

分类号: O159
密 级: 公开

单位代码: 10363
学 号: 2211020121

题 目 基于云模型理论的供应链金融风险评价

题 目 Risk Evaluation of Supply Chain Finance Based on
Cloud Modeling Theory

学生姓名: 詹媛媛

指导教师: 周金明 副教授

专 业: 数学

研究方向: 云模型决策

论文答辩日期: 2024 年 5 月 29 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：詹媛媛
日期：2024年 6 月 3 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 _____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：詹媛媛

日期：2024 年 6 月 3 日

指导教师签名：周金明

日期：2024 年 6 月 3 日

基于云模型理论的供应链金融风险评价

摘 要

多维云模型是一种全面考虑研究对象各方面综合属性的云模型改进。由于其继承了云模型模糊性和随机性的特点，因此在复杂信息情形中对多维云模型的可行性和有效性进行了说服性验证。多维云模型拓宽了云模型的应用范围，能够表述复杂模糊概念的特性，在单一的价值分类基础上，进行多层次的价值分类和排序，以更生动地展示事物的属性和评价结果。进一步提升了学者对云模型的认知水平和应用深度，这对学术和应用都至关重要。

在现有的基础上，本文基于云模型理论的供应链金融风险评价，分析多维云模型分别与 TOPSIS、贝叶斯网络和组合赋权这三种决策方法组合在一起的优点，并用具体实例进行有效说明。针对涉及语言变量的多属性大规模决策问题，提出了一项以云相似度为基础的大规模决策方法，来衡量决策结果优劣的重要判断依据。全文共分六章。

第一章为绪论。绪论部分梳理了多维云模型的研究背景及意义。将云模型从一维上升到多维云模型，根据云模型与供应链金融的发展现状对国内外文章进行总结与概述；然后介绍了本文的研究内容、技术路线、研究方法与创新之处。

第二章为理论基础。本章描述了云模型的定义和分类，对云模型有一个初步的了解。详细介绍了云模型的数字特征、云发生器和基于云模型的多属性决策方法，为基于云模型理论的供应链金融风险评价提供了理论依据。

第三章为基于 Manhattan 距离的正态云模型相似性度量方法研究。本章在多种相似性度量方法的基础上，对不同方法进行对比分析，然

后，结合距离公式提出新的度量方法，首先验证所提方法的科学性以及可行性，然后用来解决实际问题，证明所提方法具有的优点。

第四章为基于云模型的时间序列相似性度量。本章首先介绍时间序列的基础理论，列举了时间序列的表示方法和相似性分析。根据时间序列数据特点，结合前几章基础理论，提出了基于云模型的时间序列相似性度量。

第五章为基于云模型理论的供应链金融风险评价。本章首先运用知识图谱知识归纳总结了云模型的发展过程，选择供应链金融风险评价为背景，主要运用专家打分法和主客观赋权，再结合多维云模型计算各指标权重，最后确定风险等级给出合理性建议。

第六章为结论与展望。本章对全文研究的结果进行了总结，总结了整个论文研究工作的成果以及存在的不足以及未来需要改进的和继续深入研究的问题，并展望了云模型在多属性决策、距离测度和时间序列相似性度量中需要进一步研究的方向。

关键词：云模型，多维云模型，Manhattan 距离，相似性度量，时间序列，供应链金融

Risk Evaluation of Supply Chain Finance Based on Cloud Modeling Theory

Abstract

Multi-dimensional cloud modeling is a kind of cloud modeling improvement that comprehensively considers the comprehensive attributes of all aspects of the research object. Since it inherits the characteristics of cloud model ambiguity and randomness, the feasibility and validity of the multi-dimensional cloud modeling is persuasively verified in complex information situations. Multi-dimensional cloud modeling broadens the application scope of cloud modeling, which is able to express the characteristics of complex and fuzzy concepts, and carry out multi-level value classification and ranking based on a single value classification, to show the attributes of things and evaluation results more vividly. It further enhances scholars' cognitive level and application depth of cloud modeling, which is crucial for both academics and applications.

On the basis of the existing while, this thesis is based on the cloud modeling theory of supply chain financial risk evaluation, analyzing the advantages of the multi-dimensional cloud model combined with the three decision-making methods of TOPSIS, Bayesian network and combinatorial empowerment, respectively, and illustrating them effectively with specific examples. For the multi-attribute large-scale decision-making problem involving linguistic variables, a large-scale decision-making method based on cloud similarity is proposed to measure the important judgmental basis for the merit of decision-making results. The full thesis is divided into six chapters.

The first chapter is the introduction. The introductory part combs the research background and significance of multi-dimensional cloud model. It raises the cloud model from one-dimensional to multi-dimensional cloud model, summarizes and outlines the domestic and international articles according to the development status of cloud model and supply chain finance; and then introduces the research content, technical route, research methodology, and innovations of this thesis.

The second chapter provides a theoretical foundation. This chapter describes the definition and categorization of cloud models and provides a preliminary understanding of cloud models. The numerical characteristics of cloud model, cloud generator and multi-attribute decision-making method based on cloud model are described in detail, which provides a theoretical basis for supply chain finance risk evaluation based on cloud model theory.

The third chapter is a study on the similarity measure of normal cloud models based on Manhattan distance. In this chapter, based on multiple similarity measures, different methods are compared and analyzed, and then a new measure is proposed in combination with the distance formula, which is firstly verified to be scientific as well as feasible, and then used to solve the practical problems to prove the advantages of the proposed method.

Chapter 4 is about the similarity measure of time series based on cloud modeling. This chapter first introduces the basic theory of time series and lists the representation methods and similarity analysis of time series. According to the characteristics of time series data, combined with the basic theory of the previous chapters, the time series similarity metric based on cloud model is proposed.

Chapter 5 is the supply chain financial risk evaluation based on cloud modeling theory. This chapter firstly uses knowledge mapping knowledge

to summarize the development process of cloud model, selects supply chain financial risk evaluation as the background, mainly uses the expert scoring method and subjective and objective assignment, and then combines the multi-dimensional cloud model to determine the risk of the selected indicators, and finally determines the risk level to give a reasonable suggestion.

Chapter 6 is the conclusion and outlook. This chapter summarizes the results of the full-text study, summarizes the results of the entire thesis research work as well as the shortcomings and the future problems that need to be improved and continued in-depth research, and looks ahead to the directions of cloud models that need to be further researched in multi-attribute decision making, distance measurement, and time series similarity metrics.

Zhan Yuanyuan (Applied Mathematics)

Supervised by Zhou Jinming

KEY WORDS: cloud model, multi-dimensional cloud model, manhattan, similarity, time series, supply chain finance

目 录

摘 要	I
Abstract.....	III
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.3 研究内容和技术路线	6
1.4 创新点	6
第 2 章 理论基础	7
2.1 云模型定义及分类	7
2.2 云模型数字特征	8
2.3 云发生器	8
2.4 基于云模型的多属性决策方法分类	9
第 3 章 基于 Manhattan 距离的正态云模型相似性度量方法研究	15
3.1 预备知识	15
3.2 云模型的相似性度量方法	17
3.3 应用案例	19
3.4 本章小结	22
第 4 章 基于云模型的时间序列相似性度量	23
4.1 预备知识	23
4.2 基于云模型的时间序列相似性度量方法	25
4.3 应用案例	26
4.4 本章小结	29
第 5 章 基于云模型理论的供应链金融风险评价	30
5.1 基于 CiteSpace 的云模型文献计量	30
5.2 供应链金融风险评价模型	34
5.3 应用案例	36
5.4 本章小结	48
第 6 章 总结与展望	49
6.1 总结	49
6.2 展望	49
参考文献	51

硕士期间发表的论文	56
致谢	57

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

1.1.1 研究背景

近年来,中国经济增长压力加大,实体经济整体面临或多或少的严重困难。中小型企业长期存在的问题已经凸显,这些问题没有得到有效解决,与融资难、融资贵有关。特别是 2020 年新型冠状病毒在国内外大规模爆发,对全球和中国国内的经济增长产生了严重的负面影响,国内产业链不可避免地出现了系统性冲击,实体企业的发展困境更加明显,中小企业面临的发展困境甚至更大。由于供应链金融是连接产业界和金融界的重要手段,它将鼓励金融企业向虚拟化方向发展,同时缓解中小企业融资难、融资贵的问题,受到产业界和学术界的关注。

大多数小企业没有足够的信用评级,这意味着很难通过传统方式获得信贷,企业在维持运营和现金流方面举步维艰。正是由于这种现状的出现,供应链金融就登上了社会舞台。作为一种创新的融资模式,供应链金融是以现实交易为基础,由大型企业为信用等级较低的企业提供信用担保,金融机构为这些企业提供应收账款融资、存货融资等多种金融产品,帮助企业优化现金流,保证正常运营,缓解资金困难。基于真实交易,帮助缓解财务困难。

虽然医疗、农业和汽车工业已经相对发达,但汽车工业最具代表性,因为它是我国经济最重要的部门之一,对增强我国的经济实力起着重要作用;另一方面,汽车行业链条长,环节多,包括零部件供应、组装和销售,其中包括众多中小型企业,对资金的需求较高。有关汽车行业的供应链金融之所以迅速发展,是因为制造业与民营企业的经济实力存在明显差异。通过向面临融资困难的中小私营公司提供贷款担保,资金雄厚的汽车制造商可以大大降低金融机构在融资过程中的信贷风险。

供应链金融生态系统是一个新兴领域,普遍缺乏风险管理方面的专业知识,改善供应链金融生态系统的风险管理尤为重要,因为风险管理是金融的核心。研究金融供应链生态系统中的风险管理具有重要的理论和实践意义。目前关于区块链赋能金融信用风险的研究相对较少,且大多局限于理论层面的定性研究。云模型将最普遍的自然语言来定义事物的概念和人类知识中的不确定性,是一种不确

定性在定性和定量概念之间的转换模型。通过期望、熵、超熵三个数字特征整体表征云的概念，正好有助于将区块链金融信用风险研究从定性转移到定量。随着云模型领域不断扩展，云模型与其他决策方法结合起来应用于现实问题的研究也越来越多，基于描述确定性和不确定性情况转化的比较优势，为减少供应链金融信用风险提供了新的方向。因此，本文旨在从供应链角度研究汽车行业供应链金融的发展，并结合云模式理论，从风险识别、风险评估、风险控制等方面研究汽车行业供应链金融生态圈中的风险管理问题。

1.1.2 研究目的

供应链金融是银行、企业、商业物流在供应链架构中互惠互利、共同发展的一种形式，旨在和谐的环境中实现效率的共同提升，促进供应链各环节的共同成功。这是一个具有重要学术和科学意义以及潜在实用价值的领域，为了有效规避信贷风险，银行选择扩大金融服务范围，通过优化供应链中每个环节的金融生产和交易服务的管理和布局。不仅解决中小企业融资瓶颈问题，降低中小企业的整体金融交易成本，同样能提高供应链各环节以及所有供应链参与者的资金流动效率。研究供应链金融信用风险的理论与评估，对于促进我国供应链金融的健康可持续发展，营造良好的供应链金融环境具有重要的现实意义。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 云模型研究评述

关于云模型理论研究，很多方法都比较独特新颖。它的理论基础是实现定性与定量之间的不确定性转换，即定性概念中存在的模糊性和随机性转换成定量的数值，两种关系通过语言值联系起来，就构成云模型的核心部分。云理论覆盖的内容广泛，主要有云模型、虚云、云计算、云变换、以及不确定性推理等，目前云模型的研究吸引了越来越多的国内外学者。

有关云模型内容的研究最开始主要集中在国内。最早接触云的概念是从李德毅院士发表了一篇文献当中，该文献详细介绍了云理论、云的数字特征以及云发生器的实现。同时，李德毅院士提出了隶属云和隶属云发生器的相关概念，为了

对模糊理论的不完备性做出解释,同样对云的概念、云的数字特征以及云发生器的实现做了介绍和分析^[1]。为了处理实际生活中广泛存在的模糊现象,Zadeh 引入了模糊集概念^[2]。接着,杜鹁和李德毅两人对云理论进行了初步探讨,主要讨论云理论在概念划分和关联挖掘方面的应用,一种基于云模型的新的划分方法——云变换被提出。云变换能够根据数据的实际分布,有效地将数量属性的定义域划分为多个基于云的定性概念^[3]。这种划分方法摒弃了以往的硬性划分,使得所得实验结果既保留了传统硬性划分的优点,也更符合人类常用的思维方式数据的真实分布,所以,云变换得到的关联规则更为综合、易理解且有效。赵志强^[4]等研究人员总结了学习进化理论和遗传理论的进展,提出了一种基于学习算子的自学习进化算法,将传统的云模型引入进化过程。为了有效评估船舶货物的相关风险,许玲的团队^[5]采用了数据云转换的方法,以确定每个评估指标对应的权重云。然后,将这些权重云与内部和外部审核生成的云图进行比较和分析,最后根据云转换规则进行量化。Valter 将云模型应用于企业资源分配中,结合遗传算法提出一种自适应方法,用于解决 Web 服务中的最好时序问题^[6]。龚艳冰等研究者针对自变量和因变量同时具有模糊性和随机性的数据特点,提出了一种基于云模型的正态云线性回归模型,从而扩展了传统回归模型和模糊回归模型的应用范围^[7]。杨洁^[8]等人致力于分析云模型的粒计算,根据云模型自身的特点和特定的领域,基于 EMD 构建云模型粒空间的知识距离框架 KDF,进一步完善了云模型和粒计算理论。谭秋月^[9]等在 2020 年提出了一种基于云模型的区间数伴随语言变量的多属性决策方法,该方法首先将相应领域的专家给出的意见,表示成 5 级语言标度,再利用黄金分割法将自然语言的决策信息转换为定量指标,换算成云的三个数字特征,根据 3En 规则将云模型转化为区间数。黄建华^[10]等学者提出了一种基于模糊熵与灰云聚类模型的评价方法,主要应用在玻璃幕墙安全测评上,主要解决指标信息的不确定性和等级归属的复杂性问题。

1.2.2 多维云模型研究评述

由于一维云模型无法准确反映现实世界的多属性特征,简单的数据融合会导致空间对象的关键信息丢失。虽然二维云模型已经突破了一维云模型的限制,但在模拟现实中更为复杂的情况,如地理现象的非齐性和非对称性,仍然存在一定局限。鉴此,越来越多的研究者向多维领域探索,广义多维云模型的定义由此而

来。

姜维^[11]通过研究多维云模型,将云模型的形式化表示定性与定量信息,转换语言值中蕴含的模糊性和随机性。郭戎潇提出了一种基于正态多维云模型的多属性综合评价方法。该方法将“属性概化”方法引入系统评价中,利用一维云模型对单个属性进行多级描述。在此基础上,针对各级评语建立其对应的多维评判云和描述系统整体属性的多维属性云,通过比较两类云模型的相似程度得出评价结果^[12]。曾德彪提出了一种基于多维正态云模型的水体富营养化程度评价方法,根据确定度划分水体的营养化级别^[13]。张启伦^[14]为了更好地描述不确定性系统中的多属性评价问题,提出了一种基于相似云的多维多属性综合评价方法,使多维云模型描述这些问题时更加准确,该方法将改进后的多维云模型引入相似度量,然后运用到系统评价中。过江^[15]等研究者将各个预测指标分别作为多维云模型的一维变量,根据云理论和岩爆预测标准,考虑指标的信息量和相关性,选取适当的指标计算得到云模型数字特征。他们改进了 CRITIC 法以确定预测指标的权重,生成了综合所有预测指标,对应岩爆等级的多维云模型。汪明武^[16]研究泥石流危险性的多维联系正态云评价模型,将传统一维正态云模型扩展至多维云模型,解决了评价过程中多指标带来的复杂性问题。在构建多维云模型时,选择集对同异反原理来确定多维正态云的数字特征,避免了传统云模型数字特征计算方法引起的主观性。史佳辉^[17]等学者针对飞机重着陆风险具有的系统性、复杂性、多因素影响等特征,采取多维云模型对飞机着陆编码进行改进,有效弱化了交互作用矩阵的主观性,选取接地速度偏差、接地仰角偏差、接地垂直加速度和接地距离偏差作为重着陆风险的影响因素,通过计算确定飞机着陆影响因素的重要度。近些年,在研究多维云模型的文献中,张建明^[18]在多维云模型的基础上,提出一种基于集对分析与多维云模型相耦合的多维联系正向正态云模型评价方法,该方法创新性强,同样解决了生活中模糊语言的评价问题。

1.2.3 供应链金融研究评述

由于传统融资方式并不能追上时代的潮流,Wessman 发现了对企业资金周转影响更积极的融资模式——以存货作为抵押物^[19],随着物流金融的影响越来越深刻,供应链金融一词逐渐出现在大众视野中。Ellram 指出,随着供应链金融在金融市场上的活动越来越广泛,为了不增加供应链流动控制中的运行成本,有

