

摘 要

随着网络的快速发展，网络交易由于其快速便捷等特点已经成为人们广泛采用的交易方式，但是参与交易的用户的匿名性特点加大了网络交易活动的风险性。信任模型的研究为交易安全性问题的解决提供了方案，它可以减少交易的风险性和不确定性。分析现有的信任模型研究发现大多都忽略了信任的模糊性和动态性，本文针对信任的模糊性以及动态性，把模糊数学相关理论运用到信任模型研究的各个环节中去。

本文首先提出了两种不同的信任传递与评估方法。一种是基于模糊 Petri 网的直接推荐信任评估，该方法是利用模糊 Petri 网的推理方法综合多个对被评估者的直接推荐而得出评估者对被评估者的一个综合信任值，把模糊 Petri 网这样一个图形化的工具运用到信任评估中来，使得信任推理分析可以象传统的流程图一样简单、直观；另一种是基于相似度模糊推理的多路径间接推荐信任评估，该方法是通过多条路径的间接推荐而得出评估者对被评估者的信任值，对于信任路径的找寻运用了图论里的遍历搜索算法，而在单条信任路径上的信任计算则采取的是相似度模糊推理方法，它只需要运用一个模糊推理规则就可以计算出单条路径上的信任值，最后综合多条路径上的信任值得到交易体之间的最终信任值。

本文还提出了一种新的基于模糊理论的网络交易信任模型，该模型的特点是把信任值的评估看做是一种动态评估的过程，在信任的建立阶段采用模糊 Petri 网在实体之间进行信任关系的初始化，通过模糊 Petri 网综合实体的初始信任值；对于信任值动态累积中权重的确定则采用基于模糊推理的权重确定方法，此方法通过建立与交易时间相关的模糊规则进行权重的确定；最后在信任决策阶段采用模糊决策方法，此方法是通过建立与交易金额、信任值相关的模糊规则进行信任决策。在模型中还通过 matlab 模糊工具箱对信任累积权重的确定和模糊决策结果进行了仿真。

关键词：模糊推理，信任模型，相似度，模糊 Petri 网

Abstract

With the rapid development of Internet, Online transaction is widely used by people. But the users enrolled in the transaction are anonymous, which increases the risk of online transaction activities .The research in the trust model provides a solution to this problem, because it will help decrease the risk and unpredictability. By the analyzing of current trust model research, we found most of them ignored the dynamicity and fuzzification. So this paper is focusing on the fuzzification and dynamicity of trust, and exerts the fuzzy math theory into every part of the trust model research.

This thesis firstly proposes two different methods to evaluate trust relationships. One is the direct recommendation trust evaluation based on fuzzy Petri-net, this method combines the direct recommendation about some one who is evaluated and then get a comprehensive trust value. Because the fuzzy Petri-net is a kind of graphical tool, so it will make trust reasoning to be like traditional flow chart which is simply and intuitively. The other method is the indirect recommendation trust evaluation of many roads based on fuzzy reasoning of similarity ,this method gets trust value about some one who is evaluated with the indirect recommendation of many roads. The searching of the route uses the traversal search algorithm in graph theory .In a single route, the transferring of trust value is using the method of fuzzy reasoning of similarity. This method is simple and direct. We can calculate the trust value of one route by using a regulation of fuzzy reasoning and finally combine the trust value of many roads.

This thesis also proposes a new trust model of online transaction based on fuzzy theory. It treated the evaluation of trust value as a dynamic evaluation procedure. In the trust establishment stage, it uses the fuzzy Petri-net to establish initial trust relationship between entities. Regarding the weight determination in the trust value dynamic accumulation, it adopts a new weight determination based on fuzzy reasoning. After we get the trust values, it uses fuzzy judgment to judge the trust, which makes the judgment via building the regulation related with transaction amount and trust value. In this model, we use Matlab fuzzy toolbox to simulate the weight determination and fuzzy judgment.

Keywords: Fuzzy reasoning, Trust model, Similarity, Fuzzy Petri-net

独创性声明

本人声明，所呈交的论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得武汉理工大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

签名: 潘丹 日期: 2018.5.12

关于论文使用授权的说明

本人完全了解武汉理工大学有关保留、使用学位论文的规定，即学校有权保留、送交论文的复印件，允许论文被查阅和借阅；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。

(保密的论文在解密后应遵守此规定)

签名: 潘丹 导师签名: 陈晓 日期: 2018.5.12

第1章 绪论

1.1 引言

信任是一个涉及面很广的话题，不仅表现在人们的日常生活中，而且在社会科学、技术科学等领域，信任都时刻发生着作用。随着 Internet 规模的扩大和新的网络和应用技术的迅猛发展，Internet 已经发展成为一种全球范围的信息基础设施，这个不断延生的网络基础设施构成了人类社会信息化、数字化的基础，成为我们学习生活和工作的必备环境，这势必造成信任在网络中将扮演着越来越重要的角色。

以方便性和灵巧性为特点的电子商务交易模式已广泛运用在人们日常的商务交易，人们在享受这些服务带来的便捷的同时，有一个重要的问题值得关注，那就是交易的安全性问题^[1]。网络本身所存在的安全隐患会导致网络交易过程中的安全性降低，销售者与消费者双方的信任程度是影响交易正常进行十分重要的因素。如付款后收不到商品，或收到的商品数量不符、品种不对，或以伪劣产品替代正规产品等等。在传统“面对面”交易中，非法交易者要实施犯罪必须到现场，而网上交易在计算机前就可完成，所以双方的信任程度非常重要，只要交易的任意一方信任程度很低，那么它就不被大家所信任，就会成为网络交易的“黑名单”。因此在交易者合作之前建立信任关系，将在网络交易中起着重要的作用。信任模型的建立就可以帮助交易各方在交易之前建立信任关系，对交易各方的行为产生约束力，限制投机行为，鼓励诚信行为，降低交易风险^[2,3]；同时，信任模型的建立也便于交易各方了解交易伙伴的信用状况，帮助用户确定谁可以信任，从而提高网上交易的成交率。因此有效的信任模型对网络交易的发展无论是从理论上还是从实际应用上都具有重要的意义。

1.2 研究背景和发展现状

针对如何在网络用户间建立信任关系，许多研究人员引入了信任管理技术，以人及信任关系的观点来处理开放分布式环境的信任安全问题。信任管理的研究大致分为两个方向：基于策略的信任管理和基于信誉的信任管理。

1.2.1 基于策略的信任管理

基于策略的信任管理是指使用凭证验证机制来建立对其他实体的信任。M.Blaze^[4]等人将信任管理定义为，采用一种统一的方法描述和解释安全策略、安全凭证以及用于直接授权关键性安全操作的信任关系，已有的典型的信任管理解决方案包括：PolicyMaker^[5]、KeyNote^[6]、RT^[7]等。

基于凭证的信任管理技术主要为规范应用的安全策略和凭证提供了标准的、通用机制，统一了安全策略、凭证、访问控制和授权。以标准语言所书写的策略和凭证可以被所有的信任管理应用所解释。信任管理策略易于通过网络分发，并可避免使用具体于特定应用的分布是策略配置机制、访问控制列表、证书解析等。相对于传统的基于身份的访问控制系统，此类系统统一了身份认证和授权两个概念，简化了复杂的授权判断^[8]。

基于凭证的信任管理系统本质上使用了一种精确的、静态的方式来描述和处理复杂的、动态的信任关系，即通过程序以形式化的方法验证信任关系，并将这种信任归结到了颁发信任凭证的信任权威，其研究的核心问题是访问控制信息的验证，包括凭证链的发现、访问控制策略的表达及验证等。应用开发人员需要编制复杂的安全策略，以进行信任评估，这样的方法显然不适合于处理受多种动态信息影响的信任关系^[8]。基于凭证的信任管理技术主要分析的是身份和授权信息，并侧重于授权关系、委托等的研究，通常考虑了授权的绝对化，没有顾及实体的行为对实体信任意向的影响。

1.2.2 基于信誉的信任管理

基于信誉的信任管理是指通过观察收集实体在网络中交互表现来评估其信任，也称其为基于行为(Behaviors)的信任管理，其所研究的信任关系更接近于人际网络的特征，是可度量的、动态的，并可能受到多个方面的影响。基于信誉的信任管理主要着眼于信任的主观性、可度量性。信誉一般定义为网络中的一组实体对特定实体行为表现的评价。

在基于信誉的信任管理技术中，为了度量实体的可信性需要根据直接交互经验或者其他实体的反馈进行信任推导计算，信任计算模型对实体关于信息搜集、安全决策都有重要的影响，它是基于声望的信任管理的关键组件。目前已有许多文献给出了不同的信任计算模型，这些模型一般都针对了不同的应用域，模型在信任的表述和度量、信任推导方法、综合计算等方面都有很大差异。

最简单的信任计算直接将正面的评价和负面的评价相减，从而得出信任度，如 eBay^[9]，优点是方案简单易于理解，缺点是信任计算中没有考虑其他信任信息。

T. Beth^[10]等人提出了一个基于经验和概率统计解释的信任计算模型，模型将经验分为正面和负面的两类。交易成功则正面经验计数增加，交易失败则负面经验计数增加。直接信任定义为目标实体能成功完成交易的概率。

基于贝叶斯理论((Bayesian Theory)的计算模型使用描述二项事件(满意/不满意的后验概率 Beta 密度函数来记录信任评估结果，其可以描述为 $Beta(\alpha, \beta)$ ，其中 α 和 β 分别表示了信任评估中正面和负面的评估次数，信任度通常可以表示为 Beta 概率密度函数的概率期望^[11,12]。信任值的大小同目标节点提供满意服务的概率，也表达了目标节点在网络中提供一定服务质量的能力。Y Wang^[13]使用了贝叶斯网络((Bayesian Network)为不同条件下的信任进行建模。贝叶斯理论为信任计算提供了可靠的理论基础。

D. W. Manchala^[14]提出了基于模糊逻辑的信任模型。该模型使用模糊逻辑来合并信任矩阵并核实事务，因此适用于交易实体。此外，该模型提出了可以在电子商务中保护信任信息所涉及的个人隐私的信任协议。

Jøsang^[15,16]等引入证据空间(evidence space)和观念空间(opinion space)的概念来描述和度量信任关系，并提供了一套主观逻辑(subjective logic)运算子用于信任度的推导和综合计算。

Guha^[17]等人提出了基于权重的信任传递方法。他们提出用权重的方法解决推荐信任问题，对不同推荐路径的推荐信任值进行合并，并利用从 Epinion.com 获得的大量具体数据验证了模型的有效性。

程远炳等人^[18]提出了一个通用的并可以独立使用的动态分布式信任模型 (DDTM)，在 DDTM 中访问权限直接与信任值相关联，这个模型的核心就是基于推荐的信任模型，被组织成信任授权树 (TDT)，并以证书链的形式进行授权。

姜怡等人^[19]针对 P2P 网络环境提出了一种基于用户行为的分布式信任模型，此模型通过量化实体行为和计算实体信任度来评估实体间的信任关系并引入了修正因子和评价准确度反馈系统。

刘玉龙等人^[20]研究了分布网络环境中主观信任评价和信任合成方法，分析信任的含义和影响信任行为的因素以及信任与信任属性的关系，提出了基于相对经验的信任评价模型并给出了推荐信任合成方法。

基于信任域的信任模型^[21,22]是将网格划分成若干个自治域，将节点间信任关系分为域内信任关系和域间信任关系，设置不同的策略来处理这两种不同的信任关系，这比较符合现实社会的情况，并且算法复杂度较小，域内信任值的计算复杂度仅依赖于域内节点数目，域间计算复杂度仅取决于域的个数。

随着分布式计算技术的发展，系统趋于开放、动态，其中的节点具有更大策自主性，节点间的协作具有更强的动态性、不确定性，仅使用凭证的这种传统方式来表达节点间的信任关系具有明显的不足，已经不能表现信任的动态性、主观性、不确定性，具有一定的局限性^[23]：一方面，传统的基于地域性的防护模式不能满足 Internet 的连通性和动态性需求；另一方面，以证书为中心的身份认证体制并不能确保信任关系的建立和维护，存在需要可信第三方的问题，而且单纯的身份认定并不等同于信任关系的建立。此外，传统的安全手段也无法解决多元化的 Internet 应用中匿名实体之间合作所面临信任和激励问题。基于信誉的信任模型更贴切地模拟了人类社会中的信任机制，实体可以收集、处理、传播其他实体在系统中多方面的信任并建立与其的信任关系。由此可以看出基于信誉的信任模型研究已成为现在信任模型研究的热点。

1.3 论文目的和意义

网络交易给现代人带来诸多便利的同时，也带来了一系列的问题。究其原因，主要是由于网络交易双方的诚信问题。传统交易方式是一种面对面的交易方式，交易双方通过现实中的相互了解和真实接触，为建立双方的信任提供了一定的保证。网络交易作为一种新型的交易方式，被定义为借助于计算机、通信以及相关技术进行商务活动以及基于商务目的的实体间的信息交换。网络交易发生在虚拟环境中，交易双方的行为在网络上表现为数字流的形式，不确定性和风险程度与传统交易方式相比更大。信任在网络交易过程中所起的作用远远超过了它在传统交易活动中所起的作用，因为此时的信任是建立在虚拟空间的交易基础之上。因此，本文将探究网络交易环境中信任模型的建立问题。本论文中的信任模型主要涉及了信任的度量和由推荐所引起的信任值推导和综合计算。网络交易环境所具有的动态性和开放性相较于人际网络的信任关系，网络中的节点可以通过自身的经验和观察以及其他节点的推荐来建立信任关系。通过总结对节点的直接交互经验或观察其行为表现，节点间可以建立一定的信任关系。分析以往的信任模型不难发现它们虽然从某些方面解决了一定的问题，

但还是存在一定的缺陷，更多的忽略了信任的模糊性和动态性，有的仅仅只在信任值的计算时考虑了信任的模糊性，而对信任关系传递以及信任决策这些环节却没有进行模糊性研究，这是无法反映信任关系的真实情况的。所以本课题的研究目标是针对信任的模糊性和动态性问题，首先提出适用于不同情况的两种信任传递与评估的方法，一种是基于模糊 Petri 网的直接推荐信任关系评估，而另一种是基于相似度模糊推理的多路径间接推荐信任关系评估，最后建立一种新的基于模糊理论的信任模型，把信任关系的评估看做是一个动态的过程，在信任的建立阶段，采用模糊 Petri 网在实体之间进行信任关系的初始化；对于信任值动态累积中权重的确定，采用基于 matlab 模糊工具箱的模糊推理方法；在信任决策阶段，采用模糊决策的方法，此方法是通过建立与交易金额、信任值相关的模糊规则进行信任决策。由此可以看出本文的研究内容不仅把模糊理论运用到交易节点信任值的计算中去，而且还运用到信任传递以及信任决策中去，这样可以更好的帮助交易节点建立信任关系从而降低交易的风险。因而本课题的研究对网络交易的发展和交易安全的提高具有一定的学术意义。

1.4 论文内容及安排

本论文的关键词在于：模糊理论、信任模型研究，因此，论文紧紧围绕模糊理论在信任模型研究中的应用。论文信任模型的研究采用模糊综合评判对网络交易实体的信任值进行评估，利用模糊推理中的相似度推理算法和模糊 Petri 网算法对网络实体间的信任关系进行传递以便建立陌生实体或者直接交易经验不是很多的实体间的信任关系，最后进行模糊信任决策。

论文的主要研究内容如下：

第 1 章绪论：说明了信任管理在网络交易中的地位，从而指出信任模型研究的重要性，提出了本文研究目的及其意义，分析了相关领域的研究现状，最后阐述了本文的研究内容和各章节的安排。

第 2 章理论基础：对信任模型研究要用到的理论知识做了介绍，包括模糊数学和图论的相关知识。

第 3 章信任模型：在这章中介绍信任以及信任模型的概念，并介绍了几种典型信任模型，为后面的研究提供了依据。

第 4 章基于模糊理论的信任关系传递：提出了两种情况下信任关系传递的不同方法，一种是基于模糊 Petri 网的直接信任关系评估，它是一种基于对多个

推荐实体综合的得到目标实体信任值的信任传递方法，在信任值的综合计算中采用模糊 Petri 网的推理算法，另一种是基于相似度模糊推理的多路径信任关系评估，它是使用图论中的深度遍历算法来搜索网络实体间的所有信任路径，而在计算单条信任路径上的信任传递值时采用的是相似度模糊推理算法；在本章中还具体对这两种种方法进行了说明。

第 5 章基于模糊理论的网络交易信任模型研究：详细说明了信任模型中直接信任计算以及间接信任的传递和计算，并把信任关系的评估过程看做是一种与时间有关的动态过程，即实体的信任值是不断更新变化的，最后利用模糊决策方法对实体进行信任决策并仿真了模糊决策图。

第 6 章结束语：本章是论文的最后一部分，总结了论文的工作，并指出了进一步工作的方向。

1.5 本章小结

本章阐述了信任管理在网络交易中的重要地位，信任管理大致分为基于策略的信任管理和基于信誉的信任管理，而基于信誉的信任模型更贴切地模拟了人类社会中的信任机制，实体可以收集、处理、传播其他实体在系统中多方面的信任并建立与其的信任关系，由此可以看出基于信誉的信任模型研究已成为现在信任模型研究的热点。在本章中还提出了基于模糊理论的信任模型研究的目的和意义，最后阐述了本论文的主要研究内容和各章节安排。

第 2 章 相关理论

2.1 模糊及图论理论

模糊数学产生于本世纪 60 年代，它的形成与发展不是背离数学的准确性、严格性，而是使客观存在的一些模糊性的事物和现象能够用数学方法来研究和处理。所谓“模糊性”是指客观事物中的不分明性和不确定性，其根源在于客观事物的差异之间存在着中介过渡。例如，说一杯水是“热的”，这就是一个模糊概念。为从根本上解决这类问题，美国控制论专家 Zadeh 教授^[24]重新研究了数学的基础—集合论，并于 1965 年首次提出模糊集合的概念，从而形成了模糊数学这一新的数学分支，而本文要研究的“信任”同样是一个模糊的概念，下面针对本文中所需要的部分模糊数学理论作个介绍。

