

基于 Bootstrap 技术的 Web 服务 QoS 值的 置信区间估计和预测

汪 浩¹, 肖建茂¹, 龙 浩¹, 汪乐约²

(1. 江西师范大学软件学院, 江西南昌 330022; 2. 新泽西理工学院计算机科学系, 美国新泽西州纽瓦克 07102)

摘 要: 目前对 Web 服务 QoS (Quality of Service) 的预测研究, 通常预测 QoS 的静态值, 很少预测 QoS 值的置信区间. 本文借助非参数统计学的 Bootstrap 技术, 提出估计 Web 服务 QoS 值置信区间的方法; 然后利用与当前 Web 用户相似的其他 Web 用户调用待预测 Web 服务的 QoS 历史数据, 预测当前 Web 用户调用待预测 Web 服务的 QoS 值的置信区间. 本文估计了 WSDream 数据集 1 中每个用户调用每个 Web 服务的 QoS 值的置信区间, 实验发现这些置信区间的上下限近似服从重尾分布. 通过随机选择 WSDream 数据集 1 中 60% 到 90% 的用户和 Web 服务作为训练集, 预测另外 10% 到 40% 的用户和 Web 服务的 QoS 值, 实验结果表明预测的 QoS 置信区间与估计的 QoS 置信区间的平均覆盖率超过 70%, 最高达 76%. 在服务选择或服务推荐时给用户提供一个估计的或预测的 QoS 置信区间, 可以更好地满足用户的个性化需求.

关键词: Web 服务; QoS 估计; QoS 预测; Bootstrap; 置信区间

中图分类号: TP311

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2018) 03-0665-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.03.023

An Approach to Estimate and Predict the Confidence Interval of Web Service QoS Based on Bootstrap

WANG Hao¹, XIAO Jian-mao¹, LONG Hao¹, WANG Le-yue²

(1. School of Software, Jiangxi Normal University, Nanchang, Jiangxi 330022, China;

2. Department of Computer Science, New Jersey Institute of Technology, Newark, NJ 07102, United States)

Abstract: Nowadays we usually predict the static value of QoS (Quality of Service) rather than the confidence interval of the QoS in researches toward the prediction of Web services QoS. With the help of non-parametric statistical Bootstrap technique, we propose an approach to estimate and predict the confidence interval of Web services QoS; and then we use the historical QoS data of Web users which are similar to current Web users to predict the confidence interval of QoS values of the current Web users. Furthermore, we estimate the QoS confidence interval of each user invokes each Web service in WSDream dataset1. According to the experiment, we find out that the confidence interval follows a heavy tailed distribution. By randomly choosing 60% to 90% of users and services from WSDream dataset1 as our training dataset and predicting the QoS value of the other 10% to 40% users and services, we find that the average coverage rate is over 70% between the predicted QoS confidence interval and the estimated QoS confidence interval and the maximum average rate is as high as 76%. It is much better to meet personal requirement if we provide an estimated or predicted QoS confidence interval in the service selection or service recommendation.

Key words: Web service; QoS estimation; QoS prediction; Bootstrap; confidence interval

1 引言

QoS 被广泛用于服务选择^[1], 服务组合^[2], 服务推荐^[3]和服务发现^[4], 因此通过各种方法分析预测 QoS 值是服务计算领域的研究热点之一^[4~14]. 由于互联网

和 Web 服务器负载的随机动态性, 导致大部分 Web 服务的 QoS 值(如响应时间、吞吐率、可靠性等)也是随机动态的. 但现有研究^[4~14]通常假定其使用或预测的 QoS 值是静态的或固定的, 很少有文献研究由于 Web 服务器负载的随机性动态性导致的 Web 服务 QoS 值的随机

统计属性,如置信区间等。

现有研究主要采用协同过滤技术^[16],根据与当前用户相似的用户调用 Web 服务的 QoS 值的历史数据,预测当前用户调用该 Web 服务的 QoS 值。文献[6]利用 Pearson 相关系数计算用户之间的相似性,并采用相似程度的离差加权平均值,预测当前用户调用 Web 服务的 QoS 值。文献[7]利用通过重要性权重(significance weight)调节后的 Pearson 相关系数计算用户间的相似度,提出预测当前用户调用 Web 服务 QoS 值的 UPCC、IPCC、UIPCC 等算法。文献[10]利用 Pearson 相关系数确定相似用户,并利用相似用户调用 Web 服务的历史失效概率(failure probability),预测 Web 服务组合的可靠性。文献[11,12]利用矩阵分解技术,预测当前用户调用 Web 服务的 QoS 值。针对 QoS 的历史数据存在不可信的情况,文献[9]根据用户所提供的 QoS 值与所有用户基于信誉度的 QoS 值的加权平均的差异程度,提出了一种计算用户信誉度的方法,对于信誉度较低的用户,其 QoS 值不用于预测;排除掉不可信任用户后,再利用协同过滤技术,预测当前用户调用 Web 服务的 QoS 值。文献[5]首先通过 2 阶段 k-means 聚类算法,检测并排除不可信任用户的 QoS 值;然后提出一种称为 CAP(credibility-aware QoS prediction)的方法预测当前用户调用 Web 服务的 QoS 值。文献[13]提出利用 Kendall 相关系数计算 Web 服务间的相似度,并对 Web 服务排名。