关供应链的研究越来越广泛^[20]。Gupta 开发了一个动态收入和成本管理模型，用于在企业间交易中使用资金。该模型假定在一段时间内不会付款，并计算出相应的罚款金额。该模型的目的是解释所有付款，缺点是计算复杂，且所呈现的动态具有连续性和不可预测的非定向性^[21]。Benitez 通过分析上市公司数据与公司现金持有量之间的关系表明，供应链金融对相关公司的现金持有量做出了重大贡献，加速了资本周转，从而提高了竞争力^[22]。在大型企业如何投资 P2P 平台的背景下，Lan 利用中国企业的相关数据，运用系统的广义矩方法总结了供应链金融中效率提升与研发之间的关系^[23]。Liu 利用人工神经网络、遗传算法和粒子群算法三种人工智能算法，分析了能源行业国际贸易供应链中金融服务的风险^[24]。

汪祖杰^[25]等人的研究思路主要是讨论如何在金融大环境的背景下，构建全面科学的指标体系，经过一系列研究，他将整个评价体系分为四个层级，并全面考虑所有指标组合在一起会造成的影响。刘凤委、李琳等人总结了有效提高融资效率的方法，主要研究信用等级在供应链金融模式中产生的影响^[26]。范方志和苏国强得出结论：造成融资企业风险程度最大的是信用风险^[27]。李健等人构建了 PSO-SVM 风险预警模型^[28]，该模型以信用风险的关键因素做指标，推导出供应链金融和金融大数据所具有的特点。周磊^[29]在研究新型融资模式的均衡公式时，主要从成本和收益之间的关系对比分析，采用博弈论思想，找到了供应链融资模式的优越性。郑昱采用 Logistic-因子分析模型^[30]建立了完整的风险评价指标体系，经过实证分析，得出收集中小型企业数据时站在多维的角度，更能够提高银行的风险监控水平这一结论。徐佳玮等研究者在前人的基础上发现，早期文献中有关供应链金融研究的重点与现在的研究方向有很大差异^[31]。冯春风^[32]在博弈模型分析机制的仿真实验中，根据供应链金融的发展趋势，为中小企业数字化转型提供了有价值的参考，从供应链金融视角切入，多个视角为中小企业供应链金融发展寻找策略。林永民^[33]等基于区块链技术赋能视角，构建基于碳账户的中小企业与金融机构的博弈模型，探究罚款、物质奖励和信用收益三种激励机制的效果差异。

1.3 研究内容和技术路线

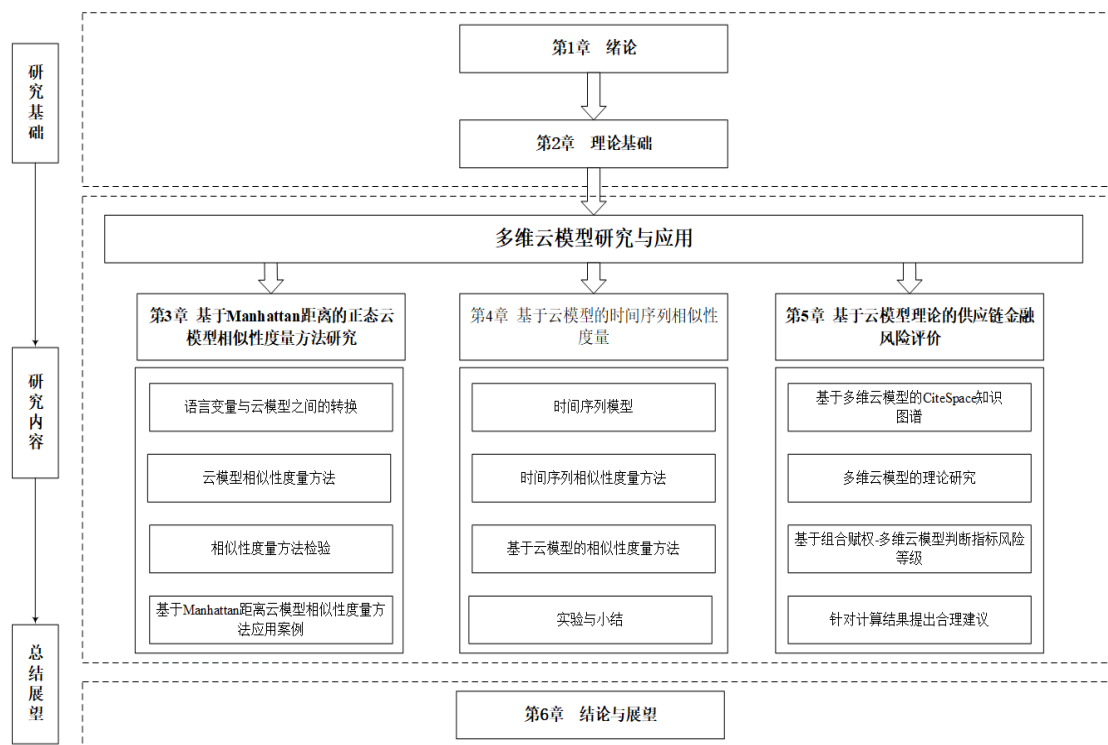


图 1-1 本文研究框架

1.4 创新点

本文主要分析了云模型在多属性决策上的应用研究,拓宽云模型的应用领域,主要创新点有以下几个方面:

- (1) 将描述指标的语言变量用主客观赋权法转换成云模型的数字特征,引入含熵期望曲线的 Manhattan 距离计算评价云与标准云之间的相似度。
- (2) 采用云模型实现时间序列的降维,并计算时间序列数据的特征距离相似度,完成 GDP 预测。
- (3) 将一维云模型的应用拓展到多维云模型的应用,并用知识图谱法归纳云模型的发展过程。

第 2 章 理论基础

2.1 云模型定义及分类

随着环境复杂度的增加和社会经济的发展,许多生活决策需要许多人共同参与。在决策过程中,根据问题的不同复杂程度,通常对决策者提出不同要求。决策环境的复杂性以及决策者的局限性和主观性,使得他们难以用精确、量的方式做出完全准确的判断。自然语言的定性描述更明确易懂,定性描述越抽象,则精确性就越差,反之亦然,所以使用自然语言形式进行判断会更加直观和方便。因此,需要建立一个从定性到定量的转化模型——云模型。

定义 1 设定性概念 C 是定量论域 U 上的概念,若 $x \in U$ 是概念 C 的一次随机实现, x 对 C 的确定度 $\mu(x) \in [0,1]$ 是有稳定分布的随机数:

$$\mu(x):U \rightarrow [0,1], \forall x \in U,$$

则 x 在论域 U 上的分布称为云模型^[34]。其中,定量数值 x 体现了表示概念的定量值的随机性,而 $\mu(x)$ 反映了定量数值 x 隶属于定性概念 C 的确定程度。

定义 2 设定性概念 C 是定量论域 U 上的概念,且 C 包含 3 个数字特征: (Ex, En, He) , 若 $x \in U$ 是概念 C 的一次随机实现, x 对 C 的确定度 $\mu(x) \in [0,1]$ 是有稳定倾向的随机数:

$$\mu(x):U \rightarrow [0,1], \forall x \in U,$$

其中满足

$$x = R_N(Ex, |y|), y = R_N(En, He),$$

且隶属度函数满足

$$\mu(x) = \exp \left\{ -\frac{(x - Ex)^2}{2y^2} \right\}.$$

因此,由云滴组成的任意变量 X 的分布叫做正态云模型^[34]。

多维正态云模型是从一维正态云模型中发展得到的,它能反映出多维的定性观念。多维正态云模型定义如下:

定义 3 设 U 为一个 m 维论域 $U = \{x | x \in \mathbb{R}^m\}$, C 为 U 上的定性概念, U 中的

元素 x 对于 C 的隶属度 μ_i 是一个具有稳定倾向的随机数，即：

$$\mu_i : U \rightarrow [0,1], \forall x \in U,$$

多维正态云隶属度函数可表示为：

$$\mu_i = \exp \left\{ -\sum_{i=1}^m \frac{(x_i - Ex_i)^2}{2En_i^2} \right\}.$$

式中： Ex_i, En_i 分别为论域 U 中元素对应 C 的隶属度^[35]。

2.2 云模型数字特征

云模型以期望 (Ex)、熵 (En)、超熵 (He) 三个数字特征来表示定性概念的模糊性和随机性。三个数字特征由不同的算法产生，建立不同的云。

- (1) 期望：是在数域空间中，最能代表定性概念的点，反映出对应的概念云的中心。
- (2) 熵：熵可以用来对定性概念的模糊度和概率进行综合衡量，同时也可以来说明模糊性与随机性之间的关系。更表明了数字空间中，点数可以表示该概念的可能性，也就是随机；
- (3) 超熵：是熵的不确定度量，即熵的熵，它反映了云滴的凝集，而超熵的大小则间接地代表了云的分散度和厚度。

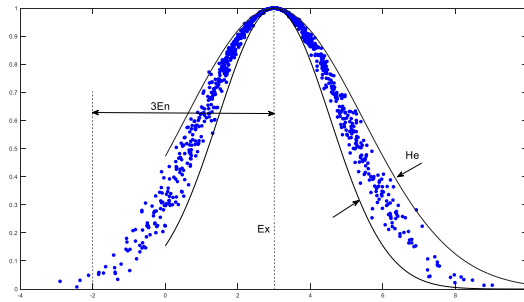


图 2-1 云模型的数字特征

2.3 云发生器

云发生器就是将理论转化成实际的一种工具。云滴可以通过云发生器生成云模型的三个数字特征，同样，由三个数字特征可以获得云滴。根据这个过程云发生器可以分为正向云发生器和逆向云发生器，实际上还有 X 条件云发生器、 Y 条

件云发生器^[36]，所以，云发生器整体可以分为四种。正向云发生器通过计算概念的三个数字特征产生云滴，实现了定性概念向定量过程转变的过程；逆向云发生器则是正向云发生器的逆，实现定量到定性概念的转换。图 2-2 是最基础的一种云发生器。

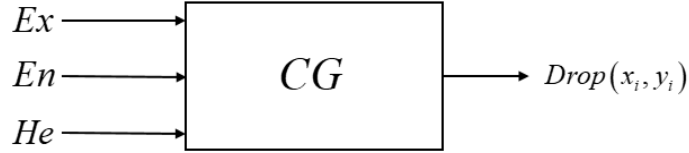


图 2-2 一维正向云发生器

算法步骤如下：

步骤 1 生成一个均匀随机数 En' ；

步骤 2 产生一个期望值为 Ex ，方差为 $(En')^2$ 的正态随机数 x ；令 x 为定性概念 C 的一次具体量化值,称为云滴；

步骤 3 计算 $y = e^{-\frac{(x-Ex)^2}{2(En')^2}}$ 令 y 为 x 属于定性概念 C 的确定度， x 为定性概念在论域中这一次对应的数值， y 为属于这个语言值的程度的量度； $\{x, y\}$ 代表一个云滴，它是该云表示的语言值在数量上的一次具体实现；

步骤 4 重复步骤(1)~步骤(4)，直到产生 N 个云滴。

2.4 基于云模型的多属性决策方法分类

2.4.1 TOPSIS-云模型

TOPSIS（Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution）是一种常见的用于解决多目标决策问题的方法，最早是 Hwang 和 Yoon 在 1981 年用于解决非单一指标组成的多方案选择问题所提出的^[37]。其基本思路是对原始数据矩阵进行规范化处理，采用 TOPSIS 法求出正负理想解，再求正负理想解的距离，求出各方案的相对接近度，并以此作为评价方案优劣的依据对方案进行排序，从而选出最优方案。TOPSIS-云模型就是在云模型的基础上，融入一种新型求解区间决策信息的计算方法，将云的距离测度算法与 TOPSIS 相结合来解决评价方案中所包含的信息不确定性和随机性问题^[38]。这种方法目前被广泛应用于工程设计、经济、管理和军事等众多领域，在实际运用中用到的主要步骤具体如

下:

步骤 1 传统评价决策矩阵转化为云模型评价决策矩阵 由决策者给出的矩阵转化为云评价决策矩阵 $[A_{ij}]_{m \times n}$, 其中 $[A_{ij}] = [a_{ij}^L, a_{ij}^U]$, a_{ij}^L 和 a_{ij}^U 分别是区间的最小边界值和最大边界值, 云模型评价决策矩阵中的三个数字参数被定义为:

$$\begin{aligned} Ex_{ij} &= (a_{ij}^L + a_{ij}^U) / 2, \\ En_{ij} &= (a_{ij}^U - a_{ij}^L) / 6, \\ He_{ij} &= \left| \max_{1 \leq i \leq m} En_{ij} - \min_{1 \leq i \leq m} En_{ij} - 2En_{ij} \right| / 3. \end{aligned}$$

步骤 2 云距离定义^[38,39] 任意给两朵云 $C_i(Ex_i, En_i, He_i)$ 和 $C_j(Ex_j, En_j, He_j)$,

则

C_i 和 C_j 之间的 Hamming 距离为

$$d_H(C_i, C_j) = \left| \left(1 - \frac{En_i^2 + He_i^2}{En_i^2 + He_i^2 + En_j^2 + He_j^2} \right) Ex_i - \left(1 - \frac{En_j^2 + He_j^2}{En_i^2 + He_i^2 + En_j^2 + He_j^2} \right) Ex_j \right|,$$

C_i 和 C_j 之间的 Euclidean 距离为

$$d_E(C_i, C_j) = \sqrt{(Ex_j - Ex_i)^2 + (En_j - En_i)^2 + (He_j - He_i)^2},$$

C_i 和 C_j 之间的 Manhattan 距离为

$$d_M(C_i, C_j) = |Ex_j - Ex_i| + |En_j - En_i| + \left| \rho_j \sqrt{En_j^2 + He_j^2} - \rho_i \sqrt{En_i^2 + He_i^2} \right|,$$

$$\rho \text{ 为云的不确定度, } \rho = 1 - \frac{En}{\sqrt{En^2 + He^2}}, \quad 0 \leq \rho \leq \min \left\{ \frac{He}{\sqrt{En^2 + He^2}}, 1 \right\}.$$

步骤 3 确定正负理想方案 根据云模型矩阵 $[A_{ij}]_{m \times n}$, 确定方案在不同属性指标下的正负理想方案为

$$A^+ = (\max Ex_i, \min En_i, \min He_i),$$

$$A^- = (\min Ex_i, \max En_i, \max He_i).$$

步骤 4 计算客观权重值 若已知权重信息 ω_i , 则由正负理想方案加权集成的综合云模型算法为

$$C_i(Ex, En, He) = \sum_{j=1}^n \omega_j A_{ij}(Ex_{ij}, En_{ij}, He_{ij}),$$

$$C^+(Ex, En, He) = \sum_{j=1}^n \omega_i A_{ij} (\max Ex_{ij}, \min En_{ij}, \min He_{ij}),$$

$$C^-(Ex, En, He) = \sum_{j=1}^n \omega_i A_{ij} (\min Ex_{ij}, \max En_{ij}, \max He_{ij}).$$

若权重信息 ω_i 未知, 则采用云不确定度 ρ 最小的思想确定客观权重, 由此构建目标规划函数

$$\min f = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \rho_{ij} \omega_i, \quad s.t. \begin{cases} \omega_i \geq 0 \\ \sum_{j=1}^m \omega_i^2 = 1 \end{cases}$$

通过构造拉格朗日函数法, 得到客观权重值为

$$\omega_i = \frac{\sum_{j=1}^m \rho_{ij}}{\sum_{j=1}^m \left(\sum_{i=1}^n \rho_{ij} \right)^2}.$$

步骤 5 计算相对云距离 适用于不同情况下, 利用上述距离公式求解各方案和正负理想方案之间的加权综合云模型距离值 $d(C_i, C^+)$ 和 $d(C_i, C^-)$, 并计算相对云距离

$$P_i = \frac{d(C_i, C^-)}{d(C_i, C^+) + d(C_i, C^-)}.$$

P_i 越大说明方案越好, 计算各个方案的排序结果, 从而选择最优方案。

2.4.2 贝叶斯网络-云模型

贝叶斯网络是一种有向无环图的网络拓扑结构, 用于模拟人类推理过程中因果关系的不确定性处理模型。在贝叶斯网络中, 结点代表随机变量 $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, 父结点指向子结点的连线表示结点间的因果关系。单箭头表示一个节点是“因”, 另一个是“果”, 而条件概率表示节点和连线之间的关联强度(即权值)。

贝叶斯网络在实际生活中应用广泛, 基于贝叶斯网络机器算法的良好特性结合云模型理论改进, 然后将此方法运用到实际问题中。主要步骤如下:

步骤 1 构建贝叶斯网络 $G = (I, E)$ 表示一个有向无环图, I 表示所有节点的

集合， E 表示有向连接线段的集合，随机变量 $X = \{X_i | i \in I\}$ 的联合概率表示为

$$P(x) = \prod_{i \in I} p(x_i | x_{pa(i)}).$$

则称 X 为相对于以有向无环图 G 的贝叶斯网络，其中 $pa(i)$ 表示第 i 个节点的父节点^[40]。

步骤 2 生成综合云 根据贝叶斯网络融入云计算，根据实际情况建立指标体系，并将指标离散化处理，确定云数字特征，生成综合云：

$$\begin{aligned} Ex &= \sum_{j=1}^n (Ex_j P(x)), \\ En &= \sqrt{\sum_{j=1}^n (En_j^2 P(x))}, \\ He &= \sqrt{\sum_{j=1}^n (He_j^2 P(x))}. \end{aligned}$$

步骤 3 网络参数学习 由数字特征计算概念确定度，在确定度与概率相互转化后，通过建立构建贝叶斯网络，然后学习网络参数估计、由网络推理获取节点求得概率，最后正向评估和反向推理互补，最终得出指标评估结果。

2.4.3 组合赋权-云模型

组合赋权顾名思义就是将主观赋权和客观赋权相结合得到最优权重，主观赋权根据决策者主观信息进行赋权，根据指标的重要性给予相对合适的权重，这种方法具有很强的实效性，但其主观性相对较强。常见的主观权重计算方法有德尔菲法（又称专家法）、层次分析法等。客观赋权虽然无法反映参与决策者对不同指标的重视程度，但其权重可以根据原始数据之间的联系来确定，具有较强的理论依据，通常使用熵权法计算客观权重。

组合赋权法能够根据所研究的内容，选择合理的分配主观权重和客观权重分配方法。通过科学的主观判断和有效的客观评价，得出多指标评价的排序结果。举例来说，将三标度法和熵权结合的组合赋权方法，用于水资源配置方案的评价；运用组合赋权法对城市公交系统进行排序，为交通运输风险提供理论支持等。

组合赋权-云模型首先用层次分析法计算客观权重，然后采用主客观相结合的组合赋值方式计算综合权重。最后，利用云模型理论，将数值转变成定性语言，利用评价云图直观展示指标的偏离程度。这种组合赋权评价能够使评定结果更加

科学、自然、全面。对实例进行评价时，既考虑了专家意见又考虑了客观的评价数据计算得到的结果，更容易让读者信服。

步骤1 计算主观权重 AHP法是一种常见的求取主观权重的方法^[41]，在AHP法中假若评定体系有 m 个指标、 n 个专家评分的矩阵 $A = (x_{ij})_{m \times n}$ ，通过下式计算每个指标的主观权重。

(1) 每个指标的权重 w_i

$$w_i = \frac{\sqrt[n]{\prod_{j=1}^n x_{ij}}}{\sum_{i=1}^m \sqrt[n]{\prod_{j=1}^n x_{ij}}}.$$

(2) 将每个权重归一化处理，得到指标值的主观权重 w_s

$$w_s = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^m w_i}.$$

(1) 和 (2) 式中， m 为评价指标个数， n 为专家个数。

步骤2 计算客观权重 熵权法是一种客观赋权方法^[42]，根据指标数据的分散程度，通过信息熵来确定指标的熵权，并通过修正熵权，获得更客观的权重。设每个评价指标有 n 个评价样本， x_{ij} 表示评价样本 R_i 关于评价指标 I_j 的评价值，原始数据矩阵记为 $(x_{ij})_{n \times m}$ ，其确定各项指标权重的步骤如下：

(1) 数据的标准化处理

$$p_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^n x_{ij}}, (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m).$$

(2) 计算各项指标的信息熵：

$$e_j = -\frac{1}{\ln(n)} \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln(p_{ij}), j = 1, 2, \dots, m.$$

(3) 计算指标权重：

$$d_j = 1 - e_j,$$

$$W_2 = \frac{d_j}{\sum_{j=1}^m d_j}.$$

其中, x_{ij} 为第 i 位专家对第 j 项风险指标的打分, e_j 称作评价指标 I_j 的熵值, 而 w_2 称作评价指标 I_j 的权重, d_j 表示指标在整个评价体系中的重要程度。

步骤 3 确定组合权重 设 $\omega_j = \alpha W_1 + (1-\alpha)W_2$, 其中 $\alpha, 1-\alpha$ 分别为主、客观权重在组合权重中的比例, W_1, W_2 分别为指标的主、客观权重。

步骤 4 赋权组合下的云数字特征 根据云的三个数字特征和组合权重 ω_j 的计算方法, 将其应用于综合云

$$\{C_1(Ex_1, En_1, He_1), C_2(Ex_2, En_2, He_2), \dots, C_j(Ex_j, En_j, He_j)\},$$

计算中, 得到综合云的数字特征算法如下:

$$\begin{cases} Ex = \frac{Ex_1\omega_1 + Ex_2\omega_2 + \dots + Ex_j\omega_j}{\omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_j}, \\ En = \frac{\omega_1^2 En_1 + \omega_2^2 En_2 + \dots + \omega_j^2 En_j}{\omega_1^2 + \omega_2^2 + \dots + \omega_j^2}, \\ He = \frac{\omega_1^2 He_1 + \omega_2^2 He_2 + \dots + \omega_j^2 He_j}{\omega_1^2 + \omega_2^2 + \dots + \omega_j^2}. \end{cases}$$

由上式给出数字特征, 然后通过 MATLAB 绘制综合云图。

第3章 基于 Manhattan 距离的正态云模型相似性度量方法研究

第三章综合考虑正态云的期望曲线与含熵期望曲线，提出了一种基于 Manhattan 距离的正态云相似性度量方法，该距离体现了云模型数值特征的含义以及这些数值特征的影响，计算简便，能够从很大程度上提高决策的合理性和科学性。首先，将不确定性语言信息转化为定量数值，分别计算群体云评价与最优云、最劣云之间的相似度，采用加权平均集成给出综合相似度，从而得到各方案的排序。最后，通过案例展示该方法的有效性。

3.1 预备知识

3.1.1 研究背景

现如今，社会经济发展迅速，决策环境也变得日益复杂，很多有关决策的问题需要参与的人数也日渐增多。由于决策问题的复杂程度提高，决策要求也越来越严格，为了量化形式准确做出更加精确的判断，采用自然语言的方式表达变量更加直观、方便。当前，采用二元语义法、区间语言术语集、模糊语言术语集等来判断不确定性信息。由于上述方法在处理不确定性变量时，不能同时解决变量中存在模糊性和随机不确定性的风险。李德毅等提出了云模型理论，通过期望、熵、超熵三个数字特征构造正态分布，来实现定性概念与定量表示之间的认知转换^[34]。云模型在实际应用中都会涉及到相似度的计算，相似性度量成为了衡量决策结果优劣的重要判断依据^[43]。目前，关于云模型的相似性度量主要有：

(1) SCM 算法^[44]的原理是从两朵云中随机选取一定数量的云滴，然后将云滴排列组合，分别计算相对应的两个云滴之间的距离，最后将所有云滴距离累积在一起，测量云滴之间的相关性。

(2) LICM 算法^[45]将云模型的数字特征视为向量，与 SCM 算法不同的是，它采用两朵云的数字特征的余弦值作为衡量云模型相关性的标准，多数情况下，云的期望远大于熵和超熵，于是计算时这两个数字特征通常忽略不计，这就无法明显的看出彼此之间相似度的差异。

(3) 基于云模型的几何形状。ECM 算法通过期望曲线来反映云模型的整体

形状, 通过计算曲线包围面积及相互交叉得到的重叠面积来度量相似性^[46]。曲线包围面积不仅计算强度大, 而且很大程度上忽略了一部分云滴所带来的影响。

3.1.2 语言变量与云模型之间的转换

对于多属性群体决策问题, 特征权重信息不完整, 特征值信息以不确定的语言形式表达。在此情形下, 专家提出了不确定语言型多属性决策方法。首先, 建立属性指标的语言术语集 $H = \{\cdots, H_{-1}, H_0, H_1, \cdots\}$, H 是由奇数个语言变量组成的集合。例如, 7 级的语言术语集^[38]

$$H = \left\{ \begin{array}{l} H_{-3} = \text{非常差}, H_{-2} = \text{很差} \\ H_{-1} = \text{差}, H_0 = \text{一般}, H_1 = \text{好} \\ H_2 = \text{很好}, H_3 = \text{非常好} \end{array} \right\}.$$

定义 5 给定语言评价集

$$H = \{h_i \mid i = -t, \cdots, 0, \cdots, t, t \in N\}.$$

f 是可将 h_i 转化为相应的数值 $\theta_i, \theta_i \in [0, 1]$ 的函数, 即^[47]

$$\theta_i = \begin{cases} \frac{a^t - a^{-i}}{2a^t - 2}, & -t \leq i \leq 0, \\ \frac{a^t + a^{-i} - 2}{2a^t - 2}, & 0 < i \leq t. \end{cases} \quad (3.1)$$

文献[48]通过实验法和主观法给出了 a 的取值范围, 实验法表明 a 的取值范围为 $[1.36, 1.4]$, 主观法表明 $a \approx 1.37$ 。

定义 6 给定论域 $[X_{\min}, X_{\max}]$, 设 $h_i \in H$ 转换后对应的云为 $A_i = Y(Ex_i, En_i, He_i)$, 其转换模型如下^[47]:

(1) 计算 Ex_i

$$Ex_i = X_{\min} + \theta_i (X_{\max} - X_{\min}). \quad (3.2)$$

(2) 计算 En_i

$$En_i = \begin{cases} \frac{(1 - \theta_i)(X_{\max} - X_{\min})}{3}, & -t \leq i \leq 0, \\ \frac{\theta_i(X_{\max} - X_{\min})}{3}, & 0 < i \leq t. \end{cases} \quad (3.3)$$

$$En_{-i} = En_i = \begin{cases} \frac{(\theta_{|i|-1} + \theta_{|i|} + \theta_{|i|+1})(X_{\max} - X_{\min})}{9}, 0 < |i| \leq t-1, \\ \frac{(\theta_{|i|-1} + \theta_{|i|})(X_{\max} - X_{\min})}{6}, |i| = t, \\ \frac{(\theta_i + 2\theta_{i+1})(X_{\max} - X_{\min})}{9}, i = 0. \end{cases} \quad (3.4)$$

(3) 计算 He_i

$$He_{-1} = He_i = \frac{En'^+ - En_i}{3}. \quad (3.5)$$

其中, $En'^+ = \max_k \{En'_k\}$ 。

(4) 集结云模型

$$Ex = \omega_1 Ex_1 + \omega_2 Ex_2 + \cdots + \omega_i Ex_i, \quad (3.6)$$

$$En = \sum_{t=1}^i \omega_t^2 En_t / \sum_{t=1}^i \omega_t^2, \quad (3.7)$$

$$He = \sum_{t=1}^i \omega_t^2 He_t / \sum_{t=1}^i \omega_t^2. \quad (3.8)$$

3.2 云模型的相似性度量方法

一个合适的云距离能够较好的反映两朵云之间的位置和形状, 文献[38]给出 Manhattan 距离的定义: 设有两朵云 $C_i(Ex_i, En_i, He_i)$ 和 $C_j(Ex_j, En_j, He_j)$, 则定义两朵云的 Manhattan 距离为:

$$d(C_i, C_j) = |Ex_2 - Ex_1| + |En_2 - En_1| + \left| \rho_2 \sqrt{En_2^2 + He_2^2} - \rho_1 \sqrt{En_1^2 + He_1^2} \right|. \quad (3.9)$$

其中, $\rho = 1 - \frac{En}{\sqrt{En^2 + He^2}}$ 。把 ρ 代入上式得:

$$\begin{aligned} d(C_i, C_j) &= |Ex_2 - Ex_1| + |En_2 - En_1| \\ &+ \left| \left(1 - \frac{En_2}{\sqrt{En_2^2 + He_2^2}}\right) \sqrt{En_2^2 + He_2^2} - \left(1 - \frac{En_1}{\sqrt{En_1^2 + He_1^2}}\right) \sqrt{En_1^2 + He_1^2} \right| \\ &= |Ex_2 - Ex_1| + |En_2 - En_1| + \left| \sqrt{En_2^2 + He_2^2} - En_2 - \sqrt{En_1^2 + He_1^2} + En_1 \right| \\ &= |Ex_2 - Ex_1| + |En_2 - En_1| + \left| \left(\sqrt{En_2^2 + He_2^2} - \sqrt{En_1^2 + He_1^2} \right) - (En_2 - En_1) \right|. \end{aligned} \quad (3.10)$$

那么两朵云的相似度为

$$Sim(C_1, C_2) = 1 - \frac{d(C_1, C_2)}{U_{\max} - U_{\min}} \in [0, 1]. \quad (3.11)$$

其中, $U_{\max}$, $U_{\min}$ 表示给定的云模型论域值。

为了验证方法的可行性以及有效性, 选用文献[45]中的云模型进行计算, $C_1 = (1.5, 0.63, 0.34)$, $C_2 = (4.6, 0.60, 0.31)$, $C_3 = (4.4, 0.75, 0.28)$, $C_4 = (1.6, 0.60, 0.31)$, 得到的计算结果以及与其他相似度方法进行比较, 结果如下:

表 3-1 不同云相似性度量方法的比较

相似度	LICM	MCM	MMCM	SM_{α}	本文方法
(C_1, C_2)	0.9600	0.3300	0.3300	0.4753	0.4773
(C_1, C_3)	0.9700	0.3700	0.3400	0.5177	0.4897
(C_1, C_4)	0.9900	0.9600	0.9400	0.9677	0.6781
(C_2, C_3)	0.9900	0.9500	0.9500	0.9777	0.9374
(C_2, C_4)	0.9700	0.3800	0.3500	—	0.1592
(C_3, C_4)	0.9800	0.3700	0.3600	0.5302	0.2218

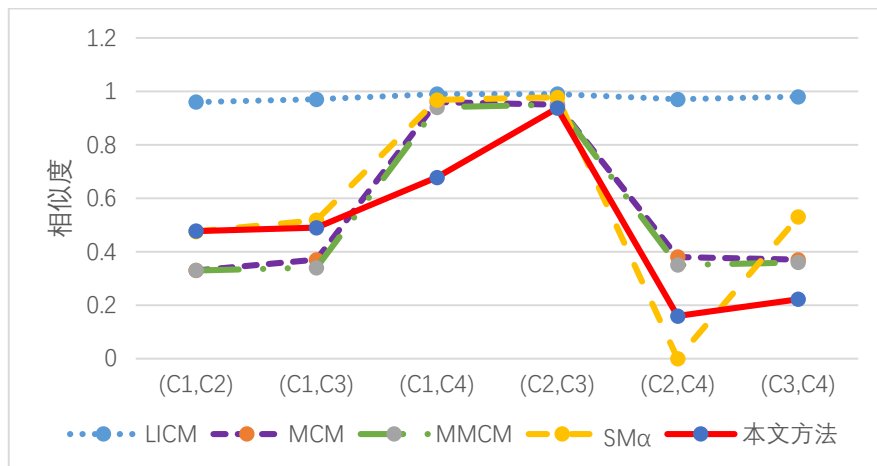


图 3-1 方案相似度排序图

根据云模型相似度排序绘制折线图, 如图 3-1 所示, 由图 3-1 中折线的上升趋势可知, 五种相似度计算方法得到的排序结果是一致的。由表 3-1 可知: 本文所提出的云相似度计算方法得到的相似度最大值与 LICM^[45]、MMCM^[49]、 SM_{α} ^[50] 计算得到的最大值一致, 相似度最大的为 C_2, C_3 之间的相似度, 而其他几朵云之间的相似度结果也基本保持一致。但是夹角余弦 LICM 算法计算得到的结果显示每个云之间的相似度十分接近以至于区分度不明显, 例如, C_2, C_3 和 C_1, C_4 的相似度相同, C_1, C_3 和 C_2, C_4 的相似度相同, 导致结果误差较大。MCM (最大边界曲线) 算法计算得到 C_1, C_4 之间的相似度最大, 与其他几种算法结果不同, 并且 MCM

(最大边界曲线)算法过度注重超熵对云模型的影响。MMCM(最大最小贴近度)算法计算精度高但是计算过程复杂,需要计算云滴的取值范围以及重叠部分,需要耗费大量的时间和精力。 SM_α 是一种基于 α 截集的云聚类算法,虽然该算法可操作性强,但是不适合属性权重未知的情形。

本文依据三个云数字特征求云距离的方法定义云的相似度,给出一种正态云期望和方差的 Manhattan 距离。该距离体现了云模型数值特征的含义以及这些数值特征的影响,计算简便,能够从很大程度上提高决策的合理性和科学性。

3.3 应用案例

某市政府正计划在城市综合规划的基础上快速发展基础设施系统,于是对高速公路项目的重要风险进行排序和选择。随着经济的不断增长,有许多潜在的风险可能会影响公路项目,如范围、成本、时间和质量产生的风险。因此,需要一个风险管理流程来管理公路项目中各种类型的风险^[51]。首先,邀请几位专家对属性集进行打分;然后,将语言集转化为云模型;接着,根据本文所提出的基于 Manhattan 距离的正态云模型相似性度量方法计算不同方案中各个属性的相似度。最后根据总相似度,对方案进行排序,得到最优方案。具体步骤如下:

选取 5 名专家 $D = \{d_1, d_2, d_3, d_4, d_5\}$; 属性集 $A = \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5\}$, 评估项目中出现的潜在风险。 A_1 评估成因(自然界中不确定因素累积到一定程度造成风险损失)、 A_2 概率(特定风险发生的可能性)、 A_3 影响(风险影响评估调查中对项目产生的潜在影响,如时间、成本、范围或质量,包括消极影响和积极影响)、 A_4 对风险的反应速度(组织对发生的事件作出反应的持续时间)、 A_5 特征(风险具有客观性、偶然性、可变性等特征)。确定公路项目离散决策问题中的备选方案 $P = \{P_1, P_2, P_3\}$ 进行评估。每位专家在五级标度下的语言评价集为:

$$H = \left\{ \begin{array}{l} h_{-2} = \text{非常差}, h_{-1} = \text{差} \\ h_0 = \text{一般}, h_1 = \text{好}, h_2 = \text{非常好} \end{array} \right\}。$$

表 3-2 专家给出各方案的决策信息

方案	P_1					P_2					P_3				
	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5
A_1	h_0	h_1	h_1	h_0	h_1	h_1	h_1	h_2	h_1	h_1	h_{-1}	h_{-1}	h_0	h_{-1}	h_0
A_2	h_2	h_1	h_0	h_1	h_1	h_1	h_2	h_1	h_2	h_2	h_0	h_0	h_{-1}	h_0	h_0
A_3	h_0	h_0	h_1	h_0	h_0	h_2	h_2	h_1	h_2	h_2	h_1	h_1	h_0	h_0	h_1
A_4	h_2	h_2	h_1	h_1	h_2	h_0	h_1	h_0	h_1	h_0	h_1	h_2	h_0	h_1	h_1
A_5	h_{-1}	h_0	h_0	h_{-1}	h_1	h_1	h_1	h_2	h_1	h_0	h_0	h_1	h_1	h_0	h_0

步骤 1 利用定义 5 的公式求得 θ_i ，完成语言值到云模型的转换。 $t = 2$ ，令 α 按照主观值取值为 1.37，由公式 (3.1) 得： $\theta_{-2} = 0$ ， $\theta_{-1} = 0.289$ ， $\theta_0 = 0.5$ ， $\theta_1 = 0.346$ ， $\theta_2 = 0.234$ 。在五级标度下语言评价集转化成五朵云，设论域 $[X_{\min}, X_{\max}] = [2, 8]$ ，由公式 (3.2) ~ (3.5) 计算给出五朵云，即 $C_{-2}(2, 0.58, 0.47), C_{-1}(3.734, 0.72, 0.43)$ ， $C_0(5, 0.79, 0.40), C_1(4.076, 0.72, 0.43)$ ， $C_2(3.404, 0.58, 0.47)$ ；从而分别给出风险属性的云矩阵如下表：

表 3-3 方案 1 的风险属性表

P_1	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5
d_1	(5.000,0.790,0.4000)	(3.404,0.580,0.470)	(5.000,0.790,0.400)	(3.404,0.580,0.470)	(3.404,0.720,0.430)
d_2	(4.076,0.720,0.430)	(4.076,0.720,0.430)	(5.000,0.790,0.400)	(3.404,0.580,0.470)	(5.000,0.790,0.400)
d_3	(4.076,0.720,0.430)	(5.000,0.790,0.400)	(4.076,0.720,0.430)	(4.076,0.720,0.430)	(5.000,0.790,0.400)
d_4	(5.000,0.790,0.400)	(4.076,0.720,0.430)	(5.000,0.790,0.400)	(4.076,0.720,0.430)	(3.404,0.720,0.430)
d_5	(4.076,0.720,0.430)	(4.076,0.720,0.430)	(5.000,0.790,0.400)	(3.404,0.580,0.470)	(4.076,0.720,0.430)

表 3-4 方案 2 的风险属性表

P_2	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5
d_1	(4.076,0.720,0.430)	(4.076,0.720,0.430)	(3.404,0.580,0.470)	(5.000,0.790,0.400)	(4.076,0.720,0.430)
d_2	(4.076,0.720,0.430)	(3.404,0.580,0.470)	(3.404,0.580,0.470)	(4.076,0.720,0.430)	(4.076,0.720,0.430)
d_3	(3.404,0.580,0.470)	(4.076,0.720,0.430)	(4.076,0.720,0.430)	(5.000,0.790,0.400)	(3.404,0.580,0.470)
d_4	(4.076,0.720,0.430)	(3.404,0.580,0.470)	(3.404,0.580,0.470)	(4.076,0.720,0.430)	(4.076,0.720,0.430)
d_5	(4.076,0.720,0.430)	(3.404,0.580,0.470)	(3.404,0.580,0.470)	(5.000,0.790,0.400)	(5.000,0.790,0.400)

表 3-5 方案 3 的风险属性表

P_3	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5
d_1	(3.734,0.720,0.430)	(5.000,0.790,0.4000)	(4.076,0.720,0.430)	(4.076,0.720,0.430)	(5.000,0.790,0.400)
d_2	(3.734,0.720,0.430)	(5.000,0.790,0.400)	(4.076,0.720,0.430)	(3.404,0.580,0.470)	(4.076,0.720,0.430)
d_3	(5.000,0.790,0.400)	(3.734,0.720,0.430)	(5.000,0.790,0.400)	(5.000,0.790,0.400)	(4.076,0.720,0.430)
d_4	(3.734,0.720,0.430)	(5.000,0.790,0.400)	(5.000,0.790,0.400)	(4.076,0.720,0.430)	(5.000,0.790,0.400)
d_5	(5.000,0.790,0.400)	(5.000,0.790,0.400)	(4.076,0.720,0.430)	(4.076,0.720,0.430)	(5.000,0.790,0.400)

步骤 2 本案例中考虑了 5 个属性,各属性的权重为 $\omega = (0.2, 0.2, 0.2, 0.2, 0.2)$, 根据公式 (3.6) ~ (3.8) 得到方案 A 中属性 P 的群体云评价如下表所示:

表 3-6 聚集专家的云评价

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5
P_1	(4.446,0.748,0.418)	(4.126,0.706,0.432)	(4.815,0.776,0.406)	(3.673,0.636,0.454)	(4.177,0.748,0.418)
P_2	(3.942,0.692,0.438)	(3.673,0.636,0.454)	(3.538,0.608,0.462)	(4.630,0.762,0.412)	(4.126,0.706,0.432)
P_3	(4.240,0.748,0.418)	(4.747,0.776,0.406)	(4.446,0.748,0.418)	(4.126,0.706,0.432)	(4.630,0.762,0.412)

步骤 3 计算属性 A_i 的最优云

$$C^+ (\max Ex, \min En, \min He),$$

和最劣云

$$C^- (\min Ex, \max En, \max He).$$

根据公式 (10)、(11) 和综合相似度公式:

$$S_{ij}^* = 1 - \frac{S_{ij}^-}{S_{ij}^+ + S_{ij}^-}.$$

得到方案 P_i 中属性 A_i 的综合相似度, S_{ij}^- 为 C_i 与 C^- 的相似度, S_{ij}^+ 为 C_i 与 C^+ 的相似度。如下表所示:

表 3-7 各属性的综合相似度

	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5
P_1	0.5180	0.4907	0.5497	0.4525	0.4915
P_2	0.4737	0.4525	0.4419	0.5348	0.4907
P_3	0.4978	0.5535	0.5180	0.4907	0.5349

步骤 4 计算方案 A_i 的总相似度: $S_1=0.5005, S_2=0.4787, S_3=0.5190$ 。因此, 方案排序为 $P_3 \succ P_1 \succ P_2$, 由此得出最优方案为 P_3 。

3.4 本章小结

文章在现有结合距离测度的云模型相似度研究上, 引入了基于云模型期望曲线和含熵期望曲线的 **Manhattan** 距离, 该方法可以解决属性权重完全未知的语言型多属性决策问题, 将该方法和已得到验证的相似度方法分别对相同的四朵云进行相似度计算, 经检验, 基于 **Manhattan** 距离的云相似度计算方法是可行且有效的。然后, 根据计算结果可知: 本文的方法具有计算过程简便、可操作性强、区分度高。通过为决策者挑选出最佳方案的实例可知, 所提的方法有效地节约了计算成本。未来进一步研究的工作将根据主客观因素协调各属性赋权, 考虑各属性的权重平均分配的合理性。

第4章 基于云模型的时间序列相似性度量

第三章具体地介绍了云模型的相似性度量方法。在第三章的基础上,本章将云模型应用于时间序列相似性度量中,根据云模型能够整合随机性和模糊性的优势,将其运用到时间序列数据中,完成实例的计算并实现数据的预测。时间序列是一类数据值的集合,该数据按照时间间隔具有一定规律性的排列。生活中到处覆盖时间序列的数据,最常见的就是气温的变化值、股票的涨跌幅度、商场某件商品每年的销售额等。如果想要预测未来某一天的最高气温,我们就可以根据前几年每一天最高气温值,通过计算得到未来的最高气温,这个过程就是实现时间序列预测。通过利用大量的历史数据,挖掘其中有价值的潜在信息,并对这些信息进行再利用,通过事物之间所具备的特殊联系,来推测事物的发展变化规律。因此,时间序列的数据挖掘成为科学研究的一个热点课题。

4.1 预备知识

4.1.1 时间序列表示方法

时间序列数据具有趋势性、周期性、随机性、综合性等特点,通常其挖掘的对象一般都是高维的数据序列,普通的采样方法会因为数据不稳定、更新速度快等干扰因素,导致记录的时间序列数据准确率下降。因此,目前已经存在一些较为成熟的数据降维方法,也就是时间序列模式,主要有以下几种:

(1) 奇异值表示法

奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)是一种常见的数据降维方法^[52,53]。其基本思想是利用分解的方式将 n 维的时间序列分解为 m 维时间序列,与其他时间序列模式不同的是, SVD 是对整个数据库进行拟合,提取和变换后得到的数据比原始数据计算的结果误差更小。但是,每当数据库中的数据增加或者减少一系列时间数据,所有的结果都要重新计算,这种无法改变的缺点使得研究者需要付出更多的精力来检验计算结果。因此,该方法计算量大且繁杂,很多场合下并不适用。

(2) 频域表示法

频域表示法^[54]的基本思想是将时间序列中的序列点看作信息,信号频域分析是采用离散傅里叶(Discrete Fourier Transformation, DFT)变换将时域信号变

换为频域信号，从而帮助人们换一种角度了解信号的特征。通过分析频域图谱，可以了解时间序列数据的主要特征。该原理是将时间序列看做一种离散信号，提取信号中的能够反映时间序列全局特征的主要频率，这样可以在压缩数据的同时保留原始数据的主要特征，实现降维的目的。

(3) 分段线性表示法

分段线性表示法^[55] (Piecewise Linear Representation, PLR) 的内涵是依靠一定数量的线段，通过将这些线段的首尾端点相互连接来近似表示原始序列，线段数量越多，线段的平均长度就越短，线段数量越少，线段的平均长度就越长。该方法能够去除一些噪声点，将原始数据进行过滤和压缩，得到的新数据点可以合理保留原序列中的少量突变点，这样拟合出来的序列既在形态上保留了原序列的特点，又能体现出时间序列长期内的曲线变化趋势。

4.1.2 时间序列相似性度量

时间序列的相似性度量就是计算两条时间序列之间的相似性，是进行时间序列数据挖掘的基础。目前，在阅读文献的网站上，能够查阅到很多与时间序列相似性度量方法有关的文献，欧几里得距离^[56]和动态时间弯曲^[57]是目前应用最为广泛的两种方法。

(1) 欧几里得距离

定义 4-1 给定两条 n 维的时间序列 $P=\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 和 $Q=\{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ ，则两条时间序列的欧几里得距离定义为^[58]：

$$D(P, Q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2}.$$

欧几里得距离方法计算简单，容易操作，因此在实际生活中应用广泛。但是，该方法要求两条时间序列的长度保持一致，对时间轴的变化比较敏感。时间序列表述的是一类十分繁琐的数据对象，通常容易受到噪声的影响发生各种形态上的变化，这种形变通常体现在振幅发生平移、时间轴无规律性伸缩、无法预料的线性漂移等，此时运用欧几里得距离计算相似度，计算得到的结果误差较大。动态时间弯曲算法，可以很好地解决上面存在的一些问题。

(2) 动态时间弯曲

动态时间规整^[59] (Dynamic Time Warping, DTW) 距离可以通过最小代价的

时间弯曲路径进行对齐匹配，而且 DTW 距离不要求两个序列的长度相同，序列的值可以一对多或多对一。DTW 距离的定义如下^[54,60]：

定义 4-2 给定两条时间序列 $A = (a_1, a_2, \dots, a_m)$ 和 $B = (b_1, b_2, \dots, b_n)$ ，长度分别为 m, n 。根据它们的序列位置，构造一个 $m \times n$ 矩阵，其中矩阵中的第 i 行，第 j 列元素表示之间的距离，即 a_i, b_j 之间的距离 $d(a_i, b_j) = \sqrt{(a_i - b_j)^2}$ 。构造累计距离为：

$$D(i, j) = d(a_i, b_j) + \min \{D(i-1, j), D(i, j-1), D(i-1, j-1)\}.$$

其中， $2 \leq i \leq m, 2 \leq j \leq n$ ，初始条件 $D(1, 1) = d(a_1, b_1)$ 。则这两条时间序列之间的 DTW 距离为两个序列结束点的距离 $D(m, n)$ 。

由上可知，DTW 距离除了能够体现相似性以外，更令人欣慰的是它还可以弥补欧几里得距离计算上造成的缺陷，但是计算过程更复杂。下图为两个距离对时间序列扭曲路径的可视化。

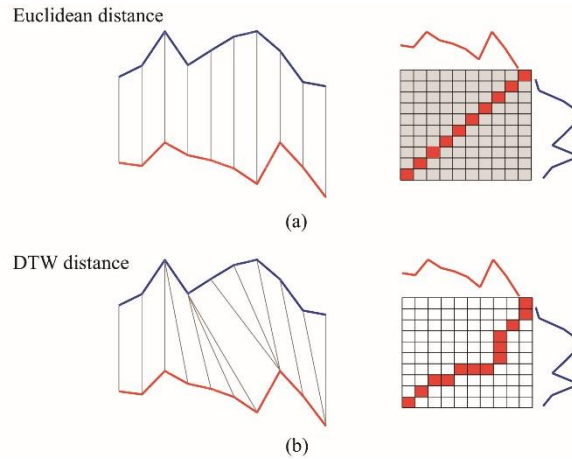


图 4-1 扭曲路径的可视化 ((a) 一对一点匹配的欧几里德距离，扭曲路径严格为对角线)；
(b) 具有一对多点匹配的无约束 DTW，扭曲路径可以单调前进通过距离矩阵的任何单元。)

4.2 基于云模型的时间序列相似性度量方法

基于以上对两条时间序列距离算法分析以及第二章云模型的基础理论，本文将云模型与时间序列相似性度量分析结合在一起，提出了基于云模型的时间序列相似性度量方法。该方法的主要步骤如下^[61]：

步骤 1 制定时间序列分割方案。给定一条长度为 n 的时间序列 $T = t_1, t_2, \dots, t_n$ ，

将这条时间序列分割成 m 个子序列（ m 取值为 3-10），前 $m-1$ 个子序列长度 l_f 取 n/m 的下取整，则最后一个子序列的长度为 $l_s = n - l_f * (m-1)$ 。

步骤 2 定义子序列的概要信息。时间序列 $T = t_1, t_2, \dots, t_n$ ，由步骤 1 分割成 m 段子序列，每个子序列的长度分别为 $s_1, s_2, \dots, s_m$ ，($s_i = l_f$ ($1 \leq i \leq m-1$), $s_m = l_s$)，则 $T_{s_1} = (t_{11}, t_{12}, \dots, t_{1s_1})$ ， $T_{s_2} = (t_{21}, t_{22}, \dots, t_{2s_2})$ ， $T_{s_m} = (t_{m1}, t_{m2}, \dots, t_{ms_m})$ ，各子序列的概要

信息定义为 $T_{p_k} = \frac{\sum_{i=1}^{s_k} t_{k_i} / s_k}{\sum_{i=1}^d t_i / n}$, ($1 \leq k \leq m$)。

步骤 3 时间序列的特征向量。根据步骤 1~2，通过逆向云算法计算出时间序列的三个云模型特征参数，则该时间序列的特征向量为 $T_f = (Ex, En, He, T_{p_1}, \dots, T_{p_m})$ ，然后对 Ex, En, He 做归一化处理。

步骤 4 计算特征距离。根据时间序列的特征向量 $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)$ ，

