 \subset UR$$

所以当云客户端只发送1个请求到1个资源之上时,可以表示为

$$UR^1 = A_i \tag{1}$$

当  $i = 1$  时,  $UR^1$  则表示了资源的需求只有1个,即

$$A_i = \alpha_s^1 + \beta_s^1 + \gamma_s^1 \tag{2}$$

如果客户端的请求超过1个时,可以表示为

$$UR^n = \sum_{i=1}^n A_i = A_1 + A_2 + \dots + A_n = (\alpha_s^1 + \beta_s^1 + \gamma_s^1) + (\alpha_s^2 + \beta_s^2 + \gamma_s^2) + \dots + (\alpha_s^n + \beta_s^n + \gamma_s^n) \tag{3}$$

$$UR^n = \sum_{i=1}^n (\alpha_s^i) + \sum_{i=1}^n (\beta_s^i) + \sum_{i=1}^n (\gamma_s^i) \tag{4}$$

#### 1.3.2 云数据中心能量消耗模型

假设云数据中心中所有虚拟机集合为  $VM = \{VM_i, i = 1, 2, 3, \dots, n\}$ , 它们将被分配到多个物理主机  $PM_j$  之上,  $PM = \{PM_j, j = 1, 2, 3, \dots, m\}$ 。每个虚拟机的多维资源需求都按照  $d$  维的向量来表示<sup>[16]</sup>,  $VM_i = (A_{i,1}, A_{i,2}, \dots, A_{i,d})$ , 其中  $A_{i,s}$  为虚拟机  $VM_i$  的资源请求向量。类似地,每个物理主机的多

维资源提供能力也可以按照  $d$  维的向量来表示<sup>[17]</sup>,  $PM_j = (B_{j,1}, B_{j,2}, \dots, B_{j,d})$ , 其中  $B_{j,s}$  为物理主机  $PM_j$  的资源能力提供向量。本文描述的 FPA-VMA 策略中各种物理主机资源主要包括 CPU 资源、内存资源和磁盘空间, 因此这里  $d = 3$ 。

虚拟机分配与优化都有开始时间和结束时间, 每个虚拟机  $VM_i$  在一个固定的时间  $S_{i_j}$  开始, 需要一个执行时间  $E_{i_j}$ , 因此整个虚拟机分配的时间跨越可表示为  $S_{i_j} + E_{i_j}$ 。整体来讲云数据中心的资源分配问题有下列约束条件: (1) 所有资源必须有能力提供给云客户端的请求; (2) 所有的虚拟机的资源请求必须小于等于整个物理主机的资源提供能力; (3) 假设  $a_j(t)$  是被分配到  $PM_j$  上的一个虚拟机, 则每个虚拟机只能分配到一个具体的物理主机上; (4) 对于  $\forall s = 1, 2, \dots, d$ , 有

$$\sum_{VM_i \in a_j(t)} A_{i,s} \leq B_{j,s} \quad (5)$$

假设一个最优的虚拟机分配方式  $R^A$  为二元组  $(VM_i, PM_j)$ ,  $\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, \exists j \in \{1, 2, \dots, m\}$ ,  $R^A$  目标函数是尽量地提高整体物理资源的利用效率 ( $RU^{DC}$ ), 同时降低整体云数据中心的能量消耗 ( $DC_U^{\text{Energy}}$ )。首先必须试图最大化单台物理主机的资源利用效率  $RU_j^d$ , 有

$$RU_j^d = \frac{\sum_{i=1}^n \rho_j^i \times VM_i^d}{PM_j^d} \quad \forall d \in \{\alpha_s^1, \beta_s^1, \gamma_s^1\} \quad (6)$$

则整个云数据中心物理主机的资源利用效率为

$$RU^{DC} = \int_{t_1}^{t_2} \frac{\sum_{j=1}^m RU_j^d \alpha_s^1 + \sum_{j=1}^m RU_j^d \beta_s^1 + \sum_{j=1}^m RU_j^d \gamma_s^1}{|d| \sum_{j=1}^m \rho_j^i} dt \quad (7)$$

式中  $\rho_j^i = \begin{cases} 1 & UR \text{ assigned to } A_i \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$ 。

