

# 基于用户满意度的大数据服务可信评价与优化

张龙昌<sup>1,2</sup>, 白 静<sup>3\*</sup>

(1. 宿迁学院 信息工程学院, 江苏 宿迁 223800;

2. 北京邮电大学深圳研究院, 广东 深圳 518038;

3. 东北财经大学 管理科学与工程学院, 辽宁 大连 116025)

**摘 要:**传统基于 QoS 的服务评价和优化不能最大化大数据服务的用户满意度,从服务评价和服务运行优化,研究大数据服务用户满意度最大化方法。阐明用户满意度形成机理,研究情景感知的用户满意度模型,解决用户满意度模型不准确问题;揭示评价用户搭便车行为机理,研究评价用户参与评价激励机制,解决用户满意度数据不全面问题;在 Logistic 回归和社会网络理论的基础上,研究评价用户可信度综合评估方法,解决用户满意度数据不可信问题;探索情景相似的用户 Top-K 查询和用户满意度数据云模型描述方法,研究基于云模型的可信服务评价方法,解决服务评价不可信问题;阐明服务运行期的服务参与者行为及博弈机理,研究服务运行期的博弈优化方法,解决单方优化方法无法使服务参与者收益最大化问题。为大数据服务的评价和优化提供新的研究思路。

**关键词:**大数据服务;用户满意度;可信评价与博弈优化;服务质量;服务参与者行为

**中图分类号:**TP311

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2023)08-0001-08

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2023.08.001

## Research on Trustworthy Evaluation and Optimization of Big Data Services Based on User Satisfaction Degree

ZHANG Long-chang<sup>1,2</sup>, BAI Jing<sup>3\*</sup>

(1. School of Information Engineering, Suqian University, Suqian 223800, China;

2. Shenzhen Research Institute, Beijing University of Posts and Telecommunications, Shenzhen 518038, China;

3. School of Management Science and Engineering, Dongbei University of Finance and Economics,  
Dalian 116025, China)

**Abstract:** The traditional service evaluation and optimization based on QoS cannot maximize the user satisfaction degree of big data service. From the evaluation and the optimization of services, this research studies the method of maximizing user satisfaction degree of big data services. The formation mechanism of user satisfaction degree is expounded and the user satisfaction model based on context awareness is studied to solve the problem of inaccurate user satisfaction model. The mechanism of the evaluation user free riding behaviors is revealed and the incentive mechanism is studied to motivate the evaluation user to solve the problem of user satisfaction degree data is incomplete. On the basis of Logistic regression and social network theory, the comprehensive evaluation method is researched to evaluate the credibility of evaluation user to solve the problem of unreliable user satisfaction degree. The user Top-K query based on scenario similar and user satisfaction data description method of cloud model is explored, and trustworthy service evaluation method is studied to solve the problem of untrustworthy in service evaluation. The behaviors and game mechanism of service participants during the service running period are expounded and the game optimization method of the service running period is studied to solve the problem that the unilateral optimization cannot maximize the income of the service participants. This research provides a new research idea for the evaluation and optimization of big data services.

**Key words:** big data services; user satisfaction degree; trustworthy evaluation and game optimization; quality of service; service participant behaviors

收稿日期:2022-06-16

修回日期:2022-10-20

**基金项目:**辽宁省自然科学基金计划项目(2019-ZD-0496);辽宁省教育厅科学研究一般项目(LJKZ1022);宿迁学院人才引进科研启动基金(106-CK4294)

**作者简介:**张龙昌(1978-),男,博士,教授,硕导,CCF会员(E200020123M),研究方向为云计算;通信作者:白 静(1987-),女,博士研究生,研究方向为云计算、库存优化。

## 1 背景介绍

云计算通过基础设施即服务(IaaS)、平台即服务(PaaS)提供大数据应用运行环境,具体以软件即服务(SaaS)形式提交给用户,称其为大数据服务。

QoS、情景、服务价格、服务品牌等众多因素都会影响大数据服务的用户满意度;无限提升 QoS 不仅不能使用户满意度无限提高,且严重浪费资源;大数据服务周期长、数据迁移成本高、服务切换难度大,服务选取非常慎重;服务市场不断变化,影响参与各方行为。

基于以上背景,从用户满意度视角出发,揭示用户满意度形成机理,构建情景感知的用户满意度模型,在此基础上建立可信的服务评价方法和服务运行期博弈优化方法,通过服务选取和服务运行优化实现大数据服务提供的用户满意度最大化(研究所处位置见图 1),最终提出最大化用户满意度的大数据服务可信评价及博弈优化方法。

