

云环境下的系统使用模式与故障分析



田宇立 李 宁

西北工业大学计算机学院 西安 710029

西北工业大学工信部大数据存储与管理重点实验室 西安 710029

(tianyuli002@mail.nwpu.edu.cn)

摘 要 从软件系统使用视角出发,开展系统使用模式与故障分析可以帮助软件提供者更准确地把握用户需求、评价系统质量、指导系统运营和完善系统维护方案。云计算系统整合海量计算资源并通过网络接入为用户提供可配置的计算解决方案,受到了学术界和工业界的一致关注。深入理解云计算系统的使用负载和软件故障特征对于提高云计算系统的资源利用效率和系统服务可靠性具有重要的促进作用。文中针对云计算环境下的系统使用模式和系统故障进行研究,深入分析了 Google cluster 云计算系统的真实执行日志,从系统使用模式和故障特征等方面对系统进行了描述和总结,揭示了系统存在的质量问题,并为提高云计算系统的质量奠定了基础。

关键词: 云计算;使用模式;软件故障;使用分析;故障分析

中图法分类号 TP311

System Usage Analysis and Failure Analysis for Cloud Computing

TIAN Yu-li and LI Ning

School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710029, China

MIIT Key Laboratory of Big Data Storage and Management, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710029, China

Abstract From the perspective of software system usage, the system usage pattern and fault analysis can help the software provider to more accurately grasp user demand, evaluate system quality, guide system operation and improve system maintenance. Cloud computing systems (CCS) provide configurable online accessed computational resolutions to end users from an integrated resource pool, which have received great attention from both academia and industry. Understanding CCS usage workload and failure patterns is important to improve system resource utilization efficiency as well as system service reliability. This paper performs a deep analysis on the Google cluster dataset to characterize system operation in terms of both usage workload and failure patterns. The results reveal potential vulnerability to the system and provide the basis for follow-up quality assurance activities.

Keywords Cloud computing, Usage pattern, Software failure, Usage analysis, Failure analysis

1 引言

云计算是近年来提出的一种新型的计算资源配置解决方案。典型的云计算系统将海量计算资源集中起来形成资源池,并通过高速网络接入的方式为用户提供访问路径^[1]。由于云计算系统结构的多样性和所提供服务的广泛性,云计算系统的用户群体庞大,用户特征呈多样性,因此深入分析云计算系统的使用负载特征对提高云计算系统面向系统提供者的自身质量和面向用户的服务质量具有深远的意义^[2-3]。云任务的执行故障是影响云计算系统质量的主要形式^[4],云任务执行失败会影响系统的可靠性和用户体验,还会降低系统效率,减少系统收益。

本文对云计算环境下的系统使用模式和系统故障进行了

研究,并从使用模式和故障特征等方面对目标系统日志数据进行了深入的综合分析。在使用模式上,重点考查云任务对资源的请求特征以及系统用户的整体特征,形成系统整体情况的基本概览。在故障特征上,针对不同用户群体,分析其各自的故障特征以及对系统运行、服务目标、资源消耗等方面的影响,为后续的质量保障和改进奠定了基础。

2 研究背景

美国国家标准与技术研究院为云计算总结了5项基本特征:按需自助服务、资源池设计、广泛网络接入、快速弹性和量化服务^[1]。这些特征一方面极大地扩展了云计算的服务对象群体,另一方面增加了系统的复杂程度,导致了系统使用特征的差异性和不可避免的系统故障。因此,在研究云计算环

收到日期:2020-07-22 返修日期:2020-08-27 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金(61972317,61402370)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61972317,61402370).

通信作者:李宁(lining@nwpu.edu.cn)

境时,应当针对性地开展使用负载分析和故障分析^[3,5-6]。

由于云计算系统结构的复杂性,从系统内部出发研究系统特征十分困难,因此利用系统的外部使用特征,刻画系统的使用负载模型,是研究云计算系统的绝好途径^[7-9]。一方面,建立云计算系统的使用模型能够使系统提供商和系统开发人员在更深层次上理解云计算系统的运行状态,并为其建立系统关键性能指标提供支撑^[3]。文献[10]从任务耗时、资源分配、负载平衡、用户特征等方面粗粒度地分析了分布式计算系统的使用模式。文献[3]针对云任务和用户两个关键点开展了大规模的经验分析,并使用用户聚类的方式识别用户群体的多样性;针对不用用户群,使用经验模型模拟其各自的使用负载特征,但并未开展关联的故障特征分析。另一方面,云计算系统的使用模型可以被用于更进一步的系统演化研究^[11],如基于使用模型的软件质量保障^[12]、资源配置优化^[13]、系统可信性研究^[14]、系统能效节约研究^[15]等。

