

DOI:10.12158/j.2096-3203.2020.01.014

基于膜计算和蚁群算法的电网云平台资源配置方法

何伊妮¹, 曹伟¹, 韦昌福¹, 阮诗迪¹, 张孝², 施雄华²

(1. 广西电网有限责任公司电力调度控制中心, 广西 南宁 530023;

2. 南京南瑞继保电气有限公司, 江苏 南京 211102)

摘要:针对电力系统云平台快速应用发展情况下, 电网数据分析处理资源利用不均衡、电力系统数据中心结构复杂的现状, 文中提出基于电力分析计算任务划分的云计算虚拟资源配置方法, 从而较好地解决当前云计算存在的资源调度不合理问题。该方法引入膜计算概念, 将云平台下的复杂分析任务按资源配置时间的不同划分为多类; 采用改进蚁群算法按照资源占用率和计算机能耗为应用目标逐类实现虚拟资源的优化分配。仿真证明基于任务划分和蚁群算法的电网云平台虚拟资源配置方法可以提高调度效率, 均衡分配资源, 较好地实现云平台虚拟资源利用的最大化。

关键词:膜计算; 云平台; 任务划分; 蚁群算法; 资源配置

中图分类号: TM734

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2020)01-0103-07

0 引言

随着智能电网的不断发展和电力系统调度管理精益化的提升, 电网中的数据信息量激增, 成几何级增长态势, 电网面临调度信息处理上的挑战。合理利用有限的硬件资源满足电网的分析计算和存储是电力系统的迫切要求, 引入云平台可以实现支持调度运行存储大数据、完成应用分析的需求, 有效利用整个系统的存储资源, 充分发挥现有系统的分析计算水平, 提升电力系统调度在线分析能力, 增强实时控制水平, 为增强智能电网的可靠性提供强有力的技术支撑^[1-2]。

输电、配电、售电的任何一个过程都需要电力数据中心对其进行服务, 电力系统设备种类繁多, 且各设备对发输配电的分析和管控要求差异较大, 各地区电网规模大小不一, 对数据质量的要求存在较大不同, 电网调度硬件设备的运维也有相当难度, 因此无法使用单一可靠的数据分析模型对电力系统的调度分析任务进行大范围统筹。另一方面, 为满足电网运行的高可靠性和高冗余性的要求, 电力系统数据中心有大量的冗余备份硬件资源, 国家电网相关调研报告提到某数据中心 CPU 利用效率低于 1% 的服务器超过了 70%。综上, 电力系统数据云平台需要服务于庞大而复杂的电力服务体系, 各子体系在空间上相互隔离, 并需要解决计算分析硬件和软件资源配置严重不均衡的问题^[3-5]。

为了发挥云平台优势以实现电力系统数据中心的规模化、集约化管控和运维, 资源配置技术成

为了研究的热点和难点^[6-8]。资源配置技术主要包括自适应控制方法、遗传算法以及蚁群算法, 其主要思路是根据各种分析任务的资源使用情况, 采用基于某种路径搜寻的数学方法进行虚拟资源的动态分配。目前已有方法可有效实现电网云计算虚拟化的最大效益, 但在实现有限资源的进一步均衡分配以及提高云计算的灵活性方面仍有可提高的空间。

针对当前电力系统数据中心硬件和软件资源配置不均衡的问题及云平台技术的应用和发展, 文中提出一种基于任务划分和蚁群算法的电网云平台虚拟资源配置方法, 在电力系统计算平台中分析任务按照其硬件软件资源需求进行一定划分的基础上, 利用改进蚁群算法以资源占用率和能耗为目标进行虚拟资源的分配, 以提高资源调度效率, 实现资源在全局的优化调度。

1 电力系统数据中心云平台基本架构

电网云平台技术是对电力数据中心改进的体现, 应用于智能电网的新一代电力系统数据中心云平台如图 1 所示^[9-13]。将分布于各处的物理基础设施包括服务器、存储设备、电力设备、网络设备进行虚拟化, 形成可利用的虚拟机资源, 对虚拟机资源进行集群化管理和利用, 包括数据库管理、虚拟化管理等, 完成电力系统中安全生产、状态监测、项目管理、空间地理信息管理及综合管理等功能。

