

OpenStack 云平台的监控系统算法设计与实现

王元¹, 王志明²

(1. 南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003;
2. 南京工程学院 通信与信息工程学院, 江苏 南京 211167)

摘要:随着虚拟化、云计算技术的迅速发展,传统的管理系统已经不能满足用户需求,因此,云计算平台的高效管理已逐渐成为社会关注的焦点。监控作为管理手段的重要举措之一,管理员能够通过监控收集系统运行的信息,并依据这些信息规划、调整云管理的行为,从而提供给用户更高的服务质量。文中部署了 OpenStack 云管理平台,并对传统的线性回归和马尔可夫链进行分析,总结出它们现有的弊端,并充分结合两种算法对云平台进行预测。由于 OpenStack 中的数据具有一定的规律性,在不同阶段采用不同的算法。实验结果表明,根据不同阶段采用不同的算法能够更加准确预测下一时刻的数据,从而减少数据在网络中的传输,减小了网络开销。

关键词: OpenStack; 监控; 混合算法; 云平台监控

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2018)07-0196-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2018.07.042

Design and Implementation of Monitoring System Algorithm for OpenStack

WANG Yuan¹, WANG Zhi-ming²

(1. School of Communication and Information Engineering, Nanjing University of
Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China;
2. School of Communication and Information Engineering, Nanjing Institute of
Technology, Nanjing 211167, China)

Abstract: With the rapid development of virtualization and cloud computing technologies, traditional management systems can no longer meet users' needs. Therefore, efficient management of cloud computing platforms has gradually become the focus of social attention. Monitoring is one of the important measures of management methods. Administrators can collect information about the operation of the system through monitoring, and plan and adjust cloud management behavior based on this information, so as to provide users with higher service quality. In this paper, we deploy OpenStack, the cloud management platform, analyze the traditional linear regression and Markov chain, and sum up their existing drawbacks and predict the cloud platform by full combination of the two algorithms. Due to the regularity of data in OpenStack, we use different algorithm in different stages. Experiment shows that different algorithm in different stage can predict the data at the next moment more accurately, thus reducing the transmission of data in the network and the network overhead.

Key words: OpenStack; monitoring; hybrid algorithm; cloud platform monitoring

0 引言

监控作为管理云计算平台的重要举措之一,使得管理员能够获取系统运行的信息,从而调整自己的行为,提供更高的服务质量^[1-4]。开源云平台 OpenStack 有多个物理节点,不同物理节点之间在传输数据时会消耗一定的带宽。而监控作为一种管理手段,不应该消耗过多的带宽资源。因此,在 OpenStack 云平台中

构建合理的监控系统,该系统具有一定的预测能力,也就是说能够预测下一时刻的数据,这样可以减少物理节点之间的数据传输^[5]。然而,监控系统的预测能力,即预测准确性,是至关重要的,同样也是一个难点。

在 OpenStack 云平台提供的 Ceilometer 项目的基础上^[6-8],设计并实现了一个监控系统,该系统通过在不同时刻采用不同的预测算法,从而更加准确地预测

收稿日期: 2017-08-14

修回日期: 2017-12-28

网络出版时间: 2018-03-08

基金项目: 国家自然科学基金(61401234)

作者简介: 王元(1993-),男,硕士,研究方向为云计算与网络虚拟化;王志明,副教授,研究方向为未来互联网体系架构、云计算、网络仿真。
网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20180307.1427.054.html>

下一时刻的资源状态。

1 基本的预测算法

近年来,国内外有很多学者都在研究云平台中的预测算法,通过预测算法对下一时刻的数据进行监测。文献[9]提出一种使用马尔可夫链模型(Markov chain model, MCM)来预测监测时间间隔(MTI)的监测机制,基于预测状态和作业处理时间,调整监视时间间隔。文献[10]提出一种基于时间序列的预测技术,自适应动态调整数据采集的时间间隔。从历史数据中学习,找到规律、数据的特征,以一定的可信度预测未来事件。

1.1 线性回归分析

线性回归分析预测是一种通过分析自变量和因变量之间的关系,构建变量间的线性回归方程,通过该方程根据自变量的变化来预测因变量值的预测算法^[11-12]。

OpenStack 云平台中的内存利用率如表 1 所示。

表 1 内存利用率

编号	监控数据	编号	监控数据
1	25.442 4	6	25.354 6
2	23.345 9	7	26.440 5
3	25.535 3	8	26.335 8
4	25.232 8	9	26.213 4
5	25.628 3	10	25.453 5