由于云计算系统的巨大规模和复杂结构,系统故障和缺陷是不可避免的^[5]。针对云计算系统的系统故障分析也是学术界和工业界共同关注的热点研究方向^[4]。文献[4]从不成功的云任务执行出发,分析总结了不成功的云任务执行对系统响应速度的影响,但并未从系统提供者更关注的系统资源消耗的角度进行分析。文献[5]分析了大规模云计算系统的运行日志,从中分析了云系统中的软硬件故障和系统恢复的分布规律,并建立了经验模型,以预测系统故障的发生和系统从故障中恢复的能力。文献[16]从系统故障的类型、分布特征和故障率演化等方面开展分析。文献[5]和文献[16]均未能将系统故障和系统资源消耗相结合开展关联分析。

本文按照使用特征对云计算系统用户进行区分,将实际系统运行中遭遇的系统故障与系统资源的使用状况相联系,得出系统故障对不同用户群体的可靠性和效率的影响,并针对性地提出改进方向。

云计算系统的使用模式分析和故障分析的难点在于数据规模,使用体量较小或时间跨度较短的数据集,难以形成对云计算系统的充分抽象。本文选取了于2011年5月收集整理的被广泛应用于云计算系统相关研究中的Google cluster数据集作为研究对象^[17]。该数据集记录了29个连续自然日内,在约12500个计算节点上执行由26000000个云任务组成的约670000个用户请求的详细日志。由于云计算系统的实际运行数据具有私密性和稀缺性的特点,本文采用的Google cluster数据集依然是工业界关于云计算系统研究的热门对象^[18-19]。

3 云计算环境下的系统使用模式和系统故障分析

3.1 总体分析

Google cluster系统中使用事件来标注云任务的执行状态,其中完成(Finish)、失败(Fail)、清除(Kill)、丢失(Lost)和退出(Evict)5类消息标识云任务单次执行结束的结果^[17],如图1所示。其中,完成状态指云任务顺利执行直到程序终结,其在执行过程中未见任何系统异常。失败状态指云任务在执行过程中遭遇系统故障,是系统运行异常状态的体现。清除状态指云任务在执行过程中被用户或驱动程序取消,或由于

该任务所依赖的任务死亡。丢失状态指云任务执行的记录丢失。造成退出状态的原因多种多样,如更高优先级的云任务介入,或云计算系统调度器过载等。

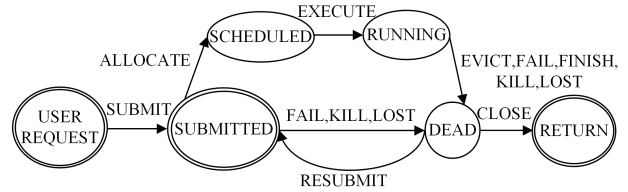


图1 Google cluster 云任务执行状态迁移图
Fig. 1 Google cluster task status transitions

从用户视角,系统内部的调度、分配和执行对其不透明,仅反馈用户云任务的最终执行结果。因此,从用户视角,本研究以具有唯一标识符的云任务为基本单位,只考虑其最终执行结果的影响,称为任务级。另一方面,从系统提供商视角,每一次云任务的执行都在其管理范围内,此时应当以云任务的单次执行为基本单位进行分析,称为执行级。