2.1.1 模糊集合

经典集合 A 是由其特征函数 X_A 唯一确定的，即映射：

$$X_A : x \mapsto X_A(x) = \begin{cases} 1 & x \in A \\ 0 & x \notin A \end{cases} \quad (2-1)$$

确定了 X 上的经典子集 A， $X_A(x)$ 表明 x 对 A 的隶属程度，要么属于 A，要么不属于 A，它确切地描述了“非此即彼”的现象。

经典集合的表示法除了上面的特征函数的表示法外还有以下两种：

(1) 列举法（枚举法）

当集合的元素数目有限时，将所有的元素一一列出，并用大括号括起来，如

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\} \quad (2-2)$$

(2) 描述法（定义法）

当集合的元素数目无限时，可通过元素的定义来描述集合，如

$$A = \{x | p(x)\} \quad (2-3)$$

$p(x)$ 是指 x 应满足的条件，给出 x 的定义域。

其中 $\mu_A(a)$ 是集合 A 的特征函数

而模糊集合是建立在经典集合的基础上的，它描述的是一种模糊的概念。

例如“胖”与“瘦”，究竟体重多少才算“胖”或“瘦”，并没有一个公认的定量标准或界限。因为体重的变化是逐渐的、连续的，不存在一个突然的转折，致使“胖”与“瘦”的分界线模糊不清。二值描述在人类主观因素起主导作用的事件中是不适合的。

模糊集合描述为^[25]：对于所研究对象的全体称为论域，记作 $X = \{x\}$ ，其中 x 表示论域中的元素，论域 $X = \{x\}$ 上的模糊子集 A ，就是以映射 $\mu_A: X \rightarrow [0,1]$ ， $x \rightarrow \mu_A$ 为表征的集合， μ_A 称为 x 对 A 的隶属度。

隶属度 μ_A 表示 x 属于 A 的程度。当 $\mu_A=1$ 时， x 完全属于 A ；当 $\mu_A=0$ 时， x 完全不属于 A ， μ_A 的值越接近于 1， x 属于 A 的程度就越大；反之， μ_A 的值越接近于 0， x 属于 A 的程度就越小。例如：模糊集合 $B=\{\text{接近 } 6 \text{ 的正整数}\}$ ，设论域即要讨论的全体正整数为 $X=\{3,4,5,6,7,8\}$ ，论域中的 6 个正整数依次对模糊集合 B 的隶属度为 0.2, 0.4, 0.8, 1, 0.8, 0.4；模糊集合 B 可以表示为隶属度的集合，即 $B=\{0.2, 0.4, 0.8, 1, 0.8, 0.4\}$ 这就是模糊集合的数学表达式。

2.1.2 模糊向量

在实际情况中，往往不能很肯定的判断要研究的某个对象到底隶属于哪个模糊集合时，这个时候就可以利用对各个模糊集合的隶属度组成的向量来表示这个对象。设针对某个研究对象有 n 个模糊集合，则表示这个对象的模糊向量表达式为： $Q=\{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ ，其中 q_i ($i=1, 2, \dots, n$) 是对第 i 个模糊集合的隶属度。例如：评判一个商品的质量 M ，描述质量的模糊等级可以表示为{“差”，“一般”，“较好”，“非常好”}，则可以把这个商品的质量表示为 $M=\{0.1, 0.3, 0.2, 0.2\}$ 。

2.1.3 模糊关系

模糊关系是模糊集合概念的推广，不仅描述客观事物之间有无关系，而且描述其程度。如“张三比李四高得多”就是一种模糊关系。

定义^[25]：集合 X 到集合 Y 的一个“二元模糊关系” R 是给定论域 $X \times Y$ 中的模糊集合，记为

$$X \xrightarrow{R} Y \quad (2-4)$$

模糊关系 R 的隶属函数 $R(x,y)$ 是 $X \times Y$ 到实数区间 $[0,1]$ 的一个映射。设 X, Y 分别为有限集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ ， $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ ，则 $X \times Y$ 中的模糊关系 R 可以用如下 $m \times n$ 阶矩阵表示：

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \cdots & r_{mn} \end{bmatrix} \quad (2-5)$$

其中 r_{ij} 表示集合 X 中第 i 个元素 x_i 隶属于集合 Y 中第 j 个元素 y_j 的程度， $r_{ij} \in [0,1]$ 。

2.1.4 模糊综合评判

模糊综合评判是对受多种因素影响的事物作出的一种综合评判方法。其具体的评判模型为^[26]：设 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为 n 种因素， $V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ 为 m 种评判，由于各种因素所处的地位不同，作用也不一样，当然权重也不一样，评判也就不同，人们对 m 种评判并不是绝对的肯定或者否定，因此综合评判应该是 V 上的一个模糊子集 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_m\}$ ，其中 $b_j (j=1,2,\dots,m)$ 反映了第 j 种评判 v_j 在综合评判中所占的地位，综合评判 B 依赖于各个因素的权重，设为 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ ，且 $\sum a_i = 1$ ，其中 a_i 是第 i 种因素的权重。

模糊综合评判过程为：

- (1) 设定评判因素集 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ，评判等级 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$
- (2) 对 U 种的每个因素根据评判等级中的等级指标进行模糊评判，得到评判矩阵 $R = (r_{ij})_{n \times m}$ ，其中 r_{ij} 表示从因素 x_i 对评判等级中 v_j 的隶属程度。 (U, V, R) 则构成一个模糊综合评判模型。
- (3) 确定各个因素的权重 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ ，合成得

$$B = A \circ R = (b_1, b_2, \dots, b_m) \quad (2-6)$$

2.1.5 模糊推理

(1) 模糊推理的模式

模糊推理是建立在模糊集合理论基础上的，人们对问题进行分析最终做出决策通常根据已知的事实出发，归纳总结出结论，这就称为推理。而模糊推理是模拟人类的一般思考决策来解决问题。在推理以前，要掌握一定的知识，并把它表示出来。在这里，进行模糊推理所要掌握的知识可以理解为模糊推理的规则。在本课题研究中所运用的是模糊推理模式为：

用如下形式直观的表示：

知识: IF x is A THEN y is B

观测事实: x is A'

结论: y is B'

(2) 基于相似度的模糊推理

运用在模糊推理的算法有很多种,在本课题研究中则选取的是基于相似度的算法,用来研究在一条信任链中信任关系的传递,相似度可以理解为观测事实与规则前件命题的相似程度或模糊匹配程度,取值为[0,1]。关于相似度的模糊推理算法相关知识在文献^[27]中作了详细的阐述。本文是利用这种算法来研究信任传递,而不是研究算法本身,并且是针对一条推理规则的,在这里利用规则前件命题只有一个的情况简单介绍一下基于相似度的模糊推理的基本思想:

简单的来说就是已知规则前件命题中的 A 和结论中 B ,还有观测事实 A' ,求结论 B' 。首先求出“ A ”和“ A' ”的相似度 $S_{AA'}$,如果算出的相似度 $S_{AA'}$ 大于规定的阀值 λ ,那么就把相似度 $S_{AA'}$ 与 B 进行运算就可以得到 B' 。这就算出了用隶属度表示的模糊向量 B' ,如果要把它转化成单值,可利用一些反模糊化方法,如最大隶属原则,加权平均等等。

关于相似度的定义有很多种,在本文研究中选取的是文献^[27]中 IDS 相似度算法,基于 IDS 相似度模糊推理的过程基本上和一般的相似度模糊推理一样,只是在求出“ A ”和“ A' ”的相似度 $S_{AA'}$ 后,并没有直接与 B 进行运算就得到 B' ,而是通过规定了的两个调整函数计算值再来选择求 B' 的公式,这样使得计算结果更加可靠^[14]。

针对知识的前提条件有多个,在 IDS 算法中给每个规则前件命题都赋予了权重 w_i 和阀值 λ_i 。这两个参数的取值范围都是[0,1],阀值 λ_i 的作用是在观测事实与规则匹配之后,用来判断规则是否执行。这是因为当每个观测事实与每个规则前件命题相差太大时计算的结果在大部分情况下是不合理的,因此给每个规则前件命题都赋予一个阀值就可以避免这种错误结果的发生。给规则前提条件每个命题赋予权重 w_i 是用来表示规则前提条件中不同的命题对规则结论的影响。

IDS 相似度 S_{IDS} 定义如下:

$$M(A_i) = \sum_{x \in X_i} \mu_{A'_i}(x), X_i \text{ 是 } A'_i, A_i \text{ 的论域 } (i=1,2,\dots,n)$$

如果 $A'_i \subseteq A_i$ 或者 $A'_i \supseteq A_i$

$$S_{IDS} = \frac{M(A'_i \cap A_i)}{M(A'_i) \cup M(A_i)} \quad (2-7)$$

在其他情况则

$$S_{IDS} = \frac{M(A'_i \cap A_i)}{M(A'_i)} \quad (2-8)$$

根据给定的知识(即规则)和观测事实(即已知的条件)以及定义的 IDS 相似度(即观测事实与规则前件命题的相似程度)就可以推理出要求的结论了。

IDS 相似度模糊推理算法具体步骤:

(1)计算每个观测事实与每个规则前件命题的相似度 $S_{IDS}(A'_i, A_i), (i=1,2,\dots,n)$

(2)若 $S_{IDS}(A'_i, A_i) \geq \lambda_i$, 计算观测事实与规则前件命题的整体相似度:

$$S_w = \sum_{i=1}^n \left[S_{IDS}(A'_i, A_i) * \frac{w_i}{\sum_{j=1}^n w_j} \right] \quad (2-9)$$

(3)根据 IDS 相似度计算推理结果:

在这里, 定义两个调整函数 θ_1 和 θ_2 , 通过它们的值的大小来选择使用计算结果的式子。定义如下:

$$\theta_1 = \sum_{i=1}^{k_1} \left[\frac{S_{IDS}(A'_j, A_j) * w_j}{\sum_{j=1}^{k_1} w_j} \right] \text{ 其中 } j \in \{i : M(A'_i) \geq M(A_i)\} \quad (2-10)$$

$$\theta_2 = \sum_{i=1}^{k_2} \left[\frac{S_{IDS}(A'_j, A_j) * w_j}{\sum_{j=1}^{k_2} w_j} \right] \text{ 其中 } j \in \{i : M(A'_i) < M(A_i)\} \quad (2-11)$$

计算的结果如下:

①如果 $\theta_i \neq 0, i=1,2$, 则

$$\text{如果 } \theta_1 \leq \theta_2, B' = \frac{B * \theta_1}{\theta_2}; \quad (2-12)$$

$$\text{否则 } B' = \min\{1, \frac{B * \theta_1}{\theta_2}\} \quad (2-13)$$

$$\text{②如果 } \theta_1 = 0 \text{ 或 } \theta_2 = 0, \text{ 则如果 } \theta_1 \leq \theta_2, B' = B * S_w; \quad (2-14)$$

$$\text{否则 } B' = \min\{1, B / S_w\} \quad (2-15)$$

2.1.6 模糊 Petri 网

一般性模糊推理规则可表示为^[28]:

IF $U_1(\alpha_1)$ AND $U_2(\alpha_2)$ AND ... AND $U_n(\alpha_n) \xrightarrow{\tau} D_1(\beta_1), D_2(\beta_2), \dots, D_m(\beta_m)$

其中 U_1, U_2, \dots, U_n 为条件命题, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 为条件命题的权系数, τ 为规则的阀值; D_1, D_2, \dots, D_m 为结论命题, $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m$ 为规则满足时所推出每个结论的可信度且满足 $0 \leq \beta_j \leq 1, j = 1, 2, \dots, m$; 此表达式含义为: 如果条件 U_1, U_2, \dots, U_n 成立, 则可以推出结论 D_1, D_2, \dots, D_m

若转化为模糊 Petri 网模型, 表示如图 2-1 所示:

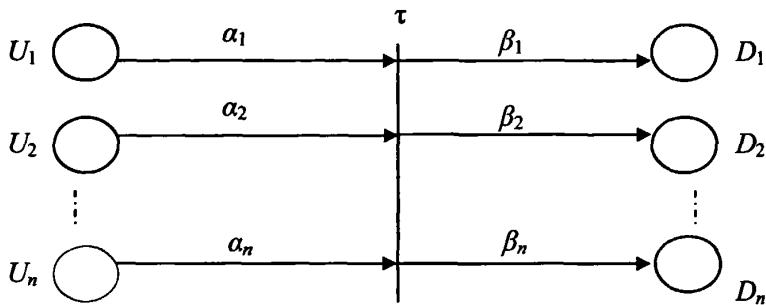


图 2-1 一般推理过程的模糊 Petri 网

在这个模型中,所有命题(包括条件和结论)用模糊 Petri 网的库所节点表示, 推理规则用变迁节点表示, 条件的权系数和结论的可信度则用输入输出弧的连接强度来表示。下面,给出基于推理规则的模糊 Petri 网的一般形式^[28]:

定义 七元组 $(P, T, I, O, W, \tau(t), S_0(p))$ 为模糊 Petri 网, 其中:

$P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 是模糊库所节点的有限集合, 表示模糊命题;

$T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 是模糊变迁节点的有限集合, 表示规则的实现;

I 是定义在 $P \times T$ 上的一个带标识的模糊关系, 表示库所节点到变迁节点的连接情况和每一个连接的权系数, 满足 $0 < I(p_i, t_j) \leq 1$;

O 是定义在 $T \times P$ 上的一个带标识的模糊关系, 表示变迁节点到库所节点的连接情况和每个输出连接的可信度, $0 < O(t_j, p_i) \leq 1$;

$\tau(t)$ 是定义在变迁集合 T 上的一个取值于 $[0, 1]$ 中实数的函数, 表示变迁节点

的触发阀值；

$S_0(p)$ 是定义在库所集合P上的一个取值于[0,1]中实数的函数,表示库所节点在推理开始时的初始标记状态,即已知命题的可信度,未知命题的可信度定义为0。

例如：在文献^[29]中，有一条模糊规则：

IF 发动机油管漏油(1.0) $\xrightarrow{\tau=0.5}$ 发动机不能启动(规则可信度0.85)。

发动机油管漏油这个命题的初始可信度为0.8，发动机不能启动这个命题的初始可信度为0。

用模糊Petri网表达为：

按照上述模糊Petri网定义， $P = \{p_1, p_2\} = \{\text{发动机油管漏油, 发动机不能启动}\}$ ， $T = \{t_1\}$ 表示只有一个规则， $I(p_1, t_1) = 1.0$ $O(t_1, p_2) = 0.85$ ， $\tau_1 = 0.5$ ， $S_0(p) = \{0.8, 0\}$ 。相应的图形如图2-2所示：

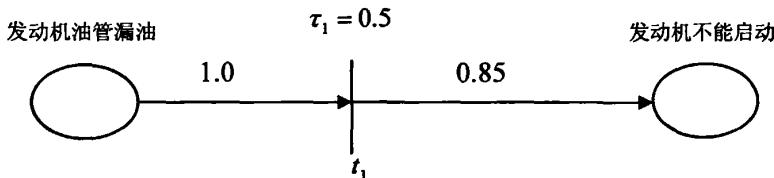


图 2-2 模糊 Petri 网示例

对模糊 Petri 网的应用就要涉及到具体的推理算法了，即如何通过已知条件和规则来求结论。在本文中采用的是文献^[28]中的形式化推理算法，具体算法如下：

设某个推理过程中有 n 个命题（包括条件和结论）， m 个推理规则，表现在模糊 Petri 网模型中则有 n 个库所和 m 个变迁规则，模糊 Petri 网模型的输入矩阵 $\Delta_{n \times m}$ ，输出矩阵 $\Gamma_{n \times m}$ ，变迁的阀值向量 τ 和状态向量分别定义为：

(1) $\Delta = \{\delta_{ij}\}$ 为输入矩阵, $\delta_{ij} \in [0,1]$, 表示 p_i 到 t_j 上的输入关系和权重。当 p_i 是 t_j 的输入时, δ_{ij} 等于 p_i 到 t_j 输入弧上的权系数 α_{ij} ; 当 p_i 不是 t_j 的输入时, $\delta_{ij}=0$, 其中 $i=1,2,\dots,n$; $j=1,2,\dots,m$ 。

(2) $\Gamma = \{\gamma_{ij}\}$ 为输出矩阵, $\gamma_{ij} \in [0,1]$, 表示 t_j 到 p_i 上的输出关系和结论的可信度。当 p_i 是 t_j 的输出时, γ_{ij} 等于变迁 t_j 推出结论 p_i 的可信用度 β_{ij} ; 当 p_i 不是 t_j 的输出时, $\gamma_{ij}=0$, 其中 $i=1,2,\dots,n$; $j=1,2,\dots,m$ 。

(3) $S = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$ 为定义在模糊库所集 P 上的状态向量, 表示每个命题的

可信度, $s_i \in [0,1], i=1,2,\dots,n$, $S_0 = [s_{10}, s_{20}, \dots, s_{n0}]^T$ 表示命题的初始可信度。

(4) $\tau = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_m]^T$ 为变迁的阀值, $\tau_i \in [0,1], i=1,2,\dots,m$ 。

推理步骤分为 7 步:

(1)计算等效模糊输入可信度:

$$E = \Delta^T \cdot S_0 \quad (2-16)$$

(2)等效模糊输入可信度与变迁阀值的比较:

$$G = E \circ \tau \quad (2-17)$$

。是一个比较算子, G 为 m 维列向量, 当等效模糊输入的可信度大于等于变迁阀值时, G 向量中对应的位置为 1, 否则为 0。

(3)剔除等效模糊输入中可信度小于等于变迁阀值的输入项:

$$H = E \otimes G \quad (2-18)$$

其中 H 是与 E, G 同维的列向量, \otimes 表示列向量中对应位置直接数乘。

(4)计算模糊输出库所的可信度:

$$S^1 = \Gamma \cdot H \quad (2-19)$$

(5)计算当前可得到的所有命题的可信度:

$$S_1 = S_0 \oplus S^1 \quad (2-20)$$

\oplus 为加法算子, 是一种取较大的算法。

(6)进行反复迭代, 则在第 K 步推理进行后, 所有命题的可信度为:

$$S_K = S_{K-1} \oplus S^K \quad (2-21)$$

(7)当 $S_K = S_{K-1}$ 时, 推理结束。

2.1.7 模糊判决方法

由于经模糊控制系统得到的控制量是一个模糊集合, 而系统的最终响应显然必须是确定的, 所以必须进行模糊判决, 也叫做反模糊化。在网络信任关系的研究中, 运用模糊数学相关知识得到了关于某个实体的模糊信任值, 它就是一种集合的形式, 因此就要用到模糊判决来得到一个确定的信任值来决定是否进行交互。模糊判决的方法有很多, 这里仅介绍常用的几种: 重心法, 最大隶属度法, 系数加权平均法和隶属度限幅元素平均法^[25,30]。

下面以“水温适中”为例, 说明不同方法的计算过程。这里假设“水温适中”的隶属度函数为:

$$\mu_N(x_i) = \{X : 0.0/0 + 0.0/10 + 0.33/20 + 0.67/30 + 1.0/40 + 1.0/50 + 0.75/60\}$$

$$+ 0.5/70 + 0.25/80/0.0/90/0.0/100\}$$

(1)重心法

所谓重心法(center of gravity,简称 COG)就是取模糊隶属度函数曲线与横坐标轴围成面积的重心作为代表点。理论上说，我们应该计算输出范围内一系列连续点的重心，即

$$\mu = \frac{\int \mu_N(x)dx}{\int \mu_N(x)dx} \quad (2-22)$$

但实际上我们是通过计算输出范围内整个采样点（即若干离散值）的重心。这样在不花太多时间的情况下，用足够小的采样间隔来提供所需要的精度，这是一种最好的折衷方案。即

$$\begin{aligned} \mu = \sum x_i \cdot \mu_N(x_i) / \sum \mu_N(x_i) &= (0.0/0 + 0.0/10/0.33/20 + 0.67/30/1.0/40 + \\ &1.5/50 + 0.75/60 + 0.5/70 + 0.25/80 + 0.0/90 + 0.0/100) \\ &/(0.0 + 0.0 + 0.33 + 0.67 + 1.0 + 0.75 + 0.5 + 0.25 + 0.0 + 0.0) = 48.2 \end{aligned}$$

在隶属度函数不对称的情况下，如图 2-3 所示，其输出的代表值是 48.2℃。如果模糊集合中没有 48.2℃，那么就选取最靠近的一个温度值 50℃输出。

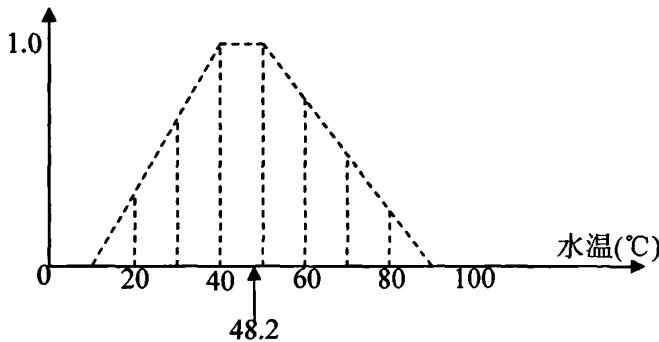


图 2-3 重心法解模糊判决

(2)最大隶属度法

最大隶属度平均法(mean of maximum 简称 MOM)，这种方法最简单，只要在推理结论的模糊集合中取隶属度最大的那个元素作为输出量即可。不过要求这种情况下其隶属度函数曲线一定是正规凸模糊集合（即其曲线只能是单峰曲线）。如果该曲线是梯形平顶的，那么具有最大隶属度的元素就可能不止一个，这时就要对这所有取最大隶属度的元素求平均值。例如对于“水温适中”，按最大隶属度原则，有两个元素 40 和 50 具有最大隶属度 1.0，那就要对所有取最大隶

属度的元素 40 和 50 求平均值，执行量应取：

$$\mu_{\max} = (40+50)/2=45$$

(3) 系数加权平均法

系数加权平均法 (weighted mean method,简称 WMM) 的输出执行量由下式决定：

$$Z_0 = \sum_{i=1}^M \alpha_i z_i / \sum_{i=1}^M \alpha_i \quad (2-23)$$

这里的系数 α_i 的选择要根据实际情况而定，不同的系数就决定系统有不同的响应特性。当该系数选择 $\alpha_i = \mu_N(x_i)$ 时，即取其隶属函数时，这就是重心法。在模糊逻辑控制中，可以通过选择和调整该系数来改善系统的响应特性。这种方法具有灵活性。

例如：已知输出量 Z_1 的模糊集合为

$$C_1 = 0.1/2+0.4/3+0.7/4+1.0/5+0.7/6+0.3/7$$

Z_2 的模糊集合为：

$$C_2 = 0.3/(-4)+0.8/(-3)+1/(-2)+1/(-1)+0.8/0+0.3/1+0.1/2$$

用加权平均法求相应的清晰量 Z_{10} 和 Z_{20} 。

$$Z_{10} = \frac{0.1 \times 2 + 0.4 \times 3 + 0.7 \times 4 + 1 \times 5 + 0.7 \times 6 + 0.3 \times 7}{0.1 + 0.4 + 0.7 + 1 + 0.7 + 0.3} = 4.84$$

$$Z_{20} = \frac{0.3 \times (-4) + 0.8 \times (-3) + 1 \times (-2) + 1 \times (-1) + 0.8 \times 0 + 0.3 \times 1 + 0.1 \times 2}{0.3 + 0.8 + 1 + 1 + 0.8 + 0.3 + 0.1} = -1.42$$

(4) 隶属度限幅元素平均法

用所确定的隶属度值 α 对隶属函数曲线进行切割，再对切割后等于该隶属度的所有元素进行平均，用这个平均值作为输出执行量，这种方法就称为隶属度限幅元素平均法。例如，当取 α 为最大隶属值时，表示“完全隶属”关系，这是 $\alpha=1.0$ 。在“水温适中”的情况下，40℃和 50℃得隶属度是 1.0，求其平均值得到输出代表量： $\mu=(40+50)/2=45$

这样如图 2-4 所示，当“完全隶属”时，其代表量为 45℃。

如果当 $\alpha=0.5$ 时，表示“大概隶属”关系，切割隶属度函数曲线后，这是从 30℃到 70℃的隶属之都包含在其中，所以求其平均值得到输出代表量：

$$\mu = (30+40+50+60+70+)/5=50$$

这样如图 2-5 所示，当“大概隶属”时，其代表量为 50℃。

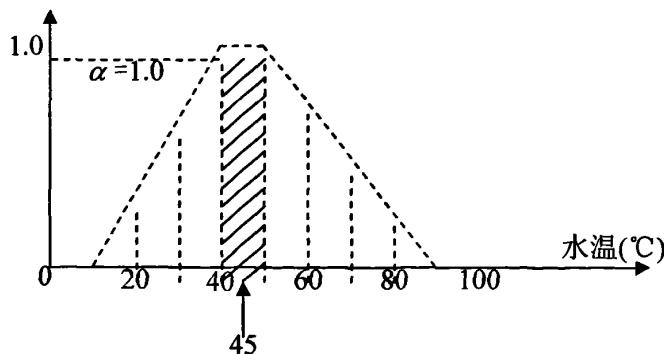


图 2-4 完全隶属关系

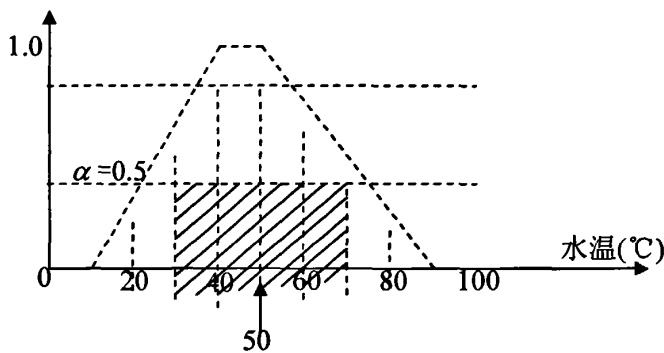


图 2-5 大概隶属关系

在以上各种解模糊方法中，最大隶属度法和加权平均法应用最为普遍。

2.1.8 图论方法

现实世界的许多事例用图形来描写可能是方便的，这种图形是由一个点集以及这个点集中的某些点对的连线构成的。例如，点可以表示人，连线表示一对朋友；或者，用点表示通讯站，而连线表示通讯线路。在这类图形中，人们主要感兴趣的是给定两点是否有一根线连接，而连接的方式则无关紧要。这类事例的数学抽象就产生了图的概念。

信任网络犹如社会中人际网络一样是很复杂的，在寻找实体间的信任关系时可以利用图论的知识，把信任网络模拟一个网状的图，这对信任路径的搜索不仅简便而且有效。

图论是近二十年来发展十分迅速、应用比较广泛的一个新兴的数学分支，在许多领域，诸如物理学、化学、运筹学、信息论、控制论、计算机等方面甚至在生活中都有广泛的应用。因此受到全世界越来越广泛的重视。图论的内容十分丰富，涉及面也比较广，在这里只介绍一下在本文研究中所涉及的相关知识，即图的概念、图的表示方法以及图中路径的搜索算法^[31]。

(1) 图的定义以及基本术语

图(Graph)是由一个用线或边连接在一起的顶点或节点的集合。是一种比线性表和树更为复杂的非线性数据结构，可称为图状结构或网状结构。

图 G 由两个集合 V 和 E 组成，记为：G=(V,E)

其中：V 是顶点的有穷非空集合，E 是 V 中顶点偶对(称为边)的有集。

通常，也将图 G 的顶点集和边集分别记为 V(G) 和 E(G)。E(G)可以是空集。若 E(G)为空，则图 G 只有顶点而没有边。

①无向图

如图 2-6 中 G 的每条边都是没有方向的，则 G 称为无向图

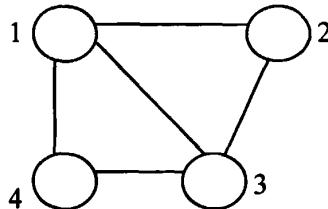


图 2-6 无向图的示例

无向边的表示：

通常用圆括号表示无向边， (v, w) 表示顶点 v 和 w 间相连的边。在无向图中 (v, w) 和 (w, v) 表示同一条边，如果顶点 v, w 之间有边 (v, w) ，则 v, w 互称为邻接点。

例：无序对 (v_i, v_j) 和 (v_j, v_i) 表示同一条边。

无向图的表示：

例：上面 2-6 图中的 G 是无向图，它们的顶点集和边集分别为：

顶点集： $V = \{v_1, v_2, v_3, v_4\}$

边集： $E = \{(v_1, v_2), (v_1, v_3), (v_1, v_4), (v_2, v_3), (v_3, v_4)\}$

(v_1, v_2) 与 (v_2, v_1) 表示同一条边， (v_2, v_3) 与 (v_3, v_2) 也表示同一条边，等等。

②有向图

如图 2-7 所示：G 的每条边都是有方向的，则称为有向图。

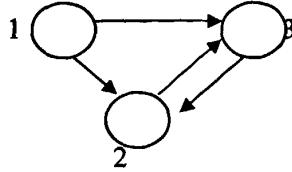


图 2-7 有向图的示例

有向边的表示：

有向边又称为弧，通常用尖括弧表示一条有向边， $\langle v, w \rangle$ 表示从顶点 v 到 w 的一段弧， v 称为边的始点（或尾顶点）， w 称为边的终点（或头顶点）， $\langle v, w \rangle$ 和 $\langle w, v \rangle$ 代表两条不同的弧^[29]。

例： $\langle v_i, v_j \rangle$ 表示一条有向边， v_i 是边的始点（起点）， v_j 是边的终点。 $\langle v_i, v_j \rangle$ 和 $\langle v_j, v_i \rangle$ 是两条不同的有向边。

有向图的表示：

例：上面 2-7 图中 G 是一个有向图。图中边的方向是用从始点指向终点的箭头表示的，该图的顶点集和边集分别为：

顶点集 $V = \{v_1, v_2, v_3\}$ ；

弧集 $E = \{\langle v_1, v_2 \rangle, \langle v_1, v_3 \rangle, \langle v_2, v_3 \rangle, \langle v_3, v_2 \rangle\}$

注意： $\langle v_2, v_3 \rangle$ 与 $\langle v_3, v_2 \rangle$ 表示两条不同的边。

③路径：

无向图的路径：

在无向图 G 中，若存在一个顶点序列 $v_p, v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im}, v_q$ ，使得 (v_p, v_{i1}) ， (v_{i1}, v_{i2}) ，...， (v_{im}, v_q) 均属于 $E(G)$ ，则称顶点 v_p 到 v_q 存在一条路径。

有向图的路径：

在有向图 G 中，路径也是有向的，它由 $E(G)$ 中的有向边 $\langle v_p, v_{i1} \rangle$ ， $\langle v_{i1}, v_{i2} \rangle$ ，...， $\langle v_{im}, v_q \rangle$ 组成。

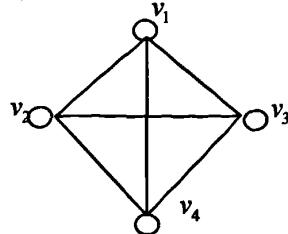
简单路径：

对于一路径 (v_1, v_2, \dots, v_m) ，若路径上各顶点均不相同，则称这条路径为简单路径。

例：在图 2-8 G_2 中顶点序列 v_1, v_2, v_3, v_4 是一条从顶点 v_1 到顶点 v_4 的长度为 3 的简单路径

在图 G_2 中，顶点序列 v_1, v_2, v_4, v_1, v_3 是一条从顶点 v_1 到顶点 v_3 的长度

为 4 的路径，但不是简单路径。

图 2-8 G_2

④连通图

若从顶点 v_i 到顶点 v_j ($i \neq j$) 有路径，则 v_i 和 v_j 是连通的。

如果无向图中任意两个顶点 v_i 和 v_j 都是连通的，则称无向图是连通的。

对于有向图来说，图中任意一对顶点 v_i 和 v_j ($i \neq j$) 均有从 v_i 到 v_j 及从 v_j 到 v_i 的有向路径，则称该有向图是强连通的。

(2)图的存储结构

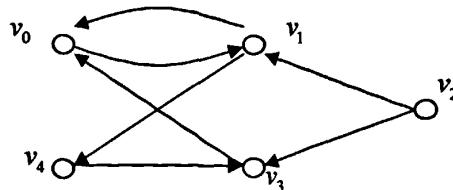
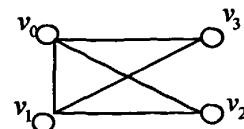
①图的邻接矩阵

在图的邻接矩阵表示法中用邻接矩阵表示顶点间的相邻关系和用一个顺序表来存储顶点信息。

设 $G=(V, E)$ 是具有 n 个顶点的图，则 G 的邻接矩阵是具有如下性质的 n 阶方阵：

$$A[i, j] = \begin{cases} 1 & \text{若 } \langle v_i, v_j \rangle \text{ 或 } (v_i, v_j) \text{ 是 } E(G) \text{ 中的边} \\ 0 & \text{若 } \langle v_i, v_j \rangle \text{ 或 } (v_i, v_j) \text{ 不是 } E(G) \text{ 中的边} \end{cases} \quad (2-24)$$

例：图 2-9(a) G_1 是一个有向图，它的邻接矩阵为 A_1 ；图 2-9(b) G_2 是一个无向图，它的邻接矩阵为 A_2

图 2-9(a) 有向图 G_1 图 2-9(b) 无向图 G_2

则 G_1 的邻接矩阵 A_1 为：

$$A_1 = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

则 G_2 的邻接矩阵 A_2 为：

$$A_2 = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

从图的邻接矩阵表示法中可以得到如下结论：

对于 n 个顶点的无向图，有 $A(i,i) = 0, 1 \leq i \leq n$ ；

无向图的邻接矩阵是对称的，即 $A(i,j) = A(j,i), 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n$ ；

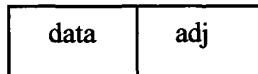
有向图的邻接矩阵不一定对称的；

因此用邻接矩阵来表示一个具有 n 个顶点的有向图时需要 n^2 个单位来存储邻接矩阵；对有 n 个顶点的无向图则需存入上（下）三角形，故只需 $n(n+1)/2$ 个单位。

②图的邻接链表

邻接链表（Adjacency List）是图的一种链式存储结构。通常邻接链表也称邻接表。

邻接表的边结点结构：

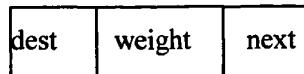


邻接表中每个表结点均有两个域。

邻接点域 $adjvex$ ：存放与 v_i 相邻接的顶点 v_j 的序号 j 。

邻接链域 $next$ ：将邻接表的所有表结点链在一起。

如果带权图，则在表结点中还应增加一个保存权值等相关信息 $info$ 。



邻接表的表示：对于无向图， v_i 的邻接表中每个表结点都对应于与 v_i 相关联的一条边。因此，将邻接表的表头向量称为顶点表。将无向图的邻接表称为边表。

n 个顶点 e 条边的无向图的邻接表表示中有 n 个顶点表结点和 $2e$ 个边表结点。

对于有向图, v_i 的邻接表中每个表结点都对应于以 v_i 为始点射出的一条边。因此, 将有向图的邻接表称为出边表。

n 个顶点 e 条边的有向图, 它的邻接表表示中有 n 个顶点表结点和 e 个边表结点。

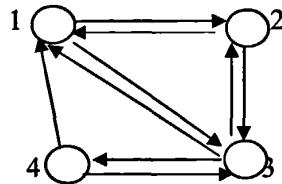
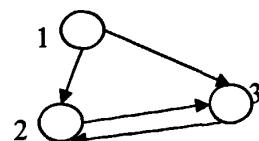
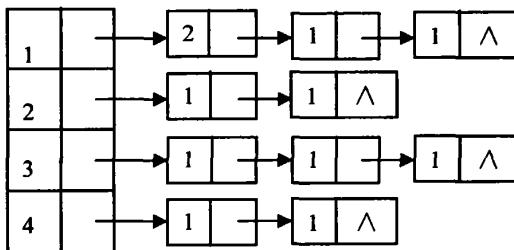
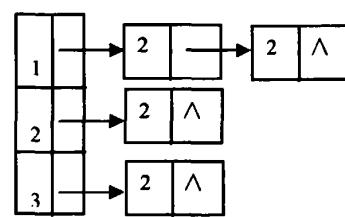
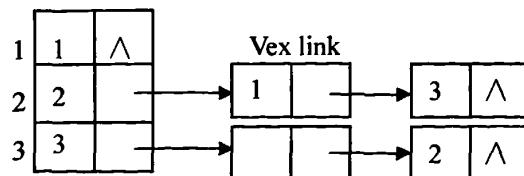
图 G_1 图 G_2 (a) G_1 邻接链表(b) G_2 邻接链表

