

# 基于Dirichlet分布的电子商务信誉评估模型

李文, 平玲娣, 陈小平, 吴朝晖

(浙江大学计算机科学与技术学院 杭州 310027)

**【摘要】**在已有的信誉理论基础之上, 结合Dirichlet概率分布以及“差评敏感”的评估原则, 提出了一个适用于电子商务的信誉评估模型。该模型基于Dirichlet概率密度函数, 从概率的角度客观地反映了实体集的评估结果, 根据评估实体输入的离散评估值, 得出连续的信誉值。同时, “差评敏感”处理保证了模型对差评的敏感性, 提高了模型的谨慎度, 而且随着评估次数的增加, 模型对评估实体具有自适应性。模拟实验表明, 该模型有着良好的评估特性, 适用于电子商务信誉评估的环境。

**关键词** 差评敏感; Dirichlet概率密度; 电子商务; 评估模型; 信誉

中图分类号 TP393

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2011.05.020

## Reputation Rating Model Based on Dirichlet Distribute in E-Commerce

LI Wen, PING Ling-di, CHEN Xiao-ping, and WU Zhao-hui

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University Hangzhou 310027)

**Abstract** Based on the research of the reputation theory, a reputation rating model based on Dirichlet probability density function and ‘bad-sensitive’ rating rule is proposed in e-commerce. The model takes discrete ratings of entity as input, and derives the continuous measures. “Bad-sensitive” rating rule makes the model sensitive and more cautious to the bad ratings and. The model is self-adaptive as the increasing of ratings. Experiments show that the model has several good characters for the reputation rating in e-commerce.

**Key words** bad-sensitive; Dirichlet probability density; e-commerce; rating model; reputation

随着电子商务的不断发展, 信誉成为一个越来越受重视的话题<sup>[1-6]</sup>。与传统的网络安全机制相比, 信誉评估作为互联网的软安全机制, 可以降低电子商务的交易风险, 减少网络欺骗, 激励服务商维护高质量的服务, 减少低质量的服务, 同时也可以为惩罚低信誉实体提供依据。所以, 一个客观、公平的信誉评估模型对于电子商务是非常重要的。虽然人们已经提出了很多信誉评估模型, 但是学术界对于信誉评估模型没有统一的标准和规范, 大部分都根据自身情况而设计, 很少建立在他人的基础之上。

本文在Jøsang的信誉理论基础<sup>[7-8]</sup>, 结合Dirichlet概率分布及“对差评敏感”的评估原则<sup>[9-10]</sup>, 提出了一个具有自适应能力的评估模型。模型采用了Dirichlet分布<sup>[11]</sup>, 从概率统计的角度客观地反映评估结果, 另外, 对Dirichlet评估结果进行“差评敏感”运算, 模型对于差评比较敏感, 一旦出现不好的评估, 评估值就会明显下降, 随着好评的增加, 可信值逐渐恢复。该特性使得模型具有自适应性, 同时

也严格地保证了评估质量。实验结果表明, 该模型可以应用于电子商务系统。

## 1 Dirichlet信誉模型

### 1.1 Dirichlet分布

Dirichlet分布是建立在 $k$ 维不相交的状态空间上的概率分布。假设一个 $k$ 维的状态空间 $\{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ , 对应的证据集合为 $\{\alpha(x_1), \alpha(x_2), \dots, \alpha(x_1), \dots, \alpha(x_k)\}$ , 其中 $\alpha(x_i)$ 为状态 $x_i$ 的观察值。对于每个状态 $x_i$ , 对应出现的概率记为 $p(x_i)$ ,  $i=1, 2, \dots, k$ , 则 $k$ 维的状态空间服从Dirichlet分布的概率密度函数为:

$$f(\mathbf{P} | \mathbf{A}) = \frac{\Gamma(\sum_{i=1}^k \alpha(x_i))}{\prod_{i=1}^k \Gamma(\alpha(x_i))} \prod_{i=1}^k p(x_i)^{(\alpha(x_i)-1)} \quad (1)$$

其中:

收稿日期: 2009-12-18; 修回日期: 2010-03-23

基金项目: 国家863计划支撑项目(2008AA01A323); 国家支撑计划支撑项目(2008BAH21B03)

作者简介: 李文(1983-), 男, 博士生, 主要从事网络安全、可信评估方面的研究。

$$\begin{cases} p(x_1), p(x_2), \dots, p(x_k) \geq 0 \\ \sum_{i=1}^k p(x_i) = 1 \\ \alpha(x_1), \alpha(x_2), \dots, \alpha(x_k) > 0 \end{cases}$$

$\mathbf{P} = [p(x_1)p(x_2)\cdots p(x_k)]$  表示  $k$  维状态的随机概率向量;  $\mathbf{A} = [\alpha(x_1)\alpha(x_2)\cdots\alpha(x_k)]$  表示  $k$  维状态的随机观察值。基于  $k$  维状态的Dirichlet分布中, 状态  $x_i$  的概率期望表达式为:

$$E(p(x_i) | \mathbf{A}) = \frac{\alpha(x_i)}{\sum_{i=1}^k \alpha(x_i)} \quad (2)$$

上述Dirichlet分布是先验的概率分布, 即证据向量  $\mathbf{A}$  为先验值。在实际的评估系统中, 每个状态都会有一个初始的评估值(先验值), 一般地,  $k$  维状态空间的先验值为  $a_i = 1/k$ ,  $a_i$  称为状态  $x_i$  的先验基本率。如从有  $k$  种颜色小球的箱子里取小球, 在没有任何前提条件下, 默认各种颜色小球的初始先验概率为  $1/k$ 。所以, 先验的Dirichlet分布中的证据集合  $\alpha(x_i)$  是由后验实际证据  $r(x_i)$  和先验基本率  $a_i$  两部分共同组成。其中,  $r(x_i)$  是状态  $x_i$  的真实后验观察值。状态  $x_i$  的总证据观察值为:

$$\alpha(x_i) = r(x_i) + Ca_i \quad (3)$$

式中,  $C$  是一个先验常量, 表示先验基本率对整体观察值的影响程度,  $C$  越大, 实际观察值对整体证据的影响越小, 先验基本率对整体证据的影响越大。在二维状态空间中, 一般  $C=2$ <sup>[11]</sup>。本文模型的  $k$  维空间中,  $C$  继续取值为2。在实际应用中, 可根据具体需求, 对  $C$  的取值进行调整。

结合等式(3)和式(1), Dirichlet的先验分布概率密度函数为:

$$f(\mathbf{P} | \mathbf{R}, \mathbf{A}') = \frac{\Gamma(\sum_{i=1}^k (r(x_i) + Ca_i))}{\prod_{i=1}^k \Gamma(r(x_i) + Ca_i)} \prod_{i=1}^k p(x_i)^{(r(x_i) + Ca_i - 1)} \quad (4)$$

其中:

$$\begin{cases} p(x_1), p(x_2), \dots, p(x_k) \geq 0 \\ \sum_{i=1}^k p(x_i) = 1 \\ r(x_1), r(x_2), \dots, r(x_k) > 0 \\ C = 2 \\ \sum_{i=1}^k a_i = 1 \end{cases}$$

$\mathbf{R} = [r(x_1)r(x_2)\cdots r(x_k)]$  是状态空间对应的实际证据

向量, 为后验向量;  $\mathbf{A}' = [a_1a_2\cdots a_k]$  是状态空间对应的先验基本率。

先验Dirichlet的概率期望为:

$$E(p(x_i) | \mathbf{R}, \mathbf{A}') = \frac{r(x_i) + Ca_i}{C + \sum_{i=1}^k r(x_i)} \quad (5)$$

