

# 全局负载均衡下云环境中的大数据动态迁移方法

章 勇 张洁卉 柳 斌

(华中科技大学网络与计算中心 武汉 430074)

**摘要** 在云环境中,数据负载均衡化速度较慢且易出现数据倾斜,这严重干扰了系统状态。为了减小数据迁移的代价,提出一种在全局负载均衡下云环境中的大数据动态迁移方法。首先构造负载均衡模型,在均衡负载下计算数据迁移成本,并给出最小数据迁移成本模型。计算数据迁移成本并评估虚拟机数据负载资源利用率,从而使数据重载的服务器转移到数据轻载的服务器上,达到云环境中的数据均衡化。仿真实验结果证明,所提方法提高了数据负载的均衡化速度和均衡效率,降低了数据迁移成本,且提高了资源利用率。

**关键词** 负载均衡,资源利用率,数据迁移

中图分类号 TN393 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.01.034

## Big Data Dynamic Migration Method Based on Global Load Balancing in Cloud Environment

ZHANG Yong ZHANG Jie-hui LIU Bin

(Network and Computation Center, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract** In the cloud environment, the data load equalization is slow and the data skew. In order to reduce the cost of data transfer, a global load balancing method of dynamic data migration under the cloud environment was proposed. First, load balancing model was constructed, data migration cost was computed in load balancing, and the minimum cost of data migration model was given. The cost of data transfer was calculated, and the utilization ratio of virtual machine data load was evaluated so that the data overloaded server can be transferred to the data server. The simulation results show that the proposed method improves the speed and efficiency of data load balancing, reduces the cost of data migration, and improves the utilization ratio of resources.

**Keywords** Load balancing, Resource utilization ratio, Data migration

## 1 引言

云计算<sup>[1]</sup>是一种通过互联网平台并基于基础设施资源对外提供服务的全新资源提供方式<sup>[2]</sup>,其拥有庞大的用户群体,时刻承担着大量任务处理及数据分析工作。由于云环境中计算机的数量较大,系统配置参差不齐,在对其进行资源调度和数据迁移时,达到全局负载均衡<sup>[3]</sup>的难度很高。若全局负载均衡,易造成系统的效率低下、吞吐率下降以及日常系统无法稳定运行等问题,严重影响云计算的服务质量。如何合理分配和利用云环境中的资源、有效地对大数据进行调度和迁移来保证云环境的负载均衡,引起了国内外很多学者的关注和热议。

为了解决资源分配、调度不合理以及效率低下的问题,文献<sup>[4]</sup>基于聚类得到动态数据聚类矩阵,然后根据动态数据聚类矩阵对数据集集合进行区间划分,实现数据迁移,从而达到全局负载均衡,但是该方法存在任务调度过程耗时过长、效率

低的问题。文献<sup>[5]</sup>主要通过遗传算法实现大数据动态迁移。该方法通过交叉变异操作得到动态数据,将负载系统主要区域的负载数据迁移到负载区域偏低的区域,从而达到大数据动态迁移的目的。但在此过程中,若某个数据由于频繁被选取而出现失效现象,将导致数据迁移不均衡的问题。文献<sup>[6]</sup>提出一种自适应负载均衡的数据迁移方法,该方法通过逻辑链路将迁移数据与缓存数据相结合并迁移到轻载节点,以减轻重载节点数据的负载并减小重载和轻载节点之间的均衡差异。该方法在计算过程中仅考虑了瞬间负载数据的均衡,而对历史负载数据的均衡分配不够合理,加大了网络开销。

针对上述问题,提出一种全局负载均衡下云环境中的大数据动态迁移方法。该方法首先构造数据库均衡模型,根据数据迁移成本和消耗时间对虚拟机数据负载资源利用率进行评估,从而实现云环境下大数据的动态均衡迁移。

收稿日期:2017-01-23 返修日期:2017-03-30 本文受华中科技大学自主创新基金项目(2015MS139),国家自然科学基金;3D H. 264 视频的无帧内失真漂移隐写方法研究(61272407)资助。

章 勇(1979-),男,硕士,工程师,主要研究方向为计算机网络;张洁卉(1982-),女,硕士,工程师,主要研究方向为网络应用,E-mail:zhangyongzy664@163.com;柳 斌(1971-),男,博士,副教授,主要研究方向为计算机网络。

## 2 全局负载均衡下云环境中的大数据动态迁移方法

### 2.1 构建均衡负载最小数据迁移成本模型

在对全局负载均衡下的云环境大数据进行动态迁移时,若数据库中的大数据倾斜度大于阈值,则触发数据动态迁移程序<sup>[7-8]</sup>,将数据库负载较重的部分数据迁移到较轻节点上,从而实现数据均衡化。