假设每个  $PM_j$  都可以容纳任何虚拟机, 而且物理主机的能量消耗模型变量  $P(t)$  具有线性关系<sup>[18]</sup>, 云数据中心的能量消耗模型的部分参数可描述为

$$EC_j = \int_{t_1}^{t_2} P(U(t)_j) dt \quad PM_j \in P \quad (8)$$

式中:  $U(t)_j$  表示在给定时刻  $t$  的物理资源利用效率;  $EC_j$  为物理主机  $PM_j$  在  $[t_1, t_2]$  内的能量消耗,  $i \in \{1, 2, \dots, n\}, j \in \{1, 2, \dots, m\}, t \in [0, T]$ 。整个云数据中心的能量消耗模型可以描述为

$$DC_U^{\text{Energy}} = \sum_{j=1}^m EC_j \quad (9)$$

综上所述, 整个云数据中心的资源利用效率  $UR$  的最大值  $R^A$  和整个云数据中心的能量消耗利用效率可以描述为

$$\text{Maximize} \Rightarrow RU^{DC} \quad \forall d \in \{\alpha_s^1, \beta_s^1, \gamma_s^1\} \quad (10)$$

$$\text{s.t. Minimize} \Rightarrow DC_U^{\text{Energy}} \quad (11)$$

## 2 FPA-VMA 策略描述

### 2.1 FPA-VMA 简介

IAAS 云平台的异构性导致虚拟机规模越来越大, 因此虚拟机资源分配算法需要的时间也越来越长。本文提出一种基于问题特征的搜索操作来重新设计花授粉算法中的动态切换概率 (Dynamic

switching probability, DSP)过程,以便适应云数据中心的能量消耗模型,同时改善整个物理资源的利用效率。

本文的FPA-VMA在局部搜索办法中也需要授粉者,其目的是为了在算法规定的搜索空间内快速搜索和寻找到局部最优解。第一步主要是对目标函数的当前解进行改进,只要满足约束条件的问题解都可以算是一个当前解,对每一个生成的当前解而言,它们之间必须有一个差异值,用来体现这些当前解是如何满足全局的目标函数需求。云数据中心的资源分配的总体目标是把客户端的 $n$ 个虚拟机请求分配到 $m$ 个可用的物理主机资源之上,以便在采用最小的物理资源条件下完成用户的需求。

## 2.2 初始化阶段

FPA-VMA的第一阶段是初始化,根据目标函数的当前解,发现一个可能的局部解,只要满足目标函数约束条件的资源分配办法,都可以认为是一个局部最优解。云客户端使用能量感知的目标函数来代替随机的资源分配办法,这样可以尽量地提高物理资源的利用效率。如果当前的需求不能满足,FPA-VMA优化算法将继续进行下一步。整个过程反复迭代,直到指定的时间到达或者寻找到全局最优的资源分配办法,此时的资源分配办法是在最后种群中最好的花。算法1为FPA-VMA优化算法中目标函数 $R^A$ 的初始化过程,按照1.3节所描述的云数据中心的能量消耗模型来完成资源的分配<sup>[19]</sup>。

### 算法1 目标函数初始化

- (1) For each PM  $\in$  collection of PMs do
- (2) Utilization of PM: = PM.getUtilization of PM (CPU; Memory; Storage)
- (3) Power of PM: = getPower (PM.getUtilization of CPU)
- (4) Power of PM: = getPower (PM.getUtilization of Memory)
- (5) Power of PM: = getPower (PM.getUtilization of Storage)
- (6) Energy of datacenter: = Energy of datacenter + power of PMs (CPU; Memory; Storage)
- (7) End for
- (8) Evaluation value (Pollen): = 1.0/ power of datacenter

