****

**本 科 毕 业 设 计**

**（外文翻译）**

题 目：一个两阶段的定位敏感和用户偏好感知推荐系统

学生姓名：刘亚辉

学 号：1907010317

专业班级：计算机科学与技术19-3班

指导教师：张红霞

2023年3月1日

一个两阶段的定位敏感和用户偏好感知推荐系统

**作者：**Neda Mohammadi, Abbas Rasoolzadegan

**摘要：**如今，云客户日益增加地使用云服务来满足他们的需求。通常，很多客户都是不成熟和缺乏经验的，不能准确和数值化地表达他们的需求。他们通常以口头和语言术语的形式表达他们的需求。而有经验的客户则通过数值化和准确表达他们的需求。在这种情况下，推荐系统可以考虑作为支持所有类型客户最有用的想法之一。然而，当前的推荐系统（例如，基于协同过滤的推荐）仅能满足那些准确表达需求的客户请求。为了支持所有类型的客户，构建一个强大的推荐系统来分析客户（有经验和无经验的）表达的需求并推荐适合的服务是至关重要的。作为另一项重要的事项，云客户和服务已经地理分布。识别客户和服务的位置对于向客户提供更好的服务具有重要影响。因此，推荐系统应考虑客户和服务的位置以提供更好的服务。在本文中，我们介绍了一种有效的方法来构建一个强大的推荐系统，该系统可以考虑客户的偏好和他们的位置提供适合的服务。所提出的推荐系统包括两个算法。第一个算法是一个模糊聚类算法，名叫FCA，可以很好地分类客户和服务的位置。第二个算法是一个迭代自适应神经模糊算法，名为IANFRA，它接收客户的偏好和他们的位置，并基于FCA聚类位置和客户（有经验和无经验的）的需求识别适合的服务。最后，通过对真实分布式服务质量数据集WS-DREAM进行大量实验，验证了所提出方法的可行性和可扩展性。评估结果表明，在预测服务质量的服务推荐准确性和大数据集下的可扩展性方面都得到了改

善。

**关键词：**云服务推荐系统，决策制定，模糊集理论，云服务选择，神经模糊模型。

# 1 引言

云推荐系统是一种中间件，使用管理多个云服务与云提供商和云消费者之间的协商，为云客户提供所需的云服务。在云环境中，推荐系统可以应对云服务中的不确定性情况、异构性和维度性。它在帮助云客户选择最合适的云服务、降低成本并提供更高质量方面起着重要作用。基于云计算模型中的按需付费逻辑，每个用户可以使用按需云服务，仅需根据自己的消费量支付相应费用（Bhat、Shah和Ahmad，2011；Weinman，2016）。近年来，云服务提供商之间的激烈竞争不断升级。来自不同国家的供应商生产功能等效的云服务。因此，预测服务质量（QoS）的价值，并从候选服务中选择最适合的服务是一项困难的任务，因为服务质量高度依赖于各种因素，如供应商和用户的位置、精确表达服务要求的清晰度等。到目前为止，已经提出了大量识别和选择合适云服务的方法。然而，这些方法不能支持不成熟的客户，并不能满足他们的需求。

云服务推荐领域中以下因素需要特别关注，因为它们可能会显著影响云服务的质量、云客户的满意度、供应商的声誉、满足服务级别协议（SLA）等：

**-表达服务需求的精确度不足：**用户使用云服务来满足他们的需求。一些云用户是不成熟和缺乏经验的，不能准确和数值化地表达他们的需求。因此，他们使用语言表达（如中等、高、低等）来表达他们的需求。例如，没有经验的用户使用云基础设施（IaaS）来满足计算要求，可能会将它们的需求表达为硬盘（HDD）=中等，RAM=高，计算能力=高，网络带宽=中等。如果没有灵活的推荐系统，这些请求就无法得到满足。

**-防止服务级别协议（SLA）违约：**在动态的云环境中，为了防止SLA违规，客户和提供商之间的合约应该被适当地管理。为了达到这个目标，所提出的推荐系统调整每个QoS的不同模糊权重，以预防SLA违反。确实，所提出的方法使用由神经模糊网络调整的模糊值，而不是使用QoS度量的清晰值。

**-供应商和客户的地理分布对QoS的影响：**一些隐藏因素，例如云服务客户或提供商的地理位置以及它们之间的距离，很容易影响QoS值。因此，了解客户和供应商的地理位置对推荐系统决策具有重要影响。

**-不同国家法律对云服务使用的差异**：由于不同的服务提供商和客户都具有地理分布，确保云客户数据的隐私和安全是一个巨大的挑战，特别是当数据位于其他国家时。因为不同的国家通常有不同的法律。因此，保证数据的机密性和安全性是困难的。此外，在某些情况下考虑法律边界，使用跨国境云服务有时会受到限制。例如，考虑欧洲联盟（EU）的法令，所有在欧盟内产生的个人数据都不应离开欧盟，除非目的地国家具有足够的信誉保护信息的隐私。因此，考虑提供商和消费者的位置以及不同国家的法律对选择云服务至关重要。在本文中，所提出的方法可以找到任何云客户最接近的服务，并最大限度地保护信息的安全性和机密性。为了解决上述问题，本文提出了一种新的技术，使用创新的神经模糊方法，将模糊逻辑的优点与神经网络的通用性和预测能力相结合。神经模糊方法分析客户公布的规格和要求，并可以找到最接近客户的服务并估计它们的价格。

在本文中，为了更加清晰，提出了一种用于提供IaaS服务的方法，使云客户可以通过两种方式请求自己所需的存储，一种是数值形式，例如硬盘（HDD）= 13TB，另一种是语言术语形式，例如硬盘（HDD）=中等。使用模糊逻辑构建了一个推荐系统，该系统考虑了云客户的规格和要求，使用神经模糊方法作为预测工具，估计最接近云客户的IaaS服务及其价格。所提出的方法在选择满足客户需求的IaaS服务的准确性和效率方面显示出有希望的结果，同时确保其数据的机密性和安全性。本方法能够处理所有类型的客户请求，即数值和语言术语。为了更好地估计QoS并通过推荐系统选择适当的服务，我们将模糊逻辑与神经网络科学相结合。当客户向推荐系统发送云服务请求时，推荐系统从服务提供商那里获取服务价格和其他质量特征，并考虑服务供应商与客户之间的距离以及客户的偏好，例如服务质量和价格，向客户推荐适合的服务。在这种方法中，在客户请求特定服务之后，推荐系统根据服务提供商公布的服务，创建每个服务特征的排名列表。然后，推荐系统为每个特征定义一个值范围，将值范围分成几个部分，并用语言术语（例如高、低、中等）表示每个部分。

图1显示了硬盘实例的模糊范围，被分为三个部分，即低、中等和高。值得注意的是，推荐系统使用迭代的神经模糊学习算法来调整特征值的模糊范围，在选择云服务的决策过程中使用。在决策过程的最后一步，推荐系统通过应用去模糊化方法将其模糊决策转化为清晰决策。本文第4节详细说明了所提出方法的功能。所提出的方法可以在选择最合适的云邻居服务方面达到高精度，以便响应时间最小化，而提供的云服务与云客户的需求最相符。需要提到的是，所提出的方法适用于所有类型的云客户（经验丰富的和不熟练的用户）。不熟练的客户可以使用语言方式表达其需求并获取适当的服务。

迄今为止，在云服务选择领域已经提出了各种技术，以识别并向客户推荐最合适的云服务。然而，现有的云服务选择方法没有考虑到不成熟的客户。本文通过结合模糊逻辑科学和神经网络科学等各种强大的科学，解决了上述挑战。总之，本文的主要贡献如下：