电力系统数据中心云平台能力的实现主要是依靠服务器的硬件和软件资源。当前电力系统企业数据上位机的大部分服务器上只运行单一应用,

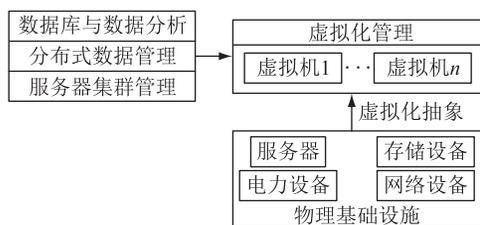


图1 电力系统数据中心云平台

Fig.1 Cloud platform for power system data center

CPU 利用率平均为 5%~20%^[1,14-15]。由于电力系统运行的高可靠性要求,电力系统数据中心的分析计算任务在不同的物理服务器上都有冗余备份,对冗余的无序分配加剧了服务器资源利用率低的现象,影响了云平台性能的发挥。在新型电力系统数据中心云平台中,对服务器进行虚拟化,将各个服务器按照其硬软件资源统一虚拟成一定数量大致相同的虚拟机,以提高服务器的资源利用率。

将各种资源包括服务器、监控等进行抽象、虚拟,以虚拟机为运行基础进行统一的调配维护,协调分配电力数据云平台的各种资源,将主要精力集中于虚拟机与业务管理的维护,从而实现电力系统分析计算任务管理与维护的简化。在云平台中构建分布式文件系统、分布式存储集群管理系统、分布式数据处理系统和分布式分析系统,在完成基本分析、监测任务的同时,实现大数据处理、专家决策、高效能管理等高级上层应用高性能计算,更好地发挥电力系统云平台的数据共享特点,进一步加大各门各类智能电网系统分析应用的高效集成^[7,16]。

2 膜计算在云平台虚拟资源配置中的应用

在电力系统云平台上需要计算的任务包括但不限于电力系统安全稳定分析、电力系统潮流计算、断面计算、潮流优化、电力设备运行监控、电力系统调度及一系列的高级应用等,即便同一类型任务也会因计算节点的不同而对资源有不同的需求。由于各个虚拟机的资源大致相同,将资源需求近似的任务放在一起统一分配,并对各电力系统分析任务进行排序能够较好地进行资源的分配选择,有利于虚拟机资源的最大化利用。

为实现上述目标,在电力系统云平台资源优化配置中,引入膜计算概念。膜计算是从细胞和细胞膜的功能结构中抽象而出的适用于计算机计算分析领域的计算理念。膜内外相对独立,针对每个独立的“细胞”内部处理对象进行算法的应用,通过膜进行相互间信息的传递^[17-18]。利用这种模型对大

规模计算机应用任务进行运算过程的组织,以极大的并行度实现复杂组成的计算,非常适用于在云平台中实现计算任务的合理组织调度。对于电力系统分析计算任务,将资源需求相近的一组或一类任务化为单独的“细胞”,从而云平台待处理任务会形成相对独立的个体“细胞”,对各个“细胞”内部独立运用资源分配算法,利用“细胞”间的通信确定各个细胞任务分配的次序,以此更好地适应虚拟机的资源占用情况,实现有效利用云平台虚拟机计算资源的目标。

