   

**文献阅读与选题报告**

学 院： 数学与计算机学院

学科专业： 软件工程

研究方向： 智能决策与专家系统

姓 名： 刘永裕

学 号： 180327111

成 绩：

导 师： 傅仰耿

2019年 12月 19日

## 一、文献阅读

文献阅读1：A belief rule-base inference methodology using the evidential reasoning approach – RIMER

1. 摘要

该文提出了一种基于证据推理方法的置信规则库推理方法(Belief Rule-base Inference Methodology using the Evidential Reasoning approach, RIMER)。该方法在传统产生式规则的基础上引入了置信结构，即将结果属性表示成置信分布的形式。这样类型的规则库能够处理由模糊、不完全以及不精确等引起的不确定性。同时可以很好对非线性系统进行建模。其中传统的IF-THEN规则只能算是置信规则的一种特例。而且置信规则库还考虑了规则权重和属性权重。置信规则库中，对给定的一个输入，将被转化为置信分布的形式。然后，置信规则库的推理采用的是证据推理的方法。这种类型的规则库还被扩展到分层的规则库中。最后，通过石墨成分检测实例验证本文提出的新模型的有效性。

1. 文章主要内容

(1) 首先，文章介绍了传统的IF-THEN规则，提到了IF-THEN规则中的属性可能存在不同的类型，比如连续、数值、符号、命令符号等。然而，最早的IF-THEN规则认为所有的信息都是完整的、确定的。

(2) 接着，文章介绍了现实生活中存在着各种不确定性，鉴于此，本文在引入规则权重、属性权重以及置信度的前提下，提出了一种更具一般性的规则库，即置信规则库。

(3) 然后，文章介绍了置信规则库推理的流程，首先介绍了规则库推理的第一步，即对输入进行转换。如文章介绍了基于效用的转化方法，将输入转化为置信分布的形式。然后给出了规则的激活权重的计算，然而，要计算激活权重之前，则必须先计算输入对每个前提属性的个体匹配度。最后，把证据推理方法应用在被激活规则的合成上，完成整个规则库的推理。

(4) 同时，由于输入可能存在不完整性，而一个不完整的输入将导致一个不完整的输出。所以必须对原始的结果属性置信对进行更新。

(5) 接着，文章介绍了分层的置信规则库，其推理的基本步骤与单层BRB的推理类似，差别在于引入了分层的概念，则必须从最底层BRB开始，自底向上执行，直到根节点为止。

(6) 最后通过石墨成分检测实例验证了本文提出的规则库新模型的有效性，并通过与其他方法对比，进一步证明了该模型的优越性。

文献阅读2：Optimization Models for Training Belief-Rule-Based Systems

1. 摘要

目前，在传统IF-THEN规则的基础上，置信规则库推理方法（RIMER）被提出并用于处理不确定性。虽然RIMER的置信规则表示矩阵具有紧凑的结构以用来表示专家知识，但是通常情况下，无法完全通过主观上精确给定置信规则库的各个参数，特别对于大规模BRB系统，比如规则条数上百条或上千条。这势必导致推理的不够准确。因此，该文提出一种对规则库进行训练的方法。该训练模型是一种单目标或多目标的非线性最优化模型。其中该训练模型的最主要的特征是只需要部分的训练数据，这些数据可以是不完全的或模糊的、数值的或主观判断的、或者混合的。该模型可以对初始的由专家根据领域知识或由常识判断给定的规则库进行参数调整。最后，该文通过石墨成分检测实验证明了提出的训练模型对提高BRB推理精度的有效性。

1. 文章主要内容

(1) 首先，文章回顾了RIMER方法，包括BRB结构表示以及推理。

(2) 接着，提出了对BRB参数训练的优化模型。其中包括基于数值观测值的优化模型、基于主观观测值的优化模型和基于混合观测值的优化模型。

(3) 然后，介绍了分层BRB的最优化模型。

(4) 最后，通过石墨成分检测实例验证了该文提出的规则库训练模型是有效可行的。

文献阅读3：Inference and learning methodology of belief-rule-based expert system for pipeline leak detection

1. 摘要

置信规则库专家系统是一种传统置信规则库系统的扩展，它能够较好的表示更多复杂的包含各种不确定性信息的因果关系。该文介绍了如何对置信规则库专家系统进行训练并且将其应用在输油管道检漏实验中。首先由专家知识给定的初始规则库用来模拟不同条件下的管线作业。然后使用实际测到的管线作业的数据对规则库进行训练，并最后通过测试数据对训练后的规则库的性能进行验证。该研究表明置信规则库系统的灵活的，能够表示复杂的专家系统，并且是输油管道检漏的一个有效的新方法。