假设数据库集群中存在  $n$  台服务器,数据库的服务器集合  $V = \{V_1, V_2, V_3, \dots\}$ ,当数据倾斜度大于阈值时,计算数据负载较重的节点集合  $SER\_OUT = \{s_1, s_2, s_3, \dots\}$  和数据负载较轻的节点集合  $SER\_IN = \{d_1, d_2, d_3, \dots\}$ 。将数据负载较大的部分从  $SER\_OUT$  中各个节点迁移到  $SER\_IN$  中的各个节点,并进行代价计算<sup>[9-11]</sup>,即将数据  $s_1$  迁移到数据  $d_1$  上,根据服务器网络容量的大小来推算  $s_1$  中的数据可以迁移到  $d_1$  的数据量,从而得到数据迁移目标集合  $M$ ,服务器数据负载集合  $X = \{X_1, X_2, X_3, \dots\}$ ,则数据平均负载量为:

$$X_{avg} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i M}{nV} \quad (1)$$

数据平衡度可以表示为:

$$Bal = \frac{\sum_{i=1}^n \sqrt{(X_i - X_{avg})^2}}{X_{avg}} \quad (2)$$

$Bal$  值越大,则系统服务器数据的倾斜程度越大;当  $Bal$  值为 0 时,系统数据可达到平衡。

当达到均衡时,所需的数据迁移消耗为:

$$Cost_t = C_{mig} \frac{d_{ij}}{b_{ij}} \quad (3)$$

其中,  $C_{mig}$  为数据迁移成本参数值,  $b_{ij}$  代表数据节点  $i$  到数据节点  $j$  的传输距离长度,  $d_{ij}$  表示两者之间的网络带宽。

在确定耗时情况的基础上,求得数据迁移成本模型为:

$$\sum_{(ij) \in A} Cost_{tij} Cost_{nij} = \sum_{(ij) \in A} C_{mig} \frac{d_{ij}}{b_{ij}} C_{net} \frac{l_{ij}}{b_{ij}} \quad (4)$$

其中,  $C_{net}$  为数据迁移能耗参数值,  $l_{ij}$  为从节点  $i$  到节点  $j$  的迁移数据总量,  $A$  是云环境下的数据迁移矩阵。则在求数据最小迁移成本问题时,可将该模型转换为:

$$\text{Minimize } \sum_{(ij) \in A} Cost_{tij} Cost_{nij} = \sum_{(ij) \in A} C_{mig} \frac{s_{ij} * d_{ij}}{b_{ij}} C_{net} \frac{s_{ij} * l_{ij}}{b_{ij}} \quad (5)$$

其中,  $i$  代表需要迁移数据的节点,  $j$  代表云环境下接受数据迁移的节点,  $s_{ij}$  为从节点  $i$  到节点  $j$  的迁移数据速度,  $*$  为卷积符。

### 2.2 数据负载资源利用率分析

虚拟机中的 Agent 在特定的时间内采集负载动态数据,并发送给数据负载均衡器,之后进行数据迁移工作。分析数据负载资源的利用率,从而提高云环境下的大数据动态迁移率。通常情况下,负载数据的迁移情况主要由虚拟机的 CPU 占用率、内存使用率、互联网宽带占用率、负载资源利用率等表示,此处重点对负载资源利用率进行分析。设在  $m$  台虚拟机的集群中,采集数据的时间点数为  $n$ ,负载数据指标为  $p$ 。

设  $l_{ij}^k$  表示在时间点  $j$  虚拟机  $k$  中负载数据指标  $i$  的负载

数据;虚拟机的动态数据集  $L^k$  表示集群虚拟机中  $k$  的数据动态;集合  $L$  表示虚拟机集群中所有虚拟机的动态负载数据。

在最小数据迁移成本下得到:

$$L^k = \{l_{ij}^k \mid 1 \leq i \leq p, 1 \leq j \leq n\} \quad (6)$$

$$L = \{L^k \mid 1 \leq k \leq m\} \quad (7)$$

由于云环境中不同任务对应的资源要求不同,因此对于一个给定的云计算系统,假设任务为同等类型,引入数据权值因子集合来作为虚拟机的数据负载指标权值,以评估不同任务类型对资源的要求。