3 基于资源需求的电网分析任务的划分

应用膜计算模型首先要对电力系统计算任务进行归类划分,文中采用朴素贝叶斯分类器实现。将电力系统分析计算任务分为 m 类,如式(1)所示。

$$C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\} \quad (1)$$

假定任务的分类考虑 n 个属性,则每个任务的属性值如式(2)所示,对于电力系统分析计算任务而言,可将内存消耗、硬盘占用、计算时间等作为分类属性。

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (2)$$

各属性先验概率 $P(C_i)$ 如式(3)所示。

$$P(C_i) = s_i/s \quad (3)$$

式中: s_i 为类 C_i 的训练样本数; s 为训练样本总数。

电力系统分析计算任务中的属性有关于软硬件需求居多,设定属性之间不存在依赖关系,按照式(3)求出各个属性的先验概率,则朴素贝叶斯分类算法如式(4)所示。

$$C(X) = \arg \max_{C_i \in C} P(C_i) \prod_{k=1}^n P(x_k | C_i) \quad (4)$$

式中: $C(X)$ 为分类所得标签; $P(x_k | C_i)$ 为属于类 C_i 的后验概率。

通过对各个任务相对于既定的 n 种软硬件需求属性的先验概率进行综合评估,依靠云平台的计算能力,对计算任务进行 m 类划分。

4 以资源平衡为目标的蚁群算法描述

在确定划分后,对每个单独的“细胞”逐类按次序进行资源配置,前一类匹配的资源将不再参与后序的资源分配。虚拟资源的分配属于应用目标的优化问题。针对电力系统分析任务的特点,虚拟资源分配按照能耗量和资源量 2 个应用目标进行优化。资源量为 CPU 和内存,由于能耗与主机占用率成正比关系,因此将能耗量作为 CPU 占用率指标。为了提高资源利用率和降低能耗,运用蚁群算法在

保证优化目标前提下进行任务分配。同时为避免普通蚁群算法容易陷于局部收敛的缺点,按照改进蚁群算法进行计算。

4.1 改进蚁群算法及其应用目标

蚁群算法易于和其他算法配合使用,鲁棒性也很好,但是易陷于局部收敛且计算时间较长。相比于普通蚁群算法,改进蚁群算法对状态转移规则、全局信息素更新规则、局部信息素更新规则进行了新的定义^[19-23]。该算法为避免局部最优综合考虑了当前路径的继续开发和新路径的探索,采用伪随机比例规则来确定下一个要行进的元素。全局信息素更新规则只在当前正在进行的最优路径上消耗与释放信息素。蚂蚁每完成一次跳转,利用新的局部信息素更新规则,在该边上也存有一定量信息素,通过这种方式使得剩余蚂蚁去探索剩余路径的概率大大增加。

4.1.1 状态转移规则

伪随机比例规则如式(5)所示,以此确定蚂蚁从当前位置元素*i*要移到的下一个元素。

$$j = \begin{cases} (\operatorname{argmax}_{j \in C_{\text{tab}}} \tau(i, j) \eta(i, j)^\beta) & q \leq q_0 \\ s & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\tau(i, j)$ 为元素*i*到元素*j*路径上剩余信息量; q 为在 $[0, 1]$ 区间均匀分布的随机数; $\eta(i, j)$ 为启发函数,表征蚂蚁从元素*i*行进到元素*j*的可能概率; β 为期望启发式因子,表征启发信息在总体行进线路选择时调整的重要性, β 值越大,引导蚂蚁走上此段选择的最优路径的可能性就越大。集合 C_{tab} 为第*k*只蚂蚁下一步行进的元素集合。 q_0 作为参数用来限定已有路径与探索新路径之间的平衡关系,是 $[0, 1]$ 之间的一个常数。

4.1.2 全局信息素更新规则

全新机制的蚁群算法运用了更加激进的规则确定路径上的信息,即只增大全局最优路径上的信息素。

$$\tau_{ij}(t) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t-1) + \Delta\tau_b(i, j)\rho \quad (6)$$

$$\Delta\tau_b(i, j) = \begin{cases} C_b^{-1} & (i, j) \in T_b \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\tau_{ij}(t)$ 为*t*时刻全局最优路径上的信息素; $\tau_{ij}(t-1)$ 为 $(t-1)$ 时刻全局最优路径上的信息素; ρ 为信息素挥发参数,取值区间 $(0, 1)$; C_b 为从开始探索到当前的全局最优路径的长度; T_b 为已搜寻路径包含元素的集合; $\Delta\tau_b(i, j)$ 为当前最优路径长度信息。