1. 文章主要内容

(1) 首先，该文概括了RIMER方法，包括置信规则库的结构表示、证据推理方法以及置信规则库的优化训练模型。

(2) 然后，该文就重点详细介绍了BRB在输油管道检漏中的应用。为了使用置信规则库仿真实际系统，首先必须构建初始规则库。本文提出了依赖于专家知识构建规则库。其中包括前提属性和结果属性的确定、前提属性和结果属性参考等级的确定、根据专家知识构建初始规则库。然而由于专家知识的局限性，导致构建由专家知识构建出来的规则库未具备良好的推理效果。于是接下来该文对BRB进行训练。本文给出了2008组样本数据、然后取其中的500组数据作为训练数据对规则库进行训练。最后利用2008组样本数据对训练后的BRB进行测试，并通过绘制图形表明了训练后的规则库具备良好的性能。

文献阅读4：Inference analysis and adaptive training for belief rule based systems

1. 摘要

BRB系统作为一种传统IF-THEN规则库系统的扩展，能够捕获前提属性与结果属性之间的复杂的非线性的因果关系。在BRB系统中，各种各样的不确定信息可以用置信结构来表示，其中置信规则的结果属性是采用置信分布的表示形式。针对一个给定输入，BRB的推理采用的是证据推理方法。该文首先介绍BRB的推理机制，然后提出了该推理机制属于单调推理，并且说明了BRB具有非线性近似功能。本文提出了一种适应性训练的方法用于更新BRB系统的参数，以达到更好的推理效果。最后，通过一个多峰函数以及输油管道检漏实验用来说明BRB的函数性，并且验证了本文提出的适应性训练的有效性。

1. 文章主要内容

(1) 首先，该文介绍了BRB系统的相关知识，并通过图式架构说明了BRB推理系统。

(2) 接着，给出了BRB系统的单调推理以及激活权重的非线性近似的特性，并稍加阐述。

(3) 然后，提出了置信规则库的适应性训练，与传统训练的区别在于也对前提属性的候选值进行训练。并通过一个非线性函数进行分析。

(4) 最后，通过一个多峰函数以及输油管道检漏这两个实例对该文提出的方法进行验证，并同时说明了BRB系统具备对非线性系统的模拟仿真能力。其中引入了一个比较指标，譬如MAE，RMSE，PCC。

文献阅读5：A sequential learning algorithm for online constructing belief-rule-based syste

1. 摘要

RIMER方法今年来得到了很好的开发利用。BRB在传统的IF-THEN规则上进行扩展，被当成一种更具有广泛意义的专家系统，同时需要分配包括规则权重，属性权重、置信度在内的一些系统参数。有效的参数确定可以得到可靠的系统仿真和预测。现有的一些离线模型在参数训练上需要花费大，特别是对一些大规模的系统而言。迭代算法可以对系统进行在线微调，且花费的计算时间较少符合实际情况。但这些计算方法都是基于已有的结构基础，对一个复杂的系统而言，先验知识并不都是完美的，这将导致初始的BRB结构的不完整或不合理。而且，对于初始的BRB而言，规则数太多将导致过拟合，规则数太少将导致欠拟合，这样的BRB 系统将无法达到最佳性能。这篇文章考虑了真实重要情况下，在初始BRB 结构和参数分配既定的情况下进行在线调整。文章定义一种新的基于统计效用的置信规则在线学习的顺序学习方法。与其他算法相比，该方法可以自动添加或删除规则，满足实时性需求。此外，该方法继承了RIMER方法的特性，只有部分的输入输出数据是不完整或者模糊的。为了验证所提算法的有效性，对输油管道泄漏的实验进行了研究讨论，验证该算法的可行性。

1. 文章主要内容

(1) 首先，文章介绍了BRB的基础知识，包括规则的表示，个体匹配度的计算、激活权重的计算，以及规则的推倒。

(2) 接着，文章介绍了利用推理结果和密度函数计算一条规则的统计效用值，该统计效用在后续研究用来衡量一条规则应该添加或者删除。

(3) 然后，文章介绍了利用顺序学习方法在线构建置信规则库的方法，根据规则的效用值增加或者删除规则，维护规则库结构，同时利用极大似然的方法进行自适应参数优化。

(4) 最后通过石墨成分检测实例验证了本文提出的模型的有效性，可以动态构建性能良好的BRB系统，在工程领域具有应用价值。

文献阅读6：Dynamic rule adjustment approach for optimizing belief rule-base expert system