$T = (t_1, t_2, \dots, t_n)$ ，则特征距离表示为： $sim(S, T) = \frac{\sum_{i=1}^n s_i \times t_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n s_i^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n t_i^2}}$ 。特征距离越

小说明相似度越大，与目标值越接近。

4.3 应用案例

从中国经济社会大数据研究平台中，选取 1999-2022 年安徽省 16 个市级 GDP 数据并对其进行分析，分别对安徽省与全国 GDP 比较，市级 GDP 与全国 GDP 比较，来验证本文模型的可靠性。

通过步骤 1 将维数为 24 的时间序列分割成 6 段，前 $m-1$ 个子序列长度 $l_f=4$ ，最后一个子序列的长度 $l_s=4$ 。然后将时间序列数据做归一化处理得到 6 段子序列如下表所示：

表 4-4 中国及安徽省各市 GDP 值子序列

	子序列 s_1	子序列 s_2	子序列 s_3	子序列 s_4	子序列 s_5	子序列 s_6
安徽省	0.189794	0.311920	0.566132	1.075390	1.492819	2.363946
中国	0.206535	0.344377	0.659399	1.106699	1.554414	2.128576
合肥市	0.082724	0.178167	0.463153	1.053728	1.682213	2.540013
芜湖市	0.125563	0.220838	0.521154	1.148216	1.629894	2.354335
蚌埠市	0.189424	0.296950	0.554694	1.086393	1.722303	2.150236
淮南市	0.222058	0.407848	0.783349	1.230223	1.436488	1.920033
马鞍山市	0.165114	0.354434	0.678479	1.156259	1.502075	2.143639
淮北市	0.191813	0.327872	0.645662	1.191428	1.563414	2.079812
铜陵市	0.162334	0.328288	0.652244	1.216646	1.614119	2.026370
安庆市	0.220966	0.342890	0.635237	1.123618	1.534690	2.142599
黄山市	0.220135	0.370644	0.621854	1.078610	1.526402	2.182354
滁州市	0.198688	0.257713	0.451775	1.001250	1.657424	2.433150
阜阳市	0.208033	0.254348	0.507791	1.071234	1.619391	2.339203
宿州市	0.205072	0.319785	0.561707	1.052370	1.613872	2.247193
六安市	0.213867	0.323923	0.582237	1.107988	1.542210	2.229774
亳州市	0.180445	0.309428	0.569421	1.054361	1.570971	2.315372
池州市	0.153081	0.261143	0.577636	1.113892	1.598997	2.295252
宣城市	0.207511	0.304123	0.561959	1.105802	1.560740	2.259866

根据步骤 2 和步骤 3，将特征向量中的 Ex, En, He 做归一化处理得到云模型的三个特征值如下：

全国： $Ex = 512534.6, En = 1.3E + 11, He = 514185.4$ ，

安徽省： $Ex = 17322.61, En = 1.83E + 8, He = 18788.23$ ，

合肥市： $Ex = 4212.75, En = 14833887, He = 5426.481$ ，

芜湖市： $Ex = 1710.221, En = 2031252, He = 2041.847$ ，

蚌埠市： $Ex = 934.2779, En = 500607.4, He = 1038.336$ ，

淮南市： $Ex = 727.4615, En = 199411, He = 642.9755$ ，

马鞍山市： $Ex = 1066.913, En = 574475, He = 1070.914$ ，

淮北市： $Ex = 567.6969, En = 159378.6, He = 580.1602$ ，

铜陵市： $Ex = 534.225, En = 141555, He = 552.6433$ ，

安庆市： $Ex = 1195.844, En = 711952.1, He = 1203.214$ 。

由步骤 4 分别得到各市 GDP 与安徽省 GDP 的特征距离, 各市 GDP 与全国 GDP 的特征距离如下表所示:

表 4-5 安徽省与各市的特征距离

合肥	芜湖	蚌埠	淮南	马鞍山	淮北	铜陵	安庆
0.996417	0.998135	0.994652	0.986671	0.99662	0.994748	0.991923	0.997235
黄山	滁州	阜阳	宿州	六安	亳州	池州	宣城
0.998133	0.997538	0.998687	0.998381	0.998853	0.999403	0.998742	0.999044

表 4-6 全国与各市的特征距离

合肥	芜湖	蚌埠	淮南	马鞍山	淮北	铜陵	安庆
0.856719	0.860564	0.861594	0.859246	0.863053	0.862727	0.861826	0.863393
黄山	滁州	阜阳	宿州	六安	亳州	池州	宣城
0.862849	0.857735	0.860612	0.862181	0.862639	0.861575	0.861669	0.862222

由表 4-2、表 4-3 可知, 每个市的特征距离都很接近, 并且没有明显的变化幅度, 说明转换成云模型的时间序列数据更加稳定, 拟合效果更好。表 4-3 反映了 1999-2022 年合肥市 GDP 与中国总体 GDP 特征距离最小, 说明近些年, 合肥市经济发展迅速, 发展前景十分广阔。为了更加直观地看出特征距离反映的实际情况, 绘制折线图如下:

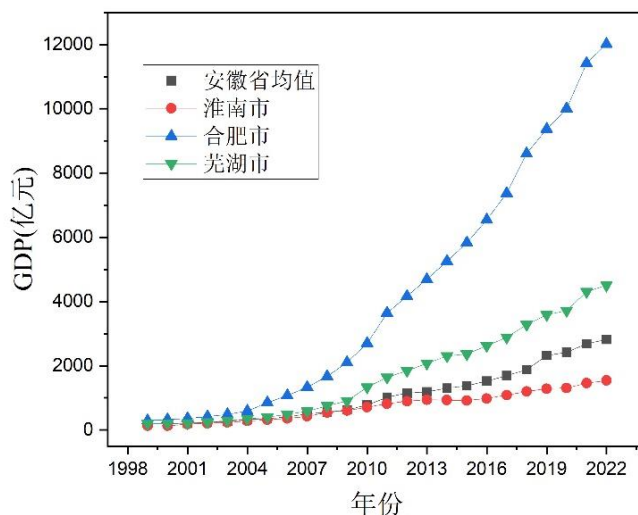


图 4-2 合肥市，芜湖市及淮南市 GDP 折线图

由图可知, 合肥凭借强大的经济实力稳居安徽省第一, 芜湖紧随其后排名第二, 并且近二十几年的两市的 GDP 值都稳步上升, 合肥经济发展更加迅速。模型计算出来的结果符合实际, 合肥作为省会城市, 表现出了强大的经济实力, 同样该模型也能预测, 合肥 GDP 在 2022 年后依旧处于上升趋势。

4.4 本章小结

本研究通过对 1999-2022 年安徽省的 GDP 时间序列数据进行大量拟合实验,传统时间序列模型在拟合非线性关系方面表现较弱,并且无法考虑到许多外部因素的影响,为了提高传统模型的预测精度,本文将云模型与时间序列结合在一起,利用云模型的熵来转换各个子序列的数据稳定性,得到较为准确的结果。该方法计算简单,预测效果好,为处理时间序列数据提供了新思路。

第 5 章 基于云模型理论的供应链金融风险评价

第五章是本文的核心部分，采用文献调研与内容分析法，结合 CiteSpace 知识图谱可视方法梳理多维云模型近二十年来的研究成果，并展望多维云模型的理论与应用前景。自然社会中，人类的思维复杂多变，毫无规律，决策环境充满越来越多不确定的因素影响，因此，自然语言的处理已成为人工智能中最难解决的问题之一。李德毅基于概率论和模糊数学，提出了云模型理论。通过期望、熵和超熵三个数字特征构建正态分布，达到定性概念与定量表示之间相互转换的目的。尽管处理不确定语言变量中模糊和随机不确定性问题，已有多种理论与方法涌现，但是面临多指标多维度的应用场景，如图像分割、数据挖掘、预测、综合评价以及多方法耦合理论等有待深入研究。未来，多维云模型的研究需拓展算法的改进与优化，重视理论与应用领域结合。

5.1 基于 CiteSpace 的云模型文献计量

云模型是描述客观事物不确定性的认知模型，已广泛应用于具有模糊性和随机性问题的定性概念。实际问题中很多概念需通过多个指标来描述，即多属性多维度问题。云模型在传统的计算案例中，一旦评价指标数目增加、样本数目繁琐时，都会导致计算结果复杂，于是出现计算结果误差变大的现象，为了解决此类问题，可以考虑采用多维云模型^[62]。

通过中国知网（CNKI）数据库，以“多维云模型”作为主题词，共检索有效中文期刊 68 篇；在“Web of Science”数据库中，以“multi-dimensional cloud model”为主题词，检索有效英文文献 215 篇（参见图 5-1）。知网有关多维云模型的文献自 2005 年之后开始出现，而“Web of Science”上首次出现“多维云”主题词在 2009 年之后。2011 年至今，多维云模型的研究热度呈上升趋势，尤其是 2021 年发文量达到峰值。

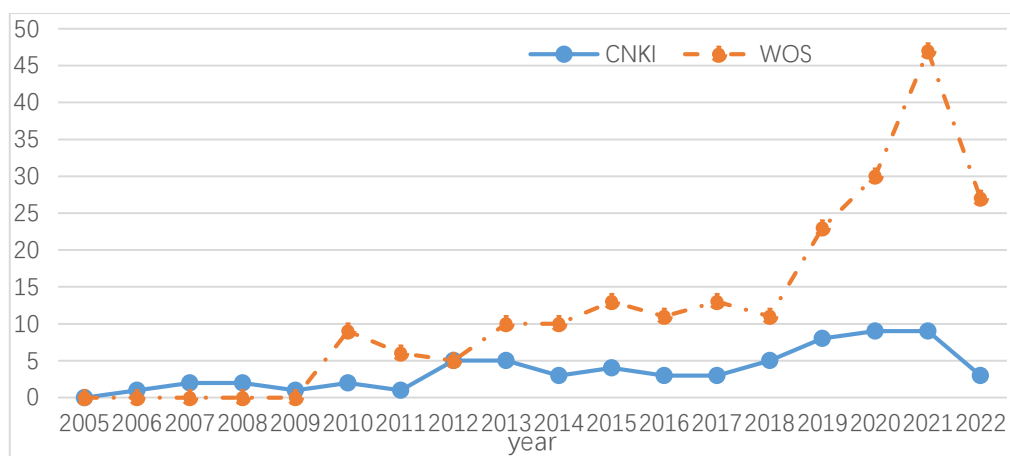


图 5-1 CNKI、Web of Science 的发文量（2005-2022）

本文采用 CiteSpace 可视化方法呈现多维云模型的研究结构、规律和分布特征。CiteSpace 信息可视化软件能够呈现出某个科学领域在未来发展中所处的新动态，以可视化形式绘制文献作者合作分析图、研究机构合作分析图、文献关键词共现分析图等，通过图中节点大小、数量以及节点之间连线密度来分析本领域当前研究的热点问题，以及未来研究发展的趋势^[63]。关键词顾名思义是指能够代表文章核心内容，具有总结性质和实质意义的自然语言词汇。阅读文献首先定位到关键词部分可以获悉文章主题、研究对象、研究方法等，同样，检索关键词能实现论文信息的查找及汇总。于是，在 CiteSpace 中将节点信息设置为关键词并绘制可视化图谱；其次，通过一系列直观的知识图谱，展现多维云模型在国外研究中的热点关键词及其演进方向。Web of Science (WoS) 中有关多维云模型的关键词共现分析图（参见图 5-2），错综复杂的实线汇集在一起形成的圆点（节点），表示文献中出现的关键词多少。圆点越大说明该关键词出现的频率越高；而连接圆点之间的实线的粗细表示关键词之间的联系强度，实线越粗，表示关键词出现在同一篇文章的强度越大^[64]。

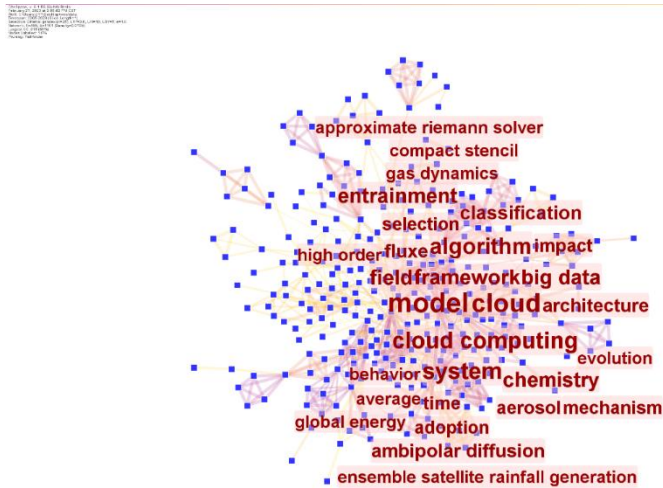


图 5-2 多维云模型 ((WoS)) 关键词共现图

从图 5-2 可以看出,关于决策模型的专业术语“云模型”、“云计算”、“多维”、“多维云”、“数据挖掘”等关键词以“云模型”为中心,向四周扩散形成网状,每一个小网通过结点之间相互联系,再由这些中心节点延伸至“多维模型”、“多维云”、“隶属度”组成的其他“小团体”,借助节点之间的联系组成一个具有一定关系的“整体”。而图 2 表明,“cloud model”、“field framework”、“big data”、“cloud computing”、“algorithm”等关键词的圆点明显大于其他关键词的圆点,说明这些关键词出现的次数相对频繁,另外,词汇之间连接的网络错综复杂,说明联系越紧密,由此得出这些词属于当前云模型研究领域中的热点词汇。接着,对 WoS 数据库获得的文献进行关键词聚类分析,可以直观地展现多维云模型的聚合情况。

表 5-1 关键词聚类情形

Cluster number	Cluster size	Tag word (Select the first five)
0	45	edge computing; cloud computing; deep reinforcement; resource allocation; wireless communication
1	40	cloud computing; hypervisor-based intrusion detection; change detection; multistage attacks; cloud security monitoring computational modeling
2	31	machine learning; time convolution network; hidden markov models; feature extraction; time series cloud model
3	31	artificial intelligence; data models; task analysis; smart grids; deep reinforcement model
4	25	diagnosis; cancer; texture classification; image analysis; algorithm compact stencil
5	24	cloud; molecule; abundance; temperature; hydrogen chloride air mass history; biogenic sources; water-soluble organic matter; multidimensional
6	23	stoichiometric constraint classification; hill cap cloud experiment hill cap cloud experiment deep neural network; stress prediction; smart health; hypertension
7	22	attack; connected health mining excavations
8	22	supernova remnants; shock waves; n-body simulations; star formation; data analysis data analysis
9	17	cumulus cloud; independent pixel; shallow; sensitivity; fluxe cloud microphysics spatial analysis; dispersal assembly; tropical forest; recruitment
10	14	strategies; biodiversity maintenance multidimensional compressible flow
13	10	atmospheric sulfuric acid; galactic cosmic ray; particle formation; nucleation; climate
15	9	crystalline rock; system; connectivity; tracer transport; behavior multidimensional compressible flow
18	6	photogrammetry; structural geology; neotectonics; 3d surface modelling; structure-from-motion

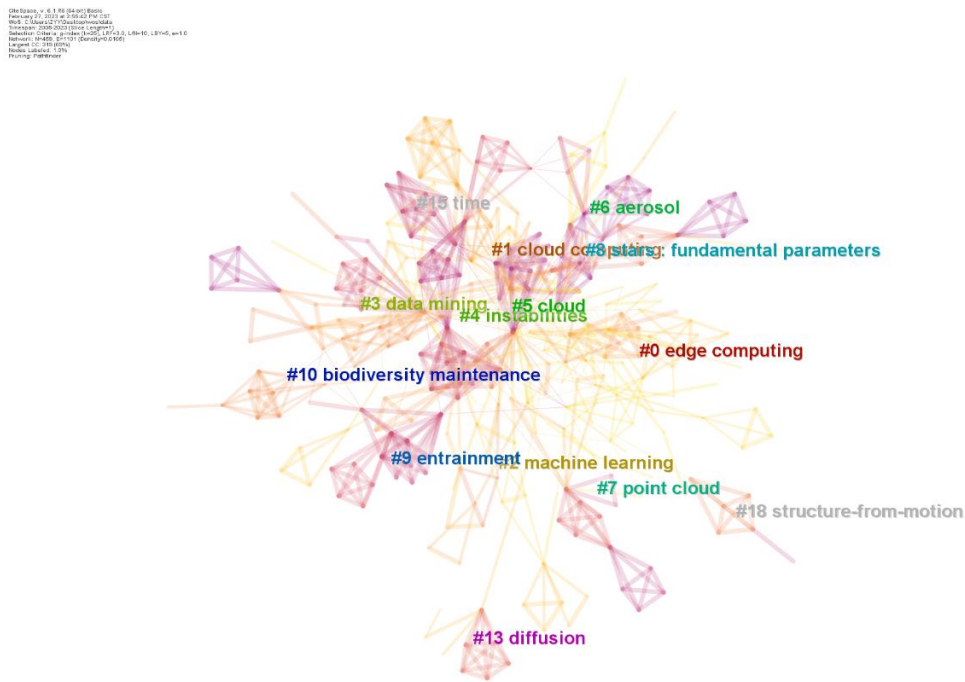


图 5-3 多维云模型关键词聚类图

由图 5-3 可知，WoS 数据库中挖掘出的关键词被聚为多个簇，每个簇分别描述了多维云模型在 2005 年至 2022 年期间的主要研究方向。

根据上述可视化图谱分析，国外研究主要将云模型引入气象预测领域，提出了一种新的方法来构建持续晴朗至多云的行星模型。这一方法突破了传统仅依赖光谱检测和偏振测量的局限，使得云模型能够有效挖掘气象区域的部分信息。将云模型与二型模糊相结合，用于处理图像分割问题，将数据信息表示为离散的云模型。在 Web 服务领域，云模型已被广泛应用于构建分布式云应用程序，提出了一种有效的服务质量感知方法。综上，云模型除了应用于生活安全的测评外，也将其投入科技研发当中促进社会进步。基于模糊数学和概率论的多维云模型在自然语言处理、数据挖掘、决策分析、智能控制、图像处理等方面得到了广泛的应用。

