

云计算中虚拟机资源分配算法*

陈小娇^a, 陈世平^{a,b}, 方芳^b

(上海理工大学 a. 光电信息与计算机工程学院; b. 信息化办公室, 200093)

摘要: 为了解决云计算中虚拟机部署预留方案浪费大量资源和单目标部署方案不够全面问题,提出了一种基于组的多目标遗传算法虚拟机资源分配算法。该算法分成组编码和资源编码,资源编码根据虚拟机历史资源需求进行整合编码,通过改进的交叉和变异操作,将物理机器个数和虚拟机占用物理机器资源整合。实验结果表明,该算法有效减少了物理机器个数使用和提高物理机器资源利用率,达到了节能目的。

关键词: 云计算; 资源分配; 虚拟化; 节能; 遗传算法

中图分类号: TP315 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2014)09-2584-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2014.09.005

Virtual machine resource allocation algorithm in cloud environment

CHEN Xiao-jiao^a, CHEN Shi-ping^{a,b}, FANG Fang^b

(a. School of Optical-Electrical & Computer Engineering, b. Network & Information Center Office, University of Shanghai for Science & Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: To resolve the problem that virtual machine deployment reservation scheme wastes a lot of resources and single-objective deployment algorithm is not comprehensive, this paper proposed a virtual machine resource allocation algorithm based on virtual machine group multi-objective genetic algorithm. The algorithm was divided into group coding and resources coding. Resources coding integrated coding according to need of the history resource of virtual machine to physical machine and integrated number of physical machine and resource need of physical machine occupied by virtual machine through improved cross-over and mutation operations. The experimental results show that the algorithm is effective to reduce the number of physical machine and resource utilization of physical machine, saving energy as much as possible.

Key words: cloud computing; resource allocation; virtualization; energy-saving; genetic algorithms

云计算是一种新的计算模型,通过互联网提供各种服务,因此,用户可以使用任何设备随时随地访问云服务任何地方。此外,用户不需要知道云平台如何工作,他们只需要通过网络访问服务浏览器。由于其方便性和巨大的计算能力,云计算被视为下一代的计算模式。

在云计算中,通过采用虚拟化技术,一台物理主机可以虚拟成多个虚拟主机作为基本运算单元,并使用这些主机。通过采用虚拟化技术,云计算随着传统的集群计算将大大提高硬件的利用率,并实现自动监测所有主机。虚拟化技术在云资源的管理和动态配置中起关键作用,通过虚拟化技术可以将底层的各种硬件资源进行封装,以虚拟机为基本资源单位向用户提供服务^[1]。对用户而言,所有底层资源均透明。理论上,每个用户都有为其量身定制的虚拟机,而且相互之间不受影响^[2]。

由于云计算平台具有高动态性和异质性资源,虚拟机必须适应云计算动态环境^[3],通过充分利用其服务和资源的表现从而达到最佳状态,但为了提高资源利用率,资源必须正确分配。因此,如何安排虚拟机的资源来实现云计算的负载均衡,提高资源实用程序成为一项重要的研究点。

如何将有限的物理机器资源分配给虚拟机,在新的绿色

IT计划以及服务器整合对整个数据中心有显著的影响。服务器整合为基础的节能,许多企业服务器不在有限的时间内最大限度利用可用的服务器资源和提高资源利用率,浪费了资源和金钱,虚拟化技术有利于多个物理服务器整合到一个单一的高端系统。针对云计算中服务器整合和资源分配问题,本文提出一种基于遗传算法的多目标虚拟机资源分配算法。以减少物理机器个数和资源整合为目标,通过遗传算法搜索到最佳解来达到节能的目的。

1 相关工作

在庞大云平台中,云计算的资源浪费是巨大的。在一个平行的和分配计算环境中,大部分资源分配部署都是为了满足用户需求而预留资源^[4],而任务的大部分时间都不会调用到预留资源,造成计算资源的浪费。面对用户的弹性要求,如何在节能的目标下满足客户的要求是一大难题。云平台中虚拟机和物理机器的映射的最优方案可以有效地达到节能的目的。