1. 所提出的方法可以处理所有类型的客户请求，包括数值和语言术语，为经验丰富和不熟练的云客户提供全面的推荐系统。

2. 该方法使用神经模糊学习算法来调整特征值的模糊范围，在选择云服务的决策过程中实现了精确和高效的选择，以便为客户选择最合适的云邻居服务。

3. 所提出的方法在选择最佳云服务时确保客户数据的机密性和安全性，考虑到不同国家的法律和地理限制。

-提出了一种基于模糊聚类算法（FCA）的位置聚类技术，其中用户可以属于两个或更多区域，地理位置以纬度-经度的形式表示。引入了一个DoP（接近度）指标，其中表示数据点i（客户i）对群集j（提供者j）的成员资格值。使用FCA，推荐系统可以找到靠近地球地图上处于地理位置区域内的客户的提供者。

-提出了一种迭代自适应神经模糊推荐算法（IANFRA），可以有效地管理口头和数值表达的需求（清晰值），并根据客户的期望偏好预测服务的特征和价格，以推荐适当的服务。 进行了广泛的实验，以检验所提出方法的性能，使用了两个数据集。第一个数据集是一个名为WS-DREAM（Zheng＆Lyu，2008）的大型真实Web服务集，第二个数据集是由https://www.digitalocean.com/（2021）提供的扩展的云IaaS服务数据集。

本文的余下部分组织如下。第2节介绍了与所提出方法相关的基本概念。第3节回顾了相关工作，并在第4节中概述了所提出的IANFRA。第5节详细介绍了实验，第6节对所提出的推荐系统进行了评估，最后在第7节中提出了结论。

# 2.背景

为了描述IANFRA，本文应该介绍一些基本定义，以涵盖本文中使用的概念。这些定义涵盖了两个领域，包括模糊聚类算法和迭代自适应神经模糊推荐算法。

## 2.1模糊聚类算法（FCA）

模糊聚类算法用于对一组数据点进行分类，使得每个数据可以属于两个或更多个簇（Bezdek，Ehrlich和Full，1984）。FCA使用距离分析方法对一组数据点进行分类，其中簇中的数据点具有相似的特征。与FCA不同，传统的聚类算法使用二进制逻辑，使得每个数据属于恰好一个簇。而FCA应用模糊逻辑，使得每个数据可以被放置在多个簇中，并且每个数据项对一个不同簇具有特定的成员度。数据距离簇中心越近，其成员度越大。在本文中，FCA被应用于对客户和服务。

## 2.2 迭代自适应神经模糊推荐算法（IANFRA）

为了构建一个基于IANFRA的强大推荐系统，模糊逻辑技术和神经网络技术被结合使用。IANFRA能够根据客户的偏好适当地推荐服务，以获取更多的利润，使客户和提供商都受益。图2显示了一个具有两个输入和一个输出的IANFRA的一般结构。IANFRA的结构包括六个层（从左到右）。第一和第二层与模糊推理系统的创建相关。在生成成员函数层中，系统的输入被转换为[0,1]值范围内的值。在每个输入中，每个成员函数（MF）在输出创建中具有指定的影响度。因此，所有影响度的总和等于一。这个影响度用𝜇表示。生成规则层中的模糊系统为每个成员函数生成一个规则。蕴涵层聚合生成的规则，归一化层归一化规则的输出。在规则层的评估输出中，每个规则都根据其在实际输出生成中的重要性进行了加权。因此，所有权重的总和应该等于一。最后，在聚合层中，所有规则的输出被聚合在一起，生成最终的输出。在第4.3节中，IANFRA的结构将会被更详细地解释。

# 3. 相关工作

在本节中，已经回顾了与云服务选择和推荐相关的相关工作。在云服务推荐领域进行了各种研究，然而，这些研究假设所有云客户都可以将自己的需求表达为精确和数值化的形式。因此，不成熟的客户无法从这些推荐系统中获得适当的服务。根据最新的研究，现有的提供推荐系统的方法可以分为四个主要类别（Ghafouri，Hashemi和Hung，2020）。对于列表1中列出的研究进行了全面的调查，然后从这些研究中提取了评价标准。表2描述了一个理想的推荐系统应该支持大多数这些评价标准的列表。

可以看出，表1根据表2中提出的评价标准，说明了与推荐系统相关的重要研究的信息，并且还描述了每个研究提供推荐系统的方法。如表1所示，每个研究只能满足表2中描述的少量评价标准。

需要注意的是，表2中描述的评价标准之一是在推荐器想要预测缺失的QoS值时，正确管理冷启动问题（𝑉 𝐶10）。冷启动问题对于推荐系统而言是众所周知的问题。当推荐系统试图呈现可能对用户感兴趣的信息项目（电子商务、电影、音乐、书籍、新闻、图片、网页）时，它通常会将用户的个人资料与一些参考特征进行比较。当新用户或新项目被添加到用户/项目列表中时，就会出现冷启动问题。由于推荐系统没有关于新用户/项目的历史数据，因此无法找到与新用户/项目相似的项目/用户。接下来，我们将描述推荐系统方法的每个类别。

**（1）基于聚类的方法**：在云服务选择领域中，大多数聚类方法都集中在基于协同过滤（CF）方法的推荐系统上。这些方法可以通过收集客户的信息来过滤和分类客户。基于在协同过滤推荐系统领域进行的研究工作的分析，所有的推荐算法可以分为两类，即基于模型的CF和基于邻域的CF（Adomavicius＆Tuzhilin，2005）。一般来说，使用CF提供推荐系统的聚类方法可以分为三类。第一类是基于用户的聚类方法，根据用户的信息（例如位置、偏好、社交网络上的活动水平等）计算用户之间的相似度。

例如，在Elangovan等人（2020）最近的一项研究中，他们使用模糊C均值聚类（FCM）计算用户之间的相似度。此研究的目的是提供一种自适应推荐系统，能够根据用户在社交网络中的特征和偏好将用户分为活跃用户和非活跃用户两类。在对用户进行分类后，对于活跃用户采用二维高斯核密度估计策略，对于非活跃用户采用一维幂律函数策略来计算用户的活跃度。该方法能够正确识别用户及其兴趣，并根据用户的动态行为向他们介绍位置。在另一项旨在向用户推荐位置的研究中，提出了一种名为MABLRF的推荐系统，用于识别和分类用户的变化兴趣和用户的短期和长期兴趣。他们的方法能够预测用户的变化兴趣，并使用多级CF和多智能体系统向他们推荐合适的位置（Ravi等人，2020）。多级CF基于皮尔逊相关系数（PCC）相似度度量。他们在Gowalla数据集上评估了他们提出的推荐系统，并表明多级PCC在发现动态用户配置文件和向用户推荐适当位置方面比传统PCC表现更好。

第二类聚类方法是基于服务的。在基于服务的方法中，计算不同服务之间的相似性。在计算不同服务之间的相似性之后，根据用户给出的评分计算服务的排名。因此，除了计算不同服务之间的相似性外，还需要考虑其他措施。例如，Chen和Ma（2015）使用协同过滤方法解决了云服务选择问题。他们采用了一种基于排序的方法，包括潜在因子模型和基于项目的协同过滤。他们说明了使用基于排序的方法以及CF技术可以找到相似的客户并推荐合适的服务。第三类聚类方法是混合方法，它使用用户和服务的组合方法来预测服务质量并向用户推荐适当的服务。例如，Zheng等人（2009）结合了CF技术的类型，并创建了一种混合CF方法来预测QoS的值。为了评估所提出的算法，他们使用了一组真实的Web服务进行了测试。