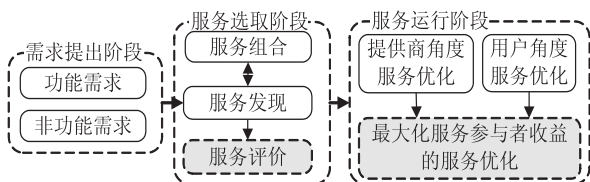


图 1 大数据服务构建模型

## 2 国内外研究现状及发展动态分析

### 2.1 QoS 模型及数据采集

研究者从主、客观两个角度建立 QoS 模型的指标体系,主观 QoS 属性一般由用户打分或使用语言短语进行评价,多用模糊数描述;客观 QoS 属性一般通过监测的手段获取信息,通常采用实数<sup>[1]</sup>、区间数<sup>[2]</sup>、概率或随机过程描述。QoS 不仅取决于服务本身,还取决于网络、用户终端环境等情景因素,如移动网络、传输网络、用户终端环境等。QoS 优不一定会使用户体验(QoE)更好,为了使服务评价、选择、组合的效果更好,一些从探索 QoS 和 QoE 间关系、基于 QoE 的服务优化、服务的 QoE 评估等视角研究服务的用户体验。目前的 QoS 模型在全面揭示影响用户满意度的因素及其规律方面存在不足,相关研究成果也未能全面阐述用户满意度的形成机理,致使 QoS 优的服务用户满意度却不一定高,建立一个系统的、全面的描述用户满意度的模型成为迫切需要解决的问题。

通过服务提供商发布 QoS、用户体验 QoS、监控软件监控 QoS 三种渠道获得 QoS 数据,因用户终端获取 QoS 更能有效反应服务状态,重点阐述用户端获取 QoS。监控软件监控 QoS 受环境因素影响较大,做不到任何时间、任何地点全面监测;另外在用户端监测 QoS 或者用户反馈 QoS 会引起用户终端资源的占用

和成本的增加,一些用户会选择搭便车。采用协同过滤等预测和推理的方法补齐缺失的 QoS 数据方法也有一定局限性,预测结果受数据规模、数据质量、情景等因素影响,而以用户经验为基础的用户满意度数据缺失问题,更适合从用户视角解决,因此有必要从激励用户角度解决用户满意度数据不全面问题,如何建立评价用户提交用户满意度数据的激励机制是一个基本问题。

用户对自身利益的考虑,可能会选择提交虚假 QoS 经验,此类用户为典型的“网络水军”和“网络推手”。解决用户体验 QoS 的可信性问题,通过设计算法对不可信 QoS 数据进行识别,从而获得可信 QoS 数据。基于数据的识别预测方法具有较好的效果(识别准确率可达到 90.5%)和较大的参考价值,但在场景变化时识别率不高,而用户满意度数据是以用户的经验为基础,通过识别用户的可信度即可识别数据的可信度。这是一种新的研究思路,如何建立评价用户的可信度评估方法是必须解决的问题。

### 2.2 基于 QoS 的服务选择和排序

目前还较少有基于用户满意度的服务评价成果出现,基于 QoS 的服务选择和排序具有较高的参考价值,可以分为以下几类:(1)基于协同过滤的服务选择方法<sup>[3-4]</sup>,在特定数据缺失条件下和用户环境对 QoS 影响较大时,不失为一种有效的解决方案,但依赖用户历史 QoS 记录,服务选择的准确率与数据集强相关,同时也存在数据的稀疏性和冷启动等问题。(2)基于启发式算法的服务选择,可在大规模的组合服务选择中以较合理的时间求得质量较优的解,遗传算法<sup>[5]</sup>、粒子群算法<sup>[6]</sup>等较常见。在获得组合服务计划的全局最优解和较快的执行速度上具有较好的表现,在执行时间和解的最优度间权衡,往往没找到最优解算法就已经结束。(3)基于整数规划的服务选择<sup>[7]</sup>,需要对所有可能的执行计划进行评估,效率随着问题规模的增加而大幅度降低。(4)基于多属性决策理论的服务选择方法,首先构造候选服务的 QoS 矩阵,并获取用户对各 QoS 属性的偏好权重,再应用层次分析法(AHP)<sup>[8]</sup>、逼近理想解的排序方法(TOPSIS)<sup>[9-10]</sup>等对候选服务进行评价和排序。能够获得局部最优解,缺点是获得偏好是个难题,对不同数据类型表示的 QoS 属性需要提出新的决策方法。还有一些具有很高的价值算法,如基于博弈的服务选择优化<sup>[11]</sup>、基于投资组合理论的服务选择<sup>[12]</sup>、基于多属性组合拍卖等等。