图 2-10 邻接链表

有向图的逆邻接表: 在有向图中, 为图中每个顶点 v_i 建立一个入边表的方法称逆邻接表表示法。入边表中的每个表结点均对应一条以 v_i 为终点(即射入 v_i)的边。

图 2-10 中有向图 G_2 的逆邻接表为:



n 个顶点 e 条边的有向图, 它的接表表示中有 n 个顶点表结点和 e 个边表结点。

(3)图的遍历

从图中某一项点出发，按某种搜索方法访遍其余顶点，且使每一项点仅被访问一次。这一过程称为图的遍历。

遍历图的基本搜索方法有两种：深度优先搜索 DFS (Depth First Search) 和广度优先搜索 BFS (Breadth First Search)。这两种方法都适用于有向图和无向图。

图的遍历算法设计需要考虑 3 个问题：图的特点没有首尾之分，所以算法的参考要指定访问的第一个顶点；对图的遍历路径有可能构成一个回路，从而造成死循环，所以算法设计要考虑遍历路径可能的回路问题；一个顶点可能和若干个顶点都是相邻顶点，要使一个顶点的所有相邻顶点按照某种次序被访问；

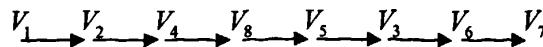
①图的深度优先遍历：

图的深度优先遍历 DFS 算法是每次在访问完当前顶点后，首先访问当前顶点的一个未被访问过的邻接顶点，然后去访问这个邻接点的一个未被访问过的邻接点，这样的算法是一个递归算法。

连通图的深度优先遍历算法思想：

- 访问初始顶点 v 并标记顶点 v 已访问；
- 查找顶点 v 的第一个邻接顶点 w ；
- 若顶点 v 的邻接顶点 w 存在，则继续执行；否则回溯到 v ，再找 v 的另外一个未访问过的邻接点；
- 若顶点 w 尚未被访问，则访问顶点 w 并标记顶点 w 为已访问；
- 继续查找顶点 w 的下一个邻接顶点 w_i ，如果 v 取值 w_i 转到步骤③。直到连通图中所有顶点全部访问过为止；

例：现以图 2-11(a)为例说明深度优先搜索过程。假定 v_1 是出发点，首先访问 v_1 。因 v_1 有两个邻接点 v_2 、 v_3 均未被访问过，可以选择 v_2 作为新的出发点，访问 v_2 之后，再找 v_2 的未访问过的邻接点。同 v_2 邻接的有 v_1 、 v_4 、 v_5 ，其中 v_1 已被访问过，而 v_4 、 v_5 尚未被访问过，可以把 v_4 选择作为新的出发点。重复上述搜索过程，继续依次访问 v_8 、 v_5 。访问 v_5 之后，由于与 v_5 相邻的顶点均已被访问过，搜索退回到 v_8 。由于 v_8 、 v_4 、 v_2 都是已被访问的邻接点，所以搜索过程连续地从 v_8 退回到 v_4 ，再退回到 v_2 ，最后退回到 v_1 。这时选择 v_1 的未被访问过的邻接点 v_3 ，继续往下搜索，依次访问 v_3 、 v_6 、 v_7 ，从而遍历了图中全部顶点。在这个过程中得到的顶点的访问序列为：



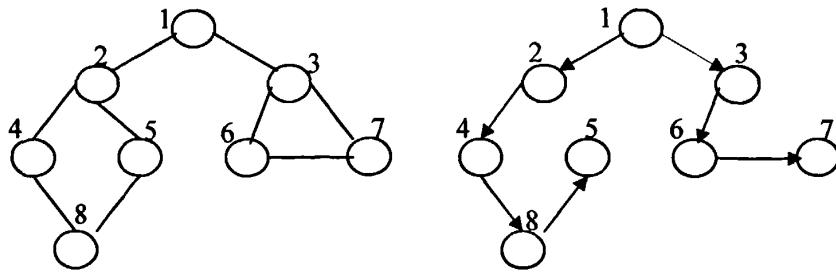
(a) 无向图 G (b) G 的深度优先搜索遍历过程

图 2-11 深度优先搜索遍历过程

②图的广度优先遍历

图的广度优先遍历 BFS 算法是一个分层搜索的过程，和树的层序遍历算法类同，它也需要一个队列以保持遍历过的顶点顺序，以便按出队的顺序再去访问这些顶点的邻接顶点。

连通图的广度优先遍历算法思想：

- 顶点 v 入队列；
- 当队列非空时则继续执行，否则算法结束；
- 出队列取得队头顶点 v ；访问顶点 v 并标记顶点 v 已被访问；
- 查找顶点 v 的第一个邻接顶点 col ；
- 若 v 的邻接顶点 col 未被访问过的，则 col 入队列；
- 继续查找顶点 v 的另一个新的邻接顶点 col ，转到步骤⑤。直到顶点 v 的所有未被访问过的邻接点处理完。转到步骤②；

例：下面以图 2-11(a)为例说明广度优先搜索的过程。首先从起点 v_1 出发访问 v_1 。 v_1 有两个未曾访问的邻接点 v_2 和 v_3 。先访问 v_2 ，再访问 v_3 。然后再先访问 v_2 的未曾访问过的邻接点 v_4 、 v_5 及 v_3 的未曾访问过的邻接点 v_6 和 v_7 ，最后访问 v_4 的未曾访问过的邻接点 v_8 。至此图中所有顶点均已被访问过。得到的顶点访问序列为：

$V_1 \quad V_2 \quad V_3 \quad V_4 \quad V_5 \quad V_6 \quad V_7 \quad V_8$

2.2 网络交互信任模型

2.2.1 信任的概念

在进行讨论之前，需要清楚信任的定义，由于信任是一个非常复杂的主观

概念，并且研究信任的领域有很多，如心理学、社会学、经济学、进化生物学、组织行为学、哲学以及计算机科学等，各个领域的学者从各自学科的角度探讨了信任的性质、类型、功能、模式和机制，因而对信任目前并没有被广泛接受的定义。

D.Gambetta^[32]将信任定义为对实体未来行为的期望：信任是事先期望一个实体执行特定动作的主观可能性程度。这个定义强调了信任是对实体之间之前多次交互的总结，从而产生对实体未来行为的主观期望或主观可能性。这个定义隐含了实体可以有一定概率的错误，但其必须要维持在一个较低的水平，这样才能保证整个系统在复杂的环境下可靠运行。P.Dasgupta^[33]给出了一个相似的定义：一个人在知道其他人动作之前对其可能会影响自己选择的行为的期望。然而，在电子商务中，信任被广泛地描述为：“信任是基于对对方将完成己方重要的特定行动的期望，己方愿意接受对方行动可能导致的伤害，而不考虑监控另一方的能力”。但是该定义比较抽象，不容易理解，所以在本文中，对信任定义如下^[50]：

信任是一个实体基于自身与另一个实体直接的交易经验而产生的对该实体能力、诚信和可靠性的一种信心，以及对未来行为的主观期望。

由定义可知，信任是对一个实体身份和行为的可信度的评估，与这个实体的可靠性、诚信有关；它还是一个主观概念，取决于经验。用信任值来表示信任等级的高低，信任值随实体的行为而动态变化。

2.2.2 信任的性质

信任是一种社会现象，信息科学中信任模型以人类社会中的信任概念为基础，信任有如下的性质^[10]：

- (1)信任总是存在于两个节点之间。
- (2)信任有程度之分，如：可以使用模糊的语义变量，或使用0-1的实数来表达，甚至可以使用一个概率；
- (3)信任是上下文相关的，即信任只在一定的条件下成立，如：我们信任一个很好的厨师可以为我们烹饪一道很好的美食，但是却不能信任他为我们建筑一座漂亮的房子；
- (4)信任是建立在之前的经验之上的。实体可以根据在相似的条件上的经验来评估信任；

(5)信任可以通过推荐(Recommendation)进行扩散,传递推荐的机制也即信誉(Reputation)机制,可以辅助其他节点进行决策;

(6)信任是有条件传递的,对信任推荐的评估需要考虑推荐的来源,即传递性只是在一定条件下满足。例如:节点 i 信任节点 j 而且 j 信任节点 k 时,节点 k 就容易得到节点 i 的信任;

(7)信任是主观的,不同节点对同一节点可能有不同的信任值,这是因为不同的节点不间断地进行数量和质量不同的交易,而交易结果是否满意,没有统一的度量标准,由交易者感知来决定的;不同的任务对同一个信任值有不同的处理结果,当某次交易的交易额巨大或交易本身十分重要时,就要选择信任值相当高的节点;

(8)信任是动态的,节点的信任值不是持久不变的,受节点行为和时间的影响随之动态变化。合法诚信的行为将会提高信任值,反之,则降低信任值;

(9)信任是非对称的;或者说是单向的。A信任B并不表示B就信任A,即使A和B之间存在相互的信任关系,它们信任对方的程度通常也是不同的。因此,使用A到B,A对B这样的说法来表示信任的方向。

2.2.3 现有典型的信任模型

随着网络技术的快速发展,Internet已经成为了一个资源很丰富的平台,在这个平台上实体间的交互和协作更加的普遍,但是伴随着的安全问题也随之而来,因此对信任进行形式化的研究变的越来越重要。如果一个实体要与另一个实体进行交互,首先要获得另一个实体的信任值,如果这个信任值在其信任范围之内则进行交互,否则拒绝。这是除了传统上通过各种技术如访问控制等保证网络安全之外的另一种从主观上计算实体的信任值从而选择是否继续交互的方式,也就是在第1章绪论中已经介绍过的当前信任领域研究的热点——基于信誉的信任管理,而信任模型的研究是信任管理技术中很重要的一部分,本文所提到的信任模型的概念指的就是基于信誉这种方式的,下面首先介绍一下信任模型的概念。

信任模型也被称为信任度评估模型^[1],它的主要功能就是对实体之间的信任关系进行评估,提供信任值的计算或者根据服务请求提供核实的引用链。信任评估依赖于其它节点的反馈信息、反馈节点的数目以及实体交互的上下文。

信任模型主要涉及以下问题^[1]: (1)信任的表述和度量,也就是信任值的评估

问题; (2)由经验推荐所引起的信任度推导和综合计算, 也就是信任关系的传递问题。下面介绍几个有代表性的信任度评估模型。

① Beth 信任模型^[10]

Beth 信任度评估模型引入了经验的概念来表述和度量信任关系, 并给出了由经验推荐所引出的信任度推导和综合计算公式。

在 Beth 信任度评估模型中经验被定义为对某个实体完成某项任务的情况记录, 对应于任务的成败, 经验被分为肯定经验和否定经验。若实体任务成功则对其的肯定经验记数增加, 若实体任务失败则否定经验记数增加。模型中的经验可以由推荐获得, 而推荐经验的可信度问题同样是信任问题。为此, 模型将信任被分为直接信任和推荐信任。直接信任定义为“若 P 对 Q 的所有(包括直接的或由推荐获得的)经验均为肯定经验, 则 P 对 Q 存在直接信任关系”。当 Q 被信任时, Q 能成功完成任务的概率被用于评价这种信任关系, 而概率的计算则取决于 P 对 Q 的肯定经验记录。Beth 采用以下公式描述直接信任度与肯定经验记录的关系, 具体公式如下:

$$V = 1 - \alpha^P \quad (3-1)$$

其中 α 为实体成功完成一次任务的可能性期望, p 为实体的经验数。

若 P 愿意接受 Q 关于目标实体的经验, 则 P 与 Q 存在推荐信任, 则 P 对 Q 的推荐信任度为

$$V = 1 - \alpha^{p-n} \quad (3-2)$$

其中 $p > n$, 若 $p < n$, 则 $V = 0$. (p, n 分别为 P 获得的关于 Q 的肯定经验数和否定经验数)

Beth 采用肯定经验与否定经验相结合的方法描述推荐信任度。推荐信任度与经验记录的关系如下公式描述:

$$V_r(p, n) = \begin{cases} 1 - \alpha^{p-n} & p > n \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3-3)$$

其中 p, n 分别是 P 所获得的关于 Q 的肯定经验和否定经验数。

在 Beth 信任度评估模型中, 经验可以通过推荐获得。而对于同一个信任关系, 多个不同的经验推荐者可能形成多条不同的推荐路径。这就需要有一个计算方法能够推导并综合所有推荐路径的经验信息, 以获得一致的信任度。Beth 分别对直接信任和推荐信任进行了讨论, 并给出了相应的信任度推导和综合计算公式。假设 A 对 B 的推荐信任度为 V_1 , B 对 C 的直接信任度为 V_2 , B 对 D 的推荐信任度为 V_3 , 则 A 对 C 的直接信任度推导公式表述为:

$$V_1 \Theta V_2 = 1 - (1 - V_1)^{V_2} \quad (3-4)$$

A 对 D 的推荐信任度可以简单地表述为 $V_1 \cdot V_3$.

Beth 模型还给出了推荐信任度综合计算公式:

$$V_{com} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n V_i \quad (3-5)$$

Beth 模型对直接信任的定义过于严格, 其信任关系仅建立在没有否定经验的实体之间。

②基于主观逻辑的信任模型^[15,16]

主观逻辑信任模型 Jøsang 等人提出来的一种信任度评估模型, 在模型中利用证据空间和观念空间来度量信任, 证据空间由实体的肯定经验数和否定经验数组成, 而观念空间则是由一系列陈述的主观信任评估组成。主观信任度由三元组 $w = \{b, d, u\}$ 描述, 该三组满足: $b + d + u = 1$

其中 b 为信任度, d 为不信任度, u 为不确定度。

通过建立证据空间到观念空间的映射:

$$b = r / r + s + 1, d = s / r + s + 1, u = 1 / r + s + 1 \quad (3-6)$$

通过证据空间到观念空间的映射关系来确定某一实体的信任 w。

Jøsang 信任度评估模型提供了一套主观逻辑算子, 用于信任度之间的运算。其主要的算子有合并(conjunction)、合意(consensus)和推荐(recommendation)。其中合并用于不同信任内容的信任度综合计算。合意根据参与运算的观念(信任度)之间的关系分为三类: (1)独立观念间的合意; (2)依赖观念间的合意; (3)部分依赖观念间的合意。所谓观念依赖是指观念是否部分或全部由观察相同的事件而形成。合意主要用于对多个相同信任内容的信任度综合计算。推荐主要用于信任度的推导计算。

例如: 用推荐运算子进行信任传递, 设实体 A 对实体 B 的信任观念为 $W_B^A = \{b_B^A, d_B^A, u_B^A\}$, 实体 B 对实体 C 的信任观念为 $W_C^B = \{b_C^B, d_C^B, u_C^B\}$, 则实体 A 经过实体 B 对 C 的推荐后, 实体 A 对实体 B 的信任观念为

$$W_C^{AB} = \{b_C^{AB}, d_C^{AB}, u_C^{AB}\} \quad (3-7)$$

$$\text{其中 } b_C^{AB} = b_B^A b_C^B, d_C^{AB} = b_B^A d_C^B, u_C^{AB} = d_B^A + u_B^A + b_B^A u_C^B$$

③基于 Dempster-Shafer 证据理论的信任模型^[34]

具有表达“不确定”的能力, 这些信息表示在 mass 函数中, 在证据合成中保留了这些信息。用 Θ 表示识别框架(假设空间), 而 mass 函数就是 Θ 上的一个基本概率分布即 $2^\Theta \rightarrow [0,1]$ 的一个函数 m。这里还有两个概念就是信任函数 Bel 和似然函

数 Pl , 它们共同组成信任空间. 公式为:

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B), Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) \quad (3-8)$$

则 A 的信任空间为 $[Bel(A), Pl(A)]$ 。

在信任模型中, 把 Θ 定义为 $\{T, \neg T\}$, 则对 A 是否可信表示为:

$$\text{信任函数 } Bel(\{T_A\}) = m(\{T_A\}) \quad (3-9)$$

$$\text{不信任函数 } Bel(\{\neg T_A\}) = m(\{\neg T_A\}) \quad (3-10)$$

$$\text{不确定函数 } Bel(\{T_A, \neg T_A\}) = m(\{T_A, \neg T_A\}) \quad (3-11)$$

$$\text{根据公式似然函数为 } Pl(\{T_A\}) = 1 - Bel(\{\neg T_A\}) \quad (3-12)$$

$$\text{满足 } m(\{T_A\}) + m(\{\neg T_A\}) + m(\{T_A, \neg T_A\}) = 1$$

在 DS 证据理论的信任模型中同样对信任传递也有相关描述, 假设 X 通过 Y 对 Z 的推荐获得 X 对 Z 的传递信任空间, 则信任传递的计算过程为:

由 $m_{xz}(\{T\}) = m_{xy}(\{T\}) \cdot m_{yz}(\{T\})$, $m_{xz}(\{\neg T\}) = m_{xy}(\{\neg T\}) \cdot m_{yz}(\{\neg T\})$ 可推出
 $Bel_{xz}(\{T\}) = Bel_{xy}(\{T\}) \cdot Bel_{yz}(\{T\})$, $Bel_{xz}(\{\neg T\}) = Bel_{xy}(\{\neg T\}) \cdot Bel_{yz}(\{\neg T\})$, 则
 $[Bel_{xz}(\{T\}), Pl_{xz}(\{T\})] = Pl_{xy}(\{T\}) + Pl_{yz}(\{T\}) - Pl_{xy}(\{T\}) \cdot Pl_{yz}(\{T\})$
 $Pl_{xz}(\{T\}) = Pl_{xy}(\{T\}) + Pl_{yz}(\{T\}) - Pl_{xy}(\{T\}) \cdot Pl_{yz}(\{T\})$.
即可得到 X 对 Z 的信任空间为 $[Bel_{xz}(\{T\}), Pl_{xz}(\{T\})]$ 。

当有 n 条推荐路径, 则有 n 个信任空间 $[Bel_i(\{T\}), Pl_i(\{T\})]$ 。

$$\text{信任合成规则为 } m(A) = (m_1 \oplus m_2)A = \frac{1}{K} \sum_{B \cap C = A} m_1(B) \cdot m_2(C) \quad (3-13)$$

其中 $K = \sum_{B \cap C \neq \emptyset} m_1(B) \cdot m_2(C) = 1 - \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B) \cdot m_2(C)$, 可计算出合成后的信任空间。

④基于全局计算的信任传递与合成

这种模型的基本思想是: 当原始实体不能通过直接的途径来了解目标实体的信任度时原始实体通过相邻节点间相互信任度的推荐迭加来计算目标实体的信任值.