4.1.3 局部信息素更新规则

蚁群系统引入负反馈,即每当一只蚂蚁完成从*i*元素到*j*元素的跳转时,主动消失一部分该路径上

的信息素,其依据如式(8)所示,局部信息素得以更新,从而降低当前已进行的非全局最优路径再次被后续蚂蚁行进的概率。

$$\tau_{ij}(t) = (1 - \xi)\tau_{ij}(t-1) + \xi\Delta\tau_0 \quad 0 < \xi < 1 \quad (8)$$

式中: ξ 为局部信息素挥发参数,取值区间 $(0, 1)$; $\Delta\tau_0$ 为当前局部最优路径长度倒数。

根据电网云计算分析任务的需求,将资源占用率和能耗消耗作为优化的目标。物理主机资源占用率和放置的虚拟机息息相关。资源占用率主要考虑服务器的CPU和内存消耗。为保证软硬件资源的综合利用,资源占用率如式(9)所示。

$$w_j = \frac{P_{1,j} + M_{1,j}}{P_{T,j} + M_{T,j}} \quad (9)$$

式中: w_j 为第*j*台服务器主机的软硬件资源未使用率; $P_{1,j}$ 和 $M_{1,j}$ 分别为第*j*台服务器主机CPU资源未使用比例和内存资源未使用比例; $P_{T,j}$ 和 $M_{T,j}$ 分别为第*j*台服务器主机CPU资源上限和内存资源上限。

能耗消耗和CPU占用率基本呈线性关系,第*j*台服务器能耗消耗如式(10)所示。

$$d_j = \begin{cases} (d_{T,j} - c_{1,j})P_{u,j} + c_{1,j} & P_{u,j} > 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $c_{1,j}$, $d_{T,j}$ 和 $P_{u,j}$ 分别为第*j*台服务器主机静态能耗比例,最大能耗和CPU使用率。

综合式(9)一式(10)可建立优化目标函数如式(11)所示。以配置虚拟机后的服务器占用率的总和不超过最高资源占用率以及每个虚拟任务的资源请求不会超过最高资源占用率作为约束条件。

$$\begin{cases} \min \sum_{j=1}^m d_j = \sum_{j=1}^m \left[(d_{T,j} - d_{1,j}) \sum_{v \in A} P_{r,v} + d_{1,j} \right] \\ \min \sum_{j=1}^m w_j = \sum_{j=1}^m \frac{P_{T,j} - \sum_{v \in A} P_{r,v} + (M_{T,j} - \sum_{v \in A} M_{r,v})}{P_{T,j} + M_{T,j}} \end{cases} \quad (11)$$

式中: $d_{1,j}$ 为第*j*台服务器主机能耗比例; $P_{r,v}$ 和 $M_{r,v}$ 分别为第*v*台虚拟机所需CPU资源比例和内存资源比例; A 为第*j*台主机上的虚拟任务配置的集合。

针对多目标优化,任一个目标函数值的提高都必须以牺牲其他目标函数值为代价,并不存在兼顾所有条件的最优解,将所有可能的解称为Pareto解。采用智能算法可以得到一个Pareto解的解集,这个解集就构成了一个最优解集,称为Pareto最优解。

4.2 求解算法描述

4.2.1 信息素和启发信息的定义

设有*m*个同类虚拟计算配置到*n*台物理主机,

定义一个 m 行 n 列的矩阵 $\tau_{m \times n}$ 反映虚拟机及其所含任务配置到服务器的信息素, τ_{ij} 为虚拟任务 i 配置到主机 j 后能耗消耗和资源利用情况的信息素。在初始化阶段, $\tau_{m \times n}$ 的值如式(12)所示。

$$\begin{cases} \tau_0 = \frac{1}{m(D_0 + W_0)} \\ D_0 = \sum_{i=1}^n \frac{d_i}{d_{T,i}} \end{cases} \quad (12)$$