大数据服务依赖于海量的异构数据,不仅同一数据中心很难,不同数据中心也很难出现功能相同而质量不同的大数据服务。依据若干属性构成的用户满意

度数据,从多个备选服务中选择用户满意度最高的服务,采用多属性决策方法更合理。将以往基于多属性决策方法的服务选择研究成果应用于实现服务选取阶段用户满意度最大化,仍存在以下问题需要解决:以往的 QoS 数据考虑用户情景因素不够充分,在用户满意度数据上有必要考虑用户的情景因素,即数据的可信问题;用户满意度数据为若干次采集的数据序列,以往对数据的期望研究的较多,对数据的风险(即分布)研究的较少,即存在数据描述的不可信问题;进而缺少一种新的多属性决策方法适应该类数据描述。

### 2.3 服务运行期的优化

从用户角度的优化,目标是使服务的 QoS 更好或成本更低:文献[13]解决大规模的科学应用以任务数据流形式在分布式和异构资源云环境中的调度,实现最小化云应用的期望执行时间和经济成本,并保证系统资源的最大公平使用。也有文献利用虚拟机技术,对组合云服务的资源分配进行优化,以最小化任务执行时间为目标,设计了非竞争和竞争场景下的资源分配方案,在系统资源不足和资源竞争时轻工作量优先策略更适合串行和并行任务。

从服务提供商角度的优化,目标是在满足用户 QoS 约束情况下追求云资源利用率、服务吞吐量、服务提供商收益更高:文献[14]在满足用户的时间需求的约束下,通过动态分配任务、调整虚拟机和调整主机尽量减少能量消耗。文献[15]解决云计算环境下带约束的性能和能耗的多目标优化问题,追求高性能和低能耗。另有文献建立 SaaS 服务提供商和 IaaS 服务提供商间的博弈模型,在价格和资源分配策略间寻求均衡解,实现 SaaS 服务提供商和 IaaS 服务提供商的收益最大化。

上述研究成果从用户或服务提供商角度对服务运行期进行优化,然而目前较少有研究方案可以同时兼顾用户和服务提供商,比如优化用户收益(QoS,经济成本)的同时满足其它约束,并且能够使服务提供商也能获得良好收益。

综上所述,实现大数据服务用户满意度最大化,存在下述问题亟需解决:(1)缺乏完整用户满意度模型及全面、可信的用户满意度数据获取方法;(2)缺乏实现用户满意度最大化的可信服务评价方法;(3)缺乏服务运行期实现用户满意度最大化的有效优化方法。

## 3 研究内容

基于用户满意度视角,该文以现实中大数据服务为研究对象,构建数理模型建立完整的用户满意度模型及能获取全面、可信的用户满意度数据方法。具体研究目标为:(1)揭示价格、用户感知 QoS、协商 QoS、

品牌形象、感知价值和情景等影响用户满意度的基本规律,建立能够全面、准确描述用户满意度的模型,进而建立起用户满意度与各影响因素间的数理关系;(2)揭示评价用户搭便车行为规律,建立有效的激励机制激励评价用户参与用户满意度评价,构建完备的用户满意度数据;(3)探索服务评价中存在的用户满意度数据虚假问题,建立有效的评价用户可信度评估方法,消除虚假用户满意度数据,为可信的服务评价提供数据基础;(4)阐明云模型、TOPSIS 基本原理,建立充分考虑情景因素的可信服务评价方法,能够有效解决现有评价方法在可信度方面存在的不足;(5)揭示服务运行期服务参与者行为,明确 QoS、价格与服务参与者收益的关系,建立服务运行期博弈优化方法,最大化服务参与者收益。

在综述大量文献的基础上,借鉴客户满意度模型(ACSI、ECSI、TCSI)构建情景感知的用户满意度模型;从激励评价用户提交数据、评估评价用户可信度识别虚假数据和提高服务评价算法可信度三方面实现大数据服务的可信评价;通过研究服务运行阶段服务参与者行为及博弈机理,提出服务运行期博弈优化方法,下面是具体研究内容(各研究内容间的关系见图2)。