虚拟机部署策略的目的是通过改变全局虚拟机的布局和布置以满足约束条件下优化目标来达到理想效果。虚拟机放置问题即装箱问题被证明是NP问题,因此,如何有效地进行

收稿日期: 2013-09-03; **修回日期:** 2013-10-21 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61170277);上海市教委科研创新基金重点资助项目(12zz137);上海市一流学科建设项目(S1201YLXK);上海市研究生创新基金资助项目(JWCXSL1202)

作者简介: 陈小娇(1989-),女,广西玉林人,硕士研究生,主要研究方向为绿色计算、云计算(chenxiaojiao0117@163.com);陈世平(1964-),男,浙江绍兴人,教授,博导,主要研究方向为计算机网络、分布式计算、云计算;方芳(1986-),女,河南林州人,工程师,硕士研究生,主要研究方向为计算机网络、云计算。

虚拟机放置就成为了当前云计算领域的一个研究热点。

目前,在服务器虚拟化技术的应用领域,多采用单目标的资源分配部署方法。文献[5]以效用最大化为目标,利用计算机网络中 NUM 模型思路,一台或多台物理机资源如同网络链路的带宽一样,通过虚拟化技术分配给一个或多个作业实现了对物理机计算资源的更高层次分配,并通过算法优化。文献[6]以节能为目标,通过能量感知启发式算法来动态部署虚拟机应用程序。文献[7]提出了一种改进的优先配合降序方法来解决节点装箱问题。该方法只涉及负载峰值情况下的节点整合,没有考虑物品和箱子不相容的约束。文献[8]提出了虚拟机放置的自适应管理框架,研究了用遗传算法对全局虚拟机放置问题求解,有效地减少物理机器使用个数和迁移次数,但求解过程中没有考虑虚拟机对物理机器资源的整合。

目前大部分虚拟机放置优化方法都是将多目标优化问题转换为若干个单目标优化问题分阶段来解决,很少是同时对多个目标进行优化的,大多数时候只能获得局部的而不是全局优化解。本文通过改进遗传算法,最小化物理机器个数和最大化资源利用率,在部署虚拟机方案中找到最佳的虚拟机和物理机器映射来达到节能效果。

2 云计算资源分配算法

装箱问题^[9]的定义为:给定一个大小为 M 的集合 S 以及大小为 N 的集合 P ,如何将 S 中的元素全部装载到集合 P 中,并使得使用的 P 集合的元素最少,装箱问题作为一个 NP 问题并没有一个已知的优化算法能够在多项式时间内完成。虚拟机部署问题其实就是装箱问题,在云计算中需要考虑如何合理地部署虚拟机到相应节点,在满足不同应用的服务级目标的同时,实现资源使用的最优化,可将虚拟机放置描述为向量装箱问题。装入的物品是正在运行着的虚拟机,虚拟机所用资源是物品的大小,是可变的。箱子是物理节点,箱子容量是节点资源的使用阈值,资源的种类数即向量装箱问题的维数。假设物理节点的数目为 M ,虚拟机的数目为 N ,虚拟机部署到物理节点的解空间为 M^N ,是一个类似于装箱问题的 NP 问题,需要找到一个近似优化解。

2.1 多目标虚拟机部署问题描述

用户向云平台请求的资源等价于某一需要特定资源的虚拟机,并且每一个用户的应用程序包运行在各自的虚拟机上。如何在节约能耗和尽可能利用云计算资源多目标下部署虚拟机是一大学术研究热点。多目标虚拟机部署问题是一个多重组合优化问题,同时也是多目标优化问题。每个物理机器的可用资源是多维向量,每一维是物理机器的各种资源之一,每个虚拟机需要的资源也是多维向量。目标是将多个虚拟机分配给多个物理机器,使得物理机器每种资源利用率最大化以及最小化虚拟机迁移次数。多目标部署问题描述如下:

令 N_{PM} 为云计算中物理机器集合, N_{VM} 为云计算中虚拟机集合, N 为虚拟机总数, N_R 表示云计算中可以分配的资源集合, K 表示可分配资源的总数。

$$\text{目标: } \max \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K U_{m,k} \quad \text{并且} \quad \min \sum_{m=1}^M P_m$$