以  $w_i$  表示数据负载指标  $i$  的权值,则:

$$W = \{w_i \mid 1 \leq i \leq p\} \quad (8)$$

用  $f^k$  表示虚拟机  $k$  的数据负载量,用于对虚拟机数据的负载量进行评估。负载量作为数据动态迁移的主要参考标准,可以实现对虚拟机的数据负载状态进行实时监测。利用最近距离时间点  $n$  对采集的数据负载信息进行分析处理,计算公式如下:

$$f^k = \sum_{i=1}^p w_i \times W l_m^k \quad (9)$$

由于虚拟机具有异构性的特点,因此评估虚拟机集群资源利用率不仅与虚拟机的数据负载有关,也与虚拟机本身的能力有关。

设  $c_i^k$  表示虚拟机  $k$  在负载数据指标  $i$  上的能力,其综合能力为  $c^k$ :

$$c^k = L \sum_{i=1}^p w_i \times f^k c_i^k \quad (10)$$

在虚拟机集群中,负载数据指标  $i$  在云环境中的资源利用率用  $S_i$  表示。云环境中的资源利用率描述虚拟机集群在特定时间段内对资源的分配和使用情况。实际上,负载数据来自不同时间点的不同虚拟机的采集,属于离散型随机变量。设虚拟机集群负载采集的时间间隔为  $\Delta t$ ,设间隔时间段  $1-n$  内虚拟机  $m$  在云环境中的数据负载消耗资源总和为  $R_i^k$ ,其计算公式为:

$$R_i^k = \sum_{j=1}^m (l_{ij}^k \times c_i^k \times \Delta t) + S_i \quad (11)$$

而在时间段  $1-n$  内,虚拟机集群的数据负载指标  $i$  上的资源消耗量为  $R_i$ ,其计算公式为:

$$R_i = \sum_{k=1}^m R_i^k \quad (12)$$

则  $S_i$  的计算公式为:

$$S_i = \frac{R_i}{\sum_{k=1}^m c_i^k \times n \times \Delta t} \quad (13)$$

综合式(10)一式(13),可得:

$$S_i = \frac{\sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^n (l_{ij}^k \times c_i^k)}{\sum_{k=1}^m c_i^k \times n} \quad (14)$$

利用数据权值因子  $W$  对  $S_i$  进行分析,可得虚拟机集群在云环境中的资源利用率  $S$ :

$$S = \sum_{i=1}^p w_i \times S_i \quad (15)$$

根据上述步骤对云环境下的大数据负载资源利用率进行评估。

### 2.3 大数据动态迁移方法的改进

云环境中元数据的负载量大小会随着时间的变化而变化,服务器的数据负载状态也会随之改变(增大或减小)。此时利用数据动态迁移方法,使负载数据能够均衡地分配在各个服务器之间。使用网络访问延迟来代表某服务器上的数据负载均衡情况,由于元数据的网络访问请求是小文件 I/O 操作,各请求之间的服务时间相差不大,因此使用网络访问延迟来作为衡量标准。在某个时刻  $t$ , 观察某个数据库服务器  $S_i (S_i \in S)$  上的网络访问延迟  $Latency_i'(t)$ 。利用数据权重值计算平均网络访问延迟,避免因单独某一时刻的网络访问延迟突然变大而导致计算结果不准确。数据库服务器上的延迟计算公式为:

$$Latency_i'(t) = S * (1 - \alpha) \cdot Latency_i'(t) + \alpha \cdot Latency_i'(t-1) \quad (16)$$

数据迁移控制函数如下:

$$w_i(t) = (1 - \beta) \cdot w_i(t-1) + \beta \frac{ALatency(t)}{Latency(t)} \cdot (w_i(t-1) + w_j) \quad (17)$$

其中:

$$ALatency(t) = \sum_{i=1}^m w_i(t-1) \cdot Latency(t)$$

服务器  $S_i$  在  $t$  时刻的计算调整能力为  $w_i(t)$ , 数据迁移距离函数为  $d(x_j, s_i) = \frac{-\ln(1 - |h_1(x_j) - h_2(s_i)|)}{w_i}$ 。根据该函数重新计算元数据与数据库服务器之间的距离,进而将  $x_j$  中的数据分配给距其最近的设备。

该过程采用数据动态迁移的方法,在每个数据库服务器完成新的数据权值后广播给其他服务器,则各个服务器都具有新配置数据信息集合,即  $\{w_1(t), w_2(t), \dots, w_n(t)\}$ 。对于某个数据库服务器负责的元数据,使用上述迁移距离函数公式来计算其与服务器之间的距离,并取其计算结果的最小值。该数据库服务器负载元数据  $x_j$  的网络访问,可以作为云环境下元数据  $x_j$  的授权服务器。