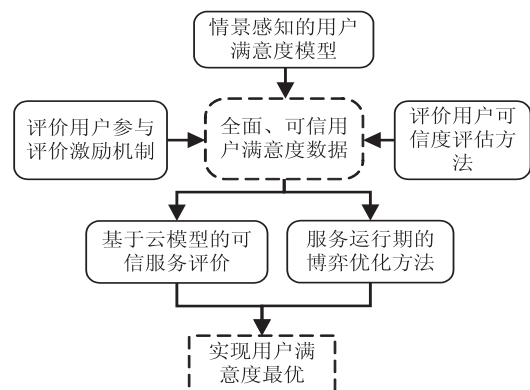


图2 各研究内容间的关系

### 3.1 情景感知的用户满意度模型

传统以 QoS 为基础的服务评价能获得 QoS 优的服务,研究、实践证明 QoS 与用户满意度存在正向关系,但 QoS 达到一定阈值后用户满意度不再敏感,不断提高 QoS 不仅不能显著提高用户满意度,还会降低云资源利用率,损害服务提供商利益。此外,传统以互联网为背景的服务评价,较少考虑用户情景(如环境、时间、位置、偏好)变化,因而较难准确地提供用户满意的 QoS。针对以往 QoS 模型不能准确描述用户满意度问题,首先揭示价格、用户感知 QoS、协商 QoS、品牌形象、感知价值和情景等因素影响用户满意度的规律,进而阐明用户满意度形成机理,研究在客户满意度模型基础上构建情景感知的用户满意度模型,最后研究模型的量化评估和优化,为服务评价和服务运行期



博弈优化奠定基础。

### 3.2 评价用户参与评价激励机制

用户满意度来源于评价用户,部分评价用户选择搭便车,直接导致用户满意度数据的稀疏、不全面。从激励评价用户提交数据角度解决该问题,首先研究服务评价过程中的评价用户搭便车行为的测量方法,用以测量服务评价中搭便车程度;然后研究构建博弈论框架下评价用户贡献行为模型,观察用户贡献行为的动态过程,分析个体评价用户搭便车行为存在的必然性以及由此引致的“公地悲剧”问题;进而基于委托代理理论和虚拟支付,研究评价用户贡献的激励机制,从而引导自私型评价用户贡献用户满意度,提升评价用户对服务评价的贡献水平。

### 3.3 评价用户可信度评估方法

“网络水军”和“网络推手”提供虚假用户满意度数据,从评价用户可信视角出发,识别诚信度不高的评价用户,进而拒绝其满意度数据。首先基于统计分析角度,借鉴个人征信体系构建基本思想,建立服务交易中评价用户的行为档案,进而研究基于 Logistic 回归的动态评价用户可信度评估方法;接着基于人的认知行为角度,借鉴社会网络理论研究基于社会网络的动态评价用户可信度评估方法;最后研究两种可信度评估方法的综合评估方案。

### 3.4 基于云模型的可信服务评价

来源于不同情景不同评价用户的满意度数据随机性和模糊性较强,如何建立可信的服务评价方法实现服务选取阶段的用户满意度最大化是迫切需要解决的关键问题。分析基于情景的用户相似规律并设计用户相似计算方法,进一步研究基于 Top-K 查询的情景相似用户查询算法,获取与请求用户相似的评价用户满意度数据;研究云模型(包含期望、熵、超熵三个数字特征)的构建机理及用户满意度数据的云模型表示,

探索云模型的拟合方法,设计并行的用户满意度云发生器;研究云模型的距离计算和比较方法,分析典型多属性决策理论-TOPSIS 基本原理,深入研究基于云模型的 TOPSIS 评价方法,解决现有评价方法评价结果可信度不高这一关键问题。

### 3.5 服务运行期的博弈优化方法

在服务运行期对服务进行优化是另外一个迫切需要解决的关键问题。单方行为较难准确地对用户满意度产生影响,不能做到服务市场、QoS、用户满意度变化情况下的服务参与者收益达到帕累托最优状态,从最大化服务参与者收益角度出发,研究服务运行阶段的博弈优化方法,解决现有优化模型在服务优化实践中存在的亟需解决的问题。两种情形的博弈优化:若 SaaS、PaaS、IaaS 服务作为整体由独立服务提供商提供,则研究用户与服务提供商的两方动态博弈模型;若 SaaS、PaaS、IaaS 服务分别由不同服务提供商提供,因 SaaS、PaaS 服务提供商具有共同特征,除了自身提供软件服务外,还代理 IaaS 服务提供商向用户出售 IaaS 服务,将其定义为应用服务(SaaS/PaaS)提供商,则研究用户、应用服务提供商和基础设施服务提供商三方博弈模型。上述研究内容需要解决的关键科学问题为:(1)如何建立服务选取阶段的最大化用户满意度的可信大数据服务评价方法是必须解决的关键科学问题。(2)在服务市场变动条件下,如何确定服务运行期的价格、QoS,使服务参与者收益达到帕累托最优状态,促使大数据服务效用最大化,是另一个关键科学问题。