$\forall n \in N_{VM}, \forall m \in N_{PM}$, 其中, $U_{m,k}$ 为物理机器 m 对第 k 类资源的利用率, P_m 表示物理机器使用节点个数。

$$\text{约束:} \quad P_m \in \{0,1\} \quad (1)$$

如果 $P_m = 1$, 表示启用新的物理机器。

$$U_{m,k} < C_{m,k} \quad (2)$$

$$\sum_n U_{n,k} < C_{m,k} \quad (3)$$

其中: $C_{m,k}$ 表示物理机器 m 第 k 类资源的阈值; $U_{n,k}$ 表示物理机器 m 下虚拟机 n 对第 k 类资源的使用率。虚拟机部署过程中每一台物理机器每类资源使用需小于每类资源阈值,当物理机器 m 下部署多个虚拟机时,每一台物理机器下虚拟机资源使用率总和小于每类资源阈值。

2.2 多目标虚拟机部署算法设计与实现

对于规模庞大的云计算中心来说,组合优化问题可能出现爆炸组合现象,遗传算法是目前用于解决组合问题方法之一。由于遗传算法可以并行地处理各个目标,避免了目标间的优先排序处理,所以遗传算法很适合求解多目标优化问题^[10]。基于云计算中心多目标虚拟机部署问题,本文提出一种基于遗传算法的多目标虚拟机资源分配算法。

2.2.1 编码

在虚拟机部署问题中,有三种遗传编码方法:基于箱子的表示;基于物品的表示;基于组的表示。由于装箱问题的目标函数依赖于物品组,前两种编码方法是面向单个物品的,缺点是对分组信息不明确;第三种编码方法缺点是依赖物品组,在交叉变异过程中忽略每台虚拟机对物理机器资源的利用的不同。本文结合基于组和基于物品的编码方法,提出云计算资源动态分配遗传算法。

基于物品的编码主要是采用基于虚拟机对物理机器资源需求的编码。虚拟机对物理机器的资源需求以 CPU、磁盘、网络三方面为例子。为了更好地对虚拟机资源需求进行编码,通过一段时间 T 对虚拟机 i 进行 N 次采样,根据采样点来计算 CPU、磁盘、I/O 的运算量,再对运算量进行编码, CPU、磁盘、I/O 运算量如式(4)~(6)所示。为了更好地了解虚拟机对资源需求的变化,本文采用文献[11]中的能效模型来进行数据采样。

$$L_c^i(T) = \sum_{t=1}^N [C_f^i(t) \times C_u^i(t) \times C_c^i \times C_{fn}] \quad (4)$$

其中: $C_f^i(t)$ 为虚拟机 i 在 t 时刻 CPU 频率; $C_u^i(t)$ 为虚拟机 i 在 t 时刻 CPU 的使用率; C_c^i 为虚拟机 i 的 CPU 核心数; C_{fn} 为每周浮点运算次数。

$$L_d^i(T) = \sum_{t=1}^N [D_r^i(t) + D_w^i(t)] \quad (5)$$

其中: $D_r^i(T)$ 为虚拟机 i 磁盘在 t 时刻每秒读入的数据量; $D_w^i(T)$ 为虚拟机 i 磁盘在 t 时刻每秒写入的数据量。

$$L_n^i(T) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^N [N_r^i(t) + N_w^i(t)] \quad (6)$$

其中: $N_r^i(t)$ 为虚拟机 i 在 t 时刻网卡每秒接收的数据量; $N_w^i(t)$ 为虚拟机 i 在 t 时刻网卡每秒发送的数据量。

对每一台虚拟机三类资源需求的运算量所占物理机器资源运算量概率进行运算并进行归一化处理,概率运算计算式为

$$p_i = \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^Z \mu_i} \quad (7)$$

其中: μ_i 为虚拟机 i 的 CPU 运算量、磁盘运算量、I/O 运算量; Z 为虚拟机 i 所在的物理机器的虚拟机个数; p_i 可以为虚拟机 i 的 CPU 运算量概率、磁盘运算量概率和 I/O 运算量概率。