一种典型的全局信任模型是 eigenRep^[35], 它的思想是, 当节点 i 需要了解任意节点 k 的全局信任度时, 首先从 k 的交互节点获得 k 的信任度, 然后根据这些交互节点自身的局部信任度(从 i 的角度看)综合出 k 的全局信任度为:

$$T_K = \sum_j (C_{ij} \times C_{jk}) \quad \text{其中 } C_{ij} = \frac{Sat_{ij} - UnSat_{ij}}{\sum_j (Sat_{ij} - UnSat_{ij})} \quad (3-14)$$

后来提出了改良的 eigenRep, $T_i = \sum_K (R_{ki} \times T_k)$ (3-15)
其中 R_{ij} 为节点 i 对节点 j 的推荐度。

还有一种就是 PeerTrust 信任模型^[36]: 在这种模型中, 信任的计算依据不能仅仅是成功或失败的次数, 这样计算出的信任值有很大的误差, 因此在信任的计算时采用三个基本信任变量和两个适应性变量: (1)从其他节点获得的反馈, 用 $S(u,i)$ 表示; (2)交互事务总数, 用 $I(u,v)$ 表示; (3)反馈源的可信度, 用 $Cr(v)$ 表示; (4)事务上下文因素, 用 $TF(u,i)$ 表示; (5)社群上下文因素, 用 $CF(u)$ 表示, 则节点 u 的信任值为:

$$T(u) = \alpha * \sum_{i=1}^{I(u)} S(u,i) * Cr(p(u,i)) * TF(u,i) + \beta * CF(u) \quad (3-16)$$

其中 $S(u,i)$ 表示节点 u 从节点 $p(u,i)$ 处得到的对第 i 次交易的满意程度。 $Cr(p(u,i))$ 表示对 $p(u,i)$ 提供的反馈的可信程度。 $TF(u,i)$ 表示的是本次交易的交易环境。 $CF(u)$ 表示在给定的时期内节点 u 所处的环境。在给定的时期内, 节点 u 的信任表示为 $T(u)$, α 和 β 表示对收集的信誉评估信息和社群上下文因素的归一化权重。

⑤基于模糊集合的信任模型^[37,38]

在唐文等人提出的模糊集合信任模型中, 将信任的各个等级表示成模糊集, 用多个模糊子集合定义, 具有不同信任度的主体集合(简称信任集合)。在判断主体时, 往往无法判断它究竟是属于哪个子集合, 因为在实际中, 我们知道主体并不能说是完全信任或是不信任, 也即是各信任集合之间并不是非此即彼的排他关系。所以在唐文的模型中用主体对各个信任集合的隶属度构成的向量类描述主体的信任度。

利用模糊集合中隶属度的概念组成一个信任向量来评估实体的信任值, 评价信任的过程就是一个简单模糊综合评判的过程。有 4 个基本要素:

因素集 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ 用来表示实体的一些属性值(如社会地位等);

评价集 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 用来表示对实体的一些评价(如好, 一般等);

因素评价矩阵 $R = (r_{ij})_{n \times m}$ (其中 r_{ij} 表示因素 t_i 作出 e_j 评价的可能性);

对于给定因素集的权重 $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$, 其中 $\sum w_i = 1$ 。

则实体的综合评价为 $V = W \circ R$ (3-17)

从上面几种典型的信任度评估模型我们可以看出, 信任度评估模型已经成为当今信任模型研究的热点, 目前大多数信任模型的研究只考虑了信任的主观性, 整个信任模型的计算过程采用的是基于概率的一种计算方法, 忽略了信任

的模糊性，而且把信任的研究看做是一种静态的过程，这就忽略了信任的动态性，虽然已经有一部分人开始着手信任的模糊性研究，但是研究过于简单而且只是在信任模型的某一部分用到模糊理论，比如在信任值的评估时用到模糊知识而在信任值综合时的权重选择以及信任传递等方面却没有用到模糊概念，这样显得信任的模糊性研究不够完善。因此本论文针对信任的模糊性和动态性，建立一种比较完善的网络交易信任模型，把模糊知识运用到信任值的评估、信任关系的传递以及信任决策中去。

2.3 本章小结

本章首先对模糊数学的一些基础知识进行阐述，如模糊集合、模糊关系、模糊综合评判以及模糊推理等；然后对图论的一些基本概念和基本术语如图的概念、图的存储形式以及图中路径的搜索算法也进行了简单介绍，这些数学理论知识是本文研究网络交易信任模型的基础；最后阐述了信任和信任模型的概念，在对信任模型的基础知识有了一定了解后介绍了几种典型的信任模型，对于现有的信任模型，虽然已经投入了大量的工作进行研究，但是还是远远不够，尤其是在信任的模糊性研究这方面，这为后面的研究提供了依据。

第3章 基于模糊理论的信任关系评估与传递研究

信任关系的不确定性研究中，如果两个实体之间已经非常熟悉，换言之就是它们有着很丰富的交互经验，则在进行新一次交互时可以根据这些信息马上做出判断，这是所有的实体所希望的，因为这个过程简便快速。但是在庞大的网络中存在着各种各样的实体，某实体不可能同其他任何实体都熟悉，当两个实体之间完全不熟悉即从来没有交互过时，这个时候就需要借助其他的实体来判断马上要参与交互的实体是否可信，也就是充分利用推荐信任。在网络信任关系评估中一般存在两种情况，一是推荐者与被评估者有直接信任关系即评估者与被评估者虽然没有直接信任关系但是有直接推荐信任关系的情形；另一种就是评估者与被评估者之间既无直接信任关系也无直接推荐信任关系的情形。本章将用模糊Petri网的方法对上述第一种情况进行讨论，而用相似度模糊推理和图论的知识对第二种情况进行讨论。

3.1 直接信任和推荐信任

在现实社会，我们对某个人或某个实体的信任，来源于过去直接交互的经验或者别人的推荐，在网络环境下情况是类似的，在第3章了解信任的概念的基础上，实体之间的信任关系可以被分为两类：直接信任和推荐信任^[39]。

定义1：直接信任是两个曾经有过直接交易的实体，根据交易情况对对方的一种直接经验。

定义2：推荐信任是两个没有直接交易的实体，根据其他实体的推荐而建立的一种信任关系。

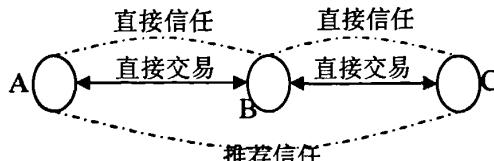


图 4-1 直接信任和推荐信任

如图4-1，A与B、B与C曾经有过直接交易，所以它们之间的信任关系是直接信任；A与C之前没有进行过交易，如果它们之间要进行交易，只能通过别的

实体的推荐(如实体B)，所以它们之间的信任关系是间接信任。而在实际情况下有直接信任关系的节点是非常有限的，因此推荐信任对信任模型的研究有着很重要的作用。

3.2 基于模糊 Petri 网的直接推荐信任评估

在陌生的交易体之间进行信任关系评估时往往会在与交易体双方都有直接信任关系的多个推荐者，在这种情况下，我们可以利用这些有直接信任关系的推荐者的推荐来评估陌生交易体之间的信任关系，也就是在评估者与被评估者之间存在直接推荐信任关系。

在本节中采用的方法是基于模糊 Petri 网络的一种信任关系推理法，模糊 Petri 网提供了一种对模糊知识进行有效表达和推理的工具。该方法利用基于模糊 Petri 网的推理方法评估实体之间的信任关系，通过并行处理关于一个实体的多个推荐综合得出实体的信任值。

网络中交易体之间通过与他们都有直接信任关系的中间实体的推荐在交互之前的信任建立过程可以简单的描述为如下的过程：实体 B 想要与实体 A 进行交互，但是它们之间没有过历史交互经验，即对于彼此都是陌生，A 不能直接得到 B 的信任值来判断是否接受 B 的请求，这时 A 通过向网络中其他的已经与 B 有过直接交互的实体获得推荐信任，最后通过综合推荐信任来判断 B 是否可信。

在本节中综合推荐信任所采用的方法是模糊 Petri 网的推理模式，而运用的具体算法则是第 2 章中的一种基于矩阵的形式化推理算法，接下来就用一个具体的实例来说明一下信任关系评估的全过程。

假设有三个实体 A_1, A_2, A_3 分别向 A 推荐信任 B，已知 A 对 A_1, A_2, A_3 的信任值和 A_1, A_2, A_3 对 B 的信任值，求 A 对 B 的信任值。在本文的信任研究中，“A 对 B 信任”这个命题的可信度就是 A 对 B 信任值。

定义信任推理规则如下：

Rule 1: IF $U_1(0.5)$ and $U_2(0.5)$ Then ($\tau_1=0.4$) U_7 (规则可信度为 0.8)

Rule 2: IF $U_3(0.5)$ and $U_4(0.5)$ Then ($\tau_2=0.4$) U_8 (规则可信度为 0.8)

Rule 3: IF $U_5(0.5)$ and $U_6(0.5)$ Then ($\tau_3=0.4$) U_9 (规则可信度为 0.8)

Rule 4: IF $U_7(0.2)$ and $U_8(0.3)$ and $U_9(0.5)$ Then ($\tau_4=0.3$) U_{10}
(规则可信度为 0.9)

其中 U_1 表示 A 信任 A_1 (初始可信度为 0.6，就是 A 对 A_1 的信任值)， U_2 表示 A_1

信任B(初始可信度为0.4, 就是 A_1 对B的信任值), U_3 表示A信任 A_2 (初始可信度为0.5, 就是A对 A_2 的信任值), U_4 表示 A_2 信任B(初始可信度为0.7, 就是 A_2 对B的信任值), U_5 表示A信任 A_3 (初始可信度为0.3, 就是A对 A_3 的信任值), U_6 表示 A_3 信任B(初始可信度为0.8, 就是 A_3 对B的信任值), U_7 表示A接受 A_1 推荐(初始可信度为0), U_8 表示A接受 A_2 推荐 (初始可信度为0), U_9 表示A接受 A_3 推荐 (初始可信度为0), U_{10} 表示A信任B(初始可信度为0), 条件括号里的数表示此在该规则中的权重, $\tau_1, \tau_2, \tau_3, \tau_4$ 分别表示规则的阀值, 每个规则后面为规则的可信度。

推理过程模糊Petri网如图4-2所示:

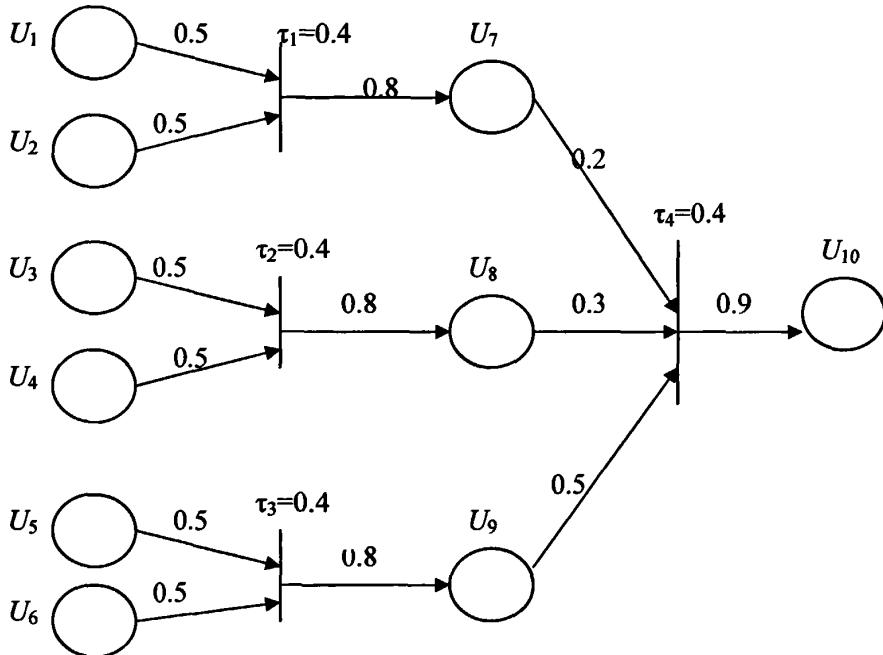


图 4-2 信任推理过程的模糊 Petri 网

根据第2章中关于模糊 Petri 网的矩阵推理算法的定义, 推理所需要的条件即输入矩阵、输出矩阵、规则阀值和初始命题的可信度分别为:

$$\text{输入矩阵: } \Delta = \begin{bmatrix} 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.2 \\ 0 & 0 & 0 & 0.3 \\ 0 & 0 & 0 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{输出矩阵: } \Gamma = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.8 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.8 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.8 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.9 \end{bmatrix}$$

$$\text{规则阀值: } \tau = [0.4 \ 0.4 \ 0.4 \ 0.3]^T$$

$$\text{所有命题的初始可信度为: } S_0 = [0.6 \ 0.4 \ 0.5 \ 0.7 \ 0.3 \ 0.8 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$$

根据 5.1 节的形式化推理步骤所得结果如下:

$$S_1 = [0.6 \ 0.4 \ 0.5 \ 0.7 \ 0.3 \ 0.8 \ 0.4 \ 0.56 \ 0.44 \ 0]^T$$

$$S_2 = [0.6 \ 0.4 \ 0.5 \ 0.7 \ 0.3 \ 0.8 \ 0.4 \ 0.56 \ 0.44 \ 0.421]^T$$

$$S_3 = [0.6 \ 0.4 \ 0.5 \ 0.7 \ 0.3 \ 0.8 \ 0.4 \ 0.56 \ 0.44 \ 0.421]^T$$

由于第 2 次和第 3 次结果相同所以推理结束, 故结果为:

$S = [0.6 \ 0.4 \ 0.5 \ 0.7 \ 0.3 \ 0.8 \ 0.4 \ 0.56 \ 0.44 \ 0.421]^T$ 从结果上可以看出 A 信任 B 的可信度(s_{10})为 0.421, 即可以理解为 A 对 B 的信任值为 0.421。求出 A 对 B 的信任值就可以根据具体情况判断是否可以跟 B 进行交互了。

3.3 基于相似度模糊推理的多路径间接推荐信任评估

在网络实体间的信任关系评估时, 有时候评估者与被评估者之间并不存在直接推荐的信任关系即在 4.2 节中讨论的情况, 但是却能在交易实体之间找出由一个个推荐者连接的多条信任路径, 在这种情况下我们可以首先利用模糊推理知识计算出通过一条路径传递的信任值, 然后再综合多条路径的信任值最终得到要评估的交易实体之间的信任关系。

3.3.1 单条信任路径上信任值的计算

对于单条信任路径上信任值的传递, 大多数文献采用是把每部分直接信任

值直接相乘，这样不仅忽略了信任关系的模糊性而且也没考虑到一条路径上各个推荐信任在整条路径上所占的权重是不同的，因此本节在单条信任路径上信任的计算所采取的是一种相似度模糊推理的方法，这在第2章已经做了说明。

(1) 信任向量和接受向量

根据第2章模糊向量的表述，可以定义信任向量如下：

实体的信任程度可以划分为不同的等级，比如“不信任”，“有点信任”等等，判断一个实体的信任程度就可以利用对不同的信任等级得隶属度来表示，在实际环境中，有时不能很明确的判断某个实体的信任程度究竟隶属于哪个信任等级，因此用实体对各个不同等级的信任集合的隶属度构成的向量来表述实体的信任程度更符合实际情况，假设有 n 个不同的信任的等级，则某个实体的信任程度可以用信任向量 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 来表示，其中 $v_i (i=1, 2, \dots, n)$ 表示信任向量对第*i*个信任等级的隶属度。

本节研究内容还包括对信任向量的接受程度，定义对信任向量的接受程度可以类似于上述信任向量的定义，即用对各个不同的接受等级的隶属度构成的向量来表述对信任向量的接受程度，即表示为 $P=\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ ，其中 $p_i (i=1, 2, \dots, n)$ 表示接受向量对第*i*个接受等级的隶属度。

(2) 信任传递的推理过程

信任传递就需要利用推荐信任把信任连接起来，如初始实体要与目标实体之间要建立信任，但它们之间并没有直接的信任关系，这时候就需要通过需要中间实体进行一系列的推荐，最后一个推荐实体与目标实体之间存在直接的信任关系，这样初始实体要与目标实体就建立了信任，推理的过程为：