## 4 研究方案

### 4.1 总体研究方案

首先,利用调查法、统计分析法结合客户满意度模型(ACSI、ECSI、TCSI),揭示相关因素影响大数据服

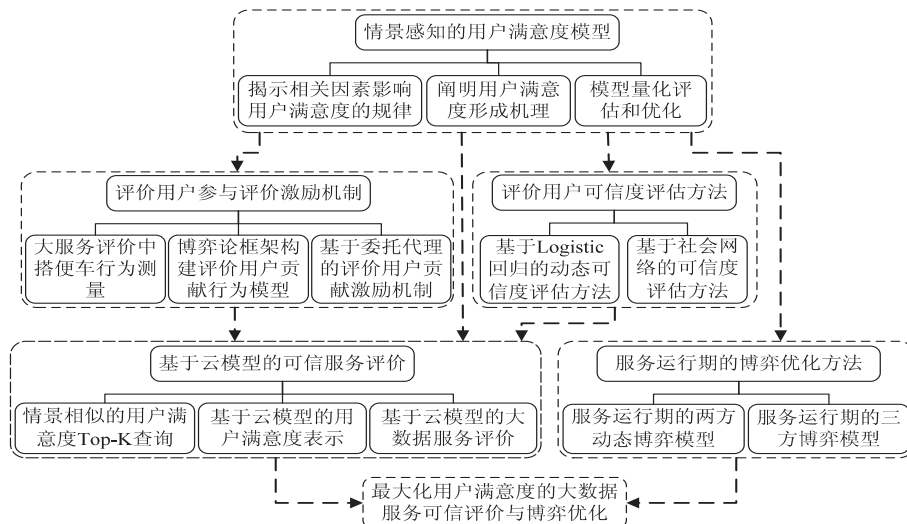


图3 采取的技术路线图

务的用户满意度规律;查阅相关文献资料,总结分析客户满意度理论最新研究成果,阐明大数据服务的用户满意度形成机理,构建情景感知的用户满意度模型;使用结构方程模型(SEM)对构建的满意度模型进行评估和优化。接着,在Hadoop云平台上的数字资源大数据服务和遥感大数据服务,测量服务评价过程中评价用户的搭便车行为,在博弈论框架下分析大数据服务评价中的用户贡献行为,进一步归纳出搭便车存在的必然性和导致的问题,借鉴委托代理理论思想建立评价用户参与评价激励机制。然后,分别采用统计方法和社会网络方法对评价用户可信度进行评估,建立起符合实际应用的评价用户可信度评估方法。通过情景感知的用户满意度模型、评价用户参与评价激励机制、评价用户可信度评估方法的研究获取完备、可信的用户满意度数据,在此基础上通过情景相似的用户满意度 Top-K 查询选取更加可信的用户满意度数据,以此建立用户满意度云模型,构建基于云模型的可信服务评价方法,进而实现服务选取阶段的用户满意度最大化。在服务运行阶段,通过对服务参与者间的博弈分析,建立服务参与者间的两方博弈和三方博弈模型,求解服务市场变化情况下,在用户对收益满意时,服务提供商所采取的策略,实现服务运行期的用户满意度最大化。

## 4.2 具体研究方案

### 4.2.1 情景感知的用户满意度模型研究方案

(1)揭示相关因素影响用户满意度的规律。首先研究客户满意度模型相关文献及应用现状,结合服务的 QoS 模型、服务协商,总结影响用户满意度的相关因素。一级指标包括协商 QoS、感知 QoS、品牌形象、感知价值、价格、用户满意度、用户抱怨、情景,继续研究二级指标。同时继续查阅消费者行为、云服务领域最新文献,挖掘用户满意度的影响因素,并通过调查法采集用户的真实需求,即采用理论归纳和定性实证方法解决指标结构合理性问题;利用 SPSS 中的 KMO 和 Bartlett 检验指标是否有效,即采用因子显性分析解决指标有效性问题;结合主成分因子分析和定性赋值评价解决指标权重问题,最终确定指标结构和权重大小。