## 2.3 全局搜索策略阶段

在全局搜索阶段,资源分配办法 $X_i$ 相当于是一个花针对花粉配子的映射。传粉者需要查找整个搜索空间,发现最优的当前位置。因此全局最优解适应于生物和交叉传粉者,因为它们遵循的是Levy莱茵飞行规则,可以更加有效地飞行很远的距离。在大规模的空间搜索过程中,Levy莱茵飞行规则比Brownian布朗运动更加高效,该过程可以表示为<sup>[19]</sup>

$$X_i^{t+1} = X_i^t + L(\lambda)(g^* - X_i^t) \quad (12)$$

式中 $X_i^t$ 表示花粉在迭代过程中 $t$ 时刻的资源分配办法。当前的资源分配办法在所有可能的问题解中寻找最优解 $g^*$ 。 $L$ 是一个参数为 $\lambda$ 的莱茵分布,它用来描述莱茵分布中的范围和移动情况<sup>[19]</sup>,表示为

$$L \sim \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \times \sin\left(\frac{\lambda\pi}{2}\right)}{\pi} \times \frac{1}{s^{1+\lambda}} \quad s \gg s_0 > 0 \quad (13)$$

式中 $\Gamma(\lambda)$ 为标准的Gamma函数。

## 2.4 局部搜索策略阶段

在获得了全局最优解之后,局部搜索阶段是基于FPA花授粉算法的组成部分。FPA-VMA算法进行更高强度的寻找,以便在相邻的结构中寻找更加优秀的问题解。FPA需要局部的花粉来搜索,以更好地探索周边的区域,这样可以增加寻找最优解的机会。因为这个阶段可以从当前解中发现改进的

问题解,局部搜索可以描述为

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \epsilon(X_j^t - X_k^t) \quad (14)$$

式中: $X_i^t$ 和 $X_k^t$ 都为花的花粉,它们之间比较类似,但是它们又属于不同的花的种类; $\epsilon$ 为一个在 $[0, 1]$ 之间的均匀分布,它可以变成一个随机的步长。

## 2.5 动态切换概率阶段

FPA-VMA中,切换概率 $p$ 用来在全局传粉和局部传粉之间切换,这里 $p$ 是一个常量。一般来讲,一个智能优化算法在刚开始执行时,应该多做一些全局搜索,而在最后快结束时尽量少做<sup>[17]</sup>。因此结合花授粉算法的实际情况,本文提出了DSP方法调整两个不同的传粉过程的比例,平衡全局搜索和局部搜索过程。这里增强的切换概率 $p$ 可以修改为

$$p = 0.6 - 0.1 \times \frac{(\text{Max}_{\text{iteration}} - t)}{\text{Max}_{\text{iteration}}} \quad (15)$$

式中: $\text{Max}_{\text{iteration}}$ 为FPA-VMA优化算法的最大迭代次数; $t$ 为当前的迭代次数。算法2为FPA-VMA优化算法步骤。

### 算法2 FPA-VMA 优化算法

Input: PM list, VM, set of parameters

Output: VM allocation

(1) Execute: Objective function Maximize  $\Rightarrow RU^{DC}$

Minimize  $\Rightarrow DC_U^{\text{Energy}}$

(2) Initialize a population of  $n$  flowers/pollen gametes with random solutions

(3) Find the best solution  $g^*$  in the initial population

(4) Define a switch probability  $p = 0.6 - 0.1 \times \frac{(\text{Max}_{\text{iteration}} - t)}{\text{Max}_{\text{iteration}}}$

(5) While ( $t < \text{MaxGeneration}$ )

(6) For  $i = 1 : n$  (all  $n$  flowers in the population)

(7) If  $\text{rand} < p$

(8) Draw a (d-dimensional) step vector  $L(\lambda)$  which obeys a Levy distribution

Global pollination via  $X_i^{t+1} = X_i^t + L(\lambda)(g^* - X_i^t)$

(9) Else

(10) Draw  $\epsilon$  from a uniform distribution in  $[0, 1]$

(11) Randomly choose  $j$  and  $k$  among all the solutions

(12) Do local pollination via

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \epsilon(X_j^t - X_k^t)$$

(13) end if

(14) Evaluate new solutions

(15) If new solutions are better, then

(16) Update them in the population

(17) end for

(18) Find the current best solution  $g^*$

(19) End while



## 2.6 FPA-VMA 时间消耗分析

FPA-VMA 首先以文献[16-17]中的数据作为比较对象,即常见的普通花授粉算法 FPA 和蚁群虚拟机优化策略 ACO 的结果。FPA-VMA、FPA 和 ACO 算法都在类似的参数条件下进行测试,调整循环迭代的次数为(100, 200, 1 000),改变种群的大小为(10, 20, 50)。对于普通的花授粉算法 FPA 而言,切换概率  $p=0.8$ ,迭代的次数为 1 000。对于蚁群优化算法 ACO 中,交叉概率为 0.95,学习参数为  $2^{[20]}$ 。