表1列出了云任务执行的反馈数量以及各种情况的占比。在执行级上,仅37.74%的云任务能够顺利完成执行;28.65%的云任务会遭遇执行失败;21.44%和12.15%的云任务分别因用户行为或系统调度而被清除或退出。由于云计算系统的故障容错和故障恢复机制,一部分执行失败的云任务会被提交重新执行,因此在执行级上会表现出云任务执行完成率较低的现象。尽管如此,Google cluster系统在执行级上的云任务完成率仅有37.74%,与传统商用软件系统相比差异较大^[7,20-21]。清除和丢失是由于用户或系统对云任务的主动干预而产生的正常现象,是系统功能健全良好的体现,但是退出和清除仍然在不增加系统产出的前提下,造成了系统计算资源的消耗,使得云计算系统的效率受到影响。在任务级上,最终能够顺利完成的云任务占比为58.33%;约15.01%的云任务一直遭受系统故障的困扰,无法顺利执行完成;约22.43%和约4.23%的云任务被系统和用户取消执行。与执行级上的云任务执行结果分布相比,任务的最终执行成功率有所上升,执行失败率下降。不考虑未能得到准确的执行成功或失败的结论而遭遇任务清除和主动退出的云任务,约79.53%的任务最终能够顺利完成。尽管这一执行成功率有所上升,但云任务完成的实时性和效率均无法得到保障。

表1 云任务执行反馈结果

Table 1 Cloud task execution feedbacks

	Execution Level		Task Level	
	count/万	share/%	count/万	share/%
Finish	1821	37.74	1480	58.33
Fail	1382	28.65	380	15.01
Kill	1034	21.44	107	4.23
Evict	586	12.15	569	22.43

3.2 云计算环境下的系统使用模式分析

3.2.1 基于云用户属性的分析

用户属性表示云任务的归属者信息,也代表云任务的服务对象。云任务在用户上的分布信息在一定程度上反映了云计算系统的使用负载特征。若在一段时间内,云计算系统服务的用户群体差异不大,则表示云计算系统的使用模式特征较稳定;若某段时间内,新增用户数较多,则表示该计算系统

的使用负载特征变化幅度较大。图 2(a)显示了每个自然日使用云计算系统的用户总量,以及较前一自然日的新增的用户数量。可以看出,单日用户数量的总体趋势较为稳定,但呈现用户数周期性递减的特征,其周期约为 7 个自然日,这一现象表明系统的使用负载特征以 7 个自然日为周期变化。单日新增用户数的数量总体较少,占单日用户数量的比例也较少,表示系统负载特征变化趋势较小,该特征表明对其进行时间序列分析或故障预测是可行的。图 2(b)显示了云任务在单个用户上的累计分布,可见,云任务数在用户上的分布呈长尾状。在共计 646 个云系统用户中,拥有云任务数最多的前 5% 的用户占有了约 80% 的云任务总数。这一现象表明,应当区别分析不同系统用户群体的使用特征。

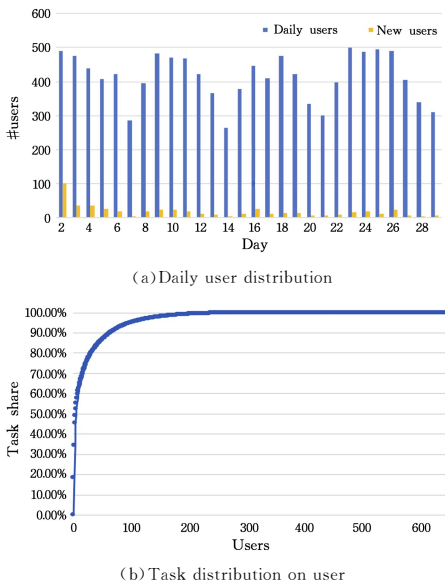


图 2 用户属性的分析

Fig. 2 Analysis of user attribute

3.2.2 基于云任务属性的分析

云任务的优先级属性代表云任务的类型^[22],其中,优先级为 0 和 1 的云任务是免费为用户提供服务的;优先级为 2—8 的云任务是批量处理任务的;优先级为 9 以及更高的云任务代表业务任务,这些任务具有实时性要求,并且不应当由于计算节点资源分配溢出而退出;优先级为 10 的云任务是监控型任务;优先级为 11 的云任务是基础服务任务,如存储服务。图 3(a)显示了每个自然日上云任务在优先级上的分布。可以看出,低优先级的云任务占云任务总量的绝大多数,其中,免费任务的占比超过 50%,由于免费任务的优先级较低,在计算节点资源较为紧张的情况下,这些任务会优先被系统终止退出。批处理任务占付费任务的绝大多数。业务任务占云任务总数的比例仅约为 3.39%。低优先级任务,即免费任务和批处理任务的占比较高,这在一定程度上解释了系统退出任务数或清除任务数较多的原因。