①确定信任等级论域和信任向量

设信任等级论域 $U=\{U_1, U_2, \dots, U_n\}$ ，可以根据评判的精度来确定n的值，在这里取n=4。对实体信任的评价等级为 $U=\{U_1, U_2, U_3, U_4\}=\{\text{“不信任”}, \text{“有点信任”}, \text{“一般信任”}, \text{“完全信任”}\}$ 。信任向量 $V=\{v_1, v_2, v_3, v_4\}$ ，其中 v_1, v_2, v_3, v_4 分别为对信任等级论域中 U_1, U_2, U_3, U_4 的隶属度。

②确定接受等级论域和接受向量

在本章研究的信任传递中，把从初始实体到最后一个推荐实体的依次信任程度转化为对最后一个推荐实体提供的直接信任向量的接受程度，然后再作为系数与最后一个推荐实体对目标实体的直接信任进行计算，这更符合人类的思维，也使得推理更加的严密。定义 $X=\{X_1, X_2, \dots, X_m\}$ 为接受等级论域，同样可

以根据精度需要来确定 m 的值，在这里取 $m=6$ ，对信任向量接受等级为 $X = \{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6\} = \{\text{“不接受”}, \text{“有点接受”}, \text{“部分接受”}, \text{“基本接受”}, \text{“大体接受”}, \text{“完全接受”}\}$ 。接受向量 $P = \{p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6\}$ ，其中 $p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6$ 分别为对接受等级论域中 $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6$ 的隶属度。

③确定信任传递的模糊推理规则

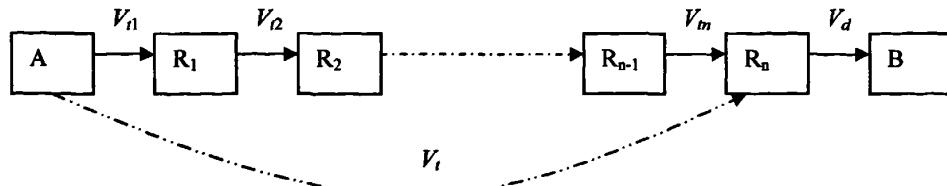


图 4-3 信任传递模糊规则

如图 4-3 所示，设实体 A 与实体 B 之间的推荐信任实体为 R_1, R_2, \dots, R_n ，推荐信任向量为 $V_{11}, V_{12}, \dots, V_{1n}$ ， R_n 与 B 之间的直接信任向量为 V_d ，对最后一个推荐实体 R_n 提供的直接信任向量 V_d 的接受向量为 V_t 。

定义信任传递的模糊推理知识规则为：

Rule 1: IF “A 对 R_i 的信任程度为 V_{1i} ” AND “ R_i 对 R_2 的信任程度为 V_{i2} ” AND ... AND “ R_{n-1} 对 R_n 的信任程度为 V_{in} ” THEN “A 对最后一个推荐实体 R_n 提供的直接信任向量 V_d 的接受程度为 V_t ”。

其中前提条件的权值分别为 w_1, w_2, \dots, w_n ，阀值分别为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 。

利用模糊推理规则确定前提条件的权值 w:

Rule 2: 如果某个中间节点与实体 A 越远，那么这个节点的直接信任向量在路径中所占的权重越小。

Rule 3: 如果某个中间节点与用户 A 越近，那么这个节点的直接信任向量在路径中所占的权重越大。

模糊规则可以通过 matlab 自带的模糊工具箱实现，从而推理出权重与距离是一个呈指数型下降的曲线。其具体过程可以参照第 5 章中的 matlab 模糊工具箱的建立方法。

在 Rule 1 中，向量 $V_{11}, V_{12}, \dots, V_t$ 这些向量代表的含义为“信任”， V_t 代表的含义为“接受”。则规则表达的意思为：如果从初始实体 A 到最后一个推荐实体 R_n 的依次“信任”，则对最后一个推荐实体 R_n 提供的直接信任向量 V_d “接受”，这符合人类在现实中的推理思维。

通过 Rule 1 模糊推理规则得出对最后一个推荐实体 R_n 提供的直接信任向量 V_d 的接受向量 V_t 后，作为直接向量 V_d 的系数与 V_d 进行运算最终得到了实体 A 对实体 B 的信任向量，即为 A 对 B 的信任程度，至此完成了信任的传递。

④具体实例计算

在上面已经提出利用接受向量 V_t 作为直接向量 V_d 的系数与 V_d 的运算来求初始节点 A 对目标节点 B 的信任程度，因此就要用反模糊化也就是模糊判决方法把接受向量 V_t 转化成一个单值，设为 d ，它是接受向量 V_t 对应的标量，取值范围为 [0,1]，则初始实体 A 对初始实体 B 的信任向量为标量 d 与直接向量 V_d 相乘，用公式表示为：

$$V = d * V_d \quad (4-1)$$

在第 2 章中已经介绍了关于模糊判决的概念以及方法，本章选择的模糊判决方法是最大隶属度平均法：

$$d = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N X_j \quad (4-2)$$

其中 $X_j \in X$ ， p_j （接受向量中的取值，在文本中取值范围为 $p_1 \sim p_6$ ）在 X_j 处取最大值，N 为 X_j （最大值）的个数。

由于式 (4-2) 计算的需要，首先要把接受等级论域 X 赋予 0 到 1 之间的值，其中把“0”代表“不接受”，把“1”代表“完全接受”。

在这里定义接受等级论域 $X = \{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6\} = \{\text{"不接受"}, \text{"有点接受"}, \text{"部分接受"}, \text{"基本接受"}, \text{"大体接受"}, \text{"完全接受"}\}$ 进行等间隔赋值为 $X = \{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6\} = \{0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1\}$ ，其中数字越大代表接受等级就越高。

根据信任传递推理规则，对照第 2 章中基于相似度的模糊推理的表述应为：给定信任传递规则中的前提条件 $V_{t1}, V_{t2}, \dots, V_{tm}$ 和结论 V_t ，同时给定观测事实 $V'_{t1}, V'_{t2}, \dots, V'_{tm}$ ，求 V'_t 。

不失一般性在这里取规则前提条件为 4 个，即 $V_{t1}, V_{t2}, V_{t3}, V_{t4}$ ， $V_{t1}, V_{t2}, V_{t3}, V_{t4}$ 这些向量表示的含义应为“信任”，在这里取值为 $V_{t1}=V_{t2}=V_{t3}=V_{t4}=\{0, 0.1, 0.2, 0.2\}$ ，规则结论 $V_t=\{0, 0.2, 0.5, 0.3, 0.4, 0.3\}$ ，规则前提条件命题的权值为 $W=\{w_1, w_2, w_3, w_4\}=\{0.5, 0.3, 0.2, 0.1\}$ ，权值的取值满足模糊推理规则 Rule 2 和 Rule 3，表示在一条推荐路径上越后来的推荐者在整条推荐路径上所起的作用就越小。规则的阀值为 $\lambda_1=0.4, \lambda_2=0.4, \lambda_3=0.4, \lambda_4=0.4$ 。

观测事实分别为：

$$V_{t1}' = \{0.1, 0.2, 0.3, 0.2\}, \quad V_{t2}' = \{0, 0.3, 0.4, 0.1\}, \quad V_{t3}' = \{0.3, 0.2, 0.2, 0.1\}, \\ V_{t4}' = \{0.1, 0.5, 0.4, 0.2\}$$

下面利用第2章的IDS方法求 V_t' :

第一步：计算每个观测事实与每个规则前件命题的相似度
 $S_{IDS}(A'_i, A_i), (i=1, 2, \dots, n)$

$$S_{IDS}(V_{t1}', V_{t1}) = \frac{M(0, 0.1, 0.2, 0.2)}{M(0.1, 0.2, 0.3, 0.2) \cup M(0, 0.1, 0.2, 0.2)} = \frac{0.5}{0.8} = \frac{5}{8}$$

$$S_{IDS}(V_{t2}', V_{t2}) = \frac{M(0, 0.1, 0.2, 0.1)}{M(0, 0.3, 0.4, 0.1)} = \frac{0.4}{0.8} = \frac{1}{2}$$

$$S_{IDS}(V_{t3}', V_{t3}) = \frac{M(0, 0.1, 0.2, 0.1)}{M(0.3, 0.2, 0.2, 0.1)} = \frac{0.4}{0.8} = \frac{1}{2}$$

$$S_{IDS}(V_{t4}', V_{t4}) = \frac{M(0, 0.1, 0.2, 0.2)}{M(0.1, 0.5, 0.4, 0.2) \cup M(0, 0.1, 0.2, 0.2)} = \frac{0.5}{1.2} = \frac{5}{12}$$

因为 $S_{IDS}(V_{t1}', V_{t1}) > \lambda_1, S_{IDS}(V_{t2}', V_{t2}) > \lambda_2, S_{IDS}(V_{t3}', V_{t3}) > \lambda_3, S_{IDS}(V_{t4}', V_{t4}) > \lambda_4$, 则规则被执行

第二步：计算观测事实与规则前提条件的整体相似度 S_w

$$\text{总体相似度 } S_w = \frac{0.5 \times \frac{5}{8} + 0.3 \times \frac{1}{2} + 0.2 \times \frac{1}{2} + 0.1 \times \frac{5}{12}}{0.5 + 0.3 + 0.2 + 0.1} = 0.54$$

第三步：求对直接信任向量 V_d 的接受向量 V_t'

计算 $\theta_2=0$ 且 $\theta_1>\theta_2$

$$V_t' = \min\{1, V_t / S_w\} = \{0, 0.37, 0.93, 0.56, 0.74, 0.56\}$$

到此，基于规则的模糊推理已经结束，得到了对直接信任向量 V_d 的接受向量 V_t' ，最后把 V_t' 反模糊化的值与 V_d 进行运算就得到了初始实体A对初始实体B的信任向量，设 $V_d=\{0.2, 0.6, 0.4, 0.1\}$ 。

由式(4-2)，将 V_t' 反模糊化后得 $d = \frac{0.6+1}{2} = 0.8$

再由式(4-1)最终求得初始实体A对初始实体B的信任向量为：

$$V_{P3} = d * V_d = \{0.16, 0.24, 0.48, 0.08\}$$

由第2章的模糊判决中的最大隶属度法得到在一条路径上初始实体A对初

始实体 B 的信任值为 $V_{p_3}' = 0.48$ 。

3.3.2 多条路径上信任值的综合

在 4.3.1 节中已经讨论了如何在一条路径上，通过中间实体的推荐在初始实体与目标实体之间进行信任关系传递，得到初始实体对目标实体的信任值，而在一般情况下，实体之间的信任关系是一个网状的结构，两个实体间的信任路径不仅仅只有一条的，所以就必须对多条路径上的信任值进行综合而得到一个相对比较全面的综合信任值。

(1) 推荐信任路径的构建

在一个网络中研究各个实体之间的信任关系，我们想要知道的是各个实体之间是否有一根“信任线”连接，而对这根线是怎样连接的则不太关心，因此信任网络节可以看做是一种图状的结构，由第2章图论的知识，图有无向图和有向图两种形式，而在信任网络中，我们一般都说“实体A信任(不信任)实体B”，这表明信任是有方向的，故信任网络可以简化为一个有向图的形式，记为图 $G=(V,E)$ ，其中节点集合 V 表示网络中的实体，边集 E 代表实体间的直接信任关系。在有向图 G 中，从初始节点 A 到目标节点 B 的一条路径，称作 A 到 B 的信任路径。

不失一般性，假设在一个特定的网络中，有 10 个用户，初始信任关系如图 4-4 所示：

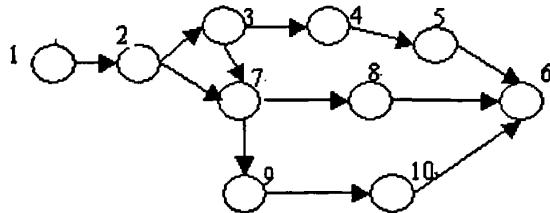


图 4-4 信任网络

图 4-4 信 任 网 络 就 是 一 个 有 向 图 G ， 节 点 集 合 $V = \{v_1, v_2, v_3, v_4, v_5, v_6, v_7, v_8, v_9, v_{10}\}$ 表 示 10 个 用 户， 边 集 合 $E = \{e_{1,2}, e_{2,3}, e_{3,7}, e_{3,4}, e_{4,5}, e_{5,6}, e_{2,7}, e_{7,8}, e_{8,6}, e_{7,9}, e_{9,10}, e_{10,6}\}$ 表 是 直 接 信 任 关 系， 其 中 $e_{i,j} (i, j \in V)$ 表 示 用 户 i 对 用 户 j 的 直 接 信 任 关 系。

在第 2 章关于图论的基础知识已经知道图的存储方式有邻接矩阵和邻接链表两种方式，在这里选择邻接链表的存储方式，则图 4.3 这个信任网络的有向图

的邻接链表形式如图 4-5 所示：

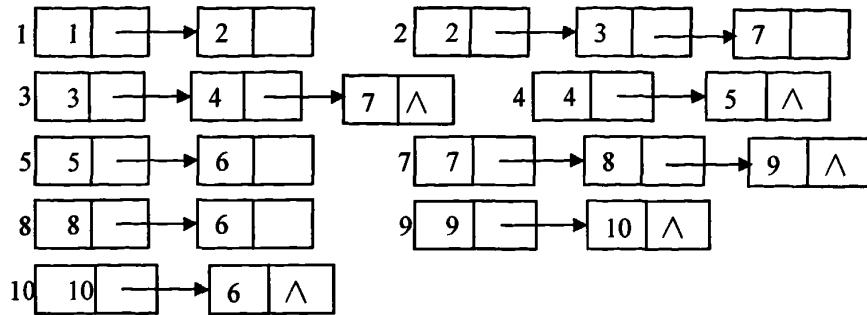


图 4-5 图 4-4 的邻接链表

现用户 1 想要和用户 6 交互，但是它们之间没有直接信任关系，如何在这两个用户之间找寻所有的信任路径则是下面要解决的问题。

搜索用户 1 到用户 6 的所有信任路径，可以利用图论的搜索思想，在第 2 章中已经说明了两种图论搜索方法深度优先搜索和广度优先搜索，在本章信任研究中选择的深度优先搜索进行反复递归回溯，这种思想是：要找到一个点到另一个点的所有路径，等同于找到第一个点所有相邻点到终点的所有路径，由此循环递归实现，并且每条路径上的点不重复出现。

路径搜索流程图如图 4-6 所示：

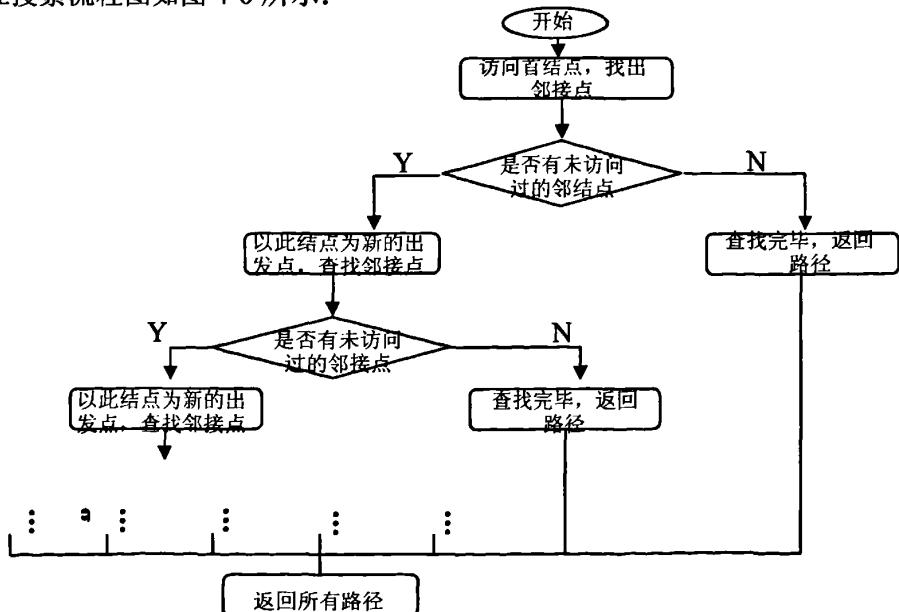


图 4-6 路径搜索流程图

步骤为：

- 1) 创建图，图的存储用邻接表的形式；
- 2) 输入起点和终点；
- 3) 从起点开始找它的所有邻节点也就是所对应的下一个顶点；
- 4) 如果下一个顶点是终点，则找到一条路径，输出；
- 5) 如果下一个顶点不是终点，则把这个顶点作为新的出发点继续递归找该顶点的下一个顶点并且将其与终点比对；
- 6) 如果已经到底而没有找到终点，则回溯一步，没有找到再接着回溯....