1. 摘要

基于证据推理的置信规则库推理方法近年来广受好评。作为一种基于证据推理的专家系统，BRB以置信框架存储各种不确定性知识。近年来已提出一些相关的结构学习方法。但是，这些方法仍存在许多不足，不可重复下，数据保存不完整、受到相关统计效用值的约束等。此外为了研究规则数量对BRB系统的影响，设计了两种场景揭示规则数量和结构特征的关系。规则太多导致系统过拟合，规则太少导致系统欠拟合。为了解决以上问题，我们提出构建一个自适应的结构，该结构是一个合适的结构而非过拟合或者欠拟合。通过对BRB 参数学习的情景分析和实验验证，我们总结出针对这两种场景的主要特征，用来揭示BRB的一些关键属性。最后，介绍密度函数和误差分析的动态修剪和增添规则来构建完整的BRB，特别是包含多前提属性的BRB。文章将该方法用在石墨管道泄漏的检测案例中以证明该方法的有效性。

1. 文章主要内容

(1) 首先，文章介绍了BRB的基础知识，包括规则的表示，个体匹配度的计算、激活权重的计算，以及规则的推倒同时对参数学习进行分析。

(2) 接着，文章对两种场景，规则数太少和规则数太多的情况下的BRB结果进行分析。

(3) 然后，文章提出动态的规则自适应方法用来构建完善的BRB 系统，分别是基于密度函数的规则库规则修剪和继续错误分析的规则增加。

(4) 最后通过石墨成分检测实例验证了本文提出的模型的有效性，可以动态构建性能良好的BRB系统，对BRB系统进行结构优化。

文献阅读7：Belief rule based expert system for classification problems  
with new rule activation and weight calculation procedures

1. 摘要

分类模型是具有多种多元模型，并具有广泛的应用领域，因此十份重要。BRB 系统展示了其处理不确定定性和定量信息的可能性。这篇文章将提出一种BRB分类器以解决分类问题。但是，存在两个主要的问题。首先，BRB分类器的大小必须控制在可行的范围内一遍专家参与。其次，初始的BRB分类器参数必须通过专家知识优化或者历史数据获取。因此，新提出的规则激活方式和权重计算方式在保持原有的个体匹配度计算的同时可以缩小BRB 分类器的规模。此外，使用证据推理方法作为推理引擎和差分进化算法作为优化算法可以获取合适的参数值，包括前提属性参考值、规则权重、结果置信度。本文将用五种数据集验证所提BRB分类器的有效性，即虹膜、酒、玻璃、癌症、和。结果表明该方法可以对五个数据集在有限的规则内精确的建模。与文献所提的其他方法相比，该BRB分类器显示出其优越的性能。

1. 文章主要内容

(1) 首先，文章介绍了BRB如何应用在分类问题，并提出BRB 分类器存在的问题。

(2) 接着，文章通过对原有的BRB 分类问题上的分析提出新的规则激活方式和新的激活权重计算方法。

(3) 然后，文章提出利用证据推理方法作为推理引擎和差分进化算法作为优化算法对BRB进行优化。

(4) 接着，以图表和文字描述的方式介绍新的BRB分类模型，介绍从输入到规则激活，规则融合，确定分类的过程。

（5）最后，在十折交叉和五折交叉验证方法下得出本文所提方法在五个分类数据集上得到的分类正确率，并与其它文献中所提的方法进行比较，验证该方法在分类问题上的优越性。

文献阅读8：Belief Rule Base Structure and Parameter Joint Optimization Under Disjunctive Assumption for Nonlinear Complex System Modeling

1. 摘要

非线性复杂系统建模已引起多个领域的关注并且已存在多种方法。在这些方法中，置信规则库在处理多种不确定信息和非线性复杂系统建模上存在很大的优势，并且具有理论分析依据，但仍存在两个挑战。首先，BRB需要在规模缩减的同时保证模型的建立和计算误差。针对这个挑战，一个新的基于析取的假设已经被应用，该方法可以在缩减BRB规模的同时保持其完整性；第二，考虑BRB的结构和参数的联合优化。对于这个问题，一种新的优化目标AIC准则被用来表示模型的精度和复杂度。此外，提出一种基于AIC准则的联合双层优化模型将用于BRB结构和参数的构建。三种进化算法，即遗传算法、粒子群算法和差分进化算法将用来比较以确定最合适的优化引擎。最后，通过两个实际案例研究表明，本文提出的联合优化方法可以确定最佳的决策结构和参数配置。

1. 文章的主要内容

(1) 首先，文章介绍了BRB的基础知识，并说明基于合取的置信规则库规则的问题，包括结构和参数上的问题。

(2) 接着，文章提出通过析取的方式对BRB进行连接，并通过具体的计算式说明DBRB能够对原始的结构进行优化并减少计算量。

(3) 然后，文章提出利基于析取方式的置信规则库联合优化模型，提出基于新的AIC指标的双层优化模型。

(4) 接着，通过具体的算法步骤说明如何对DBRB进行双层优化，动态构建基于析取的BRB系统，同时优化参数。

（5）最后，通过输油管道实验和燃气涡轮发动机信号推理的实验验证文章所提方法的有效性。

文献阅读9：A Disjunctive Belief Rule-Based Expert System for Bridge Risk Assessment with Dynamic Parameter Optimization Model