CPU、内存和磁盘 I/O 是云任务执行所消耗的主要系统计算资源。Google cluster 数据集中将 CPU、内存和磁盘 I/O 3 类系统资源用相对于最大资源量的归一化后的数值表示。图 3(b)—图 3(d)分别展示了云任务在 CPU、内存和磁盘 I/O 这 3 类资源上的分布。可见,云任务对计算资源的使用呈现出以 7 天为周期的变化规律,因此可以推测系统使用负载变

化规律成周期性,且在第 3 至第 9 自然日周期内,云计算系统的服务对象以计算密集型任务为主。此时,请求 CPU 资源较大的云任务(大于 CPU 最大强度的 2%)占比为 64.59%,请求内存资源量较多的云任务(大于最大内存强度的 2%)占比为 57.16%。在随后的第 10 至第 16 自然日周期内,云计算系统的服务对象以磁盘 I/O 密集型任务为主。此时,请求磁盘 I/O 资源量较大的云任务(大于最大磁盘 I/O 的 0.02%)占比由前一周期的 45.15% 提升至 73.46%,而请求 CPU 资源和内存资源较多的云任务占比分别滑落至 26.60% 和 27.07%。随后的周期内,两类任务的分布差异不大。这一分析结果证明了云系统使用模式的周期性,体现了周期的使用特征。在开展后续的系统维护和质量提升工作时,如风险识别和故障预测,应当考虑使用负载周期性变化的影响。

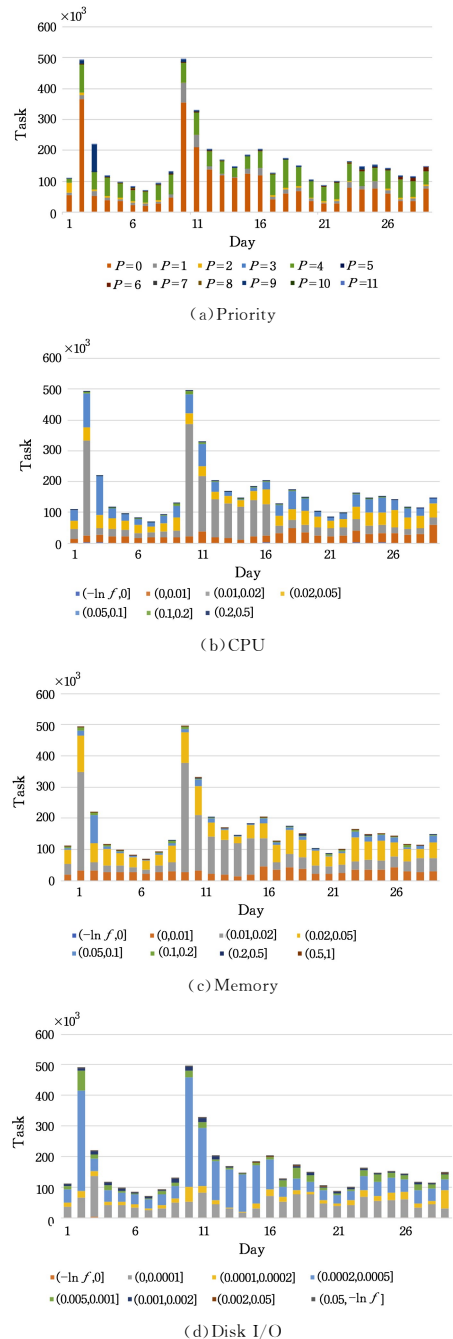


图 3 云任务使用各类资源属性的分布

Fig. 3 Distribution on resource attributes

3.3 云计算环境下的系统故障分析

对于因用户或系统的主动干预而退出或清除的云任务,我们无法确定其是否会执行失败,因此在进行云计算环境下的系统故障分析时,本文仅保留确定执行成功或确定执行失败的云任务执行记录。本节根据云系统用户遭遇的系统故障数,将用户分为高风险用户和一般用户。高风险用户指遭遇系统故障占比大且频率高的用户,针对这类用户,本文重点分析其遭遇的系统故障的分布特征和消耗系统资源的共性特征。对于一般用户,本文采用二路分析的方法,识别系统故障分布密集的区域并考查其对系统质量的影响。