5.2 供应链金融风险评价模型

5.2.1 专家打分法

专家打分法^[65]是通过语言描述评价指标等级的常用方法，该方法的思想主要体现了定性指标量化的过程。首先，通过咨询寻找一定数量的相关领域的

专家。然后大多数采用问卷调查的方法，给每一位专家匿名发送问卷来采集意见。随即对所收集的意见进行整理、分析和计算。专家打分法反映了多位专家的主观判断，常适用于技术难以解决的指标评价问题，该方法主观性强，计算方法简便，具体操作步骤如下：

步骤 1 根据被调查对象，在相关领域选择一定数量的专家

步骤 2 选择指标，确定问卷的内容并给出合理的评分标准

步骤 3 向专家提供资料及评分准则

步骤 4 收纳总结专家提交的问卷，整理统计结果

步骤 5 将结果转换成数据用于计算

步骤 6 由实验结果分析得出最后结论

5.2.2 熵权法

(1) 熵权法是在没有专家权重的情况下，为了减少主观因素的影响，根据各指标的变异程度利用信息熵计算各指标的熵权，通过评价值构成的判断矩阵来确定评价指标的权重^[66]。

(2) 步骤

根据指标数据的分散程度，通过信息熵来确定指标的熵权，并通过修正熵权，获得更客观的权重。设有 n 评价样本， x_{ij} 表示评价样本 $R_i, (i=1, 2, \dots, n)$ 关于评价指标 $I_j, (j=1, 2, \dots, m)$ 的评价值，原始数据矩阵记为 $(x_{ij})_{m \times n}$ ，其确定各项指标权重的步骤如下：

步骤 1 数据的标准化处理

$$p_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}}, (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n).$$

步骤 2 计算各项指标的信息熵：

$$e_j = -\frac{1}{\ln(n)} \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln(p_{ij}), j=1, 2, \dots, m.$$

步骤 3 计算指标权重：

$$W_j^o = \frac{1 - e_j}{m - \sum_{j=1}^n e_j}, (j=1, 2, \dots, m),$$

其中, e_j 称作评价指标 I_j 的熵值, W_j 称作评价指标 I_j 的权重, $W^o = (W_1^o, W_2^o, \dots, W_m^o)$ 。

5.3 应用案例

5.3.1 指标体系构建

构成供应链金融风险的因素有很多, 最常见的有环境的原因和人为造成的影响, 在这两种因素的干扰下, 社会中很多行业的利益都会受到不同程度的损害。本章通过对 QR 公司供应链金融运营实际情况的调查, 遵循科学性、可行性、代表性原则选取了融资申请企业资质、核心企业资质、企业资产状况、宏观及行业风险和供应链风险五个一级指标构成。

5.3.2 数据来源

本案例采取专家打分法, 分别邀请汽车行业、金融行业知识和经验丰富的 10 位专家对以上 20 个指标进行重要度评价。打分标准采取五分制原则, $[0,1)$ 表示非常低, $[1,2)$ 表示低, $[2,3)$ 表示中等, $[3,4)$ 表示高, $[4,5]$ 表示非常高。各专家评分结果如下表 5-3 所示。

根据 10 位专家对 QR 供应链金融的指标打分情况, $[a_{ij}^-, a_{ij}^+]$ 为第 i 个方案给第 j 个指标的打分结果, 并对其进行规范化处理:

(1) 效益型:

$$b_{ij}^- = a_{ij}^- / \sqrt{\sum_{i=1}^m a_{ij}^+}, j=1, 2, \dots, n.$$

$$b_{ij}^+ = a_{ij}^+ / \sqrt{\sum_{i=1}^m a_{ij}^-}, j=1, 2, \dots, n.$$

(2) 成本型:

$$b_{ij}^- = (1 / a_{ij}^+) / \left(\sqrt{\sum_{i=1}^m (1 / a_{ij}^-)^2} \right), j=1, 2, \dots, n.$$

$$b_{ij}^+ = (1/a_{ij}^-) / \left(\sqrt{\sum_{i=1}^m (1/a_{ij}^+)^2} \right), j = 1, 2, \dots, n.$$

(3) 向量变换方法

$$[b_{ij}^-, b_{ij}^+] = \frac{[a_{ij}^-, a_{ij}^+]}{\|A\|}, i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n.$$

$\|A\| = \max_{1 \leq i \leq m} (\max_{1 \leq j \leq n} (|a_{ij}^-|, |a_{ij}^+|))$, $\|A\|$ 为区间数列向量范数。根据上述公式对表 5-3

中的初始矩阵规范化, 将决策矩阵的列向量的范数分别记为 A_j , 得到的规范化矩阵如下表 5-4 所示:

表 5-2 供应链金融风险指标体系

一级指标	二级指标	指标描述
融资申请企业资质(U_1)	企业素质(U_{11})	根据管理者个人信用记录以及财务信息质量进行评分
	经营能力(U_{12})	根据总资产报酬率=息税前利润/[$(\text{期初资产总额}+\text{期末资产总额})/2$]进行评分
	偿债能力(U_{13})	根据流动比率=流动资产/流动负债进行评分
	盈利能力(U_{14})	根据销售利润率=销售利润/销售收入进行评分
	货源组织能力(U_{15})	根据运输企业组织货物流量、货物流向的能力进行评分
	财务披露状况(U_{16})	根据企业对外发布的财务状况、经营绩效和发展前景进行评分
核心企业资质(U_2)	核心企业的信用等级(U_{21})	在银行的信用级别
	核心企业的行业地位(U_{22})	所在行业集中、垄断、周期特点
	资产负债率(U_{23})	根据资产负债率=负债总额/资产总额进行评分
	应付账款占净资产比例(U_{24})	根据企业资金的使用效率进行评分
企业资产状况(U_3)	质物特征(U_{31})	根据质物流动性、转换成现金能力进行评分
	应收账款特征(U_{32})	根据企业销售质量的高低、企业回笼资金的快慢进行评分
宏观及行业风险(U_4)	利率风险(U_{41})	根据利率水平的高低进行评分
	汇率风险(U_{42})	根据人民币的升贬值情况进行评分
	政策制度风险(U_{43})	根据政策制度的完善程度来进行评分
供应链风险(U_5)	供应链管理水 平(U_{51})	违约次数/总交易次数
	供应链协作水 平(U_{52})	结合行业平均次数
	供应链金融竞 争强度(U_{53})	根据开展线上业务的能力进行评分

表 5-3 供应链金融风险指标专家评分数据

专 家	U_1						U_2			
	U_{11}	U_{12}	U_{13}	U_{14}	U_{15}	U_{16}	U_{21}	U_{22}	U_{23}	U_{24}
x_1	[1,1]	[1,2]	[1,2]	[4,4]	[3,3]	[3,4]	[3,3]	[3,3]	[2,3]	[2,2]
x_2	[1,2]	[2,3]	[1,2]	[4,5]	[2,3]	[3,3]	[2,3]	[4,4]	[3,3]	[2,3]
x_3	[1,2]	[2,2]	[2,3]	[3,4]	[3,4]	[4,4]	[3,4]	[3,4]	[3,4]	[2,2]
x_4	[1,1]	[2,3]	[2,3]	[3,3]	[4,4]	[2,3]	[3,3]	[3,4]	[2,3]	[1,2]
x_5	[2,2]	[2,2]	[3,3]	[3,4]	[3,4]	[2,2]	[3,4]	[4,4]	[2,2]	[3,3]
x_6	[1,2]	[1,1]	[2,3]	[4,4]	[2,3]	[2,3]	[2,3]	[3,3]	[3,4]	[2,3]
x_7	[2,2]	[3,3]	[2,3]	[4,5]	[3,3]	[3,3]	[3,4]	[2,3]	[2,3]	[3,4]
x_8	[2,3]	[1,2]	[1,2]	[3,4]	[3,4]	[3,4]	[2,3]	[3,4]	[3,3]	[3,3]
x_9	[2,3]	[2,3]	[3,3]	[3,4]	[3,4]	[3,3]	[3,3]	[2,3]	[4,4]	[3,4]
x_{10}	[1,1]	[2,2]	[2,2]	[3,3]	[4,4]	[3,4]	[2,3]	[3,4]	[3,4]	[2,2]

续表 5-3 供应链金融风险指标专家评分数据

专 家	U_3		U_4			U_5		
	U_{31}	U_{32}	U_{41}	U_{42}	U_{43}	U_{51}	U_{52}	U_{53}
x_1	[1,1]	[2,2]	[1,1]	[0,1]	[2,2]	[1,3]	[2,3]	[4,4]
x_2	[1,2]	[2,3]	[1,2]	[1,2]	[2,3]	[2,3]	[2,2]	[4,5]
x_3	[2,2]	[1,2]	[1,1]	[1,2]	[1,2]	[3,3]	[1,2]	[3,4]
x_4	[1,2]	[2,2]	[0,1]	[1,1]	[1,2]	[2,3]	[3,3]	[3,3]
x_5	[1,1]	[2,3]	[1,2]	[0,1]	[2,3]	[1,2]	[2,3]	[3,4]
x_6	[1,2]	[2,2]	[1,1]	[0,1]	[1,1]	[3,4]	[2,2]	[4,4]
x_7	[2,3]	[1,2]	[0,1]	[1,1]	[2,3]	[2,3]	[2,3]	[4,5]
x_8	[2,2]	[1,2]	[1,1]	[1,2]	[1,1]	[2,2]	[3,4]	[3,4]
x_9	[1,2]	[2,2]	[1,2]	[1,1]	[1,1]	[2,3]	[2,3]	[3,4]
x_{10}	[2,2]	[2,3]	[1,1]	[0,1]	[1,2]	[2,3]	[2,2]	[3,3]

表 5-4 决策信息规范化矩阵

专 家	U_{11}	U_{12}	U_{13}	U_{14}	U_{15}	U_{16}	U_{21}	U_{22}	U_{23}
x_1	[0.1258, 0.1580]	[0.0775, 0.2033]	[0.0398, 0.1402]	[0.0625, 0.0737]	[0.0731, 0.0916]	[0.0512, 0.0810]	[0.0646, 0.0849]	[0.0731, 0.0916]	[0.0470, 0.0855]
x_2	[0.0629, 0.1580]	[0.0517, 0.1016]	[0.0398, 0.1042]	[0.0625, 0.0921]	[0.0731, 0.1374]	[0.0683, 0.0810]	[0.0646, 0.1273]	[0.0548, 0.0687]	[0.0706, 0.0855]
x_3	[0.0629, 0.1580]	[0.0775, 0.1016]	[0.0796, 0.1563]	[0.0468, 0.0737]	[0.0548, 0.0916]	[0.0512, 0.0610]	[0.0484, 0.0849]	[0.0548, 0.0916]	[0.0706, 0.1140]
x_4	[0.1258, 0.1580]	[0.0517, 0.1016]	[0.0796, 0.1563]	[0.0468, 0.0552]	[0.0548, 0.0687]	[0.0683, 0.1213]	[0.0646, 0.0849]	[0.0548, 0.0916]	[0.0470, 0.0855]
x_5	[0.0629, 0.0790]	[0.0775, 0.1016]	[0.1195, 0.1563]	[0.0468, 0.0737]	[0.0548, 0.0916]	[0.1025, 0.1213]	[0.0484, 0.0849]	[0.0548, 0.0687]	[0.0470, 0.0570]
x_6	[0.0629, 0.1580]	[0.1550, 0.2033]	[0.0796, 0.1563]	[0.0625, 0.0737]	[0.0731, 0.1374]	[0.0683, 0.1213]	[0.0646, 0.1273]	[0.0731, 0.0916]	[0.0706, 0.1140]
x_7	[0.0629, 0.0790]	[0.0517, 0.0678]	[0.0796, 0.1563]	[0.0625, 0.0921]	[0.0731, 0.0916]	[0.0683, 0.0810]	[0.0484, 0.0849]	[0.0731, 0.1373]	[0.0470, 0.0855]
x_8	[0.0629, 0.0790]	[0.0775, 0.2033]	[0.0398, 0.1042]	[0.0468, 0.0737]	[0.0548, 0.0916]	[0.0512, 0.0810]	[0.0646, 0.1273]	[0.0548, 0.0916]	[0.0706, 0.0855]
x_9	[0.0419, 0.0790]	[0.0517, 0.1016]	[0.1195, 0.1563]	[0.0468, 0.0737]	[0.0548, 0.0916]	[0.0683, 0.0810]	[0.0646, 0.0849]	[0.0731, 0.1373]	[0.0941, 0.1140]
x_{10}	[0.1258, 0.1580]	[0.0775, 0.1016]	[0.0796, 0.1042]	[0.0468, 0.0552]	[0.0548, 0.0687]	[0.0512, 0.0810]	[0.0646, 0.1273]	[0.0548, 0.0916]	[0.0706, 0.1140]

续表 5-4 决策信息规范化矩阵

专家	U_{24}	U_{31}	U_{32}	U_{41}	U_{42}	U_{43}	U_{51}	U_{52}	U_{53}
x_1	[0.0545, 0.0662]	[0.1258, 0.1701]	[0.0898, 0.1197]	[0.1147, 0.1767]	[0.0000, 0.2041]	[0.0629, 0.0801]	[0.0357, 0.1508]	[0.0570, 0.1093]	[0.0625, 0.0737]
x_2	[0.0545, 0.0993]	[0.0629, 0.1701]	[0.0898, 0.1795]	[0.1147, 0.3534]	[0.1147, 0.4082]	[0.0419, 0.0801]	[0.0715, 0.1508]	[0.0570, 0.0729]	[0.0625, 0.0921]
x_3	[0.0545, 0.0662]	[0.0629, 0.0850]	[0.0449, 0.1197]	[0.1147, 0.1767]	[0.1147, 0.4082]	[0.0629, 0.1603]	[0.1072, 0.1508]	[0.0285, 0.0729]	[0.0469, 0.0737]
x_4	[0.0273, 0.0662]	[0.0629, 0.1701]	[0.0898, 0.1197]	[0.0000, 0.1767]	[0.1147, 0.2041]	[0.0629, 0.1603]	[0.0715, 0.1508]	[0.0855, 0.1093]	[0.0469, 0.0552]
x_5	[0.0818, 0.0993]	[0.1258, 0.1701]	[0.0898, 0.1795]	[0.1147, 0.3534]	[0.0000, 0.2041]	[0.0419, 0.0801]	[0.0357, 0.1006]	[0.0570, 0.1093]	[0.0469, 0.0737]
x_6	[0.0545, 0.0993]	[0.0629, 0.1701]	[0.0898, 0.1197]	[0.1147, 0.1767]	[0.0000, 0.2041]	[0.1258, 0.1603]	[0.1072, 0.2011]	[0.0570, 0.0729]	[0.0625, 0.0737]
x_7	[0.0818, 0.1325]	[0.0419, 0.0850]	[0.0449, 0.1197]	[0.0000, 0.1767]	[0.1146, 0.2041]	[0.0419, 0.0801]	[0.0715, 0.1508]	[0.0570, 0.1093]	[0.0625, 0.0921]
x_8	[0.0818, 0.0993]	[0.0629, 0.0850]	[0.0449, 0.1197]	[0.1147, 0.1767]	[0.1146, 0.4082]	[0.1258, 0.1603]	[0.0715, 0.1006]	[0.0855, 0.1458]	[0.0469, 0.0737]
x_9	[0.0818, 0.1325]	[0.0629, 0.1701]	[0.0898, 0.1197]	[0.1147, 0.3534]	[0.1146, 0.2041]	[0.1258, 0.1603]	[0.0715, 0.1508]	[0.057, 0.1093]	[0.0469, 0.0737]
x_{10}	[0.0545, 0.0662]	[0.0629, 0.0850]	[0.0898, 0.1795]	[0.1147, 0.1767]	[0.0000, 0.2041]	[0.0629, 0.1603]	[0.0715, 0.1508]	[0.0570, 0.0729]	[0.0469, 0.0552]