1. 摘要

桥梁风险评估是避免桥梁安全事故发生，确保公众安全的重要途径。这可以通过研究桥梁风险和评判标准之间的关系来完成。但是，这种关系在实际情况下通常是很复杂的。因此，针对这方面的研究，学者们提出了许多方法来模拟过去几十年的桥梁风险。包括神经网络、证据推理与学习、多元回归分析和自适应模糊神经推理系统等都已对桥梁风险进行深入的分析和比较。但是，这些方法仍具有局限性。因此，文章利用基于析取范式的置信规则库系统对桥梁风险进行建模。有别于传统的CBR，DBRB是一种对BRB采取析取连接方式的一种表示。此外，文章还提出了动态参数优化模型和改良的差分进化算法对DBRB的参数进行训练，该模型能确保DBRB的完备性，同时该算法可以获取全局最优解。为了证明方法的准确性，应用ANN，ERL，MRA，ANFIS衍生出来的九种模型和两种参数优化模型将用于评估桥梁结构。通过对结果的比较表明，采用动态参数优化模型的DBRB专家系统优于其他模型和现有的参数优化模型。

1. 文章的主要内容

(1) 首先，文章介绍了置信框架的基本概念和基于析取范式的置信规则，在此基础上对ER推理过程和结果做出了解释说明。同时通过对比说明DBRB相对于CBRB能解决的问题及相较于其他模型的优点。

(2) 接着，文章提出动态参数优化模型。在保证模型完整性的基础上动态改变属性参考值的上下界，并对传统的差分进化算法进行优化

(3)最后，将提出的模型应用于桥梁风险评估中，并与现有的CBRB和DBRB 模型相比较，与ANN，ERL，MRA，ANFIS衍生模型作比较，验证该模型的正确性和准确性。

文献阅读10：A two-stage discretization algorithm based on information entropy

1. 摘要

离散化是数据挖掘和知识发现预处理中较重要和困难的。现有的离散化方法很多，但是大多数都存在一定的缺点。局部离散化方法效率高，但泛化能力弱。全局离散化方法需要同时考虑所有的属性，则需要较高的时间和空间负责性。本文提出一种基于信息熵的两阶段离散化方法。在局部离散化阶段，我们选择具有最小条件信息熵的k个节点，目的是以微小的信息损失迅速减少属性基数。在全局离散化阶段，在保留下来的最小分割集合的基础上考虑所有属性的约减形成一个规模化的决策系统。与其他方法进行比较该方法具有较好的泛化能力，良好的信息保存能力，较高的分类准确性和合理的时间消耗。

1. 文章的主要内容：

(1) 首先，文章介绍了决策系统、信息熵、条件信息熵的基本概念以及相关的信息拓展和缩放操作。

(2) 接着，文章提出通过析取的方式对BRB进行连接，并通过具体的计算式说明DBRB能够对原始的结构进行优化并减少计算量。

(3)最后，通过该方法与其他七种离散化方法的对比，以及离散化方法用在六种常见的分类算法上的实验，说明文章提出的算法具有具有较好的泛化能力

二、选题报告

1、选题依据

随着信息技术的快速发展，为了能够处理在各种复杂应用背景的多样性、大容量、高速、实时的数据，信息融合(Data Fusion)技术越来越受到各个领域专家的重视。信息融合是模仿人类处理信息的结果，它实际上是一个不确定性推理与决策的过程，其方法包括贝叶斯概率推理法、D-S（Dempster-Shafter）证据理论[1-2]、模糊推理法、神经网络等。对于实际应用中数据存在不确定性、不完备性和不精确性的问题，基于置信度理论的推理方法充分展示了其优越性[3-4]。

置信规则库推理（Belief Rule Base，BRB）[5]系统是在传统的IF-THEN规则库的基础发展而来的，通过引入置信框架，设置前提属性权重，规则权重以及结果置信度等参数扩展传统的置信规则库。置信规则库系统的核心是基于证据推理的置信规则库推理方法（RIMER）,该方法在D-S证据理论、决策理论、模糊理论和传统的IF-THEN规则库的基础上发展起来，对带有含糊或模糊不确定性[6]、不完整性或概率不确定性以及非线性特征的数据具有建模能力。RIMER包括知识表示和知识推理两部分，其中知识表示主要依靠置信规则库中的置信规则，知识推理的过程可分为以下三个步骤：第一步，将输入数据在IF-THEN规则中进行知识匹配；第二步，利用证据推理算法将匹配所得的信息进行合成；第三步，将合成的信息转换为简单易懂的信息提供给决策者。置信规则库在推理过程中考虑了数据的不确定性，在知识表示时保留不确定性部分，同时推理算法具有不确定数据处理能力和自学习能力，相比于传统的模糊逻辑推理和人工神经网络，参数数量少且简单易懂，具有一定的优越性。同时，BRB系统已经成功应用于工程系统安全评估、石墨成分分析、输油管道泄漏、涡轮增压器可靠性预测、非线性复杂系统故障预测、临床诊断等领域[7-8]。