将表 1 中的前五个数据作为训练数据,后五个作为预测数据。在使用线性回归算法进行预测时,得到的直线方程为 $y = 25.267 84$ 。预测后五个数据,若误差容忍度为 1,命中率为 20%。预测结果见表 2。

表 2 线性回归算法预测

编号	监控数据	直线	偏离值	ETD
1	25.354 6	$y = 25.267 84$	0.785 26	2.3
2	26.440 5		0.7311 6	2.2
3	26.335 8		-0.163 54	1.5
4	26.213 4		1.294 06	5.4
5	25.453 5		0.754 16	2.1

线性回归算法预测的结果呈正相关关系,可以在一定程度上预测数据,但是无法保证其精度。由于其直线的特性,对于某些变动比较大的数据,不能进行准确预测。因此,线性回归无法适应于要求比较严格的系统。

1.2 马尔可夫预测

马尔可夫预测法是一种预测事件发生概率的方

法,不仅能列出事件发生的各种可能结果,还给出了每一种结果发生的概率,即事件在预测期内出现该种结果的可能性程度。在马尔可夫链模型中,事件在任何时间发生的概率是先前时间段发生的事件的概率函数^[13]。

使用离散时间马尔可夫链算法^[14]对表 1 中的数据进行建模预测,状态划分情况如表 3 所示(转移矩阵的每个状态所表示的区间宽度为 1)。预测后五个数据,当 ETD=1 时,命中率为 50%。另外,由于在 29 这个状态上没有训练数据,根据算法设定预测值是它自己的状态。(注:如果预测失败,小括号里的表示调整后的状态)

表 3 DTMC 算法状态划分以及预测

编号	监控数据	状态划分	预测状态(值)	偏离值	ETD
1	25.442 4	28	-	-	-
2	23.345 9	27	-	-	-
3	25.535 3	28	-	-	-
4	25.232 8	28	-	-	-
5	25.628 3	28	-	-	-
6	25.354 6	-	28(调整为 29)	1.46	2.8
7	26.440 5	-	29	0.12	0.02
8	26.335 8	-	29(调整为 28)	1.32	3.2
9	26.213 4	-	28(调整为 29)	1.34	5.3
10	25.453 5	-	29	0.35	0.08

从表 3 可看出,DTMC 预测算法的状态划分对预测的命中率起着决定性作用,五个测试数据相差都不大,如果状态划分的分割点是 26.440 5,命中率则达到 70%。由此可看出,仅仅是因为状态划分的问题而造成的命中率只有 40%。一个好的划分不但能提高 DTMC 算法预测的命中率,而且还能降低算法的开销。然而在云计算环境中,数据是经常变化的,一个固定不变的划分会大大降低云计算环境中资源监控数据的命中率。

2 混合算法的设计和实现

上一节介绍了线性回归算法和 DTMC 算法并指出了它们在预测云计算监控数据上的缺陷,本节提出基于回归和 DTMC 的混合算法 L-D,对云计算环境的监控数据进行预测。

在云平台环境中,虚拟系统对平台资源的消耗和时间有很大关系,符合“潮汐”规律^[15]。在高峰时间段内,资源消耗呈无规律变化,因此监控系统收集到的数据也是不稳定的,此时可以分成不同的时间段应用不

同的预测算法进行解决。在系统比较繁忙的时候,采用马尔可夫链预测算法对数据进行预测,而在其他时间段则采用线性回归算法进行预测。算法流程如下:

(1)判断 t_i 是否处于系统繁忙时期,如果是,则按照马尔可夫链方法进行处理,构建转移概率矩阵;如果不是,则按照线性回归处理。

(2)建立直线方程 $y = \text{mean}$ 。

(3)使用直线方程 y , 计算 $\{t_i\}$ 与 y 的偏离值序列 $\{t_{ic}\}$ 。

(4)根据 $\{t_{ic}\}$ 以及精度要求分配状态,数据如表 4 所示。当精度要求为 1, 直线 $y = 25.2413$, $\text{TH} = 10$ 时,数据被划分为 $(-5, -2), [-2, -1), [-1, 0), [0, 1), [1, 2), [2, 5)$ 。其中,当偏离程度超过 5 时,则需要重新开始计算直线方程。表 4 中,前五个数据是有效的(与直线的偏离值在 TH 范围内),后五个数据是无效的(因为只有一个数据值与直线的偏离值在 TH 范围内)。