本文利用非参数统计学的 Bootstrap 技术^[15],根据同一个 Web 用户对同一个 Web 服务多次调用而收集到的 QoS 样本数据,估计 QoS 值的置信区间。然后利用与当前 Web 用户相似的其它 Web 用户多次调用待预测 Web 服务而收集到的 QoS 值的样本数据,预测当前 Web 用户调用待预测 Web 服务的 QoS 值的置信区间。

2 Web 服务 QoS 值的置信区间估计

本节采用非参数统计学中的 Bootstrap 方法^[15],讨论如何利用同一个 Web 用户对同一个 Web 服务多次调用所收集到的 QoS 值,估计 QoS 值的置信区间。首先给出 Bootstrap 方法估计 QoS 置信区间的计算步骤,然后以文献[14]给出的 WSDream 数据集 1 为例,估计数据集中每个用户调用每个 Web 服务的 QoS 值的置信区间。

2.1 估计 QoS 值的置信区间的计算步骤

(1) 设 $R_1, R_2, \dots, R_k$ 是 Web 用户 i 调用 Web 服务 j 的 QoS 值(如响应时间)的 k 个历史数据,将称其为容量 k 的“原始样本”,并记其均值如式(1)所示。

$$\hat{R} = \frac{1}{k} \sum_{l=1}^k R_l \quad (1)$$

该值是 Web 用户 i 调用 Web 服务 j 的平均 QoS 值

的“原始估计”。

(2) 在 $R_1, R_2, \dots, R_k$ 原始样本中每次随机地取一个个体做有放回地抽样,重复 k 次,得到一个容量为 k 的 Bootstrap 样本 $R_1^*, R_2^*, \dots, R_k^*$,并记其均值如式(2)所示。

$$\hat{R}^* = \frac{1}{k} \sum_{l=1}^k R_l^* \quad (2)$$

该值是 Web 用户 i 调用 Web 服务 j 的平均 QoS 值的“Bootstrap 估计”。对步骤 2 重复 B 次(B 是整数,一般取 $B=10000$),可以得到 Web 用户 i 调用 Web 服务 j 的平均 QoS 值的 B 个 Bootstrap 估计值 $\hat{R}_1^*, \hat{R}_2^*, \dots, \hat{R}_B^*$ 。

(3) 对 $\hat{R}_1^*, \hat{R}_2^*, \dots, \hat{R}_B^*$ 按从小到大的升序排序,并将排序结果以数组形式记为: $\hat{R}^*[1], \hat{R}^*[2], \dots, \hat{R}^*[B]$ 即 $\hat{R}^*[1] \leq \hat{R}^*[2] \leq \dots \leq \hat{R}^*[B]$,则 Web 用户 i 调用 Web 服务 j 的平均 QoS 值在置信水平为 $1-\alpha$ 的置信区间(α 通常取 0.05)如式(3)所示。

$$\left(\hat{R}^* \left[\left\lfloor B \times \frac{\alpha}{2} \right\rfloor \right], \hat{R}^* \left[\left\lfloor B \times \left(1 - \frac{\alpha}{2} \right) \right\rfloor \right] \right) \quad (3)$$

其中, $\lfloor x \rfloor$ 表示不小于 x 的最小整数。式(3)所示的置信区间称为百分位置信区间(percentile interval), $\hat{R}^* \left[\left\lfloor B \times \frac{\alpha}{2} \right\rfloor \right]$ 表示数组中下标为 $\left\lfloor B \times \frac{\alpha}{2} \right\rfloor$ 的元素值, $\hat{R}^* \left[\left\lfloor B \times \left(1 - \frac{\alpha}{2} \right) \right\rfloor \right]$ 表示数组中下标为 $\left\lfloor B \times \left(1 - \frac{\alpha}{2} \right) \right\rfloor$ 的元素值。该置信区间长度如式(4)所示。

$$\hat{R}^* \left[\left\lfloor B \times \left(1 - \frac{\alpha}{2} \right) \right\rfloor \right] - \hat{R}^* \left[\left\lfloor B \times \frac{\alpha}{2} \right\rfloor \right] \quad (4)$$