传统的BRB系统建立在专家知识上，BRB中的参数均由专家或者决策者根据经验知识决定。但是，仅仅利用专家知识来确定BRB 的参数是困难的，也是不可靠的。置信规则库的规则权重和属性权重有微小的偏差将给推理结果造成巨大的影响。因此，Yang[9]等提出适合BRB系统的参数学习优化模型，通过动态调整BRB的参数后进行决策，提高置信规则库系统的推理能力；Chen[10]在Yang的基础上，提出利用MATLAB的优化工具箱对BRB系统进行参数优化，该方法利用fmincon函数进行参数训练，可移植性差；Chang[11]等提出利用梯度下降和二分法策略的参数学习方法，该方法优于fmincon函数，但训练过程只涉及部分参数，算法的收敛速度和精度还有待提高；Zhou[12-14]等基于顺序学习、贝叶斯理论和极大似然估计方法提出基于置信规则库的在线学习方法，该方法依赖人为假定的概率分布，对实际应用范围有所局限；Su[15-16]等提出基于群智能算法的参数学习方法以及基于专家干预的差分进化算法，算法的精度有所提高，但参数学习过程需要反复迭代，效率低。研究过程中，除了对BRB参数优化的考虑，同时也考虑了对BRB系统结构的优化。因为构建BRB系统时，需要覆盖所有的前提属性和属性的参考值，当属性个数和参考值数量过多时容易出现“组合爆炸”的问题，鉴于此问题，Chang[17-18]等提出基于灰耙理论，多维尺度变换、主成分分析等方法来降维以减少前提属性的数量；Yang[19]等提出基于关联系数标准差融合的置信规则库的约简方法，但该方法依赖人为确定的关联属性阈值和评价矩阵，具有一定的局限性；Wang[20]等提出利用粗糙集和密度聚类方法对置信规则库结构进行进一步研究。以上的优化方法仅考虑了单方面的参数优化或者结构优化，因此，Zhou[12]等提出“统计效用”的方法衡量规则的重要性，动态增删系统中的规则数量，以及参数的自适应方法对规则库中的参数进行优化；Wang[21]等提出动态规则自适应的方法，针对规则库的过拟合和欠拟合，优化BRB系统的结构和参数。除了对BRB参数及结构的优化，Ye、Wang[22-23]等提出了对RIMER推理过程中包括个体匹配度、属性权重等公式的修改。Liu[24-26]等将置信规则的前件部分转化为分布式置信框架，提出基于数据驱动的扩展置信规则库(Extended Belief Rule Base, EBRB)系统，无需进行参数训练且结果具有较好的决策准确性，当数据量较庞大时，规则的搜索很耗时。

现有的结构优化研究在一定程度上能避免组合爆炸的问题，但是由于对属性的约减、规则的约减等对BRB的推理能力造成了一定的影响。Chang[27]等提出将规则连接方式由合取‘∧’改成析取‘∨’，即基于析取范式的置信规则库推理系统（Disjunctive Belief Rule-Base，DBRB）,并应用于分类问题上，该方法改变属性参考值的组合方式，每个属性属性参考值只需遍历一次，有效解决了属性参考值指数增长爆炸的问题，对BRB的结构进行了优化；同时Chang[28]等提出一种新的优化指标，衡量生成的基于析取范式的置信规则的重要性，动态生成置信规则库；Yang[29]等提出动态设置属性参考值上下界的方法，并成功应用于桥梁风险的评估。

由上述的研究成果可得，DBRB在置信规则库结构优化上具有一定的优势且结构简单，适合非线性复杂系统的建模，同时提高参数训练的效率。但是现有的针对DBRB的研究仍存在许多不足之处。首先，现有的DBRB研究大多基于完整数据，即数据集中不存在缺失数据，Wang[30]等和Chang[31]等研究基于析取范式的置信规则库在数据异构、不完备和缺失信息的情况下使用，并应用于武器装备满足能力评估和威胁等级评估，但该方法对于缺失的数据不规律的数据集很难有效果，Yu[33]等提出利用经验或统计方法获取缺失数据的历史分布情况，并根据分布情况获取最终得置信规则库得推理结果,但该方法并未从根本上解决置信规则库系统对缺失数据的处理，所以，面对缺失部分信息的数据集仍然缺少有效的方法；其次，DBRB的传统建库方法大多依赖于专家知识，主要采用参考值组合或根据某类指标动态生成规则的方法，存在较强的主观性，Chang[34]等提出使用合取范式的置信规则库来构建析取范式的置信规则库，统合了两种置信规则库的优势，但增加了系统的复杂性，且对初始规则库的构建仍然缺少有关方法。