(2)阐明用户满意度形成机理。总结分析 ACSI、ECSI、TCSI 用户满意度模型,揭示其构成机理,结合大数据服务特点,在情景感知的用户满意度模型的指标框架体系下,阐明模型的结构与指标的关系(见图4),将继续深入研究。在定性实证方面,邀请专家对模型进行评价。

(3)模型量化评估和优化。在 Hadoop 平台上数字资源大数据检索服务和遥感大数据分析服务,基于情景感知的用户满意度模型设计调查问卷,对观测变

量进行数据收集。根据数据质量使用结构方程模型(SEM)进行相关参数估算,进行模型契合度(也叫拟合度)估算,通过参数估计中出现的偏差对最终应用模型进行修正。有多种软件可以处理 SEM,常用的有 LISREL、AMOS 和 PLS,在综合分析常用三种软件优缺点的基础上,结合研究实际情况,采用一种或多种软件进行数据处理。

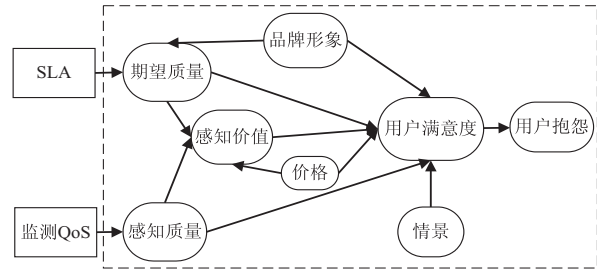


图4 情景感知的用户满意度模型

### 4.2.2 评价用户参与评价激励机制研究方案

(1)大数据服务评价中搭便车行为测量。首先进行主动测量,即在数字资源大数据检索服务和遥感大数据分析服务中植入监测程序,记录服务请求、服务应答、收到的评价等日志信息;其次,调查 Google、亚马逊、阿里巴巴云服务的用户评价情况;最后,总结测量和调查结果,分析评价用户贡献的行为特征,初步归纳出用户贡献行为具有志愿和收益共享性而成本(包括占用 IT 资源、时间等)独担两种特征,继续深入探索其它特征。

(2)博弈论框架下构建评价用户贡献行为模型。基于评价用户贡献行为特征的分析,做出以下假设:大数据服务评价中评价用户是理性(自私)的;一次评价任务只能由调用服务的用户完成;大数据服务与评价用户是委托代理的关系。效用模型构建:设  $n$  个用户调用大数据服务并且需要提交评价,评价用户期望效用最大化模型为:

$$\operatorname{argmax}_{\gamma_i} Eu_i = f(c_i, R, \gamma_i, \gamma_{ni}) \quad (1)$$

其中,至少  $m$  个评价用户提交评价的收益  $R$  被所有用户共享,成本  $c_i$  由评价用户独自承担,  $\gamma_i$  是评价用户  $i$  选择提交评价的概率,  $\gamma_{ni}$  是至少  $m$  个评价用户选择提交评价的概率(当用户  $i$  选择不提交评价),用户  $i$  的效用  $Eu_i$  是关于  $c_i$ 、 $R$ 、 $\gamma_i$ 、 $\gamma_{ni}$  的函数。

博弈分析:首先从两个局中人的非零和博弈入手来研究两个评价用户之间行为决策的相互影响,分析两个评价用户在不同策略选择条件下的收益与损失;接着将问题拓展到多个评价用户情况,转变为评价用户  $i$  与其他评价用户之间的博弈。

模型验证与分析:首先,从评价用户角度出发,通过实验观察评价用户数量固定时在不同评价概率下的收益;接着,通过动态建模,观察随着评价用户数量的





别设计上述影响因子的计算方法,在此基础上建立直接可信度评估模型和间接可信度评估模型,进而建立基于社会网络的评价用户可信度评估方法。

#### 4.2.4 基于云模型的可信服务评价研究方案

大数据服务评价以用户满意度数据为基础,是多属性决策问题,采用以下方案实现可信的服务评价。

(1)情景相似的用户满意度 Top-K 查询。选取请求用户情景相似的用户满意度数据作为服务评价数据更为可信。情景因素包括主观因素(如偏好)和客观因素(如时间、位置)。主观因素描述请求用户和评价用户偏好的向量,两者相似度体现为线性相关程度,实际应用中因素的数目大于1并且假定用户能明确给出各因素的评分,因此其相似度计算拟采用皮尔逊相关系数;客观因素相似度计算,拟采用欧几里德距离。对于量纲不同,拟采用 min-max 标准化或 z-score 标准化,通过实验分析两者在不同数据量下的适用性。