假设 QoS 的数据集中包含了 m 个用户调用 n 个 Web 服务的 QoS 数据值,根据以上步骤,给出了估计平均 QoS 值置信区间的算法 1。

算法 1 估计平均 QoS 值的置信区间

输入: Web 用户多次调用 Web 服务的 QoS 历史数据

输出: 估计的平均 QoS 值的置信区间

for($i=1; i <= m; i++$) //针对每个 Web 用户

{

for($j=1; j <= n; j++$) //针对每个 Web 服务

{

从数据集中提取用户 i 调用 Web 服务 j 的 QoS 值的样本数据至容量为 k 的数组 R 中;

根据式(1)计算平均 QoS 值的“原始估计”;

$B=10000$; //假设 Bootstrap 的重复次数为 10000

声明一个容量的为 B 的数组 R_hat ;

for($q=1; q <= B; q++$)

{

对数组 R 中的 QoS 样本做 k 次有放回的抽样,结果存放在

```

    容量为  $k$  的数组  $R^*$  中;
    根据式(2)计算数组  $R^*$  的平均 QoS 值,结果放在数组元
    素  $R\_hat[q]$  中;
}
对数组  $R\_hat$  按升序排序;
按式(3)计算置信水平为  $1 - \alpha$  的百分位置信区间;
按式(4)计算置信区间长度;
}
}

```

2.2 估计 QoS 值的置信区间的实验结果

根据算法 1,利用 R 语言,计算了 WSDream 数据集 1 中每个 Web 用户调用每个 Web 服务在置信度为 0.95 的平均响应时间的百分位置信区间. QoS 值的置信区间的计算结果以矩阵的形式给出. 矩阵的行表示 Web 用户,矩阵的列表示 Web 服务,矩阵元素 (i,j) 是 Web 用户 i 调用 Web 服务 j 在置信度为 0.95 的平均响应时间的置信区间. 表 1 是置信区间的部分计算结果. 详细计算结果可以以电子文档形式提供.

表 1 WSDream 数据集 1 平均响应时间的百分位置信区间的部分计算结果(单位:ms,置信水平:95%)

	Web 服务 1	Web 服务 2	Web 服务 3		Web 服务 98	Web 服务 99
用户 1	(4400,5063)	(5562,6152)	(4235,5039)		(3945,4672)	(4689,5884)
用户 2	(337,364)	(989,1039)	(227,356)		(89,94)	(554,1025)
:	:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:	:
用户 149	(427,553)	(826,1019)	(137,443)		(185,197)	(308,736)
用户 150	(363,612)	(1024,1319)	(220,494)		(52,301)	(638,1327)

图 1(a)、(b)和(c)分别是所估计的全部置信区间的下限、上限和长度的分布. 由图 1(a)可知置信区间的下限大部分在 0 到 2000ms 之间,少部分在 2000ms 到 6000ms 之间,极少部分超过 6000ms. 由图 1(b)可知置信区间的上限大部分在 0 到 3000ms 之间,少数部分在 3000ms 到 6000ms 之间,极少部分超过 6000ms. 由图 1(c)可知置信区间的长度大部分在 0 到 2000ms 之间,极少部分超过 2000ms.

下面进一步说明这些置信区间的上下限近似服从重尾分布. 将置信区间的上下限分布画在纵轴和横轴皆为对数的坐标图上(log-log 图),见图 1(d)和图 1(e). 从图中可以看出,这些点近似构成一条直线,根据文献[19]提供的判断一组数据是否服从重尾分布的方法,可以得出置信区间的上下限近似服从重尾分布的结论. 也就是说,Web 用户调用 Web 服务的平均响应时间近似服从重尾分布.

3 Web 服务 QoS 值的置信区间预测

本节讨论如何利用 Bootstrap 技术,以及与当前用户相似的用户多次调用同一个 Web 服务而收集到的 QoS 值的样本数据,预测当前用户调用该 Web 服务 QoS 值的置信区间. 例如,在表 1 中,如果用户 2 从来没有调用过 Web 服务 98,就不能通过第 2 小节的方法估计用户 2 调用 Web 服务 98 的响应时间置信区间;通过本小节的方法,借助与用户 2 相似的用户调用 Web 服务 98 的历史响应时间数据,预测用户 2 调用 Web 服务 98 响应时间的置信区间.

本小节首先给出 Bootstrap 方法预测 QoS 置信区间的

计算步骤,然后以文献[14]给出的 WSDream 数据集 1 为例,预测用户调用 Web 服务 QoS 值置信区间的实验结果.