3.3.1 针对云系统高风险用户的系统故障分析

图 4(a)给出了云任务成功执行和失败执行在部分使用频率较高的用户上的分布。

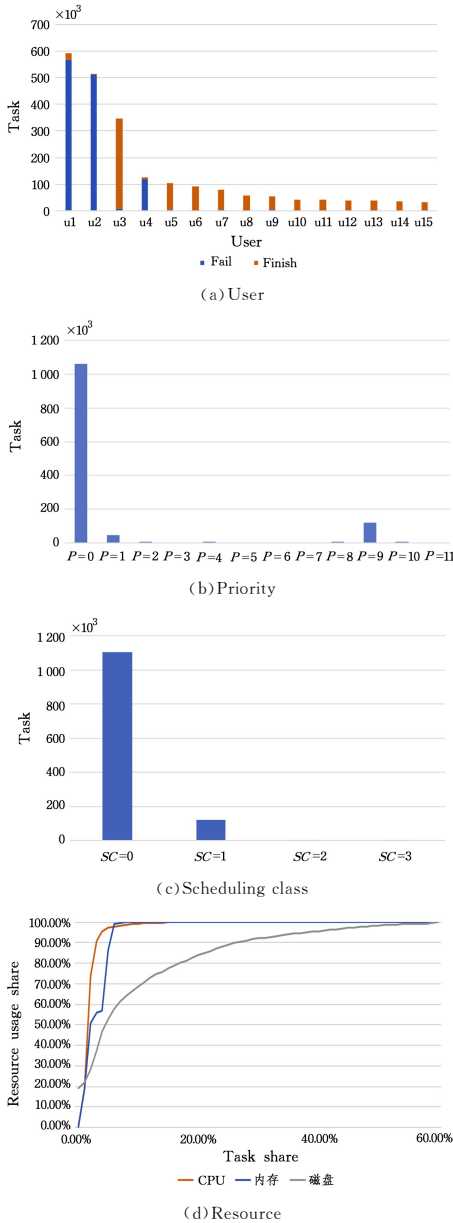


图 4 云任务故障在高风险用户上的分布

Fig. 4 Failure distribution on high-risk users

图 4(a)中的 15 名用户拥有的云任务执行总数约占云任务执行总数的 68%,其中失败的执行数约占总量的 88%。可见,云任务故障的分布极为不均衡。用户 u1,用户 u2 和用户

u4 遭遇了绝大多数的执行失败,约占总数的 85%,称为高风险用户。大量系统故障集中在少数高风险用户上,这表明这些系统故障在使用负载特征或执行特征上具有一定共性。

云任务的优先级和云任务的功能类别高度相关。由图 4(b)可见,在高风险用户上,优先级较低的云任务执行失败的占比较大,约 90%执行失败的云任务为免费任务。从用户视角,免费的云服务固然不需要用户付出经济上的代价,但这些云任务的服务时间往往由于较低的运行可靠性而延长,影响用户体验。从系统提供者视角,这类云任务无法创造经济收益,但会带来计算资源的浪费,影响系统的综合收益。虽然业务任务(优先级为 9 或更高)执行失败的占比不高,约为 9.7%,但业务任务是云计算系统的主要服务对象。这一分析结果表明,系统故障可能对系统终端用户和系统提供者造成经济上和使用体验上的负面影响。

调度类型是计算节点上控制云任务访问系统资源的主要属性依据之一。图 4(c)给出了高风险用户的失败云任务执行在调度类型属性上的分布。可见,随调度类型值的升高,执行失败的任务数的占比依次降低。调度类型和云任务的实时性要求息息相关。在资源层面上,调度类型属性反映了云计算系统为云任务提供资源配置的优先级,调度类型值较低的云任务因系统资源限制而处于长期无法访问系统资源的状态的可能性较大。这可能是调度类型值较低的云任务遭遇执行失败几率较高的主要原因之一。