根据每个服务器上的数据动态迁移定时,求得网络延迟调整元数据负载量。设在  $t-1$  时刻至  $t$  时刻的间隔时间内,服务器  $S_i$  上的平均网络访问延迟为  $Latency(t)$ , 则所有数据库服务器上的加权平均网络访问延迟为:

$$ALatency'(t) = \sum_{i=1}^n (t-1) w_i(t) \cdot Latency_i(t) d(x_j, s_i) \quad (18)$$

当  $Latency_i(t) < ALatency(t)$  时,服务器  $S_i$  将承担更多的数据负载。由上述公式得到数据重载的服务器转移数据,从而达到云环境中的数据均衡化。

### 3 仿真实验结果与分析

为了评估本文提出的云环境中数据负载均衡化方法在数据迁移方面的性能,将其与基于聚类矩阵的数据迁移方法和基于自适应负载均衡的数据迁移方法进行对比分析。实验中用到的方法均迭代 1500 次,则 3 种方法的数据迁移消耗时间结果对比如表 1 所列。

从表 1 中可以看出,基于自适应负载均衡的数据迁移方法由于多次迭代,时间复杂度较高,所需迁移时间最长;基于聚类矩阵的数据迁移方法将数据迁移消耗时间缩短到了传统方法的 1/25 左右;本文提出的方法耗时最少,数据迁移效率最高。

表 1 不同方法的数据迁移时间

数据迁移方法	任务数量/个				
	15000	25000	35000	45000	55000
本文方法	74.58	152.12	242.87	365.21	532.64
基于自适应负载均衡的数据迁移方法	2482.54	5314.20	8642.50	1167.24	15243.7
基于聚类矩阵的数据迁移方法	1024.37	2098.3	3078.82	4026.32	5079.30

表 2 列出了 3 种方法的性能比较。可以看出,基于聚类矩阵的数据迁移方法在数据上传阶段的上传速度较快,但在负载均衡过程中耗时较长,导致文件上传效率偏低;基于自适应负载均衡的数据迁移方法在提高负载均衡效率、减少一定耗时的同时,整体性能损耗较大;通过数据动态迁移的方法在达到数据负载均衡化的同时,能够大大缩短整个数据负载均衡的时间,而且对系统性能无任何影响。

表 2 3 种数据负载均衡方法的性能对比

方法	负载均衡过程消耗/min	数据上传时间消耗/min	文件上传效率/%
基于聚类矩阵的数据迁移方法	31.2	6.34	69.45
基于自适应负载均衡的数据迁移方法	12.2	8.97	76.21
本文方法	13.2	5.24	94.01

本文应用一台控制服务器、多台不同数据库服务器集群搭载实验环境。数据库数据初始处于完全平衡的状态,随机向两台服务器插入连续数据信息,其他数据不做任何修改,使得系统服务器数据产生倾斜,应用此种方式检测本文方法的运行效果。设系统数据倾斜程度的阈值为 0.1。

服务器设备: LenovoWQR520G6; 操作系统: Ubuntu-Linux; Web 服务器: apache-tomcat-6.0.20; 网络环境: LAN (100M); 数据库: Oracle11g; 客户端: PC(OSWindows7)。

实验中的数据通过运行程序随机生成。

图 1 给出了本文方法与聚类矩阵数据迁移方法、自适应负载均衡数据迁移方法在数据平衡度方面的详细对比情况。

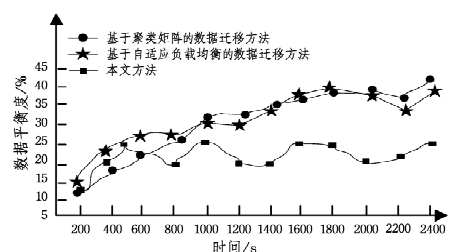


图 1 数据平衡度对比情况

Fig. 1 Data balancing comparison

通过图 1 可以看出,聚类矩阵数据迁移方法下的数据负载不平衡现象明显;采用自适应负载均衡数据迁移方法进行数据均衡化时的数据倾斜度较大;而采用本文方法时的数据负载平衡度好,它具有良好的稳定性。