## 1.2 Dirichlet信誉评估模型

信誉评估系统是一个实体对另外一个实体的服务或者行为进行评价的系统, 一般是基于不同等级进行评估的, 如星级评价, 或者好评、中评、差评等。一个  $k$  等级的评估系统, 评估的实体集  $M$  中的实体  $x$  对实体  $y$  进行的评估表示为  $r_y^x(i)$ , 其中  $i$  表示评估的等级。  $r_y^x(i)$  的实际意义表示实体  $x$  对实体  $y$  在等级  $i$  上的评估值。实体  $y$  在等级  $i$  上所有的评估值表示为:

$$r_y(i) = \sum_{x \in M} r_y^x(i) \quad (6)$$

式中,  $M$  为参加评价的实体集合。对实体  $y$  在所有等级上的评估值可以表示为评估向量  $\mathbf{R}_y = [r_y(1)r_y(2)\cdots r_y(k)]$ 。

在上述的评估系统中,  $k$  个等级对应Dirichlet分布的  $k$  维不相交状态空间, 在等级  $i$  上的评估值  $r_y(i)$  对应Dirichlet概率密度函数中的后验证据, 则等级  $i$  的评估分值  $s_y(i)$  可以按照Dirichlet分布在状态  $i$  的概率期望计算为:

$$s_y(i) = \frac{r_y(i) + Ca_i}{C + \sum_{i=1}^k r_y(i)} \quad (7)$$

式中,  $C=2$ ;  $a_i = 1/k$ 。这样, 根据实体集  $M$  对实体  $y$  的离散的等级评估, 可计算出对实体  $y$  在等级  $i$  上的一个连续评估分值。对实体  $y$  在整个评估等级上的评估值可以用一个向量  $\mathbf{S}_y$  表示, 其中,  $\mathbf{S}_y = [s_y(1)s_y(2)\cdots s_y(k)]$ 。根据Dirichlet分布的概率期望的定义, 容易验证:

$$\sum_{i=1}^k s_y(i) = 1 \quad (8)$$

上述模型中, 实体  $y$  对应的评估分值有  $k$  个, 这在实际应用中是不合理的, 需要把  $k$  个评估分值合并成一个综合分值。在  $k$  等级的评估系统中, 假设最低等级为1级, 对应分值为0分, 最高等级为  $k$  级, 对应为1分, 则等级  $i$  对应的分值为:

$$w(i) = (i-1)/(k-1) \quad (9)$$

$w(i)$  可以看作是等级  $i$  对应的权值, 所以实体  $y$  最后对应的评估分值可以计算为:

$$\sigma_y = \sum_{i=1}^k w(i) \cdot s_y(i) \tag{10}$$

但是, 式(7)对于等级*i*的分值计算只是基于当前的评估值 $r_y(i)$ 以及初始基本率 $a_i$ , 并没有涉及到历史评估分值。该模型的评估值只是基于一次评估证据计算的, 而一个实体信誉的建立是由历史信誉和当前评价证据共同决定的, 只有这样才能保证公平性和客观性。下面对模型进行改进。

### 1.3 动态信誉评估模型

在评估系统中, 可以把上次的评估分值作为下次评估的先验基本率, 随着评估周期的不同, 先验基本率随着上次评估值的更新而动态改变, 新的评估值更具有参考性。实体集*M*对实体*y*在第*n*次评估的证据为 $R_{y,n} = [r_{y,n}(1)r_{y,n}(2)\cdots r_{y,n}(k)]$ 。根据1.2节模型, 对应的评估值为:

$$s_{y,n}(i) = \frac{r_{y,n}(i) + Ca_{i,n}}{C + \sum_{i=1}^k r_{y,n}(i)} \tag{11}$$

其中:

$$\begin{cases} a_{i,1} = a_i \\ a_{i,n} = s_{n-1}(i) \quad n > 1 \end{cases}$$

式(11)中, 第*n*次评估的基本率是第*n-1*次的评估值, 即当前评估值是基于历史评估值和当前评估证据的基础计算出来的, 体现了历史信誉的价值。初始的基本率对于Dirichlet分布来说是先验值, 可以取值为 $1/k$ , 或者其他评估系统的经验值。结合等式(10)和式(11), 可以得出动态信誉评估值为:

$$\sigma_{y,n} = \sum_{i=1}^k w(i)s_{y,n}(i) \tag{12}$$

## 2 “差评敏感”的Dirichlet信誉模型

在电子商务信誉评估系统中, 为了能够更好地保证服务质量, 合理、严格的评估模型是非常重要的。一般地, 信誉评估系统会对不好的评价较敏感。如对某实体的评价连续几次都是低等级, 则该实体的信誉就会下降很快, 恢复好的信誉需要很长的周期。这就是信誉系统的“差评敏感”性, 即一旦有不好的评估, 信誉值下降就比较快, 但是需要有连续的好评, 才能使信誉值逐渐恢复, 且恢复速度比下降速度缓慢。信誉恢复过程体现了系统的自适应性, 即不断的好评能够保证信誉的恢复。