图 4(d)给出了云任务在系统资源消耗上的累计分布。可以看出,系统资源的消耗主要集中在少数云任务执行上。对于 CPU 和内存资源,约 99%的消耗都来自于资源占用量最高的前 6%的云任务执行上。对于磁盘 I/O 资源,约 90%的消耗来自于磁盘 I/O 占用量最高的前 25%的云任务执行上。这一现象表明,仅部分云任务执行失败对系统总体资源消耗的影响较大,其余大部分云任务执行失败的影响较小。

3.3.2 针对云系统一般用户的系统故障分析

除去前文分析的高风险用户,其他云系统用户或一般用户群体遭遇系统故障的次数较少,约占云计算执行故障总数的 14%。在这一用户群体中,云任务执行成功率达到 83.94%,相对较高。图 5 给出了这类用户拥有的云任务在优先级、调度类型和系统资源消耗上的分布特征。

图 5(a)给出了一般用户群拥有的成功和失败的云任务执行在优先级属性上的分布特征。从整体分布来看,一般用户与高风险用户的任务类型特征差异较大。一般用户的任务类型大多以批量任务和免费任务为主,且二者的占比差异不大。这一区别表明了两类用户群在系统使用负载特征上的差别,系统提供者可以根据实际情况区分云计算系统的主要服务对象,针对性地提供高可靠和高效率的云计算服务保障。从成功和失败执行的分布上看,优先级较低的云任务的执行失败占比较高。约 53%的云任务执行失败集中在免费任务上,约 40%的云任务执行失败集中在批量任务上,尽管仅 6.49%的云任务执行失败出现在业务任务上,但业务任务遭遇云任务故障的概率却高达 74.17%。相比之下,免费任务和批量任务遭遇云任务执行失败的概率仅为 16.03%和 5.48%。由于业务任务是云计算系统的主要服务对象,这一分布表明

需要重点关注业务任务故障对云计算系统造成的影响。

图 5(b)给出了属于一般用户的云任务在调度类型上的分布。从整体分布来看,一般用户群和高风险用户的云任务调度类型特征差异不大,都呈现随调度类型值升高,云任务执行数下降的趋势。从成功和失败执行的分布来看,调度属性值较低的云任务执行失败的占比较高,但故障率较低。调度类型值由 1 至 4 的云任务执行失败的占比依次为:63.76%, 11.88%, 18.28%和 6.09%,调度类型值由 1 至 4 的云任务执行故障率依次为:7.21%, 7.34%, 66.53%和 99.97%。调度属性值较高的云任务执行失败的占比较低,但故障率较高。这一观察结果与优先级上的云任务成功和失败执行的分布较为相似,这从另一方面显示出云计算系统的主要服务业务可能存在故障率高、效率较差的问题。