3.1 预测 QoS 值的置信区间

以下 3 个小节分阶段讨论预测用户 i 调用 Web 服务 j 的 QoS 值的置信区间过程.

3.1.1 第一阶段:计算 Web 用户间的相似性

为了计算 Web 用户间的相似性,构造了一个 $m \times n$ 的矩阵 $R_{avg} = (R_{ij})_{m \times n}$,矩阵的行表示 Web 用户,矩阵的列表示 Web 服务,矩阵元素 R_{ij} 是 Web 用户 i 调用 Web 服务 j 的平均 QoS 值的“原始估计”(即本文中式(1)的计算结果). 与文献[7]类似,利用 Pearson 相关系数计算 Web 用户 i_1 和 Web 用户 i_2 的相似度,如式(5)所示.

$$\text{Sim}(i_1, i_2) = \frac{\sum_{j \in J} (R_{ij} - \bar{R}_{i_1})(R_{ij} - \bar{R}_{i_2})}{\sqrt{\sum_{j \in J} (R_{ij} - \bar{R}_{i_1})^2} \sqrt{\sum_{j \in J} (R_{ij} - \bar{R}_{i_2})^2}} \quad (5)$$

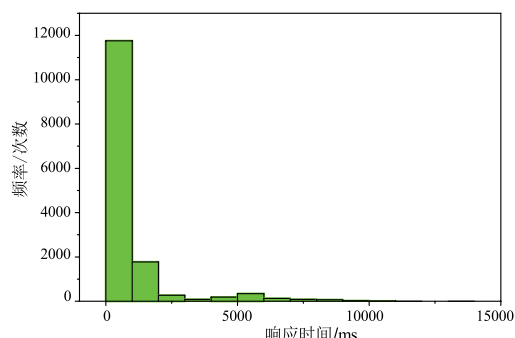
其中 J 是 Web 用户 i_1 和 Web 用户 i_2 共同调用的 Web 服务集合,并且:

$$\bar{R}_{i_1} = \frac{1}{|J|} \sum_{j \in J} R_{ij} \quad (6)$$

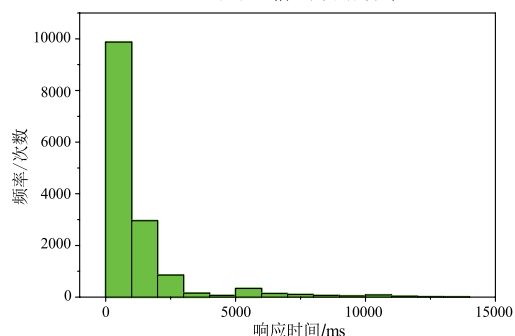
$$\bar{R}_{i_2} = \frac{1}{|J|} \sum_{j \in J} R_{ij} \quad (7)$$

其中, $|J|$ 是集合 J 中 Web 服务的个数. 用 $\text{Top}_k(i_1)$ 表示与 Web 用户 i_1 相似的前 k 个 Web 用户的集合,并且定义与 Web 用户 i_1 相似的前 k 个 Web 用户中,相似度大于 0 的用户集合为:

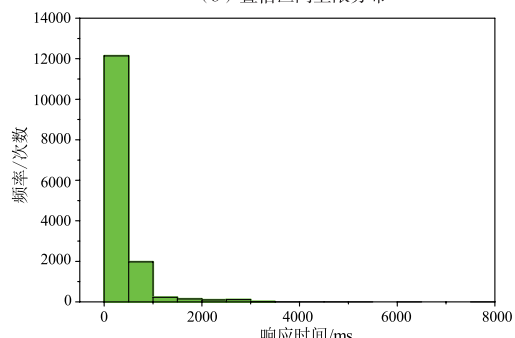
$$\text{Top}(i_1) = \{i_2 | i_2 \in \text{Top}_k(i_1), \text{Sim}(i_1, i_2) > 0, i_1 \neq i_2\} \quad (8)$$



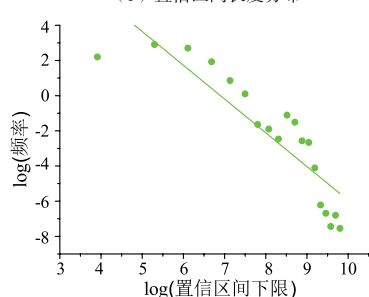
(a) 置信区间下限分布



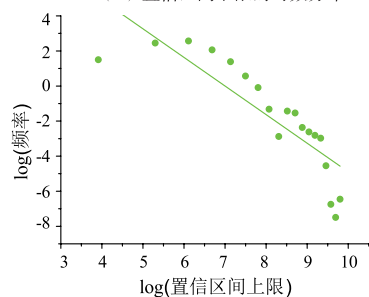
(b) 置信区间上限分布



(c) 置信区间长度分布



(d) 置信区间下限的对数分布



(e) 置信区间上限的对数分布

图1 平均响应时间的置信区间估计

类似地,可以定义 $\text{Top}(i_2)$.