表 4 内存利用率及状态划分

编号	监控数据	均值	偏离值	状态
1	25.442 4		0.201 1	3
2	23.345 9		-0.189 44	2
3	25.535 3	25.241 3	0.294	3
4	25.232 8		0.013 46	3
5	25.628 3		0.408 96	3
6	25.777 7		-	
7	25.101 2		11.169 12	-
8	12.372 7	10.932 08	-0.559 38	2
9	4.015 0		-10.917 08	-
10	3.393 8		-10.538 28	-

(5)计算状态转移矩阵 P , 矩阵中第 i 行第 j 列的元素表示在训练数据中从状态 i 经一步转移到状态 j 的总次数,依据表 4 得出矩阵 P :

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

(6)预测,根据系统当前时间决定使用哪个预测模型。如果是忙碌时间,则使用矩阵 R 进行预测;否则,选取合适的直线方程以及矩阵 R_2 进行预测。当从状态 i 转移出去时,在第 i 行中选择最有可能的下一个状态(第 i 行中值最大的那一列)作为预测状态。如

$i = 3$ 时,最有可能的下一个状态是 3,即留在原地。

(7)计算预测值,在选择好状态后,选择该状态所表示的区间的中点作为预测偏离值 v (此处 $v = 0.5$)。

(8)计算最终预测值,根据使用的预测模型计算预测值,如果使用矩阵 R 进行预测,最终的预测值则是该状态所表示的值区间的中位数;否则最终的预测值是该状态所表示的值区间的中位数加上直线 y 的值。最终预测值为 $y + v$ (28.769 34), y 是直线方程 ($y = 25.2413$)。

当使用 L-D 算法对表 1 的数据进行建模预测时,得出直线方程 $y = 28.26934$ 。然后根据计算得到的训练数据与直线的偏离值划分状态,构建马尔可夫转移概率矩阵($\text{TH} = 10$ 时,数据被划分为 $(-10, -1), [-1, 0), [0, 1), [1, 10)$, 状态用 0, 1, 2, 3 分别表示)。如表 5 所示,当 $\text{ETD} = 1$ 时,命中率为 80%。(注:如果预测失败,小括号里表示调整后的状态)

表 5 L-D 算法状态划分以及预测

编号	监控数据	直线	偏离值	状态划分	ETD
1	25.442 4		0.194 06	2	-
2	23.345 9		-0.882 44	1	-
3	25.535 3	$y =$ 25.264 4	0.265 96	2	-
4	25.232 8		0.013 46	2	-
5	25.628 3		0.408 96	2	-
			25.354 6	预测值	
6	26.440 5		2	26.734 12	0.98
7	26.335 8		2	26.734 32	0.8
8	26.213 4	$Y =$ 25.264 4	2(调整为 1)	26.734 34	2.3
9	25.453 5		2	25.734 34	0.7
10	25.442 4		2	25.734 34	0.88

L-D 算法的马尔可夫矩阵的状态空间虽然是固定的,但是通过相同的状态来预测不同时刻的数据值不一定是相同的,它随着直线的变化而变动。表 5 中马尔可夫矩阵的状态 2 表示的预测值是 28.769 34,在未来某时刻,该状态表示的预测值可能是 58.634 2,它是根据直线方程变化的,而不是固定不变的。相比 DTMC 算法,L-D 算法这种特性,在平台突发性事件发生时(如虚拟机新建),无需担心新的数据范围未得到训练而需要重新训练模型,只需要调整直线方程即可,提高了预测的命中率。

3 测试过程和结果分析

文中部署了 OpenStack 云平台,根据用户设置的

阈值,分别采用线性回归预测算法、马尔可夫链算法和混合算法对系统中的数据进行预测。如果实际的数据在设定好的阈值内,表明预测算法准确性高,因此可以丢弃该数据,避免数据传输。如果在阈值之外,则节点需要将数据传输到其他节点上,从而进行数据更新。

实验使用内存和磁盘利用率来评估预测算法的性能。数据一致性测试结果如表6所示。

表6 数据的一致性测试

测试项	算法	最大差值	最大 ETD	数据更新次数
内存	线性回归	0.623 49	0.6	3 784
	马尔科夫链	0.605 63	0.75	3 468
	混合	0.134 43	0.5	3 210
磁盘	线性回归	0.548 52	0.67	8 637
	马尔科夫链	0.534 23	0.39	8 621
	线性回归	0.112 15	0.84	7 445