图 5(c)给出了属于一般用户的云任务消耗 3 类系统资源

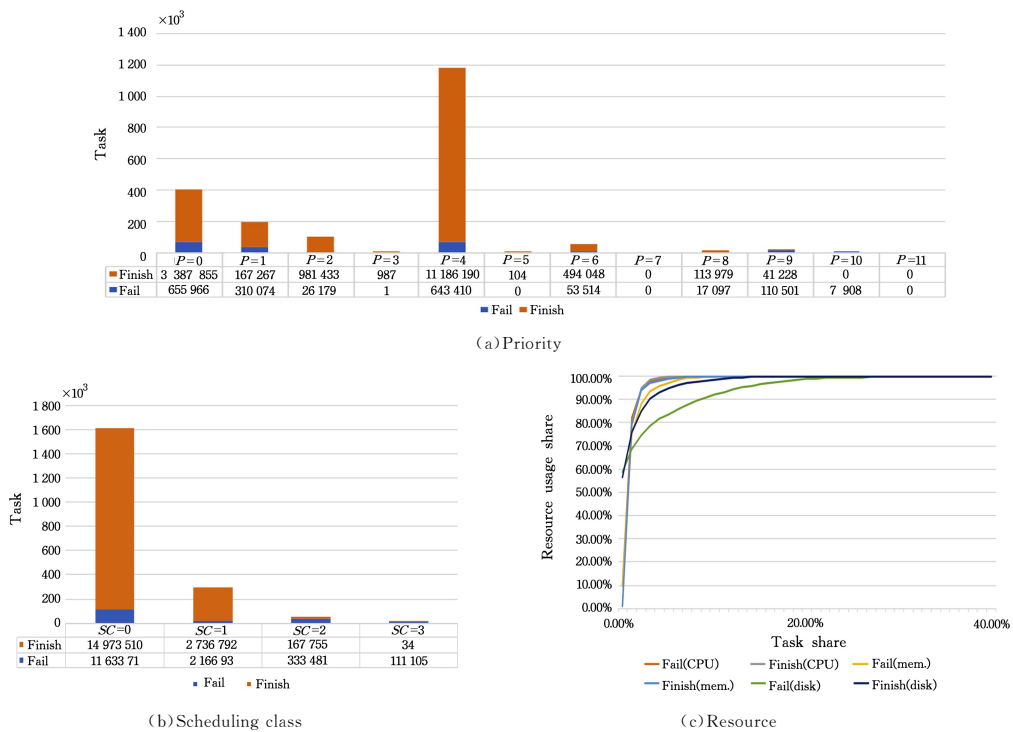


图 5 云任务在一般用户上的分布

Fig. 5 Task distribution on general users

4 分析和讨论

本文研究的主要成果可以总结为:

1) Google cluster 系统中云任务能够成功执行完成的比例较低。在任务级上,仅 58.33% 的云任务能够在日记记录的窗口期内成功完成执行;在执行级上,仅 37.74% 的云任务单次执行能够顺利完成。这一分析结果表明,系统的可靠性和效率可能受到严重影响。

2) 在日志记录窗口期内,云任务的用户群体变化不大,日用户数保持稳定。云任务数及云任务对系统资源的请求特征呈周期性分布。这一分析结果表明,当使用预测技术开展云任务执行风险识别时,需要考虑周期性变化对预测模型的影响。

3) 系统中绝大部分失败的云任务执行为免费任务,且集

源(CPU、内存和磁盘 I/O)的累计分布。可以看出,各类系统资源消耗都集中在少部分云任务的执行开销上。约 98% 的系统 CPU 和内存资源被消耗在约 5% 的云计算执行上。其中,执行失败的云任务消耗的系统 CPU 和内存资源的占比略高于执行成功的云任务。磁盘 I/O 资源也集中消耗在小部分云任务上,但执行成功的云任务和执行失败的云任务对磁盘 I/O 资源消耗的占比差异略大。占用磁盘 I/O 资源最多的前 5% 执行成功的云任务消耗该类别约 95% 的磁盘 I/O 资源;占用磁盘 I/O 资源最多的前 5% 执行失败的云任务消耗该类别仅 83% 的磁盘 I/O 资源。该结果表明,执行失败的云任务所消耗的各类系统资源的分散度较高,仅解决个别执行失败的云任务可能对减小系统资源的消耗没有非常显著的成效。因此,采用整体精度较高的风险识别和故障预测技术,能取得较为满意的系统效率提升效果。

中在少数几个高风险用户中,因此系统提供商若能根据实际情况针对性地解决此问题,则可以在较小代价下极大地提升系统的可靠性和效率。

4) 提供系统主要服务的业务任务在一般用户群中的占比相对较低(6.49%),但故障率非常高(74.17%)。这一分析结果表明,系统可能存在较为严重的服务质量问题。因此,系统提供者应该针对性地分析这类故障发生的原因并进行改进,从而取得最大、最高效的系统收益并提升用户满意度。

5) 执行失败的云任务累计消耗的系统资源占比比执行成功的云任务高,这表明如果能降低云任务的执行失败次数,则不仅能直接提高系统可靠性,而且能够较为明显地提升系统效率。

结束语 本文从使用模式、故障特征、可靠性和效率等方面综合分析了云计算系统实际运行状况的 Google cluster 数

据集。尽管数据集本身的模糊化处理对本研究理解系统的深刻内涵造成了一定阻碍,但本研究仍然成功地提取了系统的关键特征信息,揭示了云系统在软件质量和服务质量上可能存在的薄弱环节,并为系统在后续的改进提供了具有价值的参考意见。本文研究方法具有可扩展性,可用于其他云计算系统的使用模式和故障分析。