2、研究内容、研究目标以及拟解决的关键问题

1. **研究与开发的主要内容**

针对上述问题，本论文研究主要内容包括以下几点：

（1）DBRB对于缺失数据的处理。CBRB采用逻辑与进行属性间的连接，对应的规则权重的激活程度的计算方式是使用连乘属性匹配度，当参与到CBRB规则推理的数据中缺失了某个属性值，这将导致CBRB系统瘫痪，产生零激活，无法进一步推理。而DBRB与之相比则具有天然的优势，因为DBRB使用逻辑或连接各个属性值，即采用累加属性匹配度的计算方式计算规则激活权重，当缺失部分数据的数据集进入到DBRB系统中，缺失数据对应的属性匹配度为零，会对DBRB推理结果增加不准确性，但DBRB的推理过程不会受到影响。在此基础上，将研究如何优化DBRB对不完整数据的推理方法，优化激活属性权重、激活规则权重对推理结果的影响。

（2）DBRB规则库建立方法。DBRB规则库可以通过属性参考值的线性组合进行建立，Ye[22]等提出了问题分类数等于规则数，使得分类问题下规则数不再受限于前提属性参考值个数，Zhang[32]等利用k-means聚类解决回归问题下的规则数，但两者都未能充分地利用已有的数据，且后者存在一定的主观性影响。因此，该课题将在两者的基础上研究一个由数据驱动构建的DBRB规则库，充分利用数据中的信息，提高推理准确度。

（3） DBRB在教师测评中的应用。教师测评是学生对教师教学水平的一种评价方式，学生通过一系列的教学评价指标对教师课程进行打分，从而得到教师教学情况的反映。现有的教学仍采用传统的统计方式，但由于存在部分学生不进行教评，导致统计得到的数据不完整。因此，该课题采用证据推理方法代替统计方法，将学生对教师的评价结果进行组合，使最终得到的教师评价成绩更加合理。同时，通过分析教师相关信息，建立基于DBRB的教师测评预测系统，对教师教学情况进行预测，促进教学水平的提高。

1. **研究与开发的主要目标**

研究与开发的主要目标是对现有的基于析取范式的置信规则库推理系统模型的优化，提高规则库的推理性能，提高置信规则库系统在实际问题中的应用。通过阅读大量文献，分别对证据推理方法、基于证据理论的置信规则库推理方法（RIMER）、基于析取范式的置信规则库（DBRB）、缺失数据等其他领域相关算法进行深入的研究，将方法与置信规则库系统进行结合，并优化系统性能，同时在实际问题中进行实验分析和方法比较，验证所提优化方法的合理性和有效性。

对于本课题的最终研究目标可以分为以下三个：

（1）研究基于析取范式的置信规则库的数据缺失处理，拟采用信息熵及相关理论知识来衡量缺失数据对应的属性信息量，改进原有的规则权重和激活权重公式，提高析取范式的置信规则库系统的推理准确性，增强系统的鲁棒性。

（2）研究基于析取范式的置信规则库的建库方法优化，拟采用聚类算法及相关理论知识对已有的数据进行处理，通过对数据的信息进行提取，建立从数据中产生规则库，实现数据驱动的析取范式的置信规则库。

（3）研究基于析取范式的置信规则库在教师测评的应用，利用DBRB适用于非线性复杂系统建模的优势，在学生教评数据的基础上建立能够预测教师教学水平的DBRB模型。

1. **研究与开发的主要关键技术问题**

本课题拟解决的关键技术问题有三点：

（1）针对现有的基于析取范式的置信规则库系统没有考虑不完整数据对规则激活的影响，规则激活权重的设置存在不合理性的问题，考虑利用信息熵对信息不确定性的度量改进规则激活方式。如何度量缺失数据的属性对推理结果的影响，采用何种方式降低缺失数据带来的不准确性从而提高基于析取范式规则库推理的准确性是关键。

（2）针对现有的基于析取范式的置信规则库系统未能充分利用数据进行规则库的构建的情况，在Ye等和Zhang等的研究基础上如何对数据信息进行充分的挖掘，如何构建一个由数据驱动的基于析取范式的置信规则库是关键。

（3）针对现有的教师测评数据集，建立一个基于析取范式的置信规则库教师测评成绩预测模型，如何解决好教师测评成绩存在的主观性，如何利用好现有的数据集，如何分析好与测评成绩相关联的因素构建一个具有高可行度的预测模型是关键。