**(2) 基于矩阵分解的方法**：实现CF的第二种方法被称为矩阵分解（MF）方法。在基于矩阵分解的研究中，所有客户和服务的信息都被放置在一个矩阵中。然后使用信息分析技术，检测相似的客户。例如，一些研究使用基于位置感知的矩阵分解技术来预测云服务的QoS因素，以推荐合适的云服务。为了选择适当的云服务，一些研究仅关注使用有关用户和服务的一些信息（例如用户和服务的位置，用户的历史Web服务调用QoS数据），预测QoS。其中每个条目𝑅𝑖𝑗表示用户𝑗观察到的Web服务𝑖的某个QoS属性的值。服务的历史调用信息以𝑛∗𝑚的矩阵形式存在，其中𝑛表示云用户的数量，𝑚表示Web平台上的云服务数量。这些研究很少考虑用户的偏好来选择和推荐适当的服务。

表1展示了云服务选择领域中一些重要和新颖研究的综合信息。可以看出，大多数研究都没有考虑用户的偏好。这些研究的目的是预测用户-服务矩阵中缺失值的QoS。另外，几乎所有的研究都假定所有用户都是专家，因此这些方法不能满足经验不足的客户的需求。通常，用户-服务矩阵是稀疏的，这会影响对缺失QoS数据的预测准确性。因此，一些研究已经将MF技术与其他技术（如期望最大化算法或机器学习）相结合，以提高预测的准确性。例如，Su等人提出了一种混合Web服务QoS预测方法，将非负矩阵分解技术与期望最大化算法相结合，以预测缺失的QoS数据。他们首先应用了非负矩阵分解模型进行Web服务QoS预测，然后设计了一种基于EM的方法来学习模型以进行进一步的预测。在这些混合模型中，引入了服务邻居信息，将服务的直接相似性和传递间接相似性集成到基于EM的学习过程中，以使预测结果更加准确。然而，这些研究没有考虑用户的偏好，只是预测缺失的QoS，没有向用户提供任何服务推荐。此外，它们无法支持经验不足的客户。

**(3) 基于人工智能的方法**：在第三种方法中，一些研究使用人工智能技术进行协同过滤，并考虑位置和QoS因素推荐云服务（Jin等人，2019; Lu等人，2018; Ren＆Wang，2018; Yin等人，2019，2017; Zhang，Yin，Wu，He和Zhu，2019）。例如，2018年，Lu等人提出了一种基于CF的方法，使用SVD技术将客户信息转换为向量，并根据其信息向量分析检测所有客户的兴趣，利用多层感知器（MLP）预测用户对服务的评分。2019年，Zhang，Yin等人提出了一种基于位置感知的CF模型来推荐云服务。他们将位置信息转换为具有高维密集性的一些向量，并使用多层感知器（MLP）提取数据的非线性特征。

Jin等人（2019）还使用深度学习技术构建了一个邻域感知模型来预测QoS。该模型可以根据服务的QoS因素，使用相关系数找到客户和服务的前k个邻居。他们证明了该模型可以高效地预测QoS因素。另一个应用深度学习技术构建服务推荐系统的例子是Yin等人（2019）提出的基于矩阵分解方法和深度学习技术的模型，用于推荐边缘计算环境中的云服务。他们声称，他们的模型可以提取邻居的潜在特征，找到云服务和客户的特征，并且他们报告了所提出的模型可以获得适当的QoS预测结果。值得注意的是，一些研究提出了基于自组织映射（SOM）的方法来提供推荐系统。SOM被认为是最流行的神经网络模型之一，属于竞争型网络的范畴。SOM基于无监督学习，用于检测特定问题固有的特征，因此被称为自组织特征映射。一些旨在选择云服务的研究应用了SOM技术。SOM基于底层结构提供数据的可视化组织，因此可以显著减少每个结果输出的搜索空间大小（Dickerson和Ventura，2009）。例如，Dickerson等人提出了一种基于SOM的推荐系统，根据用户兴趣推荐网页。

**(4) 基于时间序列的方法**：由于网络状态的不断变化以及其流量的不断变化，许多定性特征，如响应时间、可用性或吞吐量，在不同的时间点将具有不同的值。在这种应用中，当属性的值取决于时间时，时间序列可以成为创建推荐系统的有用工具（Syu等，2017；Zhou等，2019）。表1总结了与推荐系统相关的重要研究。此外，表1还显示了每个研究提供推荐系统的方法。可以看出，每个研究只能满足表1中的少数几个标准。

正如前面所述，在云服务推荐领域进行的研究满足了有经验的客户的需求。为了支持所有客户（有经验或无经验的客户），构建一个强大的推荐系统是迫切需要的。在本文中，我们提出了一种迭代算法来构建一个强大的推荐系统，具有两个主要优点。第一个主要优点是支持所有客户表达他们的需求。

客户可以轻松地以数字或语言方式表达他们的需求。为了支持所有类型的客户，模糊逻辑被用来构建推荐系统。第二个主要优点是管理云环境中的不确定性。所提出的推荐系统可以管理Web平台上的动态条件，并根据客户的需求识别和推荐合适的Web服务。为了实现这个目标，将迭代自适应神经网络算法与模糊逻辑相结合，以响应所有客户的需求并为他们找到合适的服务。此外，所提出的算法考虑了客户位置，以在响应时间和保护客户数据机密性方面提供更好的服务。在第5节中，我们详细解释了所提出的推荐系统，并在第6.3节中对表2中显示的评估标准进行了调查，以评估所提出的方法。

# 4. 拟议的推荐系统

正如之前所述，在云服务选择和推荐领域，大多数可用的研究假设所有客户都是专家，并以明确且精确的数字方式表达其需求，例如对于IaaS服务所需的硬盘（HDD）或RAM的数量。在本文中，提出了一种有效的方法，名为IANFRA，以支持不成熟客户表达的语言变量，并考虑客户和服务的位置，找到提供商提供的适当服务。IANFRA应用反向传播方法来最小化目标函数，并调整客户每个偏好的参数，例如HDD，其值范围由成员函数𝜇描述。IANFRA的目标函数是最小化特定IaaS服务的实际价格和预测价格之间的差异量（最小化预测误差）。客户可以用语言方式表达他们的偏好，而IANFRA将这些偏好转换为模糊变量，以便每个变量（例如HDD）由成员函数𝜇描述。为避免复杂性，每种资源（即HDD、RAM、计算能力和网络带宽）都用三个语言术语描述，即LOW、MEDIUM和HIGH。换句话说，IANFRA将每种资源（如HDD等）的值范围分为三个部分（高、中、低）。因此，如果客户将HDD资源设置为“高”，根据图1，这意味着客户需要8TB到10TB之间的IaaS服务，而如果将相同的术语设置为网络带宽，则意味着需要低延迟的IaaS服务。如先前所述，客户请求特定服务后，IANFRA根据提供商公布的服务特征创建每个资源（HDD、RAM、计算能力、网络带宽）的排序列表。之后，如图1所示，IANFRA为每个资源定义一个值范围，并将值范围分成几个部分，并用高、低、中等等语言术语来表示每个部分（模糊化值）。在本节的其余部分中，将解释所提出方法的功能。

## 4.1. 提出方法的概述

所提出的IANFRA集成了模糊逻辑和神经网络技术。图3展示了所提出方法的用例图，包括两个算法：FCA和IANFRA。该图提供了高层次的视图，展示了所提出方法的功能，并为更好地理解本文的方面和目标提供了深度视角。如图3所示，IANFRA中有九个用例。主要用例包括选择适当的IaaS服务，获取需求和位置以及注册提供商和服务。选择适当的IaaS服务用例负责查找由提供商生产的最适合的IaaS服务集合。它包括模糊化输入变量用例、生成模糊规则用例、调整变量参数用例、评估和汇总生成规则用例以及选择最近的提供商用例，其中使用分类提供商用例。注册提供商和服务用例包含提供商和其服务的信息。分类提供商用例基于纬度-经度格式的距离分析对提供商进行分类。选择最近的提供商用例应用分类提供商用例，并返回最近的提供商列表给客户。在获取需求和位置用例中，确定了客户的偏好和位置。所提出的方法已在图4中以活动图的形式描述。接下来，将解释活动的功能及其对应的公式。图4中有两个主要活动，即分类提供商活动和选择适当的IaaS服务活动，分别与FCA和IANFRA相关。分类提供商活动负责使用模糊聚类算法对提供商和客户进行分类。要实现分类提供商活动，提供商的位置应以纬度-经度格式可用，然后对位置坐标进行模糊化处理。接下来将详细解释每个活动。