参 考 文 献

- [1] CLOUD H. The NIST definition of cloud computing[R]. National Institute of Science and Technology, Technical Report, 2011,145.
- [2] LIU B,LIN Y,CHEN Y. Quantitative workload analysis and prediction using Google cluster traces[C]//IEEE Conference on Computer Communications. 2016:935-940.
- [3] MORENO I S,GARRAGHAN P,TOWNEND P, et al. Analysis, modeling and simulation of workload patterns in a large-scale utility cloud[J]. IEEE Transactions on Cloud Computing, 2014,2(2):208-221.
- [4] ROSÁ A,CHEN L Y,BINDER W. Failure analysis and prediction for big-data systems[J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2016,10(6):984-998.
- [5] GARRAGHAN P,TOWNEND P,XU J. An empirical failure-analysis of a large-scale cloud computing environment[C]//International Symposium on High-Assurance Systems Engineering. 2014:113-120.
- [6] COTRONEO D,DE SIMONE L,LIGUORI P, et al. Enhancing failure propagation analysis in cloud computing systems[C]//International Symposium on Software Reliability Engineering. 2019.
- [7] LYU M R. Handbook of software reliability engineering[M]. CA:IEEE computer society press,1996.
- [8] TIAN J,RUDRARAJU S,LI Z. Evaluating web software reliability based on workload and failure data extracted from server logs[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2004,30(11):754-769.
- [9] GUPTA S,DILEEP A D. Long range dependence in cloud servers;a statistical analysis based on Google workload trace[J]. Computing, 2020;102(4):1-19.
- [10] KAVULYA S,TAN J,GANDHI R, et al. An analysis of traces from a production mapreduce cluster[C]//IEEE International Conference on Cluster, Cloud and Grid Computing. 2010:94-103.
- [11] CHEN Z,HU J,MIN G, et al. Towards accurate prediction for high-dimensional and highly-variable cloud workloads with deep Learning[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2020,31(4):923-934.
- [12] TIAN J. Software quality engineering:testing,quality assurance,and quantifiable improvement[M]. John Wiley & Sons, 2005.
- [13] GARG S K,GOPALAIYENGAR S K,BUYYA R. SLA-based resource provisioning for heterogeneous workloads in a virtualized cloud datacenter[C]//International Conference on Algorithms and Architectures for Parallel Processing. 2011:371-384.
- [14] SHARMA B,CHUDNOVSKY V,HELLERSTEIN J L, et al. Modeling and synthesizing task placement constraints in Google compute clusters[C]//ACM Symposium on Cloud Computing. 2011:1-14.
- [15] ZHU X,YANG L T,CHEN H, et al. Real-time tasks oriented energy-aware scheduling in virtualized clouds[J]. IEEE Transactions on Cloud Computing, 2014,2(2):168-180.
- [16] SAHOO R K,SQUILLANTE M S,SIVASUBRAMANIAM A, et al. Failure data analysis of a large-scale heterogeneous server environment[C]//IEEE International Conference on Dependable Systems and Networks. 2004:772-781.
- [17] REISS C,WILKES J,HELLERSTEIN J L. Google cluster-usage traces:format + schema[R]. Google Inc., Technical Report, 2011:1-14.
- [18] CHEN Z,HU J,MIN G, et al. Towards accurate prediction for high-dimensional and highly-variable cloud workloads with deep learning[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2019,31(4):923-934.
- [19] KHAN A A,ZAKARYA M,BUYYA R, et al. An energy and performance aware consolidation technique for containerized datacenters[J]. IEEE Transactions on Cloud Computing, 2019, PP(99).
- [20] MUSA J D,IANNINO A,OKUMOTO K. Software Reliability: Measurement, prediction, application [M]. McGrawHill, New York,1987.
- [21] TIAN J. Integrating time domain and input domain analyses of software reliability using tree-based models[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 1995,21(12):945-958.
- [22] REISS C,TUMANOV A,GANGER G R, et al. Towards understanding heterogeneous clouds at scale:Google trace analysis [R]. Intel Science and Technology Center for Cloud Computing, Tech. Rep,2012.



TIAN Yu-li, born in 1990, Ph.D student, is a student member of China Computer Federation. His main research interests include software quality engineering, software reliability engineering and mining software repository.



LI Ning, born in 1978, Ph.D, associate professor, is a member of China Computer Federation. Her main research interests include software testing, software defect analysis and mining software repository.