图 2 显示了 FPA-VMA 优化算法运行时间随着迭代次数变化的实验结果。从结果可以看出,随迭代次数的增加,FPA-VMA 相对其他两种算法运行时间较少,基本保持了线性的缓慢增加。在 FPA-VMA 中,每个花都被描述为  $M$  维的向量,花的搜索空间被限制在  $I$ ,  $I$  在种群个数中已经指定。可以看出 FPA-VMA 优化明显优于普通的 FPA 算法和 ACO 优化算法,主要原因是 FPA-VMA 采用了动态的切换概率策略,提高了算法寻优的效率。

ACO 优化算法在寻最优解上也具有收敛性,尽管如此,出现收敛的时间还是不确定,因为数据都是随机的。综合比较,FPA-VMA 策略在所有函数的测试中具有比较好的性能,其主要原因是 FPA-VMA 在第 4 阶段采用动态切换概率策略,它可以在局部搜索过程和全局搜索过程中调整,很容易发现满足目标函数的局部最优解,而且它还可以加快发现全局最优解的速度。

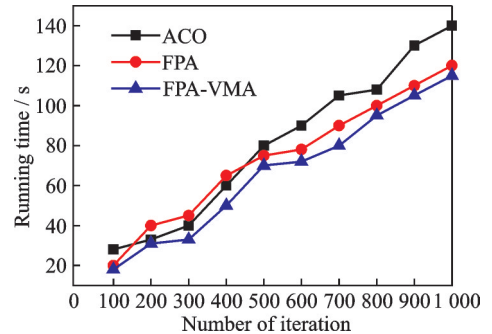


图2 FPA-VMA 优化算法时间分析

Fig.2 Time cost results of FPA-VMA

## 3 FPA-VMA 实验与性能分析

### 3.1 实验环境

因为 FPA-VMA 基于花授粉算法优化的虚拟机分配是在虚拟机迁移过程中运用的,所以进行 FPA-VMA 实验分析必须构造云数据中心的虚拟机迁移场景。本文参考了 Cloudsim 3.0 工具包,同时依据图 1 中的功能模块,实现了基于 Java 语言的云资源管理方法,根据算法 2 在该模块中实现了花授粉算法的优化的代码。表 1 给出了云数据中心的物理主机和虚拟机的参数配置情况,为了描述简单,这些物理主机都是相同的配置。表 2 给出了 FPA-VMA 算法与其他常见的 Benchmark 智能算法的参数设置。

### 3.2 工作负载类型

实验的虚拟机的相关参数都来自最常见的 CoMon project,它是由 Planetlab 实验室开发的一个项目。虚拟机迁移周期设置为 10 min 一次,一共运行 24 h,每次统计 1 天内的能量消耗,在 1 周内重复运行 5 次取平均值,1 周内每天虚拟机请求的个数如表 3 所示,不同的虚拟机尺寸如表 4 所示。

### 3.3 物理资源利用率分析

图 3 显示了各个智能算法优化针对云数据中心的物理主机的处理器资源,内存资源和存储资源的平均利用效率情况,包括云数据中心的活跃物理主机情况也进行了分析。图 4 显示了随着虚拟机请求个数的增加,物理资源利用效率的变化情况。这些实验结果表明,FPA-VMA 策略可以使得云数据中心的物理主机资源平均利用率达到 95.4% 以上。

在相同的软硬配置和虚拟机请求的条件下,GA、ACO、萤火虫优化算法 GSO<sup>[10]</sup>等虚拟机分配优

表1 云数据中心的物理主机和虚拟机的参数设置

Table 1 Parameters of physical host and virtual machine in cloud data centers

云数据中心	参数	参数值
物理主机	内存	8 GB
	磁盘	1 TB
	操作系统	Linux
	网络带宽	1 TB/s
	处理器	Intel CoreTM i7
	虚拟机管理器	Xen
	CPU 能量消耗模型	SpecPower
	存储空间能量消耗模型	StorageSimple
	内存能量消耗模型	MemorySimple
	虚拟机	内存
网络带宽		100 Mb/s
MIPS		367 MB
存储空间		1 TB