在第1节模型中, 并不能体现“差评敏感”的特性, 所以需要式(12)的评估模型进行改进。为了能够体现评估值的好坏, 需要给定一个评估阈值

$\mu (0 < \mu < 1)$ , 低于该阈值, 则认为是差评。另外, “差评敏感”需要比较最近2次的评估结果, 进而决定评估值的走势。实体*y*最终的评估值为:

$$\sigma_y = \begin{cases} \sigma_y^{\text{old}} + \sigma_y^{\text{old}} (\sigma_y^{\text{new}} - \sigma_y^{\text{old}}) \beta^{(\sigma_y^{\text{new}} - \mu + \frac{1}{n})} & \sigma_y^{\text{new}} > \mu \\ \sigma_y^{\text{old}} + \sigma_y^{\text{old}} (\sigma_y^{\text{new}} - \sigma_y^{\text{old}}) \beta^{(\sigma_y^{\text{new}} - \mu)} & \sigma_y^{\text{new}} < \mu \ \& \ \sigma_y^{\text{new}} < \sigma_y^{\text{old}} \\ \sigma_y^{\text{old}} + \sigma_y^{\text{old}} (\sigma_y^{\text{new}} - \sigma_y^{\text{old}}) \beta^{(\sigma_y^{\text{new}} - \sigma_y^{\text{old}})} & \sigma_y^{\text{old}} < \sigma_y^{\text{new}} < \mu \end{cases} \tag{13}$$

式中,  $\sigma_y^{\text{new}}$  和  $\sigma_y^{\text{old}}$  分别表示对实体*y*的当前评估值和上一次评估值, 这两个值都是通过式(12)计算的。第一次的评估值 $\sigma_y = \sigma_y^{\text{new}}$ ;  $\beta$ 是调节因子, 并且 $0 < \beta < 1$ ,  $\beta$ 的取值决定评估变化量对最终评估结果的影响程度;  $\mu$ 是评估的阈值, 如果有低于该阈值的评估值, 说明被评估实体是不可信的; *n*是评估次数;  $\sigma_y^{\text{new}}$ 、 $\sigma_y^{\text{old}}$ 和 $\sigma_y \in (0,1)$ 。由于评估值是整个评估实体集*M*的评估结果, 所以具有客观性和代表性。

在式(13)的模型中, 评估结果取决于当前评估值 $\sigma_y^{\text{new}}$ 、上次评估值 $\sigma_y^{\text{old}}$ 、调节因子 $\beta$ 、评估阈值 $\mu$ 以及评估次数*n*。该模型具有以下特性, 适应于信誉评估的需求。

特性1 该模型的评估值具有下降快, 上升慢的特性。

假设 $|\sigma_y^{\text{new}} - \sigma_y^{\text{old}}|$ 不变的情况下, 比较分段函数1和分段函数2的变化情况。其中分段函数1代表可信的评估值; 分段函数2代表不可信的评估值并且是下降阶段( $\sigma_y^{\text{new}} < \sigma_y^{\text{old}}$ )。根据指数函数的特性,

$|\beta^{(\sigma_y^{\text{new}} - \mu + \frac{1}{n})}| > 1$ 而 $|\beta^{(\sigma_y^{\text{new}} - \mu)}| < 1$ 。所以在其他变量不变的情况下, 分段函数1的变化量小于分段函数2的变化量。即一旦评估值下降到可信阈值之下, 信誉值就会下降比较快。而建立可信的信誉则比较慢。该特性体现了信誉模型的“差评敏感”性。图1和图2直观地体现了该特性的变化趋势。