**注册提供商和服务(A1)**：在活动A1中，应注册提供商及其提供的服务的特征，并将其存储在数据库中。值得注意的是，在活动A3中，从客户那里获取了位置和偏好（所需资源的数量）等一些输入，并类似地存储在数据库中。在本文的背景下，提供商和客户的地理位置由长度为f的表示，其中𝐿以纬度-经度格式表示。客户的地理位置由表示，其中是云客户的位置向量，h表示客户数量。同样，提供商的地理位置由表示，其中𝑞表示提供商数量。

**分类提供商(A2)：**在此活动中，使用FCA对数据库中的所有注册提供商进行了分类。因此，特定的提供商在与其国家相关的簇中具有高的成员度，并且在邻近国家中具有较低的成员度。每个提供商的成员度之和应该等于1。

**获取需求和位置(A3)：**在对所有候选提供商进行分类并使用FCA找到最近的提供商之后，IANFRA被应用来创建一个解决方案，以便不成熟的客户以语言术语的形式表达其偏好。在我们看来，将偏好表现为模糊变量，这些变量可以得到几个模糊语言术语，更加有效。因为模糊语言术语可以适当地描述客户对其需求的感觉。在本文的背景下，一组IaaS服务由

表示。

其中，是客户请求的第𝑖个IaaS服务。每个𝜓由一些不同的资源描述，例如HDD、RAM等。例如，在本文中，由四个资源描述，即。分别表示第𝑖个𝜓所需的HDD（TB）、RAM（GB）、计算能力（GHz）和网络带宽（Gbps）的数量。然而，所提出的方法可以支持更多的IaaS服务资源。第𝑖个资源的值可以在[，]范围内取值。在确定客户需求时，传统的逻辑是使用数字进行声明，这符合黑白的思维方式。通常情况下，特别是对于不成熟的客户，他们更喜欢用数字范围[，]或语言术语（口头）来描述他们的需求。其中，是客户可接受的最低数量，是满足客户要求的最优值。例如，对于特定的客户，HDD的数量应在500 MB和2 TB之间，或可接受延迟在5 ms至10 ms之间。这样描述客户需求可以让我们得到IaaS服务x的成员函数𝜇𝑥，该函数确定了给定范围内值的成员度（见图1）。如果使用传统的逻辑，每个IaaS服务𝑥∈[，]将映射为0或1。而在模糊逻辑中，成员函数𝜇𝑥将每个IaaS服务𝑥∈[，]映射到0和1之间的范围。换句话说，传统逻辑具有黑白的思维方式，而模糊逻辑具有灰色的思维方式，可以更好地支持不准确、模糊和不确定的需求。本文采用模糊集理论（Zimmermann, 2011）来使用成员函数描述客户需求的模糊变量。在本文中，使用高斯隶属函数是因为它通常能够产生精确的结果，并且相对于其他隶属函数具有平滑的变化（Jang，1993）。图1展示了在一个包含三个值Low、Medium和High的HDD实例中，高斯隶属函数的钟形形式。

在本文中，HDD的值在[1 TB, 10 TB]的区间内，RAM、网络带宽和计算能力的值范围分别在[1 GB, 64 GB]、[2 Gbps, 10 Gbps]和[2.00 GHz, 4.00 GHz]的区间内。由于所有资源的类型都是异构的并且具有不同的范围，因此资源的值应该被标准化，并将它们的区间重新缩放到[0,1]之间。标准化是通过公式（2）完成的，将第𝑗个IaaS服务的第𝑖个资源值从到的值转换为0到1之间的区间。

描述了第𝑖个资源值相对于第𝑗个IaaS服务的标准化值。对于每个服务𝑗，除了资源的值，即，云服务提供商还向推荐系统公布服务价格。

**选择最近的提供商（A4）：**如前所述，保护客户数据的隐私和安全是一个重要问题。另一方面，由于提供商和客户有地理位置分布，地理分散可能对提供的服务质量产生巨大影响。因此，客户距离云服务越近，提供的服务质量就越高。当客户请求云服务时，首先执行FCA并找到最近的提供商。FCA的输出是聚类的位置，以便每个提供商可以放置在一个或多个聚类中。第二步，如图4所示，IANFRA接收FCA的输出作为输入，并根据聚类位置发现合适的提供商，推荐符合客户偏好的最合适服务列表，这是通过选择适当的IaaS服务活动完成的。图5说明了由FCA聚类的位置。

**选择适当的IaaS服务（A5）**：在这个活动中，IANFRA获取云客户的偏好并将其转换为模糊变量。推荐系统通过在Web服务数据集上执行迭代自适应神经模糊推荐算法（IANFRA）进行训练。在第4.3节中，详细介绍了IANFRA的功能。IANFRA的输出是与客户需求相对应的适当服务列表。使用IANFRA，客户可以轻松地用语言术语或数字表达他们的要求和偏好。值得注意的是，可以将不同的语言术语用于描述偏好，例如Low、High、Medium可以与Very结合使用，以说明加强或减弱的程度。

## 4.2. FCA的问题陈述

为了更好地理解FCA的功能，本文将FCA的执行过程以活动图的形式呈现，如图6所示。FCA的过程（图4中的活动A2）包括六个活动。在第一步中，活动A2.1中，提供商和客户的信息被整合到数据库中。FCA考虑数据点与聚类中心之间的距离，确定每个聚类中提供商和客户（为简单起见，在这个上下文中，提供商或客户被视为数据点）的隶属度。在活动A2.2中，为每个数据点随机初始化隶属度，使得每个数据点的隶属度之和等于1。在聚类过程开始时，活动A2.3中，随机选择聚类中心，并使用隶属度矩阵对其进行分类，以最小化距离目标函数，该函数如公式（3）所示。

其中，𝑚是一个大于1的数字，通常设为2。是提供商或客户𝐿𝑖与聚类𝑗之间的接近度（DoP）。和分别是第𝑖个d维数据点（提供商和客户）和聚类中心𝑗。是应该被聚类的数据点数量，𝑅∈{𝑝,𝑐}，𝑝和𝑐分别表示提供商和客户。𝐶和‖∗‖分别是聚类数量和任何范数，表示任何数据点与聚类中心之间的相似性。数据点距离聚类中心越近，其在该聚类中的隶属度就越大。在活动A2.3到A2.5中，模糊聚类的过程会重复执行，直到公式（3）所示的距离目标函数的值最优。换句话说，聚类过程会一直持续，直到：

其中，𝜓是终止标准，取值在0到1之间，由专家考虑研究背景确定；𝑠是迭代次数。值得注意的是，这个过程会收敛到的局部最小值或鞍点（参见式（3））。

在每次迭代中，活动A2.4会更新每个数据点和聚类中心之间的接近度（DoP）。数据点𝑖到聚类𝑗的DoP，以及聚类𝑗的中心点，可以分别通过式（5）和式（6）计算。

在模糊聚类过程结束时（活动A2.6），每个数据点都位于一个或多个聚类中，每个聚类都有不同的成员度。FCA的输出是聚类后的提供者和客户，将其作为输入发送给AINFRA。接下来将探讨IANFRA的制定。