表2 FPA-VMA 性能分析相关的算法参数设置

Table 2 Parameters setup of FPA-VMA performance analysis

算法	参数	参数值
FPA-VMA	种群大小	50, 100, 150, 200
	标准函数 Gamma	1.5
	随机步长 $L$	[0, 1]
	转换概率 $p$	DSP 策略动态调整为 0.6~1.0
	最大迭代次数	1 000
FPA(普通花授粉)	种群大小	50, 100, 150, 200
	标准函数 Gamma	1.5
	随机步长 $L$	[0, 1]
	转换概率 $p$	0.9
	最大迭代次数	1 000
GA(遗传算法) <sup>[5]</sup>	种群大小	50, 100, 150, 200
	交叉率	0.5
	变异率	0.01
	最大迭代次数	1 000
ACO(蚁群算法) <sup>[6]</sup>	蚁群算法的蚂蚁个数	50, 100, 150, 200
	挥发因子	0.4
	信息素追踪权重 $\alpha$	0.3
	启发式信息权重 $\beta$	1
	信息素更新常量 $Q$	100
	最大迭代次数	1 000



表3 Planet项目的1周工作负载

时间	虚拟机个数	物理主机个数	运行时间/h
周一	1 000~5 000	800	24
周二	1 000~5 000	800	24
周三	1 000~5 000	800	24
周四	1 000~5 000	800	24
周五	1 000~5 000	800	24

表4 CoMon项目不同虚拟机粒度的参数

名称	处理器个数	内存需求/GB	磁盘需求/GB
类型1(微型)	2	3.75	2×8
类型2(小型)	4	7.50	2×16
类型3(中型)	8	15.00	2×40
类型4(较大)	16	30.00	2×80
类型5(大型)	32	60.00	2×160

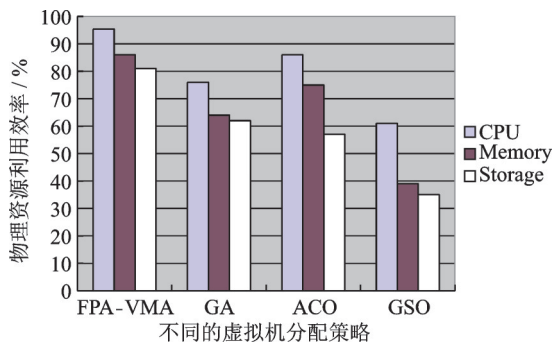


图3 FPA-VMA多维物理资源利用效率分析

Fig.3 Multi-dimensional physical resource utilization results of FPA-VMA

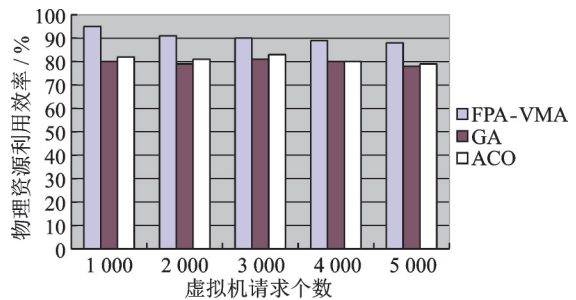


图4 FPA-VMA资源利用效率随请求个数的变化

Fig.4 Physical resource utilization results of different virtual machine numbers

化策略只能使得云数据中心的物理资源达到72%的利用效率,FPA-VMA策略能够高效地利用物理资源主要是得益于在花授粉时采用的DSP策略,它在具体的搜索最优解的过程中停止了局部搜索,选择利用搜索相邻的资源分配方案,提高了效率。

另外一个原因是DSP策略可以改善FPA-VMA资源分配的全局收敛能力。FPA-VMA可以很好地分配虚拟机到目标物理主机。整体来讲,上述实验结果均可证明FPA-VMA是一个可操作的、高效的大规模云资源分配和优化策略。