式中: D_0 为能耗常量; W_0 为根据式(9)计算的资源常量; $d_{T,i}$ 是第 i 台物理主机的最大能耗, d_i 为第 i 台主机对应的能耗。

定义矩阵 $\eta_{m \times n}$ 记录虚拟机放置到主机的启发信息, η_{ij} 为虚拟机 i 放置到主机 j 的启发信息。资源占用率和能耗这 2 个优化目标在电力系统云平台分析任务配置到服务器过程中需要同时考虑, 如式(13)所示。

$$\begin{cases} \eta_{ij} = \eta_{P,ij} + \eta_{M,ij} \\ \eta_{P,ij} = \frac{1}{\sum_{v=1}^j \frac{d_v}{d_{T,v}}} \\ \eta_{M,ij} = \frac{1}{\sum_{v=1}^j w_v} \end{cases} \quad (13)$$

式中: $\eta_{P,ij}$ 为能耗分量; $\eta_{M,ij}$ 为资源占用率分量; $d_{T,v}$ 为第 v 台虚拟机最大能耗; d_v 为第 v 台虚拟机能耗比例。

4.2.2 虚拟机选择规则

根据蚁群系统的伪随机比例状态转移规则, 定义虚拟计算任务选择规则, 如式(14)所示。

$$j = \begin{cases} \operatorname{argmax}_{i \in \Omega} [\alpha \tau_{ij} + (1 - \alpha) \eta_{ij}] & q \leq q_0 \\ s & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

式中: α 为信息素和启发信息的相对重要程度; Ω 为待放置主机集合。

4.2.3 信息素更新规则

影响虚拟任务放置的关键是信息素的更新规则, 信息素随着蚂蚁行为的变化可能增加, 也可能减少, 信息素在蚂蚁经过的路径增加, 随着时间的变化信息素也会挥发。该算法通过局部信息素和全局信息素的更新避免算法陷于局部收敛, 同时扩大搜索空间。

虚拟机及其计算任务 i 在主机 j 配置后的局部信息素更新规则如式(15)所示, β 为局部信息素挥发参数。

$$\tau_{ij}(t) = (1 - \beta) \tau_{ij}(t - 1) + \beta \tau_0 \quad (15)$$

在所有的蚂蚁都找到了一条路径之后, 立即采用上文的比较规则进行最优路径的选择, 并按照当前的最优路径信息进行全局信息素更新, 更新规则如式(16)所示。

$$\tau_{ij}(t) = (1 - \gamma) \tau_{ij}(t - 1) + \frac{\gamma}{m(D_L + W_L)} \quad (16)$$

式中: γ 为全局信息素挥发参数, 取值区间(0, 1); D_L 为当前最优路径 L 情况下的能耗; W_L 为当前局部最优路径 L 下的资源占用率。

4.2.4 算法流程图

按照以上步骤, 各类分析任务基于蚁群系统的虚拟资源分配优化算法基本流程如图 2 所示。

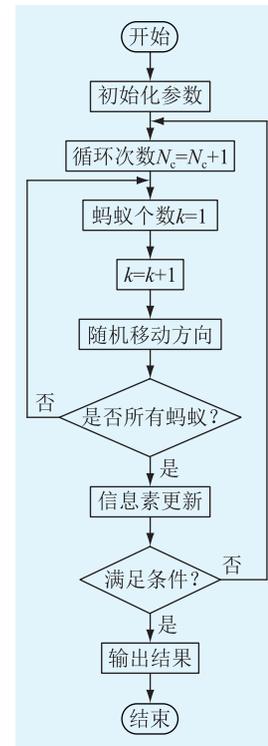


图 2 虚拟资源分配优化算法基本流程

Fig.2 Basic process of virtual resource allocation optimization algorithm

5 仿真及结果分析

为了证明基于任务划分和蚁群算法的电网云平台虚拟资源配置方法有效性, 利用 CloudSIM 平台, 建立电力系统云平台的资源优化配置仿真平台, 模型中每个云节点中包含 100 个计算节点, 仿真服务器硬件配置为 2.8 GHz CPU, 4 G DDR 内存, 1 TB 硬盘; 包含 100 个虚拟机, 虚拟机主要参数为 1 GHz 主频, 1 G DDR 内存, 120 G 硬盘, 100 MHz 带宽。