具体到图 4-4，输入 10 个用户节点和它们直接的直接信任关系，节点 1 是出发点，节点 6 是终点，具体过程为：

首先访问 1，因 1 有一个邻接点 2 未被访问过，选择 2 作为新的出发点，访问 2 后，再找 2 的未访问过的邻接点，同 2 邻接的有 1, 3, 7，其中 1 已被访问过，而 3, 7 尚未被访问过，可以选择 3 作为新的出发点，重复上述搜索过程，直到访问到目标节点 6 为止，在这个过程中得到信任路径为：

$$\begin{array}{ll} 1 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 4 \rightarrow 5 \rightarrow 6 & P_1 \\ 1 \rightarrow 2 \rightarrow 7 \rightarrow 8 \rightarrow 6 & P_2 \\ 1 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 7 \rightarrow 8 \rightarrow 6 & P_3 \\ 1 \rightarrow 2 \rightarrow 9 \rightarrow 10 \rightarrow 6 & P_4 \end{array}$$

(2) 多条路径上信任值的综合

对于多条信任路径上的信任综合方法是有很多的，比如在有的文献中是分别求出每一条路径上的信任值后进行比较选择信任值最大的作为最终的综合信任值，这种方法虽然很直观，但计算过于简单相当于去掉了许多信任信息，因此有些文献提出了用一种平均的方法来计算综合信任值：

$$V_{com} = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p V_i \quad (4-3)$$

其中 V_{com} 为 p 条路径上的综合信任值， V_i 为第 i ($1 \leq i \leq p$) 条路径上的信任值。

上面这种方法包含了所有的信任信息，用一种平均的方法来求综合信任值，它对每条路径上的信任值采纳的程度都是一样的，但是实际情况中对多条信任路径上的信任的综合是很主观的，不同的人对信任值的综合所采取的态度是不一样的，赋予每条路径上的信任值的权重也应该是不一样的，因此综合信任值为：

$$V_{com} = V_{com} = \sum_{i=1}^p \alpha_i V_i \quad (4-4)$$

其中 α_i (其中 $\sum_{i=1}^p \alpha_i = 1$) 表示第 i ($1 \leq i \leq p$) 条路径上的信任值在综合信任值中所占的权重, α_i 的值的选取用户可以根据自己的信任策略设置, 考虑到信任的模糊性, 可以通过一种模糊推理规则来确定 α_i 的值, 在通常情况下, 用户都会自己设定一个推荐深度即在每条推荐路径上中间推荐实体的个数, 这是因为如果在一条路径上中间推荐实体太多了这样计算出来的信任值就不太准确, 因此可以根据这样一种实际情况建立模糊推理规则为:

Rule: 如果一条路径上的中间推荐实体越多, 那么这条路径所计算出的信任值在综合信任值中所占的权重就越小; 如果一条路径上的中间推荐实体越少, 那么这条路径所计算出的信任值在综合信任值中所占的权重就越大。

权重的确定的具体过程可以参照第 5 章中的 matlab 模糊工具箱的建立方法。

计算出初始实体对目标实体的综合信任值 V_{com} 后, 初始实体就可以根据这个信任值决定是否与目标实体发生交易关系, 这里就需要一个信任阀值 $T_{threshold}$, 如果 V_{com} 大于 $T_{threshold}$, 则初始实体信任目标实体, 并与之发生交易关系, 反之则不信任即不发生交易关系。

3.4 本章小结

本章提出两种基于模糊理论的信任关系传递方法, 它们分别使用于两种情况, 一种基于模糊 Petri 网的直接信任关系评估, 它是适用能比较容易的在想要建立信任关系的交易实体之间找到与它们有直接信任关系的中间实体, 利用模糊 Petri 网并行处理所有关于目标实体的多个直接推荐, 把模糊 Petri 网运用到信任关系评估中来, 这样一种图形化的工具, 使得信任推理分析可以象传统的流程图一样简单、直观, 比较容易理解; 另外一种是基于相似度模糊推理的多路径信任关系评估, 它适用于当不太容易找到与目标实体有直接信任关系的中间实体时, 就可以通过在交易实体之间构建由一个个中间实体组成的多条信任路径从而在想要建立信任关系的交易实体之间建立信任关系, 这种方法首先利用图论的知识找寻所有的信任路径, 在每条路径上运用相似度的模糊推理进行信任关系的传递计算并通过一个具体实例来演算计算过程, 然后在多路径的信任综合上是通过加权平均的方法对所有路径上的信任值进行综合。

第4章 基于模糊理论的网络交易信任模型研究

在上一章中主要是从信任传递的这个角度来研究网络实体之间的信任关系，但是网络实体信任模型的研究包含的内容是很广泛的，在本章中我将讨论一个比较完整的网络交易信任模型，包括信任值的评估以及信任的传递和信任的决策。同时在网络交易中，交易体双方(本章称为买家和卖家)的信任关系是随着时间动态变化的，包括信任关系的建立阶段即为信任关系的初始化过程，信任关系的动态积累阶段以及贯穿始终的信任决策的制定。本章将模糊理论应用到网络信任模型研究的各个环节中，提出了一种基于模糊理论的网络交易信任模型，该模型解决了信任的模糊性的描述问题，对交易的评估更全面、更灵活，使节点拥有具有个性特点的信任。

4.1 信任模型的基本结构

在信任模型研究中，对信任关系的描述不是一成不变的，信任关系的建立以及传播本身就是一个动态的过程，交易双方的信任属性的变化、信任关系建立环境的变化以及其他信任关系的建立或撤销，都会对信任关系本身产生影响。因此动态的调整信任关系可以更加合理的描述信任问题帮助更好的做信任决策，在动态信任关系的研究中要考虑以下几个问题^[41]：

(1) 信任值的取值与表述

首先要对信任进行表述并定义它的取值范围，一般情况下信任值的取值有离散的0、1和连续的[0,1]上的值两种，由于本文围绕着信任的模糊性讨论的，因此在本文中信任是模糊的，不确定的，是连续的[0,1]上的值。

(2) 信任值的获取

信任值的获取方式一般有两种：直接方式和间接方式，在直接方式中，信任关系是通过交易体之间过去的直接交互经验而建立的。而当交易体之间没有了解时，信任值的获取就需要通过间接方式了，即通过第三方的推荐建立信初始信任关系。

(3) 信任值的评估和进化

根据时间的动态变化进行信任值的动态更新，在每次交易完成后，就会更

新交易体之间的信任值，如果交易是满意的，直接信任值就会增加，反之就会减少，这是一个动态累积的过程。

具体到本章研究的网络交易环境下的动态信任模型，在此信任模型的信任建立阶段，买家收集多个对卖家的推荐信任通过模糊数学的计算方法对卖家进行信任评估，在这个过程中是没有直接交易经验的，随着直接交易的增多，买家不断的反馈直接信任信息，这些直接信任信息在信任决策时所占的比重就越来越大，整个信任的评估过程就是一个不断反馈重新评估的动态过程，过程如图 5-1 所示：

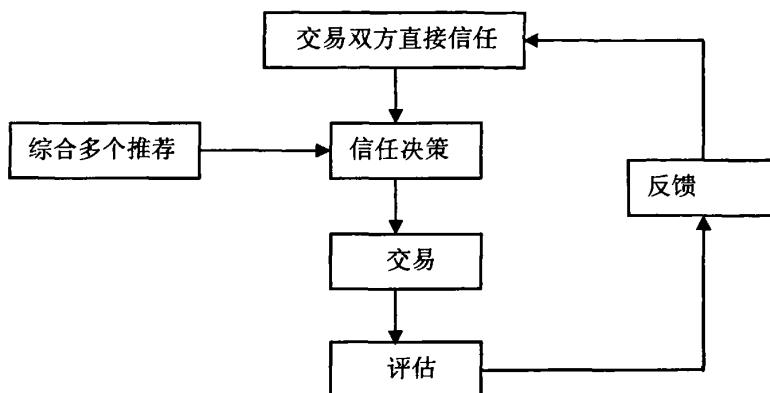


图 5-1 信任模型的基本结构

4.2 信任的模糊性表述

本章针对的信任的模糊性研究，则首先我们要对信任进行模糊性的描述，在第 2 章中我们已经了解了模糊集合的基本概念，模糊集合理论具有能够描述和处理模糊概念和对象的特点，而在网络环境中对交易节点的信任程度是一个模糊的概念，因而可以用多个不同信任程度的模糊集合来描述信任的高低。通常情况下用 6 个不同等级的模糊集合 A_i ($1 \leq i \leq 6$) 来描述对交易节点信任的高低：

- A_1 ：表示“不信任”的模糊子集合；
- A_2 ：表示“有点信任”的模糊子集合；
- A_3 ：表示“一般信任”的模糊子集合；
- A_4 ：表示“很信任”的模糊子集合；

A_5 ：表示“非常信任”的模糊子集合；

A_6 ：表示“完全信任”的模糊子集合；

在实际的网络环境中，对交易节点信任程度的模糊集合 A_i 的隶属度不是简单的 0 或 1，也无法判断对节点的信任属于哪一个信任度模糊子集中，可以使用对各个模糊子集合的隶属度组成的向量来描述对节点的信任，比如交易节点 A 对交易节点 B 的信任程度可以表示为： $T = \{v_1, v_2, v_3, v_4, v_5, v_6\}$ ，其中 v_i 表示对模糊信任集合 A_i ($1 \leq i \leq 6$) 的隶属程度。

4.3 信任关系的建立阶段

在网络交易环境中，当交易双方发生交易之前，要有一个信任关系的建立过程，在这个过程中也就是信任的初始化过程即在这之前买卖双方之间没有交易经验，交易双方缺乏对对方全面评估的能力，在这个时候，来自其它节点的推荐成为了信任建立的最主要的来源，通过第三方的推荐综合得出卖家的信誉使得买卖双方建立的初始信任关系。

对网络中陌生买卖双方之间信任关系进行评估时，买家自身的认识能力有限，它首先向网络中的可信节点收集对卖家的推荐，再通过推荐合并计算形成对卖家的推荐信任，那么买家和卖家就建立了初始的信任关系，在这个过程中涉及到以下两个问题：

(1)可信节点的判定问题：不同的信任策略可能选择不同的标准来判断节点的可信性，这是因为不可信节点的推荐是没有价值的，因此收集对卖家的信任推荐仅限于可信节点，在信任关系的初始化阶段，为了收集到更多信任证据，可以对可信节点的阀值设定的稍微低点；

(2)推荐信任的综合计算：考虑到信任关系评估的模糊性问题，本章在推荐信任观点的综合中采取的是第 4 章的基于模糊 Petri 网的信任关系评估方法，推荐信任观点综合的一般模糊 Petri 网为图 5-2 所示：

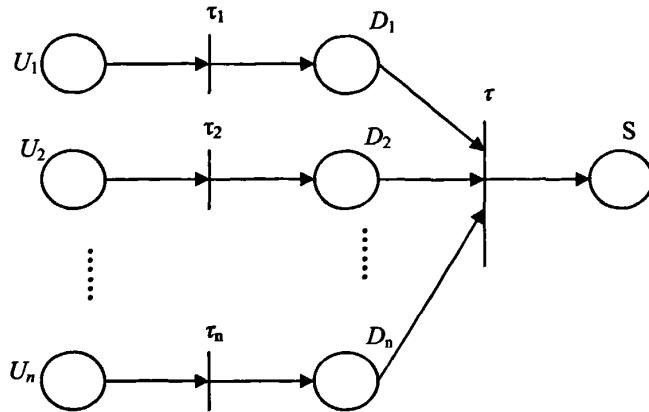


图 5-2 推荐信任综合的模糊 Petri 网

图 5-2 中各命题代表的含义为： U_1 表示对卖家的第一个推荐信任， U_2 表示对卖家的第二个推荐信任，……， U_n 表示对卖家的第 n 个推荐信任； D_1 表示接受对卖家的第一个推荐信任， D_2 表示接受对卖家的第二个推荐信任，……， D_n 表示接受对卖家的第 n 个推荐信任； S 表示买家信任卖家。

具体的计算过程可以参照第 4 章中基于多个推荐的信任关系评估，就可以得到买家对卖家的信任初值 T_1 ，形成了初始信任值后，信任关系就进入了动态演化阶段。

4.4 信任关系的动态积累阶段

当买卖双方通过第三方的推荐建立了信任关系后，接下来就会随着时间以及交易经验的积累使得双方进入了信任关系的演化阶段，在这个阶段里，双方更多的是依靠直接交互经验对信任关系进行评估。每次直接交易后本章选取的信任值评估方法是第 2 章的模糊综合评判，步骤如下：

①评判因素集，评判等级

涉及到网上交易中买家对卖家的评判因素有很多，本章选取了三个比较重要的因素，分别为“交易过程”，“货物质质量”和“服务态度”。而对这些因素的评判等级分为“好评”，“中评”，“差评”，当然可以根据实际情况增加评判的因素和评判的等级。则用数学式子表示为：

评判因素集 $U = \{x_1, x_2, x_3\}$ ，其中 x_1 为“交易过程”， x_2 为“货物质质量”， x_3 为“服务质量”；

评判等级 $V = \{v_1, v_2, v_3\}$, 其中 v_1 为“好评”, v_2 为“中评”, v_3 为“差评”。

对 U 种的每个因素根据评判等级中的等级指标进行模糊评判, 得到评判矩阵 $R = (r_{ij})_{n \times m}$

②确定各个因素的权重 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$

例如可以根据买家的主观偏向确定各个因素的权重为 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\} = \{0.3, 0.5, 0.2\}$, 说明买家对货物质量的要求最高, 其次为交易过程和服务质量。当评判因素很多时, 对因素权重的选择可以利用层次分析法 (AHP)^[40]。

③评判结果

$$B = A \circ R = (b_1, b_2, \dots, b_m) \quad (5-1)$$

因为得到的是评价结果是一个向量不能直接用来表示卖家的信任值, 因此先应对它进行模糊判决得到信任向量 B' 的单值 B' , 即为当前交易完后买家对卖家的信任值。

由于信任关系是一个动态演变的过程, 这就需要把当前交易后评估的信任值与历史信任值进行叠加, 得到更新后卖家的信任值, 表示如下:

$$T_i = \frac{1}{2}\alpha T_{i-1} + (1 - \frac{1}{2}\alpha)DT_i \quad (5-2)$$

式中 T_{i-1} 表示卖家的历史信任值, DT_i 表示第 i 次交易后, 买家对卖家的信任评估值, $\frac{1}{2}\alpha, 1 - \frac{1}{2}\alpha$ 分别为 T_{i-1}, DT_i 在更新后的信任值中所占的权重, 权重的确定带有很大的主观性, 建立模糊规则如下:

(1) IF 上次交易距离当前交易的时间 t 长 THEN α 小;

(2) IF 上次交易距离当前交易的时间 t 短 THEN α 大;

选取语言变量 t, α 的隶属度函数:

模糊语言变量的隶属度函数有很多种, 比如三角隶属函数, 梯形隶属度函数, 高斯隶属度函数等等。在本文中选取的是高斯隶属度函数, matlab 为我们提供了隶属度函数建立的工具^[43], 如图 5-3 所示:

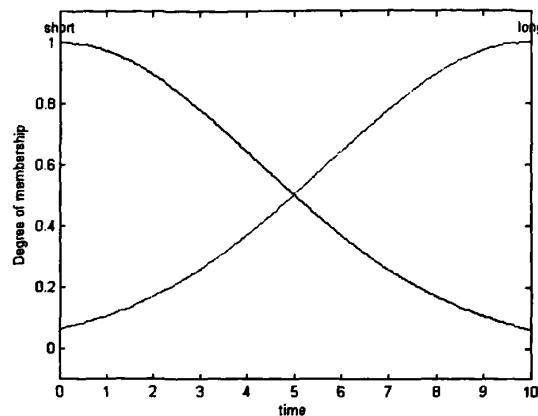


图 5-3(a) 语言变量 t 的隶属度函数

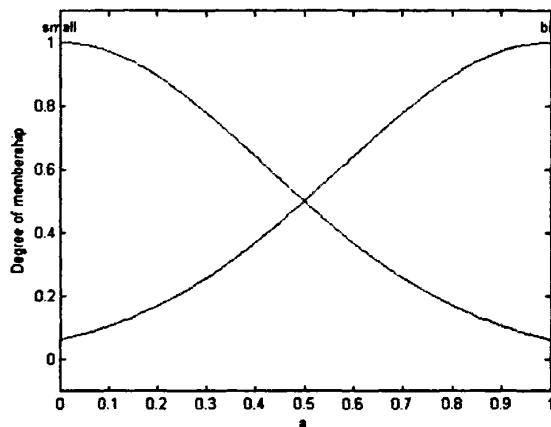


图 5-3(b) 语言变量 α 的隶属度函数

经过 matlab 模糊推理工具得到的 t 与 α 的关系图如图 5-4:

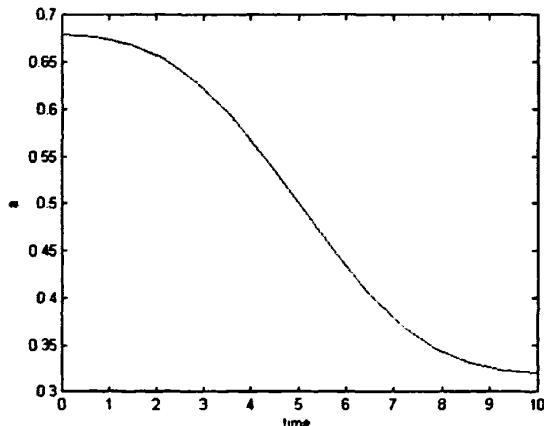


图 5-4 时间 t 与权重 α 的关系图

从图 5-4 可以看出上次交易距离当前交易的时间越长则 α 就越小，在式(5-2)中历史信任值在更新后的信任值中所占的比重之所以在 α 前乘以一个系数 $1/2$ ，这说明不管上次交易距离当前交易的时间 t 是长还是短，它在更新后的信任值中所占的比重都不会超过当前交易后的信任评估值所占的比重，这符合实际中的要求，与人们的主观思想是一致的。

4.5 信任决策

信任决策贯穿信任关系演变的各个阶段，是指买方根据已知的信任信息实现合理决策的过程。在本文中同样在模糊决策时也选用模糊的方法，利用两个模糊语言变量信任值 T 和交易金额 M 对当前交易风险 R 进行评估，建立如下的模糊推理规则：

- (1)IF 信任值 T 高 AND 交易金额 M 低 THEN 风险 R 低
- (2)IF 信任值 T 高 AND 交易金额 M 中等 THEN 风险 R 低
- (3)IF 信任值 T 高 AND 交易金额 M 高 THEN 风险 R 中等
- (4)IF 信任值 T 中等 AND 交易金额 M 低 THEN 风险 R 中等
- (5)IF 信任值 T 中等 AND 交易金额 M 中等 THEN 风险 R 中等
- (6)IF 信任值 T 中等 AND 交易金额 M 高 THEN 风险 R 高
- (7)IF 信任值 T 低 THEN 风险 R 高