图1、图2中, 只要是评估值上升过程, 无论是小于还是大于阈值 $\mu$ , 信誉值上升都较为缓慢。而在评估值下降过程中, 在大于阈值的情况下(可信状态下), 信誉值下降比较慢, 而在小于阈值时(不可信状态), 信誉值下降比较快。该特性说明模型对不可信实体的评估是非常谨慎的。

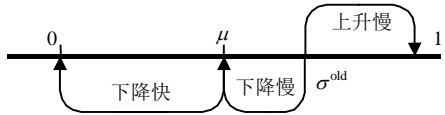


图1 信誉值的变化趋势( $\sigma^{old} > \mu$ )

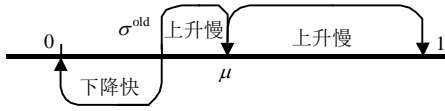


图2 信誉的变化趋势( $\sigma^{old} < \mu$ )

特性2 当  $\sigma^{new} > \mu$  时，其他变量不变的情况下， $n$  越大， $\beta^{(\sigma_y^{new} - \mu + \frac{1}{n})}$  越大，信誉值上升越快。

根据指数函数的特点，容易验证该特性。在初始交易或者评估时，虽然评估值是可信的 ( $\sigma^{new} > \mu$ )，但是由于对被评估实体不熟悉(评估次数  $n$  比较小)，所以信誉值的变化缓慢 ( $\beta^{(\sigma_y^{new} - \mu + \frac{1}{n})}$  比较小)，随着可信交易或者评估次数的增加，系统对被评估对象越来越熟悉，信誉值的变化就比较明显。该特性显示了模型具有很好的自适应性。

特性3  $\beta$  越小，在式(13)对应的分段条件下， $\beta^{(\sigma_y^{new} - \mu)}$  越大， $\beta^{(\sigma_y^{new} - \mu + \frac{1}{n})}$ 、 $\beta^{(\sigma_y^{new} - \sigma_y^{old})}$  越小。

该特性体现了模型对于“调节因子”  $\beta$  的敏感性。 $\beta$  的大小，决定着评估系统对差评的敏感性。 $\beta$  越小，可信的评估值变化越慢，不可信的评估值下降越快，评估系统对低等级的评估越敏感。说明  $\beta$  越小，评估系统越“小心”、越“严格”，反之则反。 $\beta$  的取值大小，可根据评估系统应用的实际环境进行合理的设置。

根据式(12)和式(13)，基于先验Dirichlet概率分布的“差评敏感”评估模型，有着很好的应用特性。根据评估实体的离散评估(选择不同评估等级)，结合先验基本率和历史评估的信誉值，模型可以得出对应的连续评估值，并能根据调节因子和信誉阈值，合理地反映信誉的变化趋势，具有很好的自适应性。

### 3 实验与分析

本节通过实验展示上述模型的一些特性，并对实验结果进行分析比较。

#### 3.1 实验1

实验研究动态的Dirichlet信誉评估模型的特性，并不涉及“差评敏感”处理。假设评估系统有非常不满意、不满意、一般、满意、非常满意5个评估等级：对应Dirichlet信誉评估模型的  $k$  个评估等级。用户对评估实体进行了50次评估，前10次评估为“非常不满意”，第11~第20次评估为“不满意”，中间

10次评估为“一般”，第31~第40次评估为“满意”，最后10次评估为“非常满意”。动态的Dirichlet信誉评估模型中，先验的基本率  $a_i=0.2$ ，常量  $C=2$ 。各个等级的评估曲线以及最终的评估走势如图3所示。