下面根据每台物理机器的虚拟机各类资源概率 H 在当前物理机器各类资源整个集合中的比例作归一化处理,取值在

$[0, 10]$ 之间。概率分布如图1所示。

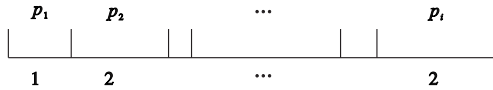


图1 概率分布图

令 c_i, d_i, n_i 表示虚拟机 i 对 CPU、磁盘、网络资源需求编码,将归一化处理之后的虚拟机 i 各类资源概率分布作为虚拟机 i 的资源编码。

约束: $c_i \in [0, 9], c_i \in N^*$

$m_i \in [0, 9], m_i \in N^*$

$n_i \in [0, 9], n_i \in N^*$

令 T_c 为物理机器 CPU 资源阈值, T_m 为物理机器磁盘阈值, T_{V0} 为物理机器 I/O 资源阈值。为了更好地说明本文提出的算法,以下遗传操作过程中 T_c, T_m, T_{V0} 取值为 8。阈值取值小于 10 是为了预留部分资源空间给虚拟机迁移过程使用。

编码方式如图2所示,主要以组为染色体。由于染色体上的基因个数不一致,染色体长短不一,九个虚拟机的部署编码形式有以下三种:EBA 与 FCQ 长度相同,但是虚拟机部署方式不同,EBA 与 DGRP 不仅染色体长度不同,部署方式也不同。

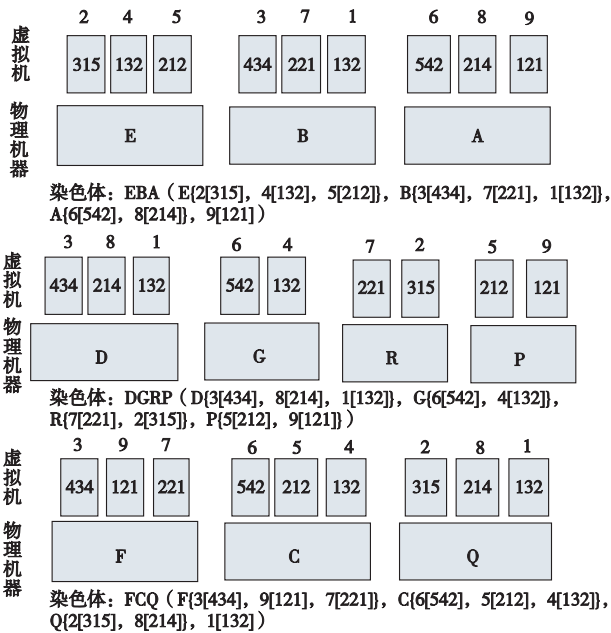


图2 虚拟机编码

2.2.2 适应度评估

遗传算法是根据适应度来测度个体优劣的,适应度函数就是问题中全体对象与其适用度之间的对应关联。适应度评估是对遗传每一个个体进行评估,为下一次遗传操作准备。

由于目标函数是采用尽可能少的物理机器来放置尽可能多的虚拟机,根据目标函数和约束条件,适应度函数为

$$\text{fitness}_j = \sum_{i=1}^{P_j} \sum_{k=1}^K U_{i,k}^j / P_j \quad (8)$$

其中: j 表示父节点编号; P_j 为父节点使用的物理机器总数; $U_{i,k}$ 为物理机器 i 第 k 类资源使用率。

2.2.3 交叉

交叉过程在遗传算法中的目的主要是使得后代能够继承到父代双方的优秀基因,从而有机会产生更加优秀的后代。交叉过程分为两部分:a)基于组编码的交叉过程,目的是最小化物理机器使用个数;b)基于资源编码的交叉过程,目的是最大化物理机器资源使用。

基于组编码交叉过程如图3所示,交叉步骤如下:

- 随机选择两个父节点,随机选择交叉部分和交叉点。
- 将选中的某个虚拟机组插入父节点,形成新的已经部署好虚拟机的物理机器集合。
- 在新的物理机器集合中将重复的虚拟机进行删除。