同 5.2 节选取信任值 T、交易金额 M 和风险 R 的隶属度函数如图 5-5 所示：

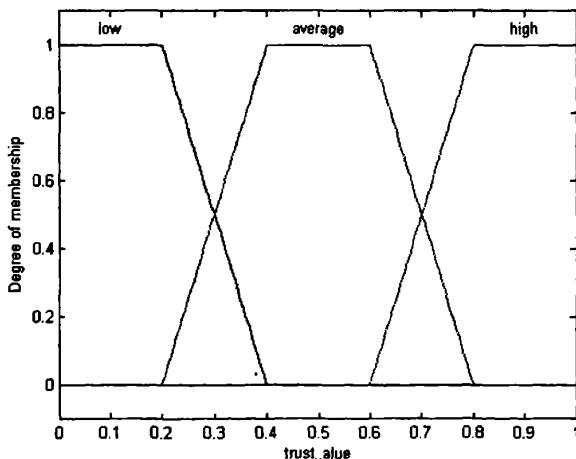


图 5-5(a)信任值 T 的隶属度函数

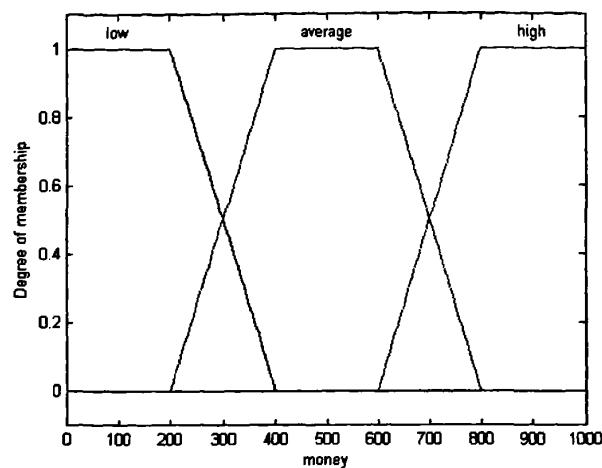


图 5-5(b)交易金额 M 隶属度函数

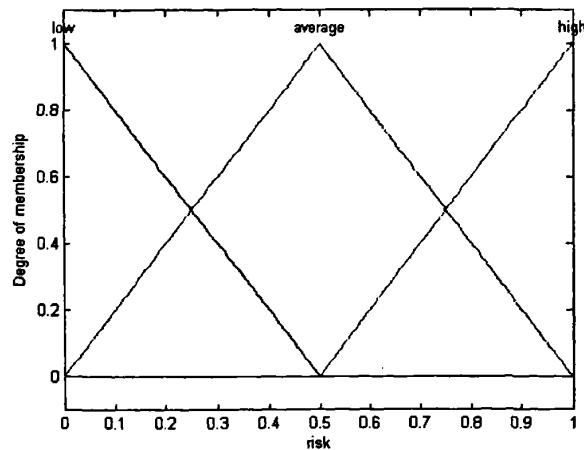


图 5-5(c)风险 R 的隶属度函数

经过 matlab 模糊推理工具得到 T,M,R 关系图如 5-6 所示：

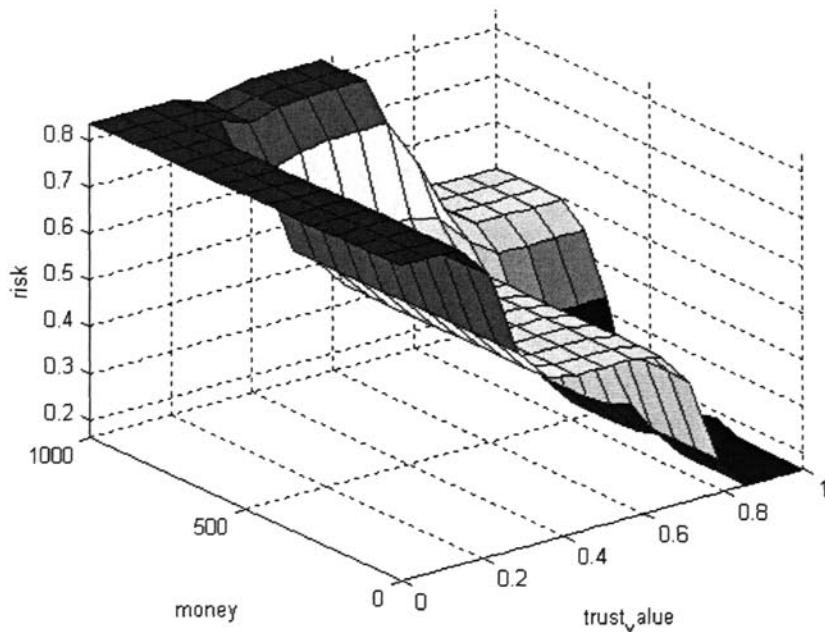


图 5-6 模糊决策曲面图

通过图 5-6 买家就可以根据卖家信任值和当前交易金额得到本次交易的风险，并结合自己所设定的风险阀值来决定是否进行交易。

4.6 本章小结

本章从信任模糊性的角度出发，提出一种基于模糊理论的网络交易信任模型，该模型对信任的模糊性研究比较完善，它把模糊理论运用到信任值的评估、信任关系的传递以及信任的决策中去，并且把卖家的信任值评估过程看作是一个动态的更新过程，把模糊推理规则应用到信任值更新时权值的确定，在得知卖家的信任值后与当前交易金额再进行一次模糊决策得到本次交易的风险程度从而决定是否交易，在本章的最后对模糊决策进行了仿真。

第 5 章 总结与展望

5.1 本文的主要工作

网络交易作为一种区别与传统的交易方式，引起了广泛的关注，但是安全问题成为遏制其发展的一个重要因素。网络实体间信任关系的处理则是信任管理技术的范畴，当前信任管理基础主要分为两类：基于策略的信任管理和基于信誉的信任管理，前者主要通过凭证，以及凭证验证机制来建立信任关系，而后者则通过观察、搜集实体在网络中的交互表现来建立对其的信任，此类信任关系更接近于人及网络的特征，是可度量的、动态的，它是当前信任研究领域的热点。本文首先阐述了现有的网络信任模型，然后分析了其不足之处，尤其是在信任的模糊性方面的研究不够深入，因此提出了基于模糊理论的信任模型，本文的主要研究成果包括以下几个方面：

(1) 本文首先提出了适用于不同情况下的两种网络信任关系传递与评估的方法。

一种是基于模糊 Petri 网的直接推荐信任关系评估，它适用于评估者与被评估者之间存在直接推荐信任关系的情形，该方法是利用模糊 Petri 网的推理方法综合多个对被评估者的直接推荐来得出最终的信任评估值，模糊 Petri 网就把 Petri 网和模糊理论结合起来用来将模糊推理规则映射成结构化的知识表示。把模糊 Petri 网运用到信任评估中来，这样一种图形化的工具，使得信任推理分析可以象传统的流程图一样简单、直观，利用模糊 Petri 网并行处理所有关于目标实体的直接推荐，使得对实体的信任评估快速有效。

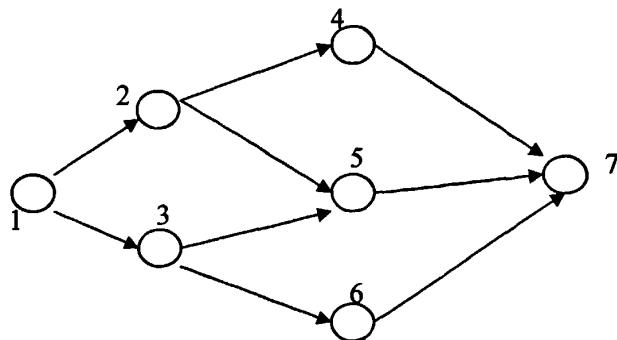
另一种是基于相似度模糊推理的多路径间接推荐信任关系评估，它适用于评估者与被评估者之间并不存在直接推荐信任关系的情形，该方法在评估者和被评估者之间建立多条信任路径，对于信任路径的找寻运用了图论里的遍历搜索算法，而在单条信任路径上的信任计算则采取的是相似度模糊推理方法，这种方法简单直观，只需要运用一个模糊推理规则就可以计算出单条路径上的信任值，最后综合多条路径上的信任值得到交易体之间的最终信任值。

(2) 本文还提出了一种新的基于模糊理论的网络交易信任模型，该模型的特

点是把信任值的评估看做是一种动态评估的过程。在信任的建立阶段，采用模糊 Petri 网在实体之间进行信任关系的初始化，通过模糊 Petri 网综合实体的初始信任值；对于信任值动态累积中权重的确定，采用基于模糊推理的权重确定方法，此方法通过建立与交易时间相关的模糊规则进行权重的确定；在信任决策阶段，采用模糊决策方法，此方法是通过建立与交易金额、信任值相关的模糊规则进行信任决策。在模型中还通过 matlab 模糊工具箱对信任累积权重的确定和模糊决策结果进行了仿真。

5.2 下一步研究工作展望

对于网络信任关系评估的研究，还有一种情况是值得我们考虑的，即一种分布式间接推荐信任评估，它类似于网络中路由计算问题，这种信任评估可以通过模糊 Petri 网在一定的网络结构中综合出任意实体的信任值，即通过一层层递进的关系最终计算出想要与之建立信任关系的实体的信任值。如在下面的网络关系信任图中，不同于本文的多路径间接推荐信任评估方法，即首先找出所有的信任路径然后综合每条信任路径上的信任值，分布式间接推荐信任评估并没有直接找出所有路径，而是通过一层层的递进进行综合信任值评估，如实体 1 要得到实体 7 的信任值，首先实体 2 通过实体 4、5 得到实体 7 的信任值，实体 3 通过实体 5、6 得到实体 7 的信任值，然后实体 1 再通过实体 2、3 最终得到实体 7 的信任值。当然，这只是一个很简单的示例，在实际网络中还可以会出现回路等复杂的情况，这也是值得我们去考虑研究的。



参考文献

- [1] 王焕府.P2P 电子商务中信任机制的研究:[硕士学位论文].成都: 西南交通大学计算机应用技术系, 2004
- [2] 田博,覃正.电子商务中的信用模型研究. 情报杂志, 2007(4): 42-44
- [3] 张睿, 陈卫华.基于电子商务信任问题的模型构.科学进步与对策, 2004(5): 129~131
- [4] [2]Hui Lei, Gholamali C Shoja. A distributed trust model for e-commerce applications.IEEE Int'l Conf on E-Technology, E-Commerce and E-Service (EEE'05), LasVegas, Nevada, USA, 2005, 290-293
- [5] M. Blaze, J. Feigenbaum, and M. Strauss. Compliance Checking in the PolicyMaker Trust Management System. Proc. Of the Financial Cryptography'98, Lecture Notes in ComputerScience,1998, 254-274P
- [6] M. Blaze,J. Feigenbaum, J. Ioannidis, et al. The Keynote Trust Management System, Version 2. RFC 2704.IETF, September 1999.
- [7] N. Li, J. C. Mitchell, and W. H. Winsborough. Design of a Role-Based Trust-Management Framework..Proceedings of the 2002 IEEE Symposium on Security and Privacy, IEEE Computer Society; 2002:114-130
- [8] 张晓群.网格环境下信任问题的研究: [硕士学位论文].南京: 河海大学计算机应用技术系, 2006
- [9] P Resnick, R. Zeckhauser, E. Friedman,et al. Reputation systems Communications of the ACM 33, 2000:45-48P
- [10] T. Beth, M. Borcherding, B.Klein. Valuation of trust in open networks. Proceedings the European Symposium on Research in Computer Security. Springer-Verlag, Brighton UK, 1994, 3-18.
- [11] Jøsang, A , Ismail R.. The Beta Reputation System. In Proceedings of the 15" Bled Electronic Commerce Conference, Bled, Slovenia, June 2002.708-721
- [12] L.Mui, M.Mohtashemi, and A. Halberstadt. A Computational Model of Trust and Reputation for E-business. Proceedings of the 35th Hawaii International Conference on System Sciences, Big Island, Hawaii January 2002.
- [13] Y Wang, J. Uassileva. Bayesian Network-Based Trust Model. Proceedings of IEEE/WIC International Conference on Intelligence (WI2003) Halifax, Canada, October 2003. 13-17

- [14] Manchala D W. Trust Metrics,Models and Protocols for Electronic Commerce Transactions. Proc of the 18th Int'l Conf on Distributed Computing Systems,1998.312-321
- [15] A. Jøsang. Trust-Based Decision Making for Electronic Transactions.In Proceedings of the 4th Nordic Workshop on Secure Computer Systems(NORDSEC'99). Stockholm University, Sweden, 1999, 1-21
- [16] A.Jøsang. Prospectives for Modelling Trust in Information Security.In Proceedings of the Second Australasian Conference on information Security and Privacy, V. Varadharajan, J. Pieprzyk, and Y. Mu, Eds. Lecture Notes In Computer Science, vol. 1270. Springer-Verlag, London, 1997.2-13
- [17] Guha R, Kumar R, Raghavan P. Propagation of trust and distrust. www2004, New York, USA, 2004.17~22.
- [18] 程远炳,杨以光. 分布式信任模型在电子商务中的应用. 电脑知识与技术,2006(8):39,77
- [19] 姜怡,苏森,陈俊量.P2P 网络中基于实体行为的分布式信任模型.高科技通讯, 2005.15(3)
- [20] 刘玉龙,曹元大.分布网络环境主管信任模型研究.北京理工大学学报.2005,15(6):504-507
- [21] Alfarez Abdul-Rahman,Stephen Hailes. Supporting trust in virtual communities.Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Service Computing. [s.l.]:[s.n.]2004.1286-1295
- [22] 王莉萍,杨寿保.网格环境中的一种信任模型.计算机工程与应用.2004,40(23):50-53
- [23] 黄辰林. 动态信任关系建模和管理技术研究: [博士学位论文].长沙: 国防科技大学计算机科学与技术系, 2005
- [24] Zaden L A. Fuzzy sets. Inform and control.1965, 8: 338-353
- [25] 蒋泽军.模糊数学教程.北京: 国防工业出版社, 2004.1
- [26] 曹文钢. 基于模糊决策的制造网络联盟伙伴选择研究. 情报杂志, 2007(4):4-6
- [27] 李海军. 基于相似度的加权模糊推理方法: [硕士学位论文].保定: 河北大学应用数学系, 2006
- [28] 贾立新,薛钧义,茹峰. 采用模糊Petri 网的形式化推理算法及其应用.西安交通大学学报, 2003,37(12):1263-1266
- [29] 刘剑刚,高洁,工明哲.模糊 Petri 网及其在模糊推理中的应用.计算机仿真, 2004,21(11):152-154
- [30] C.C.Lee. Fuzzy logic in control systems: Fuzzy logic controller-Part II . IEEE Trans.on Systems,Man, and Cybernetics,1990,20(2):419~435.
- [31] 卢开澄.图论及其应用.北京: 清华大学出版社, 2002.12
- [32] D. Gambetta. Can We Trust Trust? In Trust:Making and Breaking Cooperative Relations,Basil Blackwell, Oxford, 1990, 213-237.

- [33] P. Dasgupta. Trust as a Commodity. In Trust: Making and Breaking Cooperative Relations Department of Sociology, University of Oxford, 2000.
- [34] Yu, B. and Singh, M. P. An evidential model of distributed reputation management. In Proceedings of the First international Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems: Part 1 (Bologna, Italy), AAMAS '02. ACM Press, New York, NY, July 15-19, 2002.294-301.
- [35] Kamvar, S. D., Schlosser, M. T., and Garcia-Molina, H. The Eigentrust algorithm for reputation management in P2P networks. In Proceedings of the 12th international Conference on World Wide Web ,Budapest, Hungary, May 20 - 24, 2003.640-651
- [36] Xiong, L. and Liu, L.A reputation-based trust model for peer-to-peer ecommerce communities [C]. In Proceedings of the 4th ACM Conference on Electronic Commerce (San Diego, CA, USA, June 09 - 12, 2003). EC '03. ACM Press, New York, NY, 228-229.
- [37] 唐文, 陈钟. 基于模糊集合理论的主观信任管理模型研究. 软件学报,2003,14(8):1401-1408
- [38] 唐文,胡建斌,陈钟.基于模糊逻辑的主观信任管理模型研究.计算机研究与展,2005, 42(10):1654-1659
- [39] Farag Azzedin, Muthucumaru Maheswaran. Towards Trust-Aware Resource Management in Grid Computing Systems.Proceedings of the 20d IEEEIACM International Symposium on Cluster Computing and the Grid, 2002.
- [40] 彭丽芳,陈中,李琪. 网络交易中信用评价方法研究.南开管理评论,2007,10(2):76-81
- [41] 李小勇,桂小林.大规模分布式环境下动态信任模型研究.软件学报,2007,18(6):1510-1521.
- [42] I.B.Turksen, Zhao Zhong. An approximate analogical reasoning approach based on similarity measures[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics,1989,18(6):1049-1056
- [43] 闻新.MATLAB 模糊逻辑工具箱的分析与应用.北京: 科学出版社, 2001

致 谢

时光如梭，转眼三年的硕士生活已经接近尾声。在此论文完成之际，我首先要向我的导师龙毅宏教授表达我最诚挚的谢意。感谢龙老师在三年来的言传身教，悉心栽培，论文从选题到顺利完成，无不得到龙老师的悉心指导和勉励，浸透着龙老师的心血。龙老师丰富的知识、广博的思想、踏实的学风、严谨的治学态度、敏锐的科学眼光无不让我受益良多。三年中，龙老师对我在学习上严格要求、悉心教导，是龙老师把我引入了信任模型研究的广阔领域，从龙老师身上我不仅学到了扎实、宽广的专业知识，更重要的是从他身上学到了那种孜孜不倦的精神。在此，真诚的向我的导师龙老师表示由衷的感谢，并将在以后的学习和工作中时刻谨记导师的教诲。

感谢我的同学和朋友们在这几年学习和生活中对我的帮助、支持和关心，和他们交流使我受益匪浅。

此外，还要特别感谢我的家人，他们的鼓励和支持是我学习和前进的动力，感谢他们在生活上给我无微不至的关怀。

攻读学位期间发表的论文

- [1] 龙毅宏,潘丹,张海松等.基于模糊 Petri 网的信任评估.信息安全与通信保密,2008,3:58-61
- [2] 龙毅宏,潘丹,张海松等.基于模糊理论的网络交易信任模型.网络安全技术与应用 (已录用)