3.1.2 第二阶段:获取与用户 i 相似的用户集合的 QoS 值样本数据

假设与用户 i 相似的用户集合 $\text{Top}(i)$ 中包含了 h 个用户,即 $\text{Top}(i) = \{u_1, u_2, \dots, u_h\}$,他们分别对同一个 Web 服务 j 进行了多次调用,这些 QoS 值(如响应时间)的样本数据分别记为:

用户 u_1 对 Web 服务 j 调用 l_1 次的 QoS 值: $\{R_{u_1}^{(1)}, R_{u_1}^{(2)}, \dots, R_{u_1}^{(l_1)}\}$;

用户 u_2 对 Web 服务 j 调用 l_2 次的 QoS 值: $\{R_{u_2}^{(1)}, R_{u_2}^{(2)}, \dots, R_{u_2}^{(l_2)}\}$;

.....;

用户 u_h 对 Web 服务 j 调用 l_h 次的 QoS 值: $\{R_{u_h}^{(1)}, R_{u_h}^{(2)}, \dots, R_{u_h}^{(l_h)}\}$.

3.1.3 第三阶段:预测 Web 用户 i 调用 Web 服务 j 的置信区间

对第二阶段获取的 QoS 值的样本数据 $\{R_{u_1}^{(1)}, R_{u_1}^{(2)}, \dots, R_{u_1}^{(l_1)}\}$ 做一次有放回的抽样,获得一个 Bootstrap 样本 $R_{u_1}^*$;对 QoS 值的样本数据 $\{R_{u_2}^{(1)}, R_{u_2}^{(2)}, \dots, R_{u_2}^{(l_2)}\}$ 做一次有放回的抽样,获得一个 Bootstrap 样本 $R_{u_2}^*$;...;对 QoS 值的样本数据 $\{R_{u_h}^{(1)}, R_{u_h}^{(2)}, \dots, R_{u_h}^{(l_h)}\}$ 做一次有放回的抽样,获得一个 Bootstrap 样本 $R_{u_h}^*$;然后利用 $R_{u_1}^*, R_{u_2}^*, \dots, R_{u_h}^*$ 和式(9)计算 Web 用户 i 调用 Web 服务 j 的平均 QoS 值的“Bootstrap 预测”.

$$\hat{R}_{ij} = \bar{R}_i + \frac{\sum_{q=1}^h \text{Sim}(i, u_q) (R_{u_q}^* - \bar{R}_{u_q})}{\sum_{q=1}^h \text{Sim}(i, u_q)} \quad (9)$$

其中, $\bar{R}_i$ 和 $\bar{R}_{u_q}$ 按式(6)或(7)计算获得. 重复上述有放回的抽样和式(9)的计算过程 B 次(B 是整数,一般取 $B = 10000$),可以得到 Web 用户 i 调用 Web 服务 j 的平均 QoS 值的 B 个 Bootstrap 估计 $\hat{R}_{ij}^1, \hat{R}_{ij}^2, \dots, \hat{R}_{ij}^B$. 对 $\hat{R}_{ij}^1, \hat{R}_{ij}^2, \dots, \hat{R}_{ij}^B$ 按从小到大的升序排序,排序结果以数组形式记为 $\hat{R}_{ij}[1], \hat{R}_{ij}[2], \dots, \hat{R}_{ij}[B]$,则 Web 用户 i 调用 Web 服务 j 的平均 QoS 值在置信水平为 $1 - \alpha$ (α 通常取 0.05)的百分位置信区间如式(10)所示.

$$\left(\hat{R}_{ij} \left[\left\lfloor B \times \frac{\alpha}{2} \right\rfloor \right], \hat{R}_{ij} \left[\left\lceil B \times \left(1 - \frac{\alpha}{2} \right) \right\rceil \right] \right) \quad (10)$$

置信区间长度如式(11)所示.

$$\hat{R}_{ij} \left[\left\lceil B \times \left(1 - \frac{\alpha}{2} \right) \right\rceil \right] - \hat{R}_{ij} \left[\left\lfloor B \times \frac{\alpha}{2} \right\rfloor \right] \quad (11)$$

3.2 预测 QoS 值的置信区间的实验结果

本小节以 WSDream 数据集 1 为例,讨论预测 QoS 置信区间的算法. 通过比较预测的 QoS 置信区间与估计的 QoS 置信区间的“重合”程度,判定预测算法的精确度. 本文利用覆盖率 CR (Coverage Rate) 和平均覆盖

率 ACR (Average Coverage Rate) 衡量预测算法的精确度.