## 4.3. IANFRA的问题制定

IANFRA是一种自适应神经模糊推荐系统，其基础算法是由Jang于1993年提出的ANFIS。我们对基础算法进行了定制和修改，以提供自适应神经模糊推荐系统。本节详细解释了IANFRA的制定。IANFRA使用模糊逻辑和神经网络技术来生成模糊规则，并将模糊值转换为精确的数值（清晰值）和相反的转换。如前所述，在模糊系统中，清晰值被转换为值的范围[]，其中和是该值的最小值和最大值。值的范围可能存在重叠。因此，一个值可能在两个或更多的范围内（见图1）。通过专家或自动调整成员函数中的参数值。另一方面，例如，在具有四个资源（HDD，RAM，网络带宽和计算能力）的IaaS服务中，每个资源对最终输出的生成具有不同的影响。 IANFRA可以准确而自动地设置成员函数的参数，以预测接近实际输出的输出。在这个背景下，IANFRA接收四个输入，即，并生成一个输出，如活动A3中所述。因此，IANFRA中生成的模糊规则为：如果是，是，是，是，则。

其中，𝑅𝑢𝑙表示𝑖th IaaS服务的第k条生成规则，𝑝，𝑞，𝑡，𝑢是集合中每个实例对输出生成的影响程度，而𝑟是一个常数。为了更好地理解IANFRA的功能，图7以活动图的形式说明了IANFRA的执行过程。

**生成隶属函数（A5.1）**：在这个活动中，为每个输入 𝑖 生成一个隶属函数，如下所示：

其中，𝑥 是第 𝑖 个输入的清晰值（例如，HDD=3 TB），而 𝐴𝑖 是与输入值相关联的语言术语（例如，高、中、低）。 是一个隶属函数，它将一个清晰值映射到一个具有特定隶属度的语言术语。在这种情况下，使用高斯隶属函数更有用，以描述具有最大值为 1 和最小值为 0 的隶属函数。高斯隶属函数描述如下：

其中，,是一组参数。高斯分布通常被描述为钟形曲线。在 IANFRA 中，参数的值会自动调整，因此钟形曲线会改变。

**生成规则（A5.2）：**在这个活动中，生成模糊规则。通常，对于一个具有 𝑁 个输入和每个输入的 𝑀 个隶属函数的系统，生成的规则数量将等于：

例如，图2展示了一个具有两个输入和每个输入三个隶属函数的系统。在第二层，即生成规则层中，生成的规则数量为六个。

**隐含和规范化规则（A5.3）：**对于每个输入生成的规则（与输入的隶属函数数量相等），将它们隐含，并计算每条规则在产生最终输出方面的强度和准确性。例如，对于一条规则“如果是，是，是，是，那么 ，它的形式是 If-Then 规则，其中，，， 是由模糊集在[]范围内定义的语言值。为了简化，上述规则被定义为 𝑝 → 𝑞。通常，If 部分即 𝑝 被称为前提，Then 部分即 𝑞 被称为结论。有多种推理方法来计算特定规则的强度程度（Jang，1993）。使用的推理方法是 Mamdani 推理，其描述如下：

因为 Mamdani 推理更受欢迎，被用于研究社区中计算特定规则 𝑝 → 𝑞 的强度程度。每条规则产生最终输出的重要性和有效性是不同的。因此，每条规则都有一个权重，表示其在产生最终输出（即预测服务价格）中的重要性。是选择 𝑝 和 𝑞 的隶属度的最小值作为 𝑝 → 𝑞 规则强度程度的第 𝑖 条规则的权重，而 是计算 𝑝 和 𝑞 的隶属度的乘积作为第 𝑖 条规则的权重。

接下来，为了更好地理解，将探讨使用提出的 IANFRA 预测云服务价格的情景。

在这项研究中，基于 IANFRA 的推荐系统具有四个输入（即 HDD、RAM、计算能力和网络带宽）和一个输出（即服务价格），以便每个输入和输出都有三个高斯隶属函数来覆盖它们的值范围，生成了十五个模糊规则（5个变量×3个语言术语），它们的强度和准确性应该被调查。在我们的例子中，客户的偏好是 HDD=8 TB，RAM=30 GB，网络带宽=5.5 Gbps，计算能力=3.1 GHz。

图8展示了使用IANFRA预测四个IaaS资源（即HDD、RAM、计算能力和网络带宽）的服务价格的执行过程。例如，图8以3×4矩阵的形式展示了生成的三个规则，使得每行对应于计算所请求的IaaS服务价格的一条规则。实际上，图8展示了使用生成的模糊规则预测服务价格。在这个例子中，根据公式（10），计算每条规则的强度程度（规则权重）：

所有规则的影响程度之和应该等于一。然而，规则的权重应该使用公式（11）进行归一化。

其中，代表第 𝑖 条规则的影响程度（换句话说，规则的权重表示生成的规则在估计服务价格中的重要性），𝑁 是输入数量（在我们的例子中是四个输入），而 𝑀 是隶属函数的数量，在这个例子中是低、中、高，因此每个输入有三个隶属函数。图8所示矩阵中的每一列都显示了一个输入的隶属函数。矩阵的每一行对应于一个生成的模糊规则，因此规则的归一化权重将如下所示：

𝑤̄1 = 0.21952∕(0.21952 + 0.75287 + 0.60803) = 0.1389  
𝑤̄2 = 0.75287∕(0.21952 + 0.75287 + 0.60803) = 0.4764  
𝑤̄3 = 0.60803∕(0.21952 + 0.75287 + 0.60803) = 0.3847

**评估规则输出（A5.4）**：在规则的影响程度（规则的权重）归一化后，最终输出（预测的服务价格）通过以下公式计算：

其中，描述了由第 𝑖 条规则产生的输出（服务价格），、、 是参数，通常称为后件参数。与其他相关方法相比，IANFRA的主要优点之一是调整后件参数，以便预测的服务价格与实际服务价格之间的差异最小。因为IANFRA使用迭代自适应方法来调整其参数并减少输出估计中的预测误差。换句话说，在第一步中，IANFRA为数据集中的一个IaaS实例生成模糊规则并估计服务价格，然后考虑预测误差的数量，改变规则的权重和后件参数的数量，直到预测误差降至确定的阈值以下。在这个例子中，IANFRA计算每条规则的后件参数和输出如下：

**Aggregating Outputs（A5.5）:** 在这个活动中，IANFRA会生成15个模糊规则，每个规则单独估计云服务价格。在这个活动中，所有规则计算的输出结果将被聚合，生成最终输出结果，计算公式如(13)所示。



**计算误差与调整参数**（A5.6）：IANFRA是一种迭代算法，它使用梯度下降和链式法则来最小化预测误差。如前所述，为了在学习过程中更好地匹配预测价格和实际价格，并减少误差量（即实际价格和预测价格之间的差异），IANFRA生成（𝑁×𝑀）个模糊规则来预测和估计服务价格。其中，𝑁是IANFRA的输入数量，𝑀是用成员函数将每个清晰值描述为模糊值的语言项数。应该注意的是，如何设置成员函数参数和调整输出系数对预测准确性和向客户推荐适当的服务有重要影响。IANFRA的目标是最小化预测误差。公式（14）说明了预测误差的平方。



代表第𝑖个IaaS服务（𝑂𝑖）的预测误差值。是第𝑖个IaaS服务的实际价格，𝑂𝑖是第𝑖个IaaS服务的预测价格。在学习过程中，使用梯度下降法和应用𝐸𝑖在参数空间中，计算出对于第𝑖个训练记录和输出节点的误差率。