3、拟采取的方案和可行性分析

1. **研究的基本思路**
2. 课题研究的基本思路是理论研究和实验分析相结合。对于理论研究，通过阅读大量文献，分别对证据理论、RIMER理论、参数学习、差分进化算法、基于析取范式的置信规则库系统、缺失数据等进行深入的研究，了解上述方法、理论中现有的相关算法及其各自的优缺点；对于实验分析，在对各方法、理论有了感性的认识后，结合实际问题中的应用，实现相应的算法及实例，在此基础上将缺失数据处理方法、结构优化方法引入到基于析取范式的置信规则库系统中，提出新的激活权重计算方法并优化置信规则库的结构和参数，提升置信规则系统的推理性能并应用于实际问题中。最后，通过实例验证本课题所提出的新方法的鲁棒性和有效性。
3. **研究过程拟采用的方法和手段**

本课题拟采用的方法和手段如下：

（1）拟采用信息熵对规则属性所含信息量进行度量，分析规则激活过程属性对激活权重的作用，如缺失的属性值对激活权重的影响大小，以及考虑个体匹配度、规则权重组合方式对规则激活权重的影响，使用信息熵对激活规则权重做出修正，减小缺失数据对推理结果的影响。

（2）拟在Ye[22]等和Zhang[32]等工作的基础上，采用K近邻思想，对分类数等于规则数进行改进，增加规则的多样性，同时对数据属性值引入聚类算法，通过聚类获取类别中心点，选取前k个点作为规则前件放入规则库中，完成规则库的构建，实现由数据驱动的基于析取范式的置信规则库。

（3）拟采用ER算法对教师测评指标进行聚合得到教师教学成绩，通过对数据属性进行相关性分析，选取部分属性作为规则库的前提属性，对数据建立基于析取范式的执行规则库的预测模型，通过与其他预测模型进行对比，证明该模型的有效性。

1. **现有研究条件和基础**

本课题源于国家自然科学基金项目“大数据环境下置信规则库推理模型的优化与应用研究” (61773123)和福建省自然科学基金项目“面向信息不完整的置信规则库推理方法研究” (2019J01647)。所在课题组主持完成国家自然科学基金项目“基于参数和结构优化的置信规则库推理方法研究” (71501047)、福建省自然科学基金项目“基于证据推理的置信规则库优化算法及其在分类中的应用研究” (2015J1280)、福建省教育厅科技项目“证据推理方法及其在可信软件评估中的应用研究”(JA10035)和 “基于证据推理的置信规则库推理方法及其应用研究” (JA13036)，对证据推理方法和置信规则库推理方法有较深入的研究，在置信规则库的规则约简、参数学习、结构优化等方面已经取得一系列的研究成果，并将置信规则库推理方法成功应用于分类、匹配决策等领域以及出租车乘车概率的预测中，取得了预期的效果。研究团队的稳定性和前期研究基础为本课题研究工作的顺利开展奠定了坚实的基础。

本人目前已编码完成过一些基于析取范式的置信规则库系统相关的算法及应用实例，具有一定的学术功底，目前已阅读研究基于析取范式的置信规则库系统、缺失数据处理等相关理论的文献，了解并熟悉本课题所需研究的内容。