定义 1 假设利用 QoS 样本数据估计的 Web 用户 i 调用 Web 服务 j 的置信区间为 E , 利用与 Web 用户 i 相似的用户调用 Web 服务 j 的预测的置信区间为 P , 则覆盖率 CR 的计算如式 (12) 所示.

$$CR = \frac{|E \cap P|}{|E|} \quad (12)$$

其中, $|E \cap P|$ 表示区间 E 与区间 P 的交集的长度, $|E|$ 表示区间 E 的长度. 覆盖率越大, 表明预测的置信区间与估计的置信区间的“重合”程度越好.

定义 2 假设预测了 L 个置信区间, 其覆盖率分别是 $CR_1, \dots, CR_L$, 则平均覆盖率 ACR 的计算如式 (13) 所示.

$$ACR = \frac{\sum_{i=1}^L CR_i}{L} \quad (13)$$

平均覆盖率可作为评估 QoS 预测优劣的一个综合性指标.

假设 WSDream 数据集 1 中全体 Web 用户集合为 allUser, 全体 Web 服务集合为 allService. 从集合 allUser 中随机地选择一定比例的 Web 用户作为待预测用户的集合 preUser, 从集合 allService 中随机地选择一定比例的 Web 服务作为待预测服务的集合 preService; 并进一步定义集合 allUser 与集合 preUser 的差集 trainingUser 为训练用户的集合, 如式 (14) 所示.

$$\text{trainingUser} = \{u | u \in \text{allUser} \text{ 且 } u \notin \text{preUser}\} \quad (14)$$

定义集合 allService 与集合 preService 的差集 trainingService 为训练服务的集合, 如式 (15) 所示.

$$\text{trainingService} = \{u | u \in \text{allService} \text{ 且 } u \notin \text{preService}\} \quad (15)$$

我们的目的是通过 trainingUser 中的用户调用 trainingService 中的 Web 服务的 QoS 历史数据, 以及预测用户 preUser 与训练用户 trainingUser 的相似性来预测 preUser 中每个用户调用 preService 中每个 Web 服务的 QoS 置信区间. 具体预测算法流程见算法 2.

算法 2 平均 QoS 值置信区间的预测

输入: 训练用户、待预测用户、待预测服务的集合以及 Web 用户多次调用 Web 服务的 QoS 历史数据

输出: 预测的 QoS 置信区间值

for ($u \in \text{preUser}$)

for ($v \in \text{trainingUser}$)

利用式 (5) 计算用户 u 和用户 v 的相似性 $\text{Sim}(u, v)$;

for ($u \in \text{preUser}$)

利用式 (8) 计算集合 trainingUser 中与用户 u 相似的用户构成的子集 Top(u);

for ($u \in \text{preUser}$)

for ($s \in \text{preService}$)

{

$B = 10000$;

for ($i = 1$ to B)

{

for ($q \in \text{Top}(u)$)

{

对用户 q 调用 Web 服务 s 的 QoS 数据做一次有放回的抽样, 得到样本 R_q^* ;

}

按式 (9) 计算用户 u 调用 Web 服务 s 的平均 QoS 值的“Bootstrap 预测”, 计算结果存放在数组元素 $\hat{R}_{us}[i]$ 中;

}

对数组 $\hat{R}_{us}$ 按升序排序;

按式 (10) 计算用户 u 调用 Web 服务 s 的平均 QoS 值的置信区间;

}

对 WSDream 数据集 1 中的数据, 分别按 10%, 15%, 20%, 25%, 30%, 35%, 40% 的比例随机选取待预测用户的集合 preUser 和待预测 Web 服务的集合 preService, 并分别选取前 20 个和前 30 个相似用户的 QoS 样本数据预测平均 QoS 值的置信区间, 最后按式 (13) 评价预测结果的平均覆盖率, 得到了表 2 的数据以及图 2 的折线图.