图 3 为文中方法与普通蚁群算法在不同任务情

况下收敛次数;图4为2种方法不同任务下计算时间;图5和图6为2种方法在不同任务数下资源占用率和能耗标准差的对比结果。

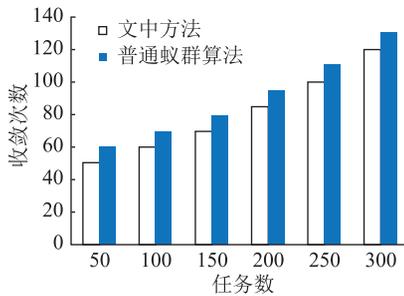


图3 不同任务情况下收敛次数

Fig.3 Convergence number under different task situations

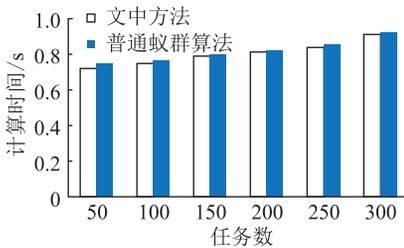


图4 不同任务情况下计算时间

Fig.4 Calculation time under different task situations

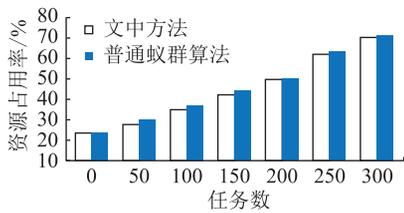


图5 不同任务情况下资源占用率情况

Fig.5 Resource utilization under different task situations

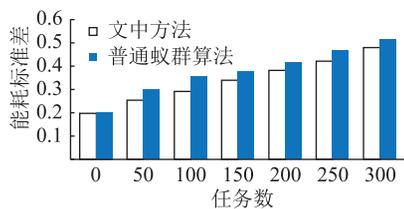


图6 不同任务情况能耗标准差比较情况

Fig.6 Comparison of standard deviations of energy consumption for different mission situations

从图3至图6可以看出,文中方法收敛次数更少、收敛速度也更快,且无论在资源占用率和能耗标准差上都明显优于普通蚁群算法,以任务数200为例,各运行指标的对比如表1所示,如果没有将云计算下的资源调度的总任务按照其资源需求划分为多个子任务类型,按任务进行随机的分配,运行结果将更加难以保证,同时在采用同样划分的情况

下,由于文中方法有更小的收敛次数,运算上有一定的优势,因此计算时间和能耗相对较小,且资源的占用率更合理。

表1 任务数200情况下各运行指标对比

Table 1 Comparison of operating indicators in the case of 200 tasks

方法	收敛次数	计算时间/s	资源占用率/%	能耗标准差(占比)
文中方法	85	0.81	50	0.38
普通蚁群算法	95	0.82	50.2	0.41

图7和图8分别为2种方法收敛次数的能耗与计算时间的比较,从图上可以明显看出,在收敛次数相同时,文中方法的能耗较低,并且计算时间也较短。综合仿真结果可得,文中方法可以有效提升云平台下电力系统分析任务的资源调度分配的均衡性。

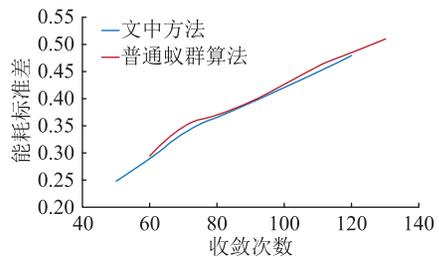


图7 收敛次数与能耗分析

Fig.7 Comparison of convergence number and energy consumption

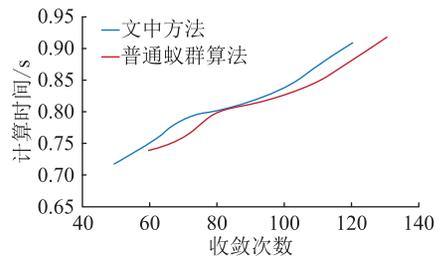


图8 收敛次数与计算时间分析

Fig.8 Comparison of convergence number and calculation time

6 结语

文中在分析电力系统分析任务引进云平台后虚拟资源分配问题的基础上,根据电力系统分析任务的特点,提出基于任务划分和蚁群算法的电网云平台虚拟资源配置方法,根据各分析任务量的大小对任务进行划分,各类依次采用改进蚁群算法。在对已有的电力系统数据中心物理服务器的资源进行虚拟化的基础上,以资源占用率和能耗为目标进行寻优组合,实现云平台虚拟资源配置优化,从而