三、参考文献

1. Dempster A P. A generalization of Bayesian inference[J]. Classic works of the dempster-shafer theory of belief functions, 2008, 219: 73-104.
2. Shafer G. A mathematical theory of evidence[M]. Princeton university press, 1976.
3. Wang Y M, Yang J B, Xu D L. Environmental impact assessment using the evidential reasoning approach[J]. European Journal of Operational Research, 2006, 174(3): 1885-1913.
4. Yang J B, Xu D L. Evidential reasoning rule for evidence combination[J]. Artificial Intelligence, 2013, 205: 1-29.
5. Yang J B, Liu J, Wang J, et al. Belief rule-base inference methodology using the evidential reasoning approach-RIMER[J]. IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics-part A: Systems and Humans, 2006, 36(2): 266-285.
6. Huynh V N, Nakamori Y, Ho T B, et al. Multiple-attribute decision making under uncertainty: the evidential reasoning approach revisited[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2006, 36(4): 804-822.
7. 刘佳俊, 胡昌华, 周志杰, 等. 基于证据推理和置信规则库的装备寿命评估[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(2): 231.
8. Xu D L, Liu J, Yang J B, et al. Inference and learning methodology of belief-rule-based expert system for pipeline leak detection[J]. Expert Systems with Applications, 2007, 32(1): 103-113.
9. Yang J B, Liu J, Xu D L, et al. Optimization models for training belief-rule-based systems[J]. IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics-part A: Systems and Humans, 2007, 37(4): 569-585.
10. Chen Y W, Yang J B, Xu D L, et al. Inference analysis and adaptive training for belief rule based systems[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(10): 12845-12860.
11. 常瑞, 张速. 基于优化步长和梯度法的置信规则库参数学习方法[J]. 华北水利水电学院学报, 2011, 32(1): 154-157.
12. Zhou Z J, Hu C H, Yang J B, et al. A sequential learning algorithm for online constructing belief-rule-based systems[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(2): 1790-1799.
13. Zhou Z J, Hu C H, Yang J B, et al. Online updating belief-rule-base using the RIMER approach[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2011, 41(6): 1225-1243.
14. Zhou Z J, Hu C H, Xu D L, et al. Bayesian reasoning approach based recursive algorithm for online updating belief rule based expert system of pipeline leak detection[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(4): 3937-3943.
15. 苏群, 杨隆浩, 傅仰耿, 等. 基于变速粒子群优化的置信规则库参数训练方法[J]. 计算机应用, 2014, 34(8): 2161-2165.
16. 王韩杰, 杨隆浩, 傅仰耿, 等. 专家干预下置信规则库参数训练的差分进化算法[J]. 计算机科学, 2015, 42(5): 88-93.
17. Friedman J H. Greedy function approximation: a gradient boosting machine[J]. Annals of statistics, 2001: 1189-1232.
18. Chang L, Zhou Y, Jiang J, et al. Structure learning for belief rule base expert system: A comparative study[J]. Knowledge-Based Systems, 2013, 39: 159-172.
19. 杨隆浩, 王晓东, 傅仰耿. 基于关联系数标准差融合的置信规则库规则约简方法[J]. 信息与控制, 2015, 44(1): 21-28, 37.
20. 王应明, 杨隆浩, 常雷雷, 等. 置信规则库规则约简的粗糙集方法[J]. 控制与决策, 2014, 29(11): 1943-1950.
21. Wang Y M, Yang L H, Fu Y G, et al. Dynamic rule adjustment approach for optimizing belief rule-base expert system[J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 96: 40-60.
22. 叶青青, 杨隆浩, 傅仰耿, 等. 基于改进置信规则库推理的分类方法[J]. 计算机科学与探索, 2016 (5).
23. Wang Y M, Luo Y. Integration of correlations with standard deviations for determining attribute weights in multiple attribute decision making[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2010, 51(1): 1-12.
24. Liu J, Martinez L, Calzada A, et al. A novel belief rule base representation, generation and its inference methodology[J]. Knowledge-Based Systems, 2013, 53: 129-141.
25. Yang L H, Wang Y M, Lan Y X, et al. A data envelopment analysis (DEA)-based method for rule reduction in extended belief-rule-based systems[J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 123: 174-187.
26. AbuDahab K, Xu D, Chen Y. A new belief rule base knowledge representation scheme and inference methodology using the evidential reasoning rule for evidence combination[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 51: 218-230.
27. Chang L, Zhou Z J, You Y, et al. Belief rule based expert system for classification problems with new rule activation and weight calculation procedures[J]. Information Sciences, 2016, 336: 75-91.
28. Chang L L, Zhou Z J, Chen Y W, et al. Belief Rule Base Structure and Parameter Joint Optimization Under Disjunctive Assumption for Nonlinear Complex System Modeling[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017.
29. Yang L H, Wang Y M, Chang L L, et al. A disjunctive belief rule-based expert system for bridge risk assessment with dynamic parameter optimization model[J]. Computers & Industrial Engineering, 2017, 113: 459-474.
30. Fu C, Xu D L, Xue M. Determining attribute weights for multiple attribute decision analysis with discriminating power in belief distributions[J]. Knowledge-Based Systems, 2017.
31. Ding W, Song P X K. EM algorithm in Gaussian copula with missing data[J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2016, 101: 1-11.
32. Hansson A, Wallin R. Maximum likelihood estimation of Gaussian models with missing data—eight equivalent formulations[J]. Automatica, 2012, 48(9): 1955-1962.
33. Enders C K. Multiple imputation as a flexible tool for missing data handling in clinical research[J]. Behaviour research and therapy, 2016.
34. Wen L Y, Min F, Wang S Y. A two-stage discretization algorithm based on information entropy[J]. Applied Intelligence, 2017: 1-17.
35. Wen L Y, Min F. A Granular Computing Approach to Symbolic Value Partitioning[J]. Fundamenta Informaticae, 2015, 142(1-4): 337-371.
36. Yang L H, Wang Y M, Liu J, et al. A Joint Optimization Method on Parameter and Structure for Belief-Rule-Based Systems[J]. Knowledge-Based Systems, 2017.