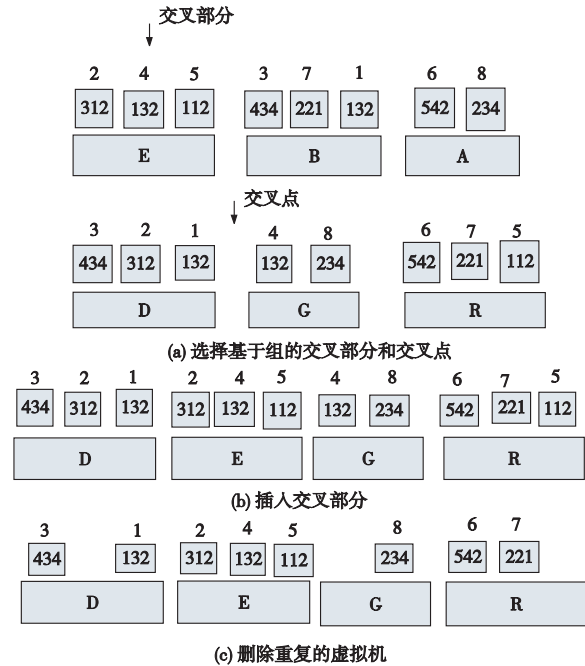


图3 基于组编码交叉过程

基于资源编码交叉过程是在基于组编码交叉过程结果之上,资源编码遗传操作可以加快组编码遗传过程的收敛速度,同时可以对虚拟机占用物理机器资源进行整合。为了保留组编码交叉结果,资源编码交叉过程将组编码插入的虚拟机组进行保留,不对其进行资源编码交叉。

基于资源编码交叉过程如图4所示,交叉步骤如下:

- 将组编码交叉结果的第一个父节点剩余的虚拟机和第二个父节点(除去交叉部分)的虚拟机选做父节点。选定交叉部分和交叉点,此时交叉部分为虚拟机,而不是虚拟机组。
- 将选中的虚拟机插入虚拟机组。
- 将独立虚拟机进行合并,同时删除重复的虚拟机和未放置任何虚拟机的物理机器。

d)将组编码交叉过程结果和资源编码交叉过程结果进行组合,得到交叉过程结果。

2.2.4 变异

染色体变异有两种情况:a)组编码变异,在父节点中删除一个虚拟机组;b)资源编码变异,可以删除一个虚拟机。两种变异可以单独发生也可以同时存在。

以上的遗传操作过程须遵守以下原则:

- 交叉或者变异过程中进行虚拟机整合时,须保证物理机器的各类资源使用值小于等于每类资源阈值。
- 基于资源编码的交叉或者变异过程中,选中的交叉部分的物理机器资源剩下值须大于选中的虚拟机需求的资源值。

2.2.5 选择函数

每次迭代过程前会用适应度函数对每个染色体进行整体评估,然后根据适应度值来选择最优的染色体集合作为下次进行遗传操作的初始集合。从适应度函数可以得知,父节点资源使用率越高,使用物理机器越少,被选中的概率越大。

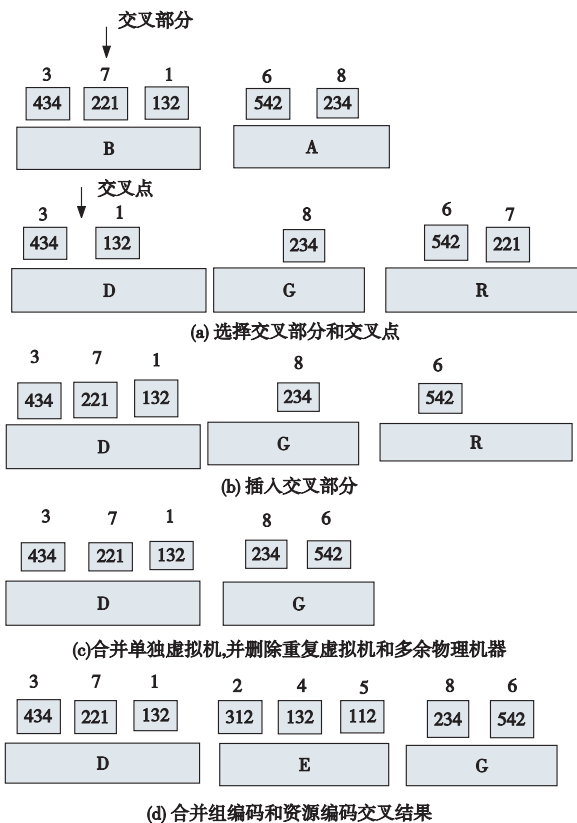


图4 基于资源编码交叉过程

3 实验分析

为了验证提出的算法,本文在 CloudSim^[12]上进行了仿真实验。CloudSim 是澳大利亚墨尔本大学的网格实验室和 Gridbus 项目提出的云仿真平台,支持按需自定义物理主机、虚拟机以及上层应用负载,其内核支持能耗测量扩展,这为本文实验提供了便利。为了验证部署方案的有效性,本文选取以下两种经典虚拟机部署算法与本文提出的多目标虚拟机资源分配算法(multi-object virtual machine resource allocation algorithm, MOA)进行比较。