解决当前电力系统数据中心任务类型复杂、资源利用不均衡的问题。最后对不同任务数的虚拟资源分配进行仿真,通过与普通蚁群算法的对比,在资源占用率、收敛次数等方面的仿真结果证明应用该方法可以提高资源调度效率,实现资源在全局的优化调度。

本文得到广西电网有限责任公司科技项目(0400002018030103DD00028)资助,谨此致谢!

参考文献:

- [1] 徐思尧,林伟伟,王子骏. 基于负载高峰特征的虚拟机放置算法[J]. 软件学报,2016,27(7):1876-1887.
XU Siyao, LIN Weiwei, WANG Zijun. Virtual machine placement algorithm based on peak workload characteristics [J]. Journal of Software, 2016, 27(7): 1876-1887.
- [2] TARUTANI Y, OHSITA Y, MURATA M. Placement of virtual storages for distributed robust cloud storage [J]. IEICE Transactions on Communications, 2016, 99(4): 885-893.
- [3] 李强,郝沁汾,肖利民,等. 云计算中虚拟机放置的自适应管理与多目标优化[J]. 计算机学报, 2011, 34(12): 2253-2264.
LI Qiang, HAO Qinfen, XIAO Limin, et al. Adaptive management and multi-objective optimization for virtual machine placement in cloud computing [J]. Chinese Journal of Computers, 2011, 34(12): 2253-2264.
- [4] YAN F, LEE T T, HU W. Congestion-aware embedding of heterogeneous bandwidth virtual data centers with hose model abstraction[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2016.
- [5] TENG F H, CHEN C Y, CHOU L D, et al. Service-oriented virtual machine placement optimization for green data center[J]. Mobile Networks and Applications, 2015, 20(5): 556-566.
- [6] 朱元昌,陈志佳,邸彦强,等. 基于改进免疫算法的云计算虚拟机放置优化[J]. 军械工程学院学报, 2015, 27(2): 54-58.
ZHU Yuanchang, CHEN Zhijia, DI Yanqiang, et al. Modified immune algorithm based VM placement optimization [J]. Journal of Ordnance Engineering College, 2015, 27(2): 54-58.
- [7] 赵君,马中,刘驰,等. 一种多目标蚁群优化的虚拟机放置算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2015, 42(3): 173-178.
ZHAO Jun, MA Zhong, LIU Chi, et al. Multi-objective ant colony optimization algorithm for virtual machine placement [J]. Journal of Xidian University, 2015, 42(3): 173-178.
- [8] 马飞. 云数据中心中虚拟机放置和实时迁移研究[D]. 北京:北京交通大学,2013.
MA Fei. Research on virtual machine placement and live migration in cloud data center [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2013.
- [9] GAO Yongqiang, GUAN Haibing, QI Zhengwei, et al. A multi-objective ant colony system algorithm for virtual machine placement in cloud computing [J]. Journal of Computer & System Sciences, 2013, 79(8): 1230-1242.
- [10] MENG Xiaoqiao, PAPPAS V, ZHANG Li. Improving the scalability of data center networks with traffic-aware virtual machine placement [C]//Proceedings of the 29th Conference on Information Communications, 2010: 1154-1162.
- [11] 李坤,王百杰. 服务器集群负载均衡技术研究及算法比较[J]. 计算机与现代化, 2009(8): 7-10.
LI Kun, WANG Baijie. Research on load balancing of web-server system and comparison of algorithms [J]. Computer and Modernization, 2009(8): 7-10.
- [12] ALI H M, LEE D C. Optimizing the energy efficient VM placement by IEFWA and hybrid IEFWA/BBO algorithms [C]//International Symposium on Performance Evaluation of Computer and Telecommunication Systems. IEEE, 2016: 1-8.
- [13] BIN E, BIRAN O, BONI O, et al. Guaranteeing high availability goals for virtual machine placement [C]//Proceedings of 2011 the 31st International Conference on Distributed Computing Systems, 2011: 700-709.
- [14] 董健康. 面向云数据中心的虚拟机调度机制研究[D]. 北京:北京邮电大学,2014.
DONG Jiankang. A study on virtual machine scheduling in cloud data center [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2014.
- [15] LI X, WU J, TANG S, et al. Let's stay together; towards traffic aware virtual machine placement in data centers [C]//IEEE INFOCOM IEEE Conference on Computer Communications. IEEE, 2014: 1842-1850.
- [16] 何嘉,彭商濂. 云数据中心虚拟机管理研究综述[J]. 电子科技大学学报, 2016, 45(1): 107-112.
HE Jia, PENG Shanglian. Survey of virtual machine management in cloud data center [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2016, 45(1): 107-112.
- [17] 李进超. 虚拟机动态资源分配及放置算法研究[D]. 上海:复旦大学,2012.
LI Jinchao. Research of algorithm for virtual machine placement and dynamic allocation [D]. Shanghai: Fudan University, 2012.
- [18] 肖飞,齐立磊. 大数据处理技术与探索[J]. 计算机与现代化, 2013(9): 75-77.
XIAO Fei, QI Lilei. Exploration of big data processing technology [J]. Computer and Modernization, 2013(9): 75-77.
- [19] 刘志飘,王尚广,孙其博,等. 一种能量感知的虚拟机放置智能优化算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2012, 40(S1): 398-402.
LIU Zhipiao, WANG Shangguang, SUN Qibo. Energy-aware intelligent optimization algorithm for virtual machine replacement [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2012, 40(S1): 398-402.
- [20] 陈亮. 集群负载均衡关键技术研究[D]. 长沙:中南大学,2009.
CHEN Liang. Research on key technology of load balancing in cluster [D]. Changsha: Central South University, 2009.