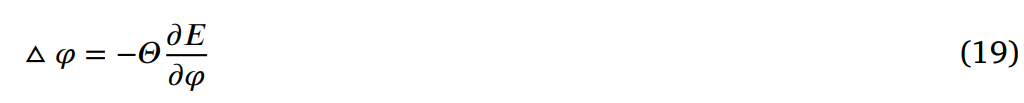
其中，𝐿是IANFRA中的层数。每个内部节点都有特定的函数，也可以具有一些参数。使用链式法则计算这些参数的误差率，公式如下：

其中，1 ≤ 𝑘 ≤ 𝐿 − 1。公式（16）说明了内部节点的误差率是下一层中所有节点误差率的组合。因此，输出节点和内部节点的误差率分别由公式（15）和（16）计算得出。然后，在学习过程中可以考虑各自的误差率来调整IANFRA的每个参数。例如，如果𝜑是IANFRA中的一个参数，则其误差率的计算如下所示：



这里，𝑆代表一组依赖于𝜑输出的节点。因此，考虑到𝜑，整体误差𝐸的导出计算如下：

根据公式（19），可以通过以下方式更新𝜑的值：



其中，𝛩是学习过程中的学习率，可以通过以下方式计算得出：

在公式（20）中，𝜏是一个步长，可以调整以实现所需的收敛速度。在下一部分中，通过在一个真实的分布式服务质量数据集WS-DREAM上进行大量实验，来研究所提出方法的性能表现。

# 5.实验

在本节中，我们进行了全面的实验，以展示所提出的推荐系统根据用户的位置和偏好，能够识别和推荐适当的服务的能力。所有实验均在MATLAB R2019b上实现，操作系统为Windows10 64位，配备Intel Core i7-8750 2.20 GHz处理器以及16 GB的RAM。如前所述，所提出的推荐系统的主要优点之一是可以满足所有类型用户（有经验和没有经验）的需求，用户可以以熟练用户的身份准确地表达自己的需求，或以新手用户的方式口头表达需求，并获得合适的服务。

## 5.1 数据集描述

为了评估所提出的推荐系统，我们采用了两个真实的Web服务数据集（https://www.digitalocean.com/，2021；Zheng、Zhang、& Lyu，2010）。它们的详细信息如下：

**数据集1**：第一个数据集称为WS-DREAM，是由Zheng等人（2010）发布的真实分布式服务质量数据集。WS-DREAM数据集包括339个云用户和5825个Web服务，并包含一个响应时间矩阵rtmatrix，以用户-服务矩阵的形式显示响应时间。rtmatrix中的元素表示用户𝑖请求的服务𝑗的响应时间。根据分析IP地址，所有用户和服务都分布在31个国家/地区。由于云服务与用户之间的距离不同，因而响应时间（作为用户满意度的重要因素）以及分配给每个簇的用户和云服务数量可能会有所不同。

**数据集2**：为了避免复杂性，本文中收集了一组IaaS服务，通过访问DigitalOcean网站（https://www.digitalocean.com/，2021）手动收集，以检查所提出的推荐系统在服务价格预测方面的准确性。因此，作为第二个数据集，DigitalOcean数据集包含基础架构即服务（IaaS）服务。其记录已基于WS-DREAM数据集的记录数量进行了扩展。值得注意的是，DigitalOcean数据集的每一行均包括五个特征，即硬盘驱动器、RAM、计算能力、网络带宽和服务价格。因此，实验的最终数据集是将提供商和服务的位置信息集成在WS-DREAM数据集中，并将DigitalOcean数据集的IaaS实例记录进行了扩展 (<https://www.digitalocean.com/，2021>)。

最终数据集的作用类似于Universal Description, Discovery and Integration (UDDI)，它是一个目录服务，包含云提供商提供的服务信息 (Yao等，2014)。UDDI可以被称为web服务的数据库，所有提供商都可以在其中注册他们的服务。推荐系统作为服务提供商和用户 (云客户) 之间的云代理，在服务注册的数据库中查找适当的服务。自2009年以来，云代理概念已经出现，并且迄今为止在代理领域已经进行了大量的研究工作 (Taheri等，2021)。在本文中，作为云代理的推荐系统将访问提供商注册的服务信息。因此，它不会遭受用户-服务矩阵信息的稀疏问题，并且可以轻松地接收用户需求和偏好，然后根据用户的偏好和位置查找并推荐一组适当的服务。值得注意的是，在大多数研究中，推荐系统使用与用户使用服务相关的历史QoS信息来向新用户推荐服务。然而，信息矩阵的稀疏性以及之前在第3节中提到的冷启动问题都可以极大地降低所提出的推荐系统的准确性。然而，一些新的研究已经将推荐系统作为中间件引入，可以作为服务提供商和用户之间的云代理使用 (Yao等，2014)，并且它可以访问数据库中注册的信息以查找和推荐适当的服务。需要注意的是，这种推荐系统不会遭受矩阵稀疏性问题 (Yao等，2014)。

## 5.2. 评估指标

在2006年，Hyndman和Koehler提出了两个基本且准确的指标：平均绝对误差（MAE）和均方根误差（RMSE），用于评估算法的性能，至今在该领域广泛使用 (Jin等，2019; Luo等，2016a; Ren和Wang，2018; Ryu等，2018a; Tang等，2016a; Yin等，2019, 2017)。在本研究中，这些评估指标被用于评估预测的准确性。MAE和RMSE越低，预测准确度越高。式（21）和式（22）分别定义了MAE和RMSE。

其中𝑃(𝑖, 𝑢)表示由客户𝑢请求的IaaS服务𝑖的实际价格，表示预测价格，𝑁表示数据集记录的数量。

## 5.3 参数设置

实验参数设置如下：最终数据集包含5004条记录，每行包含八个属性，包括服务ID、纬度、经度、硬盘驱动器、RAM、网络带宽、计算能力和服务成本。成员函数的数量为三个(即低、中、高)，可以通过添加其他语言术语，如非常低和非常高而增加。通常指数参数设为2 (参见式(3))。最大迭代次数和停止条件分别设置为100和。在学习过程中提供服务推荐系统，初始步长设置为0.01，下降率和增长率的步长分别设置为0.9和1.1。值得注意的是，所有参数的值均通过实验确定。为了进行更加真实的实验，我们随机选择数据集的70%进行训练，30%进行推荐系统的准确度测试。此外，为了将模糊逻辑应用于IANFRA算法中，使用Sugeno类型，并将成员函数的输入和输出分别定义为高斯和线性(参见式(8)和式(12))。此外，在IANFRA中使用Sigmoid激活函数来调整线性输出的参数和MF系数。

## 5.4. 公司云服务的定价策略

为了计算IaaS实例的价格，采用了考虑实际定价方法的公式。实际上，价格是云用户在选择候选服务中的IaaS服务时重要的因素。用户更倾向于选择价格更实惠的服务来满足自己的偏好。考虑到这一重要点，已给IaaS实例(HDD、RAM、计算能力、网络带宽)的每个特征赋予权重。一些研究已经专注于IaaS实例的定价策略。基于研究结果，采用线性回归方法来估计IaaS实例的价格。使用回归方法，我们可以通过计算模型中每个变量的系数来估计影响IaaS服务最终价格的各个特征的价格(Eq. (23))。