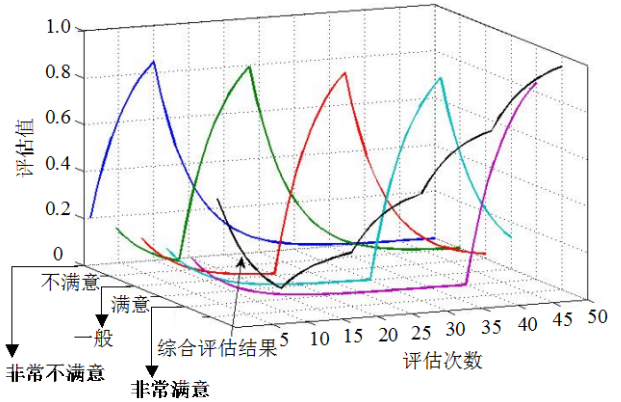


图3 动态Dirichlet信誉评估模型走势图

图3中，综合评估值在前10次的评估中呈下降趋势，因为前10次的评估都是差评(非常不满意)，随着评估等级的不断提高，综合评估值逐渐呈上升趋势，最终会趋于1。

#### 3.2 实验2

实验中，研究式(13)的特性。假设信誉阈值  $\mu=0.6$ ，初始信誉值  $\sigma^{old}=0.5$ 。为了能够清晰地比较模型，假设了6种情况，其中data1、data2、data3都是按步长0.1增加的评估值  $\sigma^{new}$ ，但对应的调节因子  $\beta$  分别为0.1、0.2、0.5；而data4、data5、data6中，新的评估值是按步长0.1递减，对应的调节因子分布为0.1、0.2、0.5。各种情况具体的走势如图4所示。

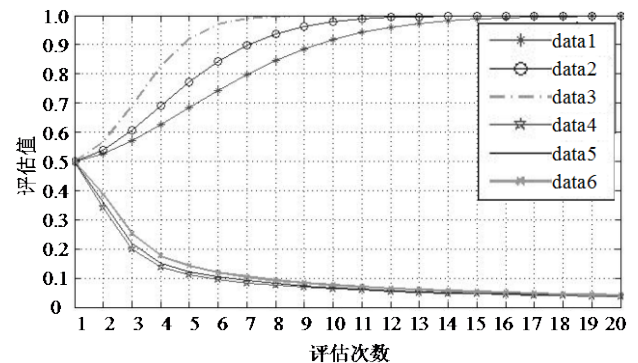


图4 “差评敏感”的特性

图4中，可以看出调节因子  $\beta$  越小，信誉值增加越慢(如data1)，下降越快(如data4)，说明评估系统越“谨慎”。而且同样的  $\beta$  值，信誉建立过程要比信誉损坏过程缓慢。当  $\beta=0.1$  时，信誉值从0.5增加到0.9，需要10次评估(如data1)，而降到0.1只需要5次评估(如data4)。另外，当信誉值降低到很小时，变化幅度就会变小。图4中，data4、data5、data6在第8次评

估以后, 评估值下降程度变缓。这也是合理的, 因为信誉下降到比较小时, 已经处于极度不可信状态, 下降的程度也就变缓。在式(13)的模型中,  $\sigma^{\text{old}}$  和  $\sigma^{\text{new}}$  都是通过式(12)计算的, 都大于0, 所以图4中, 最终的不可信值只能趋于0, 而不等于0。

### 3.3 实验3

实验通过比较基于Dirichlet动态信誉评估模型中“差评敏感”运算处理前后的结果, 即式(12)和式(13)的评估结果, 研究“差评敏感”用于动态信誉评估产生的效果。同实验1一样, 假设评估系统有5个评估等级, 进行50次评估模拟。但是为了能够明显地反映信誉变化趋势, 前10次都评估“非常满意”, 第11~第20次评估为“非常不满意”, 第31~第50次评估为“非常满意”。其他环境同实验1和实验2。比较结果如图5所示。