- [21] MERKLE D, MIDDENDORF M. Ant colony optimization with global pheromone evaluation for scheduling a single machine [J]. *Applied Intelligence*, 2003, 18(1):105-111.
- [22] MERKLE D, MIDDENDORF M, SCHMECK H. Pheromone evaluation in ant colony optimization [C]//26th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 2000: 2726-2731.
- [23] AJIRO Y, TANAKA A. Improving packing algorithms for server consolidation [C]//Hint CMG Conference, 2007:399-406.

作者简介:



何伊妮

何伊妮(1984),女,硕士,高级工程师,从事电力调度自动化工作(E-mail:he_yn.dd@gx.csg.cn);

曹伟(1983),男,硕士,高级工程师,从事电力调度自动化工作;

韦昌福(1985),男,硕士,工程师,从事电力调度自动化工作。

Resource allocation method of power grid cloud platform based on membrane computing and ant colony algorithm

HE Yini¹, CAO Wei¹, WEI Changfu¹, RUAN Shidi¹, ZHANG Xiao², SHI Xionghua²

(1. Guangxi Grid Co., Ltd. Power Dispatching and Control Center, Nanning 530023, China; 2. NR Electric Co., Ltd., Nanjing 211102, China)

Abstract: Aiming at the current situation of rapid application and development of the power system cloud platform, the power grid data analysis and processing resources are unevenly used and the power system data center structure is complex. The current cloud computing has unreasonable resource scheduling problems. So a method for cloud computing virtual resource allocation based on power analysis computing task division is proposed in this paper. This method introduces the concept of membrane computing, and divides the complex analysis tasks under the cloud platform into multiple categories according to the different time of resource allocation. The improved ant colony algorithm is used to achieve the optimal allocation of virtual resources according to the utilization rate of resources and computer energy consumption. The simulation results show that the resource optimization scheduling method based on task classification and ant colony algorithm is efficient and balanced.

Keywords: membrane computing; cloud platform; task classification; ant colony algorithm; resource allocation

(编辑 方晶)