最佳适应算法(best fit algorithm, BFA),即在部署虚拟机过程中,每次选择满足虚拟机资源需求且剩余资源最小的物理机器,使得物理服务器剩余资源最小。首次适应算法(first fit algorithm, FFA),即在部署虚拟机过程中,按顺序查找物理机器,将虚拟机直接部署在满足虚拟机需求的物理机器。

实验1 物理机器使用个数计算

分别用三种算法将 100 台虚拟机部署在 50 台物理机器上,三种算法除了部署方法外,资源门槛值、物理机器属性和虚拟机任务都一致,其中多目标虚拟机部署算法中交叉概率和变异概率分别设为 0.7 和 0.05,遗传代数设置为 10。实验过程中随机产生负载参数和虚拟机资源需求变化,取 10 min 为一个时间单元,记录 10 个时间单元内三种算法的物理机器使用个数变化。实验结果如图 5 所示。

实验表明,随着时间的推移和虚拟机对资源需求的动态变化,MOA 算法物理机器使用个数比 BFA 和 FFA 算法要少,这是因为在动态过程中 MOA 算法在满足约束条件下进行遗传操作中搜索最小化物理机器使用个数。而 BFA 算法虽然每次选择满足虚拟机资源需求且剩余资源最小的物理机器,但容易产生碎片,不能合理将小任务虚拟机进行部署,但 BFA 算法部

署的物理机器个数也小于 FFA 算法,因为 FFA 存在随机性,易浪费物理机器资源,导致不能放置更多虚拟机。说明 MOA 算法有效地减少了物理机器使用个数。

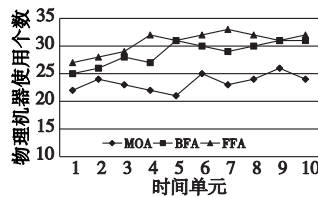


图5 物理机器使用个数比较

实验2 资源使用率计算

在三种部署算法下计算物理机器的平均资源使用率,取 10 min 为一个时间单元,记录 10 个时间单元物理机器的 CPU 使用率和内存使用率的变化,并计算出平均资源使用率。三种部署算法下的 CPU 平均使用率和内存平均使用率实验结果如图 6 和 7 所示。

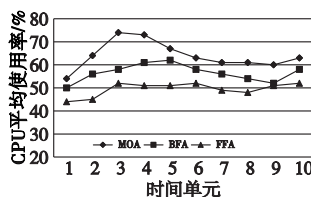


图6 CPU平均使用率比较

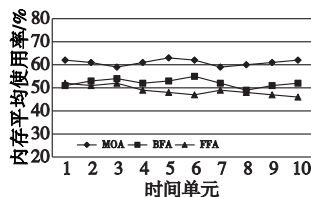


图7 内存平均使用率比较

由对比实验结果可知,MOA 算法部署的物理机器 CPU 平均使用率和内存平均使用率明显高于 BFA 和 FFA 算法,这是因为 MOA 在部署过程中通过遗传算法调整虚拟机组来尽可能提高资源使用率。BFA 算法在于尽可能地少部署物理机器而不考虑提高资源利用率;而 FFA 算法存在随机性,亦不考虑资源利用率的问题。因此,MOA 算法一定程度上提高了资源利用率,达到节能的效果。

4 结束语

本文在分析了云计算中虚拟机部署方案研究现状后,提出了改进遗传算法,对虚拟机进行组编码和资源需求编码,同时改进交叉和变异操作,解决了云计算中能耗浪费的问题,在实验条件下表明该算法不仅可以减少物理机器个数,还提高了资源利用率。在下一步的研究中将虚拟机之间性能是否相关引入此问题。

参考文献:

- [1] HU Jin-hua, GU Jian-hua, SUN Guo-fei, et al. A scheduling strategy on load balancing of virtual machine resources in cloud computing environment[C]//Proc of the 3rd International Symposium on Parallel Architectures, Algorithms and Programming. 2010:89-96.
- [2] FANG Yi-qiu, WANG Fei, GE Jun-wei. A task scheduling algorithm based on load balancing in cloud computing[C]//Web Information Systems and Mining. Berlin:Spring-Verlag,2010:271-277.
- [3] CHERKASOVA L, GUPTA D, VAHDAT A. When virtual is harder than real:resource allocation challenges in virtual machine based IT environments HPL-2007-25[R]. [S. l.]:HP Labs,2007.
- [4] YE Ke-jiang, JIANG Xiao-hong, HUANG Da-wei, et al. Live migration of multiple virtual machines with resource reservation in cloud computing environments[C]//Proc of IEEE International Conference on Cloud Computing. 2011:267-274.

(下转第 2616 页)

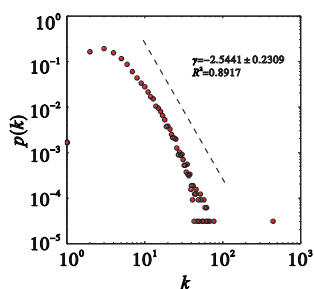


图16 YZ线材可视图的度分布

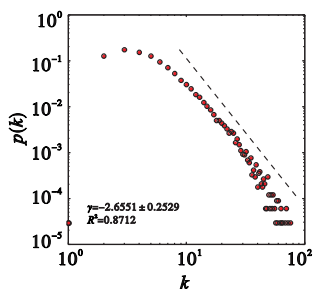


图17 YZ螺纹钢可视图的度分布

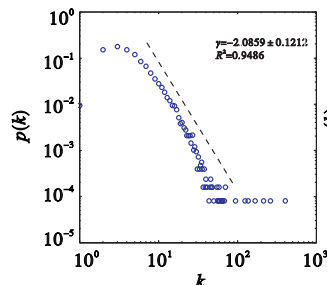


图18 JS线材可视图的度分布

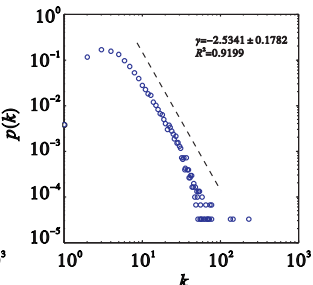


图19 JS螺纹钢可视图的度分布

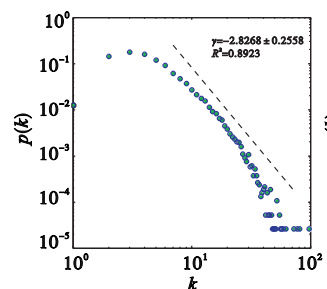


图20 BY线材可视图的度分布

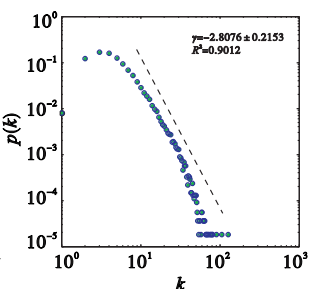


图21 BY螺纹钢可视图的度分布

可视图法是一种系统论的分析方法,它从复杂网络的视角对时间序列的自相关性进行探讨。具体说来,在分析过程中,将时间序列各个时间点的出库量转换为网络中节点的结构属性,透过对网络结构特征的分析,反映到对各个时间点的出库量潜在相关关系的分析。通过分析,可以总结出以下两点重要结论:

a)从表1中可以看出,物流基地三个仓库的可视图基本为小世界网络,具有较高的集聚系数与较短的平均路径长度。这意味着节点与节点之间的链接紧密程度很高,即使相隔时间段较长的两个时间点,由于它们是可视链接的,因而具有连边关系,当这种节点对较高时,网络的集聚程度也较高。

b)从图16~21中可以看出,所有可视图均为无标度网络,幂指数处于2.0~2.8,验证了之前所分析的物流基地三个仓库的产品出库量具有分形布朗运动特征的结论。HUB节点的存在,使得网络的度分布结构带有自相似特征,而HURST指