大数据服务评价以相似度最大的  $k$  个用户满意度数据为基础,从而转换为数据维度为 2(主观因素和客观因素)的 Top-K 查询问题,若采用加权和计算相似度有  $f(t_i) = w_1 * f(s) + w_2 * f(o)$ ,  $t_i \in T$  且  $1 \leq i \leq m$  ( $T$  为数据集,  $m$  为数据集的势),  $w_1, w_2$  为权重且  $w_1 + w_2 = 1$ ,  $f(s) \geq 0$  为主观因素相似度,  $f(o) \geq 0$  为客观因素相似度。首先,按照各服务器计算和存储能力对用户满意度数据进行水平划分,划分方式拟采用随机划分、按时间序列划分、哈希划分、基于网格划分,显然按时间序列划分最为简洁,通过实验分析验证这些划分方式的优劣。基于数据划分特点设计基于 MapReduce 的用户满意度数据的 Top-K 查询算法。

(2)基于云模型的用户满意度表示。不确定的用户满意度评分,导致分值的分布随机而模糊,拟采用云模型描述,增加服务评价的可信度。用户满意度指标  $i$  评分数据的云模型拟表示为  $C_i = (Ex_i, En_i, He_i)$ , 其中  $Ex_i$  为评分分布的期望,  $En_i$  为评分分布的熵,  $He_i$  为评分分布熵的熵。借鉴逆向云发生器的思想,拟采用统计和理论推导相结合的方法,研究多个云模型拟合方法。最后,在 MapReduce 框架下设计并行处理的逆向云发生器,解决面向海量数据时逆向云发生器效率低的问题。

(3)基于云模型的大数据服务评价。拟采用多属性决策中常用的有效方法 TOPSIS。用户满意度由多个云模型描述的指标构成,在分析 TOPSIS 的基本原理基础上,解决以下两个问题:为消除不同量纲对评价结果的影响,拟借鉴正太分布的标准化方法,将各指标进行标准化;拟采用统计和理论推导相结合方法计算云模型的距离和比较云模型大小。最后,借鉴 TOPSIS 的基本思想,设计出基于云模型的大数据服务评价

方法。

#### 4.2.5 服务运行期的博弈优化方法研究方案

(1)服务运行期的两方动态博弈模型。若 SaaS、PaaS、IaaS 服务作为整体由独立服务提供商提供,则为独占垄断市场中的用户和服务提供商之间动态博弈(是一种讨价还价博弈)。

博弈过程:用户感知到服务 QoS、价格或市场信号,根据自身的收益函数决定对服务的支付意愿并完成购买,实现自身效用最大化;服务提供商感知到用户行为(这里主要指用户抱怨)和市场信号,调整服务价格或 QoS,以实现收益最大化;两方交替进行讨价还价,用户收益达到用户满意,则博弈结束。

用户和服务提供商的收益函数:用户收益是服务 QoS、价格、以及用户感知的市场信号的函数,体现为用户满意度,基于情景感知的用户满意度模型建立用户收益函数;服务提供商的收益为总收益、总成本以及服务提供商感知的市场信号的函数,总收益体现为某时刻所有用户的付费,总成本为某时刻向用户提供服务付出的开销,深入探索服务提供商的收益函数。

博弈方的行动集:独占垄断市场中只有一个服务提供商为相同需求用户提供服务,此时博弈参与方为用户和服务提供商,同时假定可伸缩的云资源提供可保证服务 QoS 稳定;用户可能采取的策略空间是{增量购买服务,减量购买服务},服务提供商可能采取的策略空间是{提升 QoS,降低 QoS,提升价格,降低价格}。

基于上述分析,建立讨价还价博弈模型,用户与服务提供商进行博弈,用户收益达到用户满意,博弈结束,此时用户满意度较高。

#### (2)服务运行期的三方博弈模型。

SaaS、PaaS 服务提供商提供软件服务,两者具有共同特征,必须运行在 IaaS 上,除了自身提供软件服务外还代理 IaaS 服务提供商向用户出售 IaaS 服务,将其定义为应用服务(SaaS/PaaS)提供商,则为独占垄断市场中的用户、应用服务提供商和基础设施服务提供商之间动态博弈。