### 3.4 能量消耗分析

图5和图6显示了FPA-VMA、GA、ACO和GSO等虚拟机分配策略在不同的虚拟机请求下的云数据中心的能量消耗情况。总体来说,随着云客户端的虚拟机个数的增加,能量消耗都在增长。与GA、ACO和GSO策略比较起来,FPA-VMA策略的能量消耗最小。

因为客户端的虚拟机请求个数的增加,越来越多的物理主机将被分配虚拟机,当活动主机数目不够时,云数据中心还会启动处于睡眠状态的物理主机。FPA-VMA能够获得良好性能也是因为花授粉算法的虚拟机分配优化及该算法在动态切换概率阶段的改进策略。

表5显示了随着物理主机数量变化,整个云数据中心总体能量消耗和资源利用率的比较情况。从表5中可以看出,在相同的虚拟机请求个数条件下,FPA-VMA策略的最大能量消耗只有104.6 kW·h,GA策略是125 kW·h,ACO策略是129 kW·h,GSO策略是135.2 kW·h,因此FPA-VMA虚拟机资源分配策略比其他优化策略可以节省20%的能量消耗。

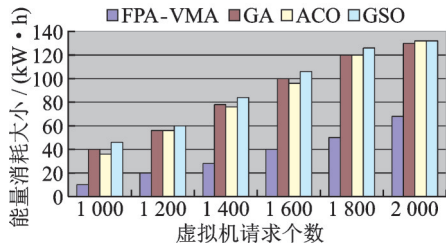


图5 FPA-VMA 随请求个数的能量消耗情况  
Fig.5 Energy consumption results of different virtual machine numbers

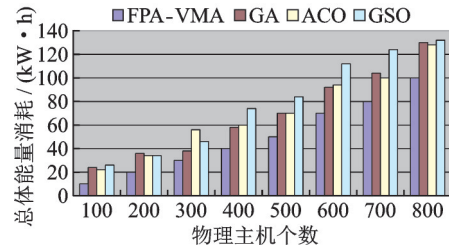


图6 FPA-VMA 随主机个数的能量消耗情况  
Fig.6 Energy consumption results of different physical host numbers

表5 云数据中心的总体能量消耗与资源利用情况

Table 5 Total energy consumption and resource utilization in cloud data centers

分配策略	资源利用/%	能量消耗/(kW·h)	活动物理主机个数	虚拟机资源请求数
FPA-VMA	93.4	104.6	458	2 000
GA	65.2	125.0	736	2 000
ACO	71.5	129.0	712	2 000
GSO	60.0	135.2	756	2 000

#### 4 结束语

针对目前绿色云数据中心的提高物理资源利用效率和降低能量消耗的需求,本文提出了基于花授粉算法优化的虚拟机分配策略FPA-VMA。本文提出一种云数据中心环境下的绿色云计算框架,并设计了云数据中心的多维物理资源的能量消耗模型和客户端的资源请求模型,将智能计算的花授粉算法应用到虚拟机分配及其优化过程中。真实条件下的实验数据表明,FPA-VMA在物理资源利用效率和整体能量消耗方面比常见的遗传算法、蚁群算法和萤火虫群算法等虚拟机分配策略性优越,可以为企业节能云数据中心的构造提供参考。

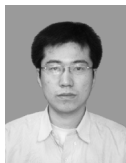
#### 参考文献:

- [1] LIU X F, MEMBER S. An energy efficient ant colony system for virtual machine placement in cloud computing[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2018, 22(1): 113-128.
- [2] SHI T, MA H, CHEN G. Energy-aware container consolidation based on PSO in cloud data centers[C]//Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation. [S.l.]: IEEE, 2018.
- [3] BELOGLAZOV A, BUYYYA R. Optimal online deterministic algorithms and adaptive heuristics for energy and performance efficient dynamic consolidation of virtual machines in cloud data centers[J]. Concur Comput Pract Exp, 2012, 24(13): 1397-1420.
- [4] KAAOUACHE M A, BOUAMAMA S. Solving bin packing problem with a hybrid genetic algorithm for VM placement in cloud [J]. Procedia Computer Science, 2015, 60(1): 1061-1069.
- [5] MEERA V, TIAN Yuchu, TANG Maolin, et al. Energy-efficient application assignment in profile-based data center management through a repairing genetic algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2018, 67(1): 1-10.
- [6] RASOUL B. Green cloud computing: Greedy algorithms for virtual machines migration and consolidation to optimize energy consumption in a data center[J]. International Journal of Digital Application & Contemporary Research, 2014, 2(9): 1-9.
- [7] XIONG A P, XU C X. Energy efficient multiresource allocation of virtual machine based on PSO in cloud data center[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014, 2014: 1-8.
- [8] FARAHNAKIAN F, ASHRAF A, PAHIKKALA T, et al. Using ant colony system to consolidate VMs for green cloud

- computing[J]. *Services Computing IEEE Transactions on*, 2015, 8(2): 187-198.
- [9] DUGGAN M, FLESK K, DUGGAN J, et al. A reinforcement learning approach for dynamic selection of virtual machines in cloud data centres[C]//*Proceedings of The Sixth International Conference on Innovative Computing Technology (INTECH)*. [S.l.]: IEEE, 2016.
- [10] ALBOANEEN D A, TIANFIELD H, ZHANG Y. Glowworm swarm optimisation algorithm for virtual machine placement in cloud computing[C]//*Proceedings of 2016 Intl IEEE Conferences on Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced and Trusted Computing, Scalable Computing and Communications Cloud and Big Data Computing, Internet of People and Smart World Congress*. [S.l.]: IEEE, 2016.
- [11] LUO J P, LI X, CHEN M R. Hybrid shuffled frog leaping algorithm for energy-efficient dynamic consolidation of virtual machines in cloud data centers[J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(13): 5804-5816.
- [12] 戴娇, 张明新, 孙昊, 等. 花朵授粉算法的优化[J]. *计算机工程与设计*, 2017, 38(6): 1503-1509.  
DAI Jiao, ZHANG Mingxin, SUN Hao, et al. Optimization of flower pollination algorithm[J]. *Computer Engineering and Design*, 2017, 38(6): 1503-1509.
- [13] BABU M, JAISIVA S. Optimal reactive power flow by flower pollination algorithm[J]. *Asian Journal of Applied Science and Technology*, 2017(3): 137-141.
- [14] ABDELAZIZ A Y, ALI E S, ELAZIM S M A. Flower pollination algorithm and loss sensitivity factors for optimal sizing and placement of capacitors in radial distribution systems[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2016, 78: 207-214.
- [15] 肖辉辉, 万常选, 段艳明. 一种基于复合形法的花朵授粉算法[J]. *小型微型计算机系统*, 2015, 36(6): 1373-1377.  
XIAO Huihui, WAN Changxuan, DUAN Yanming. Flower pollination algorithm based on complex method[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2015, 36(6): 1373-1377.
- [16] JAMIL M, YANG X S. A literature survey of benchmark functions for global optimization problems[J]. *International Journal of Mathematical Modeling and Numerical Optimization*, 2013, 4(2): 1-47.
- [17] WANG R, ZHOU Y. Flower pollination algorithm with dimension by dimension improvement[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014, 1(4): 1-9.
- [18] LIN W, XU S, HE L, et al. Multi-resource scheduling and power simulation for cloud computing[J]. *Information Sciences*, 2017, 397: 168-186.
- [19] ABDEL-RAOUF O, EL-HENAWY I, ABDEL-BASET M. A novel hybrid flower pollination algorithm with chaotic harmony search for solving sudoku puzzles[J]. *International Journal of Modern Education and Computer Science*, 2014(3): 38-43.
- [20] YANG X S, KARAMANOGLU M, HE X. Multi-objective flower algorithm for optimization[J]. *Procedia Computer Science*, 2013(18): 861-868.

**作者简介:**

田海梅(1981-),女,高级实验师,研究方向:计算机网络与网络安全。



徐胜超(1980-),通信作者,男,讲师,研究方向:并行分布式处理软件,E-mail: isdooropen@126.com。

(编辑:刘彦东)