依据规范化矩阵^[67], 计算出各个指标的熵权 $W_j^o, j = 1, 2, \dots, n$, 如表 5-5 所示:

表 5-5 信息熵表

信息熵	U_{11}	U_{12}	U_{13}	U_{14}	U_{15}	U_{16}	U_{21}	U_{22}	U_{23}
e_j	0.928	0.917	0.959	0.986	0.974	0.97	0.98	0.975	0.973
信息熵	U_{24}	U_{31}	U_{32}	U_{41}	U_{42}	U_{43}	U_{51}	U_{52}	U_{53}
e_j	0.955	0.936	0.97	0.871	0.767	0.923	0.966	0.964	0.986

根据信息熵表可计算一级指标和二级指标的权重如下表所示:

表 5-6 QR 供应链金融风险权重

一级指标	权重	二级指标	权重
U_1	0.266	U_{11}	0.2707
		U_{12}	0.3120
		U_{13}	0.1541
		U_{14}	0.0526
		U_{15}	0.0977
		U_{16}	0.1128
U_2	0.117	U_{21}	0.1709
		U_{22}	0.2137
		U_{23}	0.2308
		U_{24}	0.3846
U_3	0.094	U_{31}	0.6809
		U_{32}	0.3191
U_4	0.439	U_{41}	0.2939
		U_{42}	0.5308
		U_{43}	0.1754
U_5	0.084	U_{51}	0.4048
		U_{52}	0.4286
		U_{53}	0.1667

从表 5-6 可以看出, 融资企业资质中经营能力对公司供应链金融影响占有很大比重, 企业融资能够有效解决企业资金难题, 让企业在同行中有更强的竞争力, 企业的素质和经营能力可以影响其资金筹集效率。换句话说, 公司通过提高生产经营状况和各要素的质量来实现增进企业经济效益的目标服务, 这对供应链金融的发展至关重要。

核心企业资质和企业资产状况两个一级指标虽然占比较小, 但是企业资质状况下的二级指标中质物特征占有较大的权重, 质物通常是指债务人向债权人提供的归其所有的不动产、动产或权利。这里根据公司的质物流动性、转换成现金能力作为二级评价指标, 来判断公司供应链金融信用风险的关键因素, 质物流动性越高, 转换成现金能力越强, 公司所面临的供应链风险越低。

宏观及行业风险是影响供应链金融发展中最主要因素, 汇率风险占比最高, 利率风险其次。这主要是因为 QR 公司在进行外贸时, 各国经济实力的变化和宏观经济政策的选择决定了汇率的走势。近几年新冠疫情的影响重创全球的经济, 使汇率有很大的波动性, 外国银行为了维护经济稳定, 避免因汇率变动给国内经

济带来不良影响，往往会对市场进行干预，因此汇率变动是面临供应链金融的关键风险。

5.3.3 确立风险指标特征值

(1) 标准风险云图

根据五分制打分法原则，对应的论域取值范围分别为 $[0,1), [1,2), [2,3), [3,4), [4,5]$ 。根据各评价等级的取值范围，通过具体的公式计算云数字特征值： $Ex = (b_{\min} + b_{\max}) / 2, En = (b_{\max} - b_{\min}) / 3, He = k$ ，式中 k 为常数，一般取 0.1。计算结果如表 5-7 所示：

表 5-7 各评价等级云数字特征值

评价等级	期望	熵	超熵
非常低	0.5	0.3333	0.1
低	1.5	0.3333	0.1
中等	2.5	0.3333	0.1
高	3.5	0.3333	0.1
非常高	4.5	0.3333	0.1

将上表的云数字特征值输入云发生器，并生成风险等级云图，如图 5-4 所示：

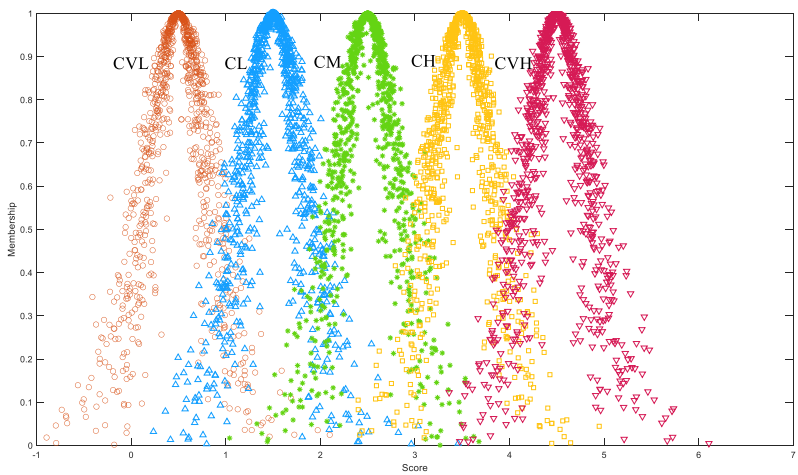


图 5-4 风险等级云图

注：横坐标为得分，纵坐标为隶属度，橙红色圆圈表示 cloud very lower (CVL)，天蓝色三角形表示 cloud lower (CL)，草绿色星星表示 cloud medium (CM)，姜黄色正方形表示 cloud high (CH)，梅红色倒三角表示 cloud very high (CVH)。

(2) 计算特征值

$$\text{利用公式 } Ex = \frac{Ex_1\omega_1 + Ex_2\omega_2 + \cdots + Ex_j\omega_j}{\omega_1 + \omega_2 + \cdots + \omega_j}, \quad En = \frac{\omega_1^2 En_1 + \omega_2^2 En_2 + \cdots + \omega_j^2 En_j}{\omega_1^2 + \omega_2^2 + \cdots + \omega_j^2},$$

计算得到二级指标的三个数字特征如表 5-8 所示：

表 5-8 QR 供应链金融二级风险指标特征值

二级指标	云模型 (Ex, En, He)
企业素质	(1.6500, 0.6014, 0.1000)
经营能力	(2.0500, 0.5764, 0.1000)
偿债能力	(2.2500, 0.6265, 0.1000)
盈利能力	(3.8000, 0.5012, 0.1000)
货源组织能力	(3.3000, 0.5513, 0.1000)
财务批露状况	(3.0500, 0.5764, 0.1000)
核心企业的信用等级	(2.9500, 0.4511, 0.1000)
核心企业的行业地位	(3.3000, 0.5513, 0.1000)
资产负债率	(3.0000, 0.6265, 0.1000)
应付账款占净资产比例	(2.5500, 0.7017, 0.1000)
质物特征	(1.6500, 0.4761, 0.1000)
应收账款特征	(2.0000, 0.3759, 0.1000)
利率风险	(1.0500, 0.3383, 0.1000)
汇率风险	(0.9500, 0.4511, 0.1000)
政策制度风险	(1.7000, 0.6766, 0.1000)
供应链管理水平和	(2.1000, 0.8771, 0.1000)
供应链协作水平	(2.4000, 0.5263, 0.1000)
供应链金融竞争强度	(3.7000, 0.5513, 0.1000)

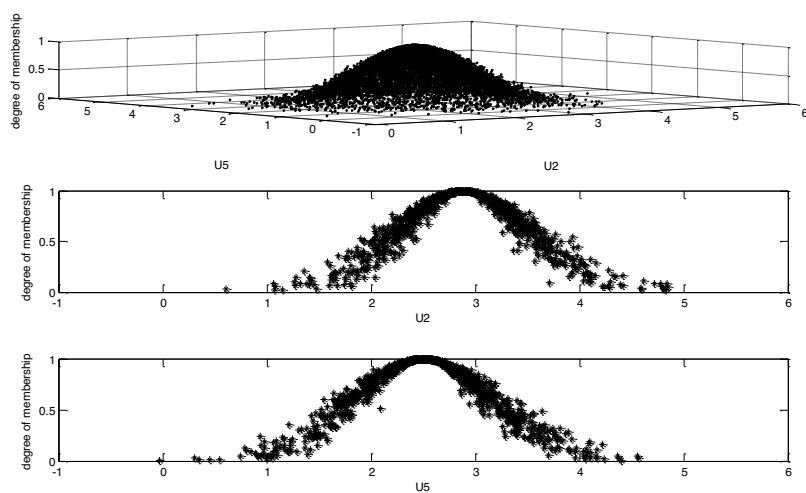
根据表 5-6、表 5-8 计算出一级指标特征值，如表 5-9 所示：

表 5-9 一级指标及特征值

一级指标	特征值
融资申请企业资质	(2.2996, 0.5881, 0.1000)
核心企业资质	(2.8825, 0.6358, 0.1000)
企业资产状况	(1.7617, 0.4581, 0.1000)
宏观及行业风险	(1.1109, 0.4441, 0.1000)
供应链风险	(2.4952, 0.6813, 0.1000)

5.3.4 结果分析与对策建议

根据计算得到的一级指标特征值，随机将融资申请企业资质风险 U_1 、核心企业资质风险 U_2 、企业资产状况风险 U_3 、宏观及行业风险 U_4 、供应链风险 U_5 五个一级指标两两分组，编程绘制多维风险等级云图，随机分组得到的结果如下：核心企业资质风险 U_2 和供应链风险 U_5 、供应链风险 U_5 和融资申请企业资质风险 U_1 、融资申请企业资质风险 U_1 和企业资产状况风险 U_3 、企业资产状况风险 U_3 和宏观及行业风险 U_4 。

图 5-5 U_2 、 U_5 二维风险云图

从核心企业资质风险 U_2 和供应链风险 U_5 绘制而成的二维图中，分别从 U_2 和 U_5 两个视角观察得到各自的一维平面图，由平面图和标准风险云图对比分析可知：

U_5 的风险低于 U_2 ，则 $U_5 \succ U_2$ 。

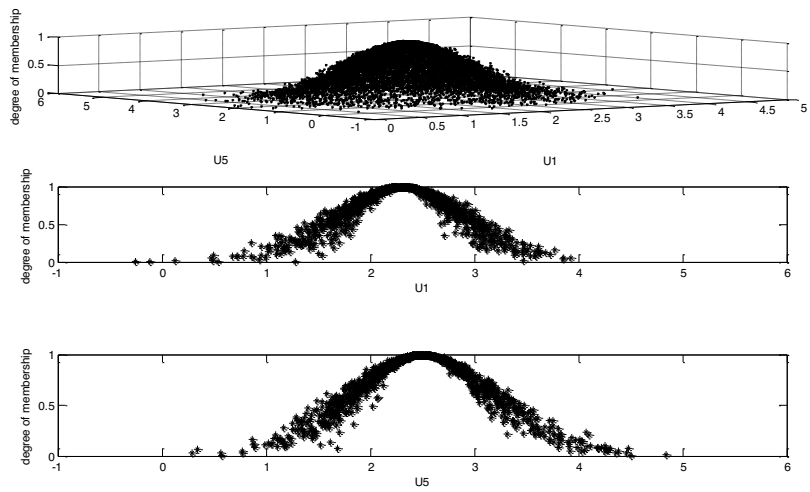


图 5-6 U_1 、 U_5 二维风险云图

从供应链风险 U_5 和融资申请企业资质风险 U_1 绘制而成的二维图中，分别从 U_1 和 U_5 两个视角观察得到各自的一维平面图，由平面图和标准风险云图对比分析可知： U_1 的风险低于 U_5 ，则 $U_1 \succ U_5$ 。

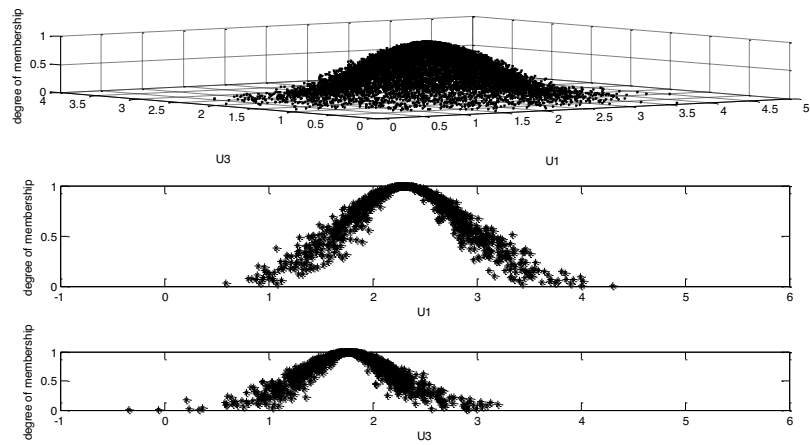


图 5-7 U_1 、 U_3 二维风险云图

从融资申请企业资质风险 U_1 和企业资产状况风险 U_3 绘制而成的二维图中，分别从 U_1 和 U_3 两个视角观察得到各自的一维平面图，由平面图和标准风险云图

对比分析可知： U_3 的风险低于 U_1 ，则 $U_3 \succ U_1$ 。

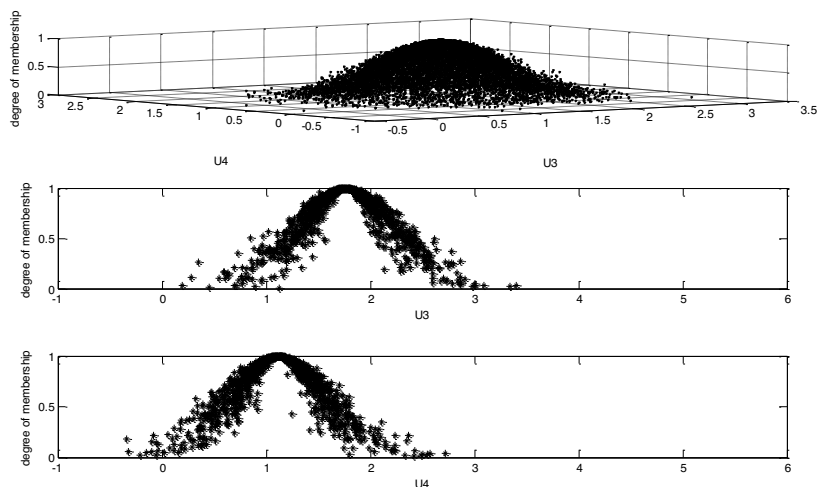


图 5-8 U_3 、 U_4 二维风险云图

从企业资产状况风险 U_3 和宏观及行业风险 U_4 绘制而成的二维图中，分别从 U_4 和 U_3 两个视角观察得到各自的一维平面图，由平面图和标准风险云图对比分析可知： U_4 的风险低于 U_3 ，则 $U_4 \succ U_3$ 。

综上，各一级风险指标评价结果为：宏观及行业风险 $U_4 \succ$ 企业资产状况风险 $U_3 \succ$ 融资申请企业资质风险 $U_1 \succ$ 供应链风险 $U_5 \succ$ 核心企业资质风险 U_2 。

由每个一级指标计算出 QR 公司供应链金融的综合云特征值为 (1.8119, 0.4939, 0.1)，根据 Matlab 画出 QR 公司供应链金融的综合特征值云图，并将该云图与已规定的标准云风险云图对比可知：QR 公司供应链金融的总体风险等级属于中等偏低风险，图 5-9 可以清晰地描述出结果。

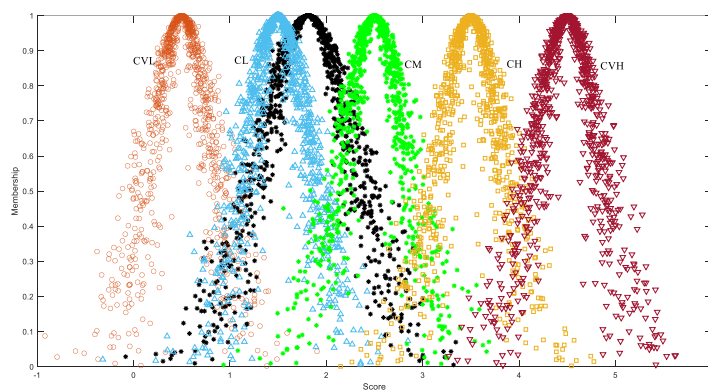


图 5-9 QR 公司供应链金融风险综合云

5.4 本章小结

该案例在供应链金融的基础上引入了多维云模型,探讨某公司在供应链金融运营模式过程中存在的一些风险,通过 QR 公司供应链金融的综合云特征值发现该公司所面临的风险从总体上是可控的,并提出相关建议及改进措施如下:

(1) QR 公司面临显著的核心企业资质风险,建议该公司构建更加完善的信用评价体系,重视核心企业在银行的信用级别以及核心企业的行业地位,可以实施严格的奖惩制度,例如给公司一定优惠的利率。同时,拒绝为失信企业提供相关金融类服务等,以此来提高企业的信用风险。