由表6可知,在三种算法中,混合算法比另外两种预测算法能够更加精确地预测下一时刻的数据,避免了不必要的网络传输,降低了网络资源的消耗。

4 结束语

分析和研究了云计算中的监控系统,提出在不同时间段采用不同的预测算法模型,即在高峰时采用马尔可夫链算法,其他时间段采用线性回归算法对系统进行监控预测。实验结果表明,该算法的预测命中率更高,更能降低网络传输开销。

参考文献:

[1] MELL P,GRANCE T. The NIST definition of cloud computing[S]. [s.l.]:[s.n.],2011.

(上接第195页)

[5] 李慧,雷丽晖.云计算环境下基于马氏距离的任务调度策略研究[J].计算机技术与发展,2017,27(1):53-56.

[6] 耿新民,王少峰,许飞.基于VMware的高可用性集群在电力信息系统中的应用[J].上海电力学院学报,2010,26(2):193-196.

[7] 胡炎,谢小荣,辛耀中.电力信息系统现有安全设计方法分析比较[J].电网技术,2006,30(4):36-42.

[8] 陈丹伟,黄秀丽,任勋益.云计算及安全分析[J].计算机技术与发展,2010,20(2):99-102.

[9] 邵志毅,杨波,张文政.云计算环境下的安全[J].西安邮电大学学报,2015,20(4):1-9.

[10] HAYES B. Cloud computing[J]. Communications of the ACM,2008,51(7):9-11.

[11] VOUK M A. Cloud computing—issues, research and implementations[J]. Journal of Computing and Information Tech-

[2] WHEELER B, GRIFFIN B. Cloud computing monitoring and management system: U. S. ,8 819 701[P]. 2014-08-26.

[3] RANABAHU A H, PATEL P, SHETH A P. Service level agreement in cloud computing[R]. [s.l.]:[s.n.],2009.

[4] ACETO G, BOTTA A, DONATO W D, et al. Cloud monitoring: a survey[J]. Computer Networks, 2013, 57(9):2093-2115.

[5] 田李,李爱平,贾焰,等.一种大规模分布式监控系统中预测模型的研究[J].计算机研究与发展,2006,43:565-570.

[6] 梁宇,杨海波,李鸿彬,等.基于OpenStack资源监控系统[J].计算机系统应用,2014,23(4):44-47.

[7] 张建勋,古志民,郑超.云计算研究进展综述[J].计算机应用研究,2010,27(2):429-433.

[8] 杨静.大型云计算信息系统的异常数据检测模型仿真[J].计算机仿真,2015,32(11):378-381.

[9] PARK J S, CHUNG K S, LEE E Y, et al. Monitoring service using Markov chain model in mobile grid environment[C]//International conference on advances in grid and pervasive computing. [s.l.]:[s.n.],2010:193-203.

[10] 李岚清.云平台监控系统的研究和实现[D].杭州:浙江大学,2016.

[11] 王惠文,孟洁.多元线性回归的预测建模方法[J].北京航空航天大学学报,2007,33(4):500-504.

[12] 杜家菊,陈志伟.使用SPSS线性回归实现通径分析的方法[J].生物学通报,2010,45(2):4-6.

[13] LUGER G F. Artificial intelligence: structures and strategies for complex problem solving[M]. Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 2005.

[14] 杨灿,杨敏华,汪齐松.基于灰色马尔科夫链预测系统的设计与实现[J].测绘科学,2009,34(6):182-183.

[15] 何成刚.马尔科夫模型预测方法的研究及其应用[D].合肥:安徽大学,2011.

nology,2008,4:235-246.

[12] 陶彩霞,谢晓军,陈康,等.基于云计算的移动互联网大数据用户行为分析引擎设计[J].电信科学,2013,29(3):27-31.

[13] PANAHI M S, WOODS P, THWAITES H. Designing and developing a location-based mobile tourism application by using cloud-based platform[C]//International conference on technology, informatics, management, engineering, and environment. [s.l.]:[s.n.],2013:151-156.

[14] MARTÍN D, LAMSFUS C, ALZUA-SORZABAL A. A cloud-based platform to develop context-aware mobile applications by domain experts[J]. Computer Standards & Interfaces, 2016, 44:177-184.

[15] ERL T. 基于REST的SOA技术:构建企业级方案的原则、模式和约束[M].北京:科学出版社,2013.