数从区间极差的角度来探讨自相似特征。

4 结束语

通过重极标差法,本文发现物流系统的钢材产品出库量是一种分形布朗运动,Hurst指数大于0.5。这表明物流系统出库量的多少不仅受当前市场价格(以及期货价格)的引导,而且与过去一段时间的出库量密切相关。利用V统计量,本文计算出各种产品的大体记忆长度,不同仓库不同产品的记忆长度具有较大差异,该记忆长度可用于对未来出库量的预测。

在区间重构过程中采用极差的方式不可避免地会造成部分信息的缺失,本文继而采用复杂网络可视图的方法对物流系统的分形特征进一步加以验证。通过分析可以发现,基本上所有的可视图均具有小世界、无标度特征,幂指数处于2.0~2.8之间等特征。结论不仅验证了本文之前所分析的出库量具有分形布朗运动特征的结论,而且为进一步深入探讨网络中HUB节点在形成无标度网络中的作用机理提供了分析路径。

参考文献:

- [1] BARABASI A L. The origin of bursts and heavy tails in human dynamics [J]. *Nature*, 2005, 435 (7039): 207-211.
- [2] OLIVEIRA J G, BARABASI A L. Darwin and Einstein correspondence patterns [J]. *Nature*, 2005, 437 (7063): 1251-1253.
- [3] KAIWJI T, KAIZOYI M. Power Law for the calm-time interval of price changes [J]. *Physica A*, 2004, 336 (3-4): 563-570.
- [4] DEASO Z, ALMAAS E, LUKACS A, et al. Dynamics of information access on the Web [J]. *Physical Review E*, 2006, 73 (6): 066132.
- [5] 周涛. 在线电影点播中的人类动力学模式[J]. *复杂系统与复杂性科学*, 2008, 5 (1): 1-5.
- [6] 李楠楠, 张宁. 图书馆借阅网的二分图研究[J]. *复杂系统与复杂性科学*, 2009, 6 (2): 33-39.
- [7] 郭进利. 博客评论的人类行为动力学实证研究和建模[J]. *计算机应用研究*, 2011, 28 (4): 1422-1424, 1433.
- [8] HURST H E. Long-term storage capacity of reservoirs [J]. *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, 1951, 116: 770-808.
- [9] PETERS E E. *Chaos and order in the capital market* [M]. New York: Wiley, 1996.
- [10] YOON S M, KANG S H. Non-periodic cycles and long memory property in the Korean stock market [J]. *Journal of the Korean Economy*, 2008, 9 (3): 403-424.
- [11] YANG Yue, YANG Hui-jie. Complex network-based time series analysis [J]. *Physica A*, 2008, 387 (5): 1381-1386.
- [12] LACASA L, LUQUE B, BALLESTEROS F, et al. From time series to complex networks: the visibility graph [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2008, 105 (13): 4972-4975.
- [13] 汪小帆, 李翔, 陈关荣. *复杂网络理论及其应用* [M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.

(上接第2587页)

- [5] 师雪霖, 徐格. 云虚拟机资源分配的效用最大化模型[J]. *计算机学报*, 2013, 36 (2): 252-262.
- [6] LI Bo, LI Jian-xin, HUAI Jin-peng, et al. EnaCloud: an energy-saving application live placement approach for cloud computing environments [C]//Proc of IEEE International Conference on Cloud Computing. 2009: 17-24.
- [7] AJIRO Y, TANAKA A. Improving packing algorithms for server consolidation [C]//Proc of the 33rd International Computer Measurement Group Conference. 2007: 399-406.
- [8] 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.

- [9] GAREY M R, JOHNNSON D S. *Computers and intractability: a guide to the theory of NP-completeness* [M]. San Francisco: Macmillan Higher Education, 1979.
- [10] 边霞, 米良. 遗传算法理论及其应用研究进展[J]. *计算机应用研究*, 2010, 27 (7): 2425-2429.
- [11] 宋杰, 侯泓颖, 王智, 等. 云计算环境下改进的能效度量模型[J]. *浙江大学学报: 工学版*, 2013, 47 (1): 44-52.
- [12] CALHEIROS R N, RANJAN R, De ROSE C A F, et al. Cloud-Sim: a novel framework for modeling and simulation of cloud computing infrastructures and services, RIDS-TR-2009-1 [R]. Melbourne: University of Melbourne, 2009.