图 2 给出了聚类矩阵数据迁移方法与本文方法在数据迁移过程中对系统的干扰情况。数据迁移对系统的干扰情况可以通过系统的响应时间来衡量。

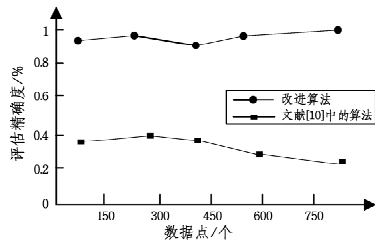


图 2 不同方法的系统响应时间对比

Fig. 2 Comparison of system response time of different methods

由图 2 可以看出,在数据迁移过程中,本文方法能够有效地减少对系统服务器的干扰,缩短系统响应时间,并有效减小数据在迁移过程中对网络性能的影响,从而很好地控制数据迁移成本。

**结束语** 本文通过虚拟机集群对数据负载资源利用率的评估,提出全局负载均衡下云环境中的大数据动态迁移方法。通过与聚类矩阵数据迁移方法和自适应负载均衡方法的对比可知,本文方法在负载均衡性能、平衡度以及其对系统访问的干扰时间方面,均优于其他几种传统方法。实验仿真结果证明,所提方法不仅降低了数据迁移的成本,而且提高了资源利用率。

## 参 考 文 献

[1] GUO G, YU J, LV L, et al. Data migration model based on RAMCloud hierarchical storage architecture [J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(12): 3392-3397. (in Chinese)  
郭刚, 于炯, 鲁亮, 等. 内存云分级存储架构下的数据迁移模型[J]. 计算机应用, 2015, 35(12): 3392-3397.

[2] CUI L L, ZHU G F. The Research on Using the Method to Restore Earth's Mass Migration Based on Gravity Satellite Data [J]. Science Technology and Engineering, 2015, 15(14): 106-109. (in Chinese)  
崔立鲁, 朱贵发. 利用重力卫星数据恢复地球质量迁移方法的研究[J]. 科学技术与工程, 2015, 15(14): 106-109.

[3] WU J, ZHANG Y J, BAI G W. Dynamic optimization research

strategy based on Xen virtual machine migration[J]. Application of Electronic Technique, 2015, 41(11): 128-131. (in Chinese)  
吴军, 张铁军, 白光伟. Xen 下虚拟机动态迁移优化策略的研究[J]. 电子技术应用, 2015, 41(11): 128-131.

[4] FAN W, KONG B, ZHANG Z J, et al. Security Protection Model on Live Migration for KVM Virtualization[J]. Journal of Software, 2016, 27(6): 1402-1416. (in Chinese)  
范伟, 孔斌, 张珠君, 等. KVM 虚拟化动态迁移技术的安全防护模型[J]. 软件学报, 2016, 27(6): 1402-1416.

[5] GUO J Q, HAN Y. Load balancing algorithm for non-uniform clustering with distributed hierarchical structure[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(2): 332-335. (in Chinese)  
郭晋秦, 韩焱. 基于分布式层次化结构的非均匀聚类负载均衡算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(2): 332-335.

[6] LIANG Z Y, SHEN W. Design and implementation of channelized receiver based on FPGA [J]. Electronic Design Engineering, 2016, 24(10): 147-149. (in Chinese)  
梁中英, 沈炜. 基于 FPGA 的信道化接收机设计及工程应用[J]. 电子设计工程, 2016, 24(10): 147-149.

[7] DENG F F, YUAN H M. Technology Flow Status of Chinese Medicine Industry: Patent Transfer's Data as Samples [J]. Journal of Intelligence, 2016, 35(6): 91-95. (in Chinese)  
邓飞飞, 袁红梅. 中国中药产业技术流动状态分析—以专利转移数据为样本[J]. 情报杂志, 2016, 35(6): 91-95.

[8] YANG S, WANG Y L, WANG Y L. Load balancing algorithm of task scheduling in cloud computing environment based on honey bee behavior [J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(4): 938-943. (in Chinese)  
杨石, 王艳玲, 王永利. 云计算环境下基于蜜蜂觅食行为的任务负载均衡算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(4): 938-943.

[9] PAN M Y, GAO L J, SONG P L, et al. MongoDB based ship database construction and batch migration technology of its data [J]. Journal of Dalian Maritime University, 2016, 42(1): 39-44. (in Chinese)  
潘明阳, 高立佳, 宋平亮, 等. 基于 MongoDB 的船舶数据库构建与数据批量迁移技术[J]. 大连海事大学学报, 2016, 42(1): 39-44.

[10] KANG Y, ZHAO Y B. Dynamic data packing towards the optimization of QoC and QoS in networked control systems [J]. Science China Technological Sciences, 2016, 59(1): 1-9.

[11] YOU Z, CHEN S, WANG Y. Novel dynamic data aggregation scheme for WSN based intelligent vehicle systems [J]. Intelligent Decision Technologies, 2016, 10(2): 105-114.