其中𝑖 = 1, …, 𝑛，n是IaaS服务中的变量数量。在本文中，每个IaaS服务包含四个特征，即硬盘、RAM、网络带宽和计算能力。𝑋𝑖𝑛描述了第𝑖个IaaS服务中的第𝑛个变量。例如，在所提出的推荐系统中，𝑋𝑖1与IaaS服务中的RAM相关。𝑎𝑖确定了计算服务最终价格的𝑋𝑖变量的重要性。根据式(23)显示的IaaS服务定价政策，通过对从DigitalOcean数据集中提取的IaaS实例进行分析，确定了每个IaaS服务特征的权重。根据DigitalOcean提供的IaaS服务，IaaS实例及其相关权重为[HDD、RAM、网络带宽、计算能力] → [0.34、0.1、0.25、0.31]。所有权重之和为1。因此，服务的价格计算为 Price = 0.34 \* HDD + 0.1 \* RAM + 0.25 \* 网络带宽 + 0.31 \* 计算能力。根据以上的定价政策，在2021年数字海洋（https://www.digitalocean.com/）的IaaS实例数据集中进行了扩展，以使IaaS服务的每个资源的重要性与云环境中的服务定价原则保持一致。 图9描述了确定服务价格时每个资源的重要性。图9说明了RAM资源在服务价格确定中具有很高的重要性。因为具有低HDD和高RAM的IaaS实例的价格比具有高HDD和低RAM的IaaS实例高。例如，图9（a）说明了具有HDD = 2TB和RAM = 60GB的IaaS实例将导致价格为700美元的服务。而具有HDD = 10TB和RAM = 10GB的IaaS实例的服务价格大约相等于500美元。 图9（b）说明了与网络容量相比，HDD的重要性更高。另一个例子是，具有HDD = 10TB和网络带宽= 2 Gbps的IaaS实例的服务价格大约相等于570美元。而一个云用户应该支付大约500美元来获得具有HDD = 2TB和网络带宽= 10 Gbps的IaaS实例，因为这些IaaS服务的特征之间的关系与数字海洋的IaaS实例完全一致。

## 5.5. 选择恰当的隶属函数

有关在模糊系统中选择隶属函数的研究有很多（Chen＆Otto，1995; Czekalski，2006）。在选择隶属函数类型时，选择一个可以将离散区间[0,1]正确转换为连续区间[0,1]的隶属函数非常重要。基本上，最简单的隶属函数类型是三角形函数。但是，选择特定应用程序的适当隶属函数取决于应用程序类型，基本上，适当隶属函数的类型是通过经验确定的。没有客观的方法可以解决这个问题。因此，在可以定义许多隶属函数的情况下，高斯隶属函数是模糊神经系统中最受欢迎的隶属函数之一，这是通过实验证明的（Chen＆Otto，1995; Czekalski，2006; Sadollah，2018）。因为高斯MF具有平滑性和简洁的符号。这些曲线的优点是在所有点上的平滑和非零(Sadollah，2018)。

## 5.6. 适用性分析

在检查图10（a）中推荐者的适用性的第一步中，我们在图4中的解释活动中创建了每个推荐者部分与图10（a）中的部分之间的映射。在本节中，通过检查两个独立的案例研究，评估所提出的推荐系统在找到靠近用户位置并符合其偏好的适当服务方面的能力和能力。在第一种案例研究中，我们检查了推荐器以满足专家用户的需求，该用户可以通过数字表示需求（请参见图10（b）中的红框）。

另一方面，在第二个案例研究中，当一个没有经验的用户以口头陈述的形式表达自己的需求时，检查推荐器的适用性（请参见图11（a）中的蓝色框）。图10显示了所提出的推荐系统的概述。以下说明了图10中所提出的推荐器的每个部分。

**预处理：**在学习推荐系统之前的第一步，需要对数据集进行预处理。这将从数据库中删除噪声。例如，查看WS-DREAM数据集的记录，在rtmatrix矩阵中，该矩阵是用户-服务矩阵，每个条目表示每个用户的服务响应时间，我们发现其中一些条目具有无效值（响应时间= -1）。因此，这类记录已从数据集中删除。作为WS-DREAM数据集中噪声存在的另一个例子，一些提供商没有任何位置信息。因此，为防止噪声对推荐系统结果的影响，在预处理步骤中，已从WS-DREAM中删除了与位置信息相关的噪声。最后，在从WS-DEAM数据库中去除噪声之后，将剩余记录与从DigitalOcean网站提取的IaaS信息合并。因此，最终数据库包括提供者的地理位置以及它们的IaaS服务，即每个特征的值以及服务的价格。图10（a）中的“客户最近的服务”表显示了最终数据集的视图。

**位置聚类：**第二步，使用FCA算法对服务进行地理位置聚类。FCA、K-means和Subtractive Clustering（SC）算法的聚类输出如图12所示。

**用户位置：**在此部分中，用户输入他/她的地理位置。通过点击“查找最近的供应商”按钮，基于FCA进行的聚类，显示靠近用户的地理位置的服务在“客户最近的服务”表中。接下来，对两个不同的案例研究进行了调查。在第一个案例研究中，用户是专家，可以准确且以数字形式表达他/她的需求。在第二个案例研究中，用户缺乏经验，只能通过口头短语表达他/她的需求。在每个案例研究中，将讨论推荐系统在找到并推荐适当的服务给用户方面的能力和准确性。如图10所示，IaaS实例的值范围为HARD = [1,10] TB，RAM = [1,64] GB，网络带宽= [2,10] Gbps和计算能力= [2,4] GHz。缺乏经验的用户可以用Low、Medium和High来表示他/她的需求。

5.6.1. 第一种案例研究（向专业用户推荐服务）

在这个案例研究中，假设用户是专家，可以准确和数字化地表达他/她的需求。因此，在第一步中，用户在图10(a)中的“用户位置”部分输入他/她的地理位置，然后通过按下“查找最近的提供者”按钮，显示了一个靠近用户位置的服务列表在“最近的服务”表中。如图所示，每个IaaS服务都用八个属性描述，即服务ID、纬度、经度、HARD、RAM、网络带宽、计算能力和成本。如图10所示，用户的地理位置是纬度= 36.88和经度= 122.06。在数据库中的5004个服务中，推荐系统已选择了482个服务，考虑到所述的地理位置靠近用户。在找到靠近用户地理位置的服务之后，在“用户偏好”部分中，已为每个IaaS服务值设置了用户的偏好。在这个例子中，用户是专家，可以通过“数字需求”部分确定IaaS特性的值。然而，如果用户没有经验，无法准确表达他/她的要求，他/她可以通过“口头需求”部分确定服务特性的值。在这个例子中，用户将IaaS服务值设置为HARD = 8 TB，RAM = 16 GB，网络带宽= 6 Gbps和计算能力= 3 GHz。

**设置IANFRA：**在这个部分，一些参数被设置来训练推荐系统。例如，“IaaS实例”确定了在学习过程中使用的数据量。通常，确定这个变量的目的是为了检查推荐系统在大型数据集中的通用性和可扩展性，这在第6节中详细解释。 “成员函数”为3。因为在口头部分中有三个值，即低、中、高。实验上，参数值“指数”设置为2（参见公式（3））。推荐系统的学习过程的停止条件由两个参数“最大迭代次数”和“停止条件”确定。通过按下“运行”按钮，执行IANFRA算法，在训练和提供推荐系统后，根据在“用户偏好”部分中宣布的偏好，向用户介绍最合适的服务。图10(a)显示，在HARD = 8 TB，RAM = 16 GB，网络带宽= 6 Gbps和计算能力= 3 GHz的用户请求中，在“最近的服务”表中介绍的482个服务中，在“推荐给客户的服务”表中，推荐系统找到了12个与用户偏好接近的适当服务。值得注意的是，推荐系统除了找到和推荐与用户需求完全兼容的服务外，还推荐具有接近用户所述偏好的值的服务。在这个例子中，根据用户偏好，可以看到在“推荐给客户的服务”表中推荐的服务中，服务ID = 3的服务完全符合用户需求，推荐系统正确估计了服务价格，为675美元。然而，除了向用户推荐这项服务外，推荐系统还找到了一系列接近用户需求的服务并向用户推荐（请参见图10(a)中的“推荐给客户的服务”表）。因此，如果将新服务（新数据）添加到未来现有服务的列表中，则只需要在“位置聚类”部分运行FCA算法。通过这种方式，新数据被放置在一个合适的聚类中，无需重新训练推荐系统（即“IANFA设置”部分）。如果新服务接近用户的喜好，推荐者可以向用户介绍新服务。

**绘制图表：**通过推荐系统的这个部分，报告以图形方式显示。例如，“绘制RMSE，MAE”比较了推荐系统与相关方法，即模糊网格划分（GP）和模糊减法聚类（SC）的RMSE和MAE。因此，在“绘图”部分中，如果选择“绘制RMSE，MAE”并按下“绘图”按钮，则会执行GP和SC方法，并计算所有三种方法的RMSE和MAE（见图10(b)）。

“绘图表面”显示了关于IaaS服务中每个特征在确定服务价格方面的重要性的信息。IaaS服务的定价政策已在第5.4节中描述。在这个例子中，图10(c)显示了根据用户的请求（675美元）计算服务价格时每个特征的重要性。如图10(c)所示，HARD和计算能力对服务价格的影响更大。

“绘制规则”显示了生成的模糊规则以及如何以图形方式预测服务价格（见图10(d)）。值得注意的是，根据生成的模糊规则计算服务价格已在4.3节中详细解释。

通过选择“绘制预测选项。不同”，我们可以比较推荐系统预测的价格差异与相关方法。该选项的目的是比较所提出的推荐系统与相关方法的通用性和可扩展性，并在数据量不同时检查每种方法在价格预测方面的准确性。如图10(e)所示，当数据密度为90％时，推荐系统预测的服务价格与实际价格高度一致。然而，如图10(b)所示，另外两种方法的预测误差率（公式（21）和（22））更高。在第6节中，将对所提出的推荐系统和其他两种相关方法在不同数据量下的通用性和可扩展性进行检查和分析。

5.6.2. 第二个案例研究（向经验不足的用户推荐服务）

在这个案例研究中，我们假设用户经验不足，无法准确说明每个IaaS服务特性的值。如图11所示，在“用户偏好”部分中，用户可以通过选择口头选项将每个IaaS服务特性的需求插入为低、中、高。在图11(a)中，用户将每个IaaS特性的值表示为HARD =低、RAM =中、网络带宽 =高和计算能力 =中。推荐者将每个低、中、高的值转换为指定区间内的值的范围，即HARD =[1,10] TB，RAM =[1,64] GB，网络带宽 =[2,10] Gbps，计算能力=[2,4] GHz。最后，通过运行IANFRA算法，推荐系统在“推荐给客户的服务”表中显示了一个根据用户偏好量身定制的服务列表。

图11（a）显示，在第一次案例研究中，经验不足的用户与专家用户具有相同的位置。因此，在“最近的提供商到客户”表中引入了相同的服务（482个服务）。在识别出的482个服务中，找到了17个与用户声明的偏好接近的服务并进行了推荐。推荐者估计服务价格约为581.9美元，服务特点符合用户的偏好。如图11（a）所示，服务ID = 5的服务接近于用户的需求。然而，推荐者除了推荐这个服务（服务ID = 5）之外，还介绍了更多的服务，这些服务的特点接近于用户的偏好。图11（b）显示了推荐者和其他相关方法中的RMSE和MAE误差率。此外，图11（c）比较了每个IaaS服务特征在确定581.9美元的价格中的重要性，图11（d）显示了每个生成的模糊规则在确定服务价格中的重要性。

图11（d）说明了如何通过生成的模糊规则计算服务价格（581.9美元）。值得注意的是，根据生成的模糊规则计算服务价格的方法已在第4.3节中详细解释。最后，每种方法与所提出的推荐系统相比，在准确估计服务价格方面的准确性可以在图11（e）中看到。如图11（b）和图11（e）所示，GP方法在预测服务价格方面具有最大误差。在第6节中，将更详细地讨论所提出的推荐者与其他相关方法的性能以及它们在推荐适当的服务和正确估计服务价格方面的准确性。

# 6. 评估

评估的目的是回答以下问题：

（1）与k-means算法和减法聚类算法等其他流行聚类方法相比，FCA的性能如何？

（2）所提出的方法在大型数据集中的普适性和可扩展性如何？

（3）与其他相关方法相比，所提出的方法有什么优势？IANFRA与其他方法相比的性能如何？

## 6.1 FCA与k-means（C-means）算法和减法聚类算法等其他流行聚类方法相比，其性能如何？

在图12和表3中分别说明了FCA在提供良好聚类和其对响应时间的影响方面与其他聚类方法（如k-means聚类（Arora，Varshney等，2016; Dhanachandra，Manglem和Chanu，2015; Ferrandez，Harbison，Weber，Sturges和Rich，2016; Han，Wang，Guizani，Chan和Zhang，2018; Tian和Zhong，2018）和减法聚类（Fattahi，2016; Radionov，Evdokimov，Sarlybaev和Karandaeva，2015）相比的性能。为了进行公平比较，选择了不同地理位置的四个用户，并计算了对其服务的平均响应时间。所有实验都在MATLAB R2019b上在Windows10 64位操作系统上使用Intel Core i7-8750 2.20 GHz处理器和16 GB RAM进行了实现。图12说明了用户和云服务在不同地理位置的分布，以及如何通过k-means方法、减法聚类方法和所提出的FCA对用户和服务进行聚类。

图12显示了WS-DREAM中用户和云服务的地理分布。如图12-(a)所示，用户和云服务的密度在不同的地理位置有所不同。人口稠密的地方的用户有更多的服务来满足他们的需求。在云环境中，由于用户和云服务的地理分散，考虑用户和服务的位置以推荐合适的服务是至关重要的。一般来说，当选择服务时，推荐系统应考虑三个重要因素：（1）接收服务的响应时间（2）维护用户信息的机密性和安全性（3）服务的可用性和提供服务的可靠性。

响应时间作为一个重要因素，在云用户满意度中起着关键作用。用户通常更喜欢使用响应时间较短的服务。因此，如果推荐系统在其列表中有更多的候选服务，它们可以选择响应时间更短的更适合的服务。图12展示了k-means算法如何对用户和云服务进行聚类。k-means算法根据人口密度将地理位置分为三个独立的聚类，因此，对于一个用户，推荐系统只能提供在用户聚类中的服务。因此，在此方法中，推荐系统的选择列表中会有较少的服务。然而，SC算法（见图12-(d)）将地理区域分为两个大聚类，每个聚类的用户和云服务较k-means算法更多。因此，SC算法中的推荐系统在其选择列表中有更多的服务，其中可以提供响应时间更短的服务。需要注意的是，在位置聚类方法中，聚类越多，客户信息的安全性越高。相反，候选服务数量的增加会导致响应时间降低以满足客户需求。因此，根据上述考虑，降低响应时间和增加用户信息安全性之间存在一个权衡。

在k-means算法中，由于地理位置被分成更多的聚类，用户信息的机密性和安全性比SC算法更高。然而，由于k-means算法中的聚类更小，用户可用的服务数量会较少，这会导致响应时间比SC算法更长（见表3）。一个强大的推荐系统必须能够平衡用户信息安全和响应时间这两个因素。在所提出的FCA中（图12-(c)），位于边缘点的云用户可以使用所有邻居聚类的服务。因为位于聚类边缘的用户通常同意将其信息定位在相邻国家的服务器上。因此，在FCA中，位于边界区域的用户可以被放置在一个以上的聚类中（图12-(c)），推荐系统在其选择列表中有更多的候选服务，并可以向用户提供响应时间更短的服务。需要注意的是，由于推荐系统在其选择列表中有更多的服务，如果一个服务失败，它将能够向用户提供合适的替代服务，这会增加提供云服务的可靠性。因此，与其他两种聚类方法相比，所提出的FCA具有更短的响应时间。同