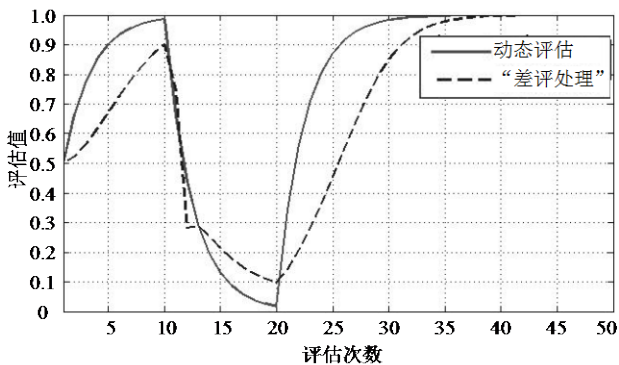


图5 “差评敏感”处理前后的动态评估模型

图5中, 经过“差评敏感”处理的模型, 与未处理的模型相比, 信誉值建立更缓慢。在前10次以及第21次以后的评估, “差评敏感”模型相比动态评估模型, 信誉值上升比较慢, 说明信誉建立更加严格。另外, 在信誉下降阶段, 两个模型的下降趋势一致, 但是, 当信誉值比较小时, “差评敏感”模型的下降程度变得缓慢, 因为在当前信誉和历史信誉都不可信的情况下, 信誉的变化程度也将变缓。综上, “差评敏感”的信誉模型可更好地保证服务质量, 更具有实用性。

## 4 结束语

本文的信誉评估模型是在Jøsang的信誉理论的基础上, 运用“差评敏感”处理运算, 保证了模型的敏感性和实用性。Dirichlet信誉模型基于Dirichlet概率密度函数, 结合先验的基本率以及不同等级的离散评估值计算出一个连续的后验评估值。为了能够使评估模型更加严格、合理, 根据信誉评估的需求, 提出了“差评敏感”运算, 对Dirichlet信誉模型

的评估结果进行“差评处理”。由于“差评敏感”运算有着很好的特性, 如对差评比较敏感, 信誉值的建立过程比信誉值的破坏过程缓慢; 差评敏感模型随着可信评估的增加, 信誉值增加会加快, 即系统对熟悉的评估实体具有自适应性。模拟实验表明, 本文的信誉模型有着良好的评估特性, 适用于电子商务的信誉评估环境。

## 参考文献

- [1] JØSANG A, GRAY E, KINATEDER M. Simplification and analysis of transitive trust networks[J]. *Web Intelligence and Agent Systems*, 2006, 4(2):1-26.
- [2] JØSANG A, LUO Xi-xi, CHEN Xiao-wu. Continuous ratings in discrete Bayesian reputation systems[C]//*IFIP International Federation for Information Processing*. Trondheim: Springer Boston, 2008: 151-166.
- [3] JØSANG A, BHUIYAN T, XU Yue, et al. Combining trust and reputation management for Web-based services[C]//*The 5th international conference on Trust, Privacy and Security in Digital Business*. Turin: Springer-Verlag, 2008: 90-99.
- [4] JØSANG A, BHUIYAN T. Optimal trust network analysis with subjective logic[C]//*The 2nd International Conference on Emerging Security Information, Systems and Technologies*. Cap Esterel: IEEE, 2008: 25-31.
- [5] WANG Yan, VARADHARAJAN V. Trust2: developing trust in peer-to-peer environments[C]//*2005 IEEE International Conference on Services Computing (SCC'05)*. Orlando, Florida: IEEE, 2005: 24-31.
- [6] JØSANG A, HAYWARD R, POPE S. Trust network analysis with subjective logic[C]//*The 29th Australasian Computer Science Conference*. Hobart: Australian Computer Society, 2006: 85-94.
- [7] JØSANG A. A logic for uncertain probabilities[J]. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-based System*, 2001, 9(3): 279-311.
- [8] JØSANG A. Probabilistic logic under uncertainty[C]//*Proceedings of the Thirteenth Australasian Symposium on Theory of Computing*, ACM International Conference Proceeding Series. Ballarat: Australian Computer Society, 2007: 101-110.
- [9] TIAN Li-qing, LIN Chuang, JI Tie-guo. Quantitative analysis of trust evidence in Internet[C]//*International Conference on Communication Technology*, 2006. Guilin: IEEE, 2006: 1-5.
- [10] LI Wen, PING Ling-di, LU Kui-jun, et al. Trust model of users' behavior in trustworthy Internet[C]//*2009 WASE International Conference on Information Engineering*. Taiyuan: IEEE, 2009: 403-406.
- [11] JØSANG A. Dirichlet reputation system[C]//*The 2nd International Conference on Availability, Reliability and Security (ARES 2007)*. Vienna: IEEE, 2007: 112-119.