表 2 按公式 (13) 计算的平均覆盖率

当前用户 或服务		preUser 待预测用户和 preService 待预测服务所占的比例						
		10%	15%	20%	25%	30%	35%	40%
集合 Top _{-k}	20	0.72	0.73	0.76	0.71	0.71	0.71	0.70
中的用户数	30	0.71	0.70	0.72	0.70	0.70	0.69	0.71

从表 2 及图 2 可以发现: (1) 平均覆盖率几乎都超过 70%, 表明通过相似用户预测的 QoS 值与通过样本数据估计的 QoS 值的接近程度较高; (2) 随着待预测用户数和 Web 服务数的增加, 预测的平均覆盖率逐渐下降; 当待预测用户和 Web 服务所占的比例为 20% 时, 预测的平均覆盖率最佳. 这是因为, 随着待预测用户比例增加, 训练用户比例则相应的减少, 待预测用户比例从 10% 增加到 40% 时, 训练用户从 90% 降到 60%. 当训练用户比例为 90% 时, 此时训练数据过多, 会出现过拟合现象, 所以平均覆盖率会较低; 当训练用户为 60% 时, 可供使用的 QoS 历史数据减少, 当用这些数据进行预测时, 平均覆盖率也会较低; 所以, 当待预测用户为 20%, 训练用户为 80% 时, 恰好能够在过拟合和预测平均覆盖率之间达到某种程度的平衡, 使得平均覆盖率较高. (3) Top_{-k} 中用户数目的改变对置信区间的平均覆盖率有一定的影响, 但影响不大; (4) 随着待测用户

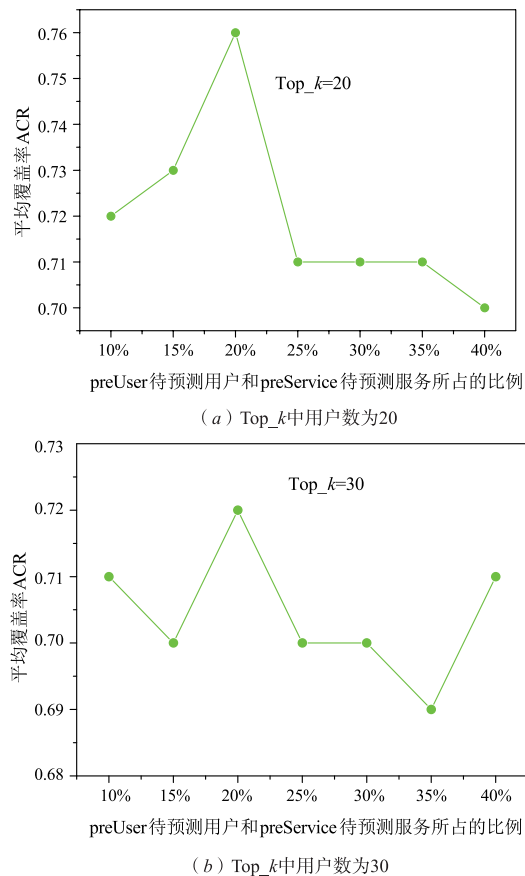


图2 Top_k中用户数与待预测用户和服务所占比例对ACR的影响

和服务所占比例的增加,平均覆盖率变化幅度不大,大都在71%上下浮动。

4 结论及进一步研究

由于互联网和Web服务器负载的随机动态性,导致大部分Web服务的QoS值也是随机动态的;但目前基于QoS感知的Web服务选择、组合、推荐、以及Web服务QoS值的预测研究中,通常假定QoS是静态的值,很少从统计学的角度研究QoS值的置信区间。本文借助非参数统计学的Bootstrap技术,根据同一个Web用户对同一个Web服务多次调用而收集到的QoS样本数据,估计QoS值的置信区间。然后,利用与当前用户相似的用户多次调用同一个Web服务而收集到的QoS值的样本数据,预测当前用户对不曾调用过的该Web服务的QoS值的置信区间。进一步的研究包括:

(1) 利用WSDream中其它几个数据集,进一步验证方法的可行性,并估计和预测Web服务组合的置信区间。

(2) 利用QoS的置信区间,设计QoS感知的Web服务选择、组合和推荐算法。

参考文献

- [1] Ikbel Guidara, Nawal Guermouche, et al. Heuristic based time-aware service selection approach [A]. 2015 IEEE International Conference on Web Services (ICWS 2015) [C]. New York, USA: IEEE Press, 2015. 65 - 72.
- [2] Nebil Ben Mabrouk, Nikolaos Georgantas, et al. Set-based bi-level optimization for QoS-aware service composition in ubiquitous environments [A]. 2015 IEEE International Conference on Web Services (ICWS 2015) [C]. New York, USA: IEEE Press, 2015. 25 - 32.
- [3] Dimuthu U Gamage, Lahiru S Gallege, et al. A QoS and trust prediction framework for context-aware composed distributed systems [A]. 2015 IEEE International Conference on Web Services (ICWS 2015) [C]. New York, USA: IEEE Press, 2015. 41 - 48.
- [4] Yan Hu, Qimin Peng, et al. Web service recommendation based on time series forecasting and collaborative filtering [A]. 2015 IEEE International Conference on Web Services (ICWS 2015) [C]. New York, USA: IEEE Press, 2015. 233 - 240.
- [5] Chen Wu, Weiwei Qiu, Zibin Zheng, et al. QoS prediction of web services based on two-phase k-means clustering [A]. 2015 IEEE International Conference on Web Services (ICWS 2015) [C]. New York, USA: IEEE Press, 2015. 161 - 168.
- [6] Kwangkyu Lee, Jinhee Park, Jongmoon Baik. Location-based web service QoS prediction via preference propagation for improving cold start problem [A]. 2015 IEEE International Conference on Web Services (ICWS 2015) [C]. New York, USA: IEEE Press, 2015. 177 - 184.
- [7] Lingshuang Shao, Jing Zhang, Yong Wei. Personalized QoS prediction for web services via collaborative filtering [A]. 2007 IEEE International Conference on Web Services (ICWS 2007) [C]. Salt Lake City, UT: IEEE Press, 2007. 439 - 446.
- [8] Zibin Zheng, Hao Ma, Michael R Lyu. QoS-aware web service recommendation by collaborative filtering [J]. IEEE Trans on Services Computing, 2011, 4 (2): 140 - 152.
- [9] Weiwei Qiu, Zibin Zheng, Xinyu Wang. Reputation-aware QoS value prediction of web services [A]. 2013 IEEE International Conference on Services Computing [C]. Santa Clara, California, USA: IEEE Press, 2013. 41 - 48.
- [10] Zibin Zheng, Michael R Lyu. Collaborative reliability prediction for service-oriented systems [A]. 2010 ACM/IEEE International Conference on Software Engineering (ICSE2010) [C]. Cape Town, South Africa: IEEE Press, 2010. 35 - 44.

- [11] Yilei Zhang, Zibin Zheng, Michael R Lyu. WSPred: A time-aware personalized QoS prediction framework for web services[A]. Proceeding of the 22th IEEE Symposium on Software Reliability Engineering (ISSRE 2011) [C]. Hiroshima, Japan: IEEE Press, 2011. 210 – 291.
- [12] Zibin Zheng, Hao Ma, Lyu M R. Collaborative web service QoS prediction via neighborhood integrated matrix factorization[J]. IEEE Trans on Services Computing, 2013, 6 (3), 289 – 299.
- [13] Zibin Zheng, Michael R Lyu. QoS Management of Web Services [M]. Hang-zhou: Zhejiang University Press & Springer, 2013. 83 – 96.
- [14] Zibin Zheng, Yilei Zhang, Michael R Lyu, et al. Distributed QoS evaluation for real-world web services[A]. 2010 IEEE International Conference on Web Services (ICWS 2010) [C]. Miami, Florida, USA: IEEE Press, 2010. 83 – 90.
- [15] Larry Wasserman. All of Nonparametric Statistics[M]. United States: Springer, 2006.
- [16] Jonathan L. Herlocker, Joseph A. Konstan, Al Borchers, et al. An algorithmic framework for performing collaborative filtering[A]. Proceeding of the 22nd Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval [C]. Berkeley, California, USA: ACM, 1999. 230 – 237.
- [17] A C Davison, D V Hinkley. Bootstrap Methods and their Application[M]. United Kingdom: Cambridge University Press, 1997.
- [18] Conover W J. 实用非参数统计(第三版)[M]. 北京:人民邮电出版社, 2006. 207 – 214.
- [19] Newman M J E. Power laws, Pareto distributions and Zipf's law[J]. Contemporary Physics, 2005, 46(5): 323 – 351.

作者简介



汪 浩 男, 1962 年生于江西南昌. 现为江西师范大学软件学院教授, 博士. 主要研究方向为计算机系统性能分析、服务计算和网络拥塞控制.

E-mail: wanghao@jxnu.edu.cn



肖建茂 男, 1990 年生于江西吉安. 现为江西师范大学软件学院硕士研究生. 主要研究方向为服务计算.

E-mail: ztjxnu@163.com



龙 浩 男, 1970 年生于江西泰和. 现为江西师范大学软件学院副教授. 主要研究方向为工作流、服务计算和复杂网络.

E-mail: hhlng2010@hotmail.com



汪乐约 女, 1992 年生于江西南昌, 现为美国新泽西理工学院计算机科学系硕士研究生, 主要研究方向为 Web 服务.

E-mail: lw254@njit.edu