(2) 提高信息透明度,完善公司的内部管理体系。供应链可以借助金融科技的领先技术,为供应链发展提供充足的动力,加强线上企业之间的信息流通与商业合作,降低供应链协同与管理风险。

(3) 加强对供应链金融运营各环节监管制度,政府需积极完善相关政策法规,健全供应链金融机制,做好风险的防控措施,维护利益人各项权益,提高投资者积极性,净化了市场环境,保证市场的稳定运行,达到降低宏观及行业风险的目的,实现供应链金融健康发展的理想状态。

第 6 章 总结与展望

6.1 总结

本文以云模型为研究背景，在云模型的基础理论上进行拓展与创新。首先，主要介绍了云模型基本概念、数字特征以及云发生器等基础知识。本文将云模型与多种决策方法结合在一起，用于解决不同的实际问题，表明云模型在生活中应用范围广，实用价值高。因此，本文的研究内容及成果如下：

(1) 随着云模型相似度计算在决策领域中的地位越来越重要，云模型相似度计算方法也得到进一步完善。在总结分析现有云模型相似度计算方法优缺点基础上，提出了新的基于 Manhattan 距离的云模型相似度计算方法。该方法综合考虑了熵和超熵对云模型形状和距离的影响，又简便了计算方法，通过对比实验证明了该方法的合理性。

(2) 将云模型合理地运用到时间序列的相似性度量中，首先将时间序列数据转换成云模型的数字特征，简化了相似度计算过程，实现了时间序列与云模型的有效结合，逆向云发生器算法能够克服时间序列数据复杂度高、变化大的缺点，两种算法的结合为时间序列类案例分析提供了一种新思路。

(3) 生活中很多问题有多个影响因素，并需要从不同的角度考虑问题。于是将一维云模型发展到多维云模型，并用区间数据解决实际问题中的模糊信息，同样证明了云模型不止适用于简单的问题中，扩大了云模型算法的适用范围。目前关于多维云模型的研究有待提高，运用新颖清晰的图谱知识总结云模型的发展，为接下来对多维云模型的研究方向提供了路径。

6.2 展望

云模型将定性问题转换成定量问题，考虑了数据的模糊性和随机性，关于云模型的研究是未来继续研究的重点工作，需要进一步研究的工作如下：

(1) 由于图像处理过程中存在很多不确定性，以及图像所需呈现的色彩、形状和大小都需要与实际图像一致，云模型图像所呈现的信息与实际造成偏差该如何弥补，是否可以由最基本的云模型图像分割处理技术自然地过渡到多维云模型图像分割处理技术，并且过渡后所呈现的效果是否一样，是该模型应用到该领

域被高度重视的问题。云模型是否能与每一种距离测度都能有效结合运用到实际问题当中，对于主客观因素各属性的权重平均分配的合理性需要进一步完善。

(2) 在工程应用中，很多指标分布形式限制于正态云模型，然而实际情况并不能完全达到理想状态，而云模型与联系数结合的模型可适用于分布形式不满足正态分布的实际指标，来解决实际应用中随机性与模糊性问题。一维云模型与联系数的耦合能够直观地通过联系数趋势对区间进行决策评价，当维度上升到多维时，不得不考虑各指标间的内在联系以及单个指标会不会造成过度影响是否剔除。

(3) 本文主要研究了一维云模型与一维时间序列的结合，未来可以将当前的研究成果拓展到多维时间序列领域。时间序列是一类重要的复杂数据，其分布特性会随着时间的变化而变化。基于云模型的时间序列已经成为国内研究的热点，主要应用于数据挖掘中的时间序列知识。在时间粒度问题中，信息粒的划分和表示是时间序列研究中的难点，同时也存在许多可拓展的领域。在现实生活中，事物的发展规律受多种因素影响，如何将多元时间序列分解为一元时间序列以进行信息粒化，使得该方法变得更简单易操作，亟待研究。

参考文献

- [1] 李德毅, 孟海军, 史雪梅. 隶属云和隶属云发生器[J]. 计算机研究与发展, 1995, (06): 15-20.
- [2] Zadeh L A. Fuzzy sets[J]. Information and Control, 1965, 8(3): 338-353.
- [3] 杜鹃, 李德毅. 基于云的概念划分及其在关联采掘上的应用[J]. 软件学报, 2001, (02): 196-203.
- [4] 赵志强, 缙锦, 陈维斌. 基于云模型的自学习进化算法[J]. 北京交通大学学报, 2009, 33(06): 110-115.
- [5] 许玲, 胡甚平, 轩少永等. 集装箱船舶货物运输风险云评价方法[J]. 中国航海, 2014, 37(04): 69-73+78.
- [6] Valter M, Julio E, Ricardo E, etc. Combining time series prediction models using genetic algorithm to auto scaling web applications hosted in the cloud infrastructure[J]. Neural Computing & Applications, 2016, 27(08): 2383-2406.
- [7] 龚艳冰, 戴靓靓, 刘高峰. 正态云线性回归模型及其最小二乘参数估计方法[J]. 统计与决策, 2017, (23): 5-9.
- [8] 杨洁, 王国胤, 张清华等. 多粒度云模型的相似性度量[J]. 模式识别与人工智能, 2018, 31(08): 677-692.
- [9] 谭秋月, 孙平安, 冯玉国. 区间数伴语言变量的多属性云模型决策在基坑支护施工工艺优化中的应用[J]. 数学的实践与认识, 2020, 50(21): 89-97.
- [10] 黄建华, 张翔. 模糊熵与灰云模型在既有玻璃幕墙安全评价中的应用[J/OL]. 安全与环境学报, 2024: 1-10.
- [11] 姜伟, 高知新, 李本喜. 基于多维云模型的入侵检测[J]. 计算机工程, 2006, (24): 155-156.
- [12] 郭戎潇, 夏靖波, 董淑福等. 一种基于多维云模型的多属性综合评价方法[J]. 计算机科学, 2010, 37(11): 75-77.
- [13] 曾德彪. 基于多维正态云模型的水体富营养化评价方法[D]. 南京大学, 2015.
- [14] 张启伦, 韩建. 不确定性系统中基于相似云的多维多属性综合评价方法[J]. 计算机与应用化学, 2016, 33(03): 281-286.
- [15] 过江, 张为星, 赵岩. 岩爆预测的多维云模型综合评判方法[J]. 岩石力学与

- 工程学报, 2018, 37(05): 1199-1206.
- [16]汪明武, 王霄, 龙静云等. 基于多维联系正态云模型的泥石流危险性评价[J]. 应用基础与工程科学学报, 2021, 29(02): 368-375.
- [17]史佳辉, 徐吉辉, 陈玉金等. 基于交互作用矩阵多维云模型的飞机重着陆风险评估方法研究[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(10): 3026-3032.
- [18]张建明, 侍克斌, 巴合特别克·达拉依汗等. 基于变权集对-多维联系正态云模型的 TBM 地质适应性评价预测[J]. 隧道建设, 2023, 43(04): 645-657.
- [19]Wessman M B. Purchase money inventory financing: The case for limited cross-collateralization[J]. The Ohio State Law Journal, 1990, 51(03): 1283-1447.
- [20]Ellram L M, Liu B. The financial impact of supply management[J]. Supply Chain Management Review, 2002, (11): 30-37.
- [21]Gupta S, Dutta K. Modeling of financial supply chain[J]. Financial Times, 2010, 27(10): 54-58.
- [22]Benitez J. The impact of supply chain finance on firm cash holdings: evidence from China[J]. Pacific-Basin Finance Journal, 2020, 63(10).
- [23]Lan Y, etc. Research on the coordinated development mechanism of supply chain finance among countries under the development of internet[J]. Web of Conferences, 2021, 251: 02017.
- [24]Liu L, Liu S, Chang X. A study on framework of chemical industry supply chain risk management based on 3S and the internet of things[C]. International Conference on Artificial Intelligence. IEEE, 2011.
- [25]汪祖杰, 张轶峰. 区域金融生态环境质量评估指标体系研究[J]. 金融研究, 2006, (05): 150-158.
- [26]刘凤委, 李琳, 薛云奎. 信任、交易成本与商业信用模式[J]. 经济研究, 2009, 44(08): 60-72.
- [27]范方志, 苏国强, 王晓彦. 供应链金融模式下中小企业信用风险评价及其风险管理研究[J]. 中央财经大学学报, 2017, (12): 34-43.
- [28]李健, 张金林. 供应链金融的信用风险识别及预警模型研究[J]. 经济管理, 2019, 41(08): 178-196.

- [29]周磊. 供应链金融背景下中小企业融资约束的研究[D]. 浙江工商大学, 2020.
- [30]郑昱, 张凯夕. 供应链金融风险管理研究-基于中小企业融资视角[J]. 金融发展研究, 2020, (10): 45-51.
- [31]徐佳祎, 王洪生, 姚传喜等. 基于 CiteSpace 的国内供应链金融研究对比与趋势分析[J]. 科技和产业, 2022, 22(05): 314-320.
- [32]冯春风, 冯鲍, 张左敏暘. 中小企业数字化转型融资赋能机制的演化博弈-基于供应链金融视角[J]. 经济与管理, 2024, 38(01): 36-44.
- [33]林永民, 刘国锋, 刘奉原等. “区块链+供应链金融”生态圈的实现路径研究[J]. 全国流通经济, 2023, (16): 157-160.
- [34]李德毅, 刘常昱, 杜鹞等. 不确定性人工智能[J]. 软件学报, 2004, (11): 1583-1594.
- [35]Liu S, Song J, Xu R, etc. Evaluation and application of shallow buried tunnel construction safety based on combined empowerment-multidimensional cloud model[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2021, 791(01): 1-6.
- [36]李明亮, 李克钢, 刘月东等. 基于变异系数与序关分析法-多维正态云模型的岩爆预测[J]. 岩石力学与工程学报, 2020, 39(02): 3395-3402.
- [37]唐婕婷. 基于云-TOPSIS 模型的供应链金融生态环境评价[D]. 湖南大学, 2018.
- [38]龚艳冰, 徐绪堪, 刘高峰. 基于正态云期望和方差距离的语言型多属性决策方法研究[J]. 统计与信息论坛, 2021, 36(10): 12-19.
- [39]Zhou J M, Su W H, Balezentis T, etc. Multiple criteria group decision-making considering symmetry with regards to the positive and negative ideal solutions via the pythagorean normal cloud model for application to economic decisions[J]. Symmetry, 2018, 10(05): 140-155.
- [40]李阳, 张玉梅, 赵彦东等. 基于云贝叶斯网络的毁伤效果评估方法[J]. 火力与指挥控制, 2020, 45(03): 144-149+155.
- [41]陈圆超, 戴剑勇, 谢东. 矿井通风系统的组合赋权云模型综合评价[J]. 系统工程, 2020, 38(06): 35-42.

- [42]魏博文, 黄海鹏, 徐镇凯. 基于云模型和组合赋权的岩体质量二维评价模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2016, 35(01): 3092-3099.
- [43]苏为华, 周金明. 基于云理论的统计信息质量评估方法研究[J]. 统计研究, 2018, 35(04): 86-93.
- [44]张勇, 赵东宁, 李德毅. 相似云及其度量分析方法[J]. 信息与控制, 2004, (02): 129-132.
- [45]张光卫, 李德毅, 李鹏等. 基于云模型的协同过滤推荐算法[J]. 软件学报, 2007, (10): 2403-2411.
- [46]李海林, 郭崇慧, 邱望仁. 正态云模型相似度计算方法[J]. 电子学报, 2011, 39(11): 2561-2567.
- [47]Wang J Q, Peng L, Zhang H Y, etc. Method of multi-criteria group decision-making based on cloud aggregation operators with linguistic information[J]. Information Sciences, 2014, 274: 177-191.
- [48]鲍广宇, 连向磊, 何明等. 基于新型语言评估标度的二元语义改进模型[J]. 控制与决策, 2010, 25(05): 780-784.
- [49]金璐, 覃思义. 基于云模型间贴近度的相似度量法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(05): 1308-1311.
- [50]徐选华, 王佩, 蔡晨光. 基于云相似度的语言偏好信息多属性大群体决策方法[J]. 控制与决策, 2017, 32(03): 459-466.
- [51]Meysam S M, Jolai F, Moghaddam R T. A fuzzy stochastic multi-attribute group decision-making approach for selection problems[J]. Group Decision and Negotiation, 2013, 22(2): 207-233.
- [52]肖辉. 时间序列的相似性查询与异常检测[D]. 复旦大学, 2005.
- [53]陈然. 基于相似性分析的时间序列异常检测研究[D]. 西南交通大学, 2011.
- [54]戴丽金. 基于云模型的智能计算策略研究[D]. 福州大学, 2011.
- [55]Bernad D J. Finding patterns in time series: a dynamic programming approach[J]. Advances in Knowledge Discovery and Data Mining, 1996.
- [56]杨敏. 水文时间序列相似性模型的研究与应用[D]. 河海大学, 2002.
- [57]Neil W, David J B, Bryan D, etc. Dynamic time warp pattern matching using an integrated multiprocessing array[J]. IEEE Trans. Computers, 1983.

- [58]Keogh E. Fast similarity search in the presence of longitudinal scaling in time series databases[C]. In Proceedings of the IEEE 9th International Conference on Tools with Artificial Intelligence, Washington: IEEE Computer Society, 1997.
- [59]Xi X P, Keogh E, Shelton C, etc. Fast time series classification using numerosity reduction[C]. Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning, Pittsburgh, PA, 2006.
- [60]Jang S W, Kim G Y, Park Y J, etc. Efficient dynamic time warping by adaptively controlling the valid warping range[J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2010, (01): 168-172.
- [61]戴丽金, 何振峰. 基于云模型的时间序列相似性度量方法[C]. 中国运筹学会不确定系统分会. 第八届中国不确定系统年会论文集. 福州大学数学与计算机科学学院, 2010.
- [62]Li D Y, Du Y. Artificial intelligence with uncertainty, second edition[M]. CRC Press, National Defense Industry Press, 2017.
- [63]Chen C M. CiteSpace II: Detecting and visualizing emerging trends and transient patterns in scientific literature[J]. Journal of the American Society for Information Science and Technology, 2006, 57(3): 359-377.
- [64]王妞妞, 熊回香, 刘梦豪. 2011-2020 年我国图书馆学研究科学知识图谱分析[J]. 图书馆工作与研究, 2022, (03): 13-22+72.
- [65]王洪丹. 供应链金融运营模式及风险评估[D]. 中南财经政法大学, 2021.
- [66]魏博文, 黄海鹏, 徐镇凯. 基于云模型和组合赋权的岩体质量二维评价模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2016, 35(01): 3092-3099.
- [67]汪鑫. 基于线上供应链金融的中小企业信用风险评价研究[D]. 厦门大学, 2014.

硕士期间发表的论文

- [1] Jinming Zhou, Yuanyuan Zhan (詹媛媛), Sibo Chen. Multi-dimensional Cloud Model Based Assessment and Its Application to the Risk of Supply Chain Financial Companies [J]. International Journal of Fuzzy System Applications, 2023, 13(1), 1-29. (EI)
- [2] 詹媛媛, 周金明, 陶胜男, 李龙莲. 基于 Manhattan 距离的正态云模型相似性度量方法研究[J]. 合肥学院学报(自然科学版)(已录用)
- [3] 周金明, 詹媛媛, 李龙莲、陶胜男. 直觉模糊云 Bonferroni 赋权均值算子集成方法研究[J]. 数学的实践与认识, 2023, 53(6): 187-196.

致谢

光阴似箭，三年的研究生时光如一晃而过。回想起初来学校的情景，仿佛还历历在目。回顾这三年时光，收获颇多，感激我的家人对我三年学习的默默支持；感激我的母校安徽工程大学给了我三年深造的机会，让我能继续学习和提高；感激我的老师和同学们三年来的关心和鼓励。

首先，我要感谢我的导师周金明老师。在平时的学习、论文的整体框架以及细节的修改周老师都提出了很多宝贵的意见。在这三年中，周老师不仅教会我如何有效阅读文献并培养自己的想法，帮助我理清思路解决推导过程中的难题，还用自身的生活经验教会我如何为人处事，处处体现出了一个认真严谨、敬业爱生、为人师表的教师形象。我深感幸运，能成为周金明老师的学生。

同时，我还要感谢我的辅导员魏晴晴老师，她在生活上及时倾听了我诉求，当我面对未来就业感到迷茫和困惑时，魏老师及时给予了中肯的分析和建议。另外我还要感谢我的同门师妹李龙莲，陶胜男和我的室友刘可欣，感谢她两在日常生活中的陪伴和学习上的鼓励，与我一起在学习上进步。

最后，我由衷地感谢我的父母，在这十几年的求学过程中，他们辛勤操劳，不言辛苦，给予了我最大的支持和鼓励以及无限的包容。他们的无私奉献和关爱，让我有了更加强大的动力和信心，让我能够坚持到底，完成这篇论文。

最后，向评审论文的各位专家致以深深的敬意和由衷的感谢！