博弈过程:用户感知到服务 QoS、价格或市场信号,根据自身的收益函数决定对服务的支付意愿并完成购买,实现自身效用最大化;应用服务提供商感知到用户行为(这里主要指用户抱怨)和市场信号,根据自身的收益函数调整服务价格或 QoS,以实现收益最大化;基础设施服务提供商感知到应用服务提供商行为和用户行为,调整基础设施服务价格或 QoS,以实现收益最大化;三方按顺序进行多次博弈,用户收益达到用户满意,则博弈结束。

参照两方动态博弈中的用户收益函数和服务提供

商收益函数,基于三方博弈过程,建立三方博弈中的用户收益函数、应用服务提供商收益函数、基础设施服务提供商收益函数。

参照两方动态博弈中的用户策略空间和服务提供商策略空间,基于三方博弈过程,建立三方博弈的用户策略空间、应用服务提供商策略空间和基础设施服务提供商策略空间。

基于上述分析,建立三方博弈模型,对模型求解,进而得出用户收益达到满意时,应用服务和基础设施服务提供商在最大化自身收益情况下采取的策略。

## 5 结束语

对大数据服务 QoS 保障的国内外研究现状及发展动态进行了系统的总结和分析,围绕研究目标和关键科学问题详细介绍了相关研究内容和拟采用的研究方案。下一步将对提出的研究内容进行深入探索,在初步研究方案基础上提出高效、可行的问题解决方案。密切关注边缘计算和智能技术的发展,研究其对大数据服务 QoS 保障技术带来的新挑战和新机遇。

### 参考文献:

- [1] ZHU X, JING X, WU D, et al. Similarity-maintaining privacy preservation and location-aware low-rank matrix factorization for QoS prediction based web service recommendation [J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2021, 14 (3): 889-902.
- [2] ZHANG L, ZHANG X, YANG Y. Hybrid QoS-aware web service composition strategies for group pareto optimal plan [J]. Journal of Internet Technology, 2015, 16 (2): 255-266.
- [3] TONG E, NIU W, LIU J. A missing QoS prediction approach via time-aware collaborative filtering [J]. IEEE Transactions on Services Computing, doi:10.1109/TSC.2021.3103769.
- [4] YANG Y, ZHENG Z, NIU X, et al. A location-based factorization machine model for web service QoS prediction [J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2021, 14 (5): 1264-1277.
- [5] SADEGHIRAM S, MA H, CHEN G. Priority-based selection of individuals in memetic algorithms for distributed data-intensive web service compositions [J]. IEEE Transactions on Services Computing, doi:10.1109/TSC.2021.3066322.
- [6] TAN B, MA H, MEI Y, et al. Evolutionary multi-objective optimization for web service location allocation problem [J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2021, 14 (2): 458-471.
- [7] DIALLO M, QUINTERO A, PIERRE S. A QoS-based splitting strategy for a resource embedding across multiple cloud providers [J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2021, 14 (5): 1278-1291.
- [8] HUSSAIN W, MERIGO J M, GAO H, et al. Integrated AHP-IOWA, POWA framework for ideal cloud provider selection and optimum resource management [J]. IEEE Transactions on Services Computing, doi:10.1109/TSC.2021.3124885.
- [9] 张龙昌, 杨艳红, 赵绪辉. 基于云模型的 SaaS 决策方法 [J]. 电子学报, 2015, 43 (5): 987-992.
- [10] 张龙昌, 杨艳红. 动态 QoS 数据驱动的可靠 Web 服务选择 [J]. 电子与信息学报, 2016, 38 (6): 1368-1376.
- [11] WANG Y, ZHOU J, SONG X. A utility game driven QoS optimization for cloud services [J]. IEEE Transactions on Services Computing, doi:10.1109/TSC.2021.3062383.
- [12] 林日昶, 陈碧欢, 彭鑫, 等. 支持风险偏好的 Web 服务动态组合方法 [J]. 中国科学: 信息科学, 2014, 44 (1): 130-141.
- [13] 沈尧, 秦小麟, 鲍芝峰. 一种云环境中数据流的高效多目标调度方法 [J]. 软件学报, 2017, 28 (3): 579-597.
- [14] 陈超, 朱晓敏, 陈黄科, 等. 基于滚动优化的虚拟云中实时任务节能调度方法 [J]. 软件学报, 2015, 26 (8): 2111-2123.
- [15] 李智勇, 陈少森, 杨波, 等. 异构云环境多目标 Memetic 优化任务调度方法 [J]. 计算机学报, 2016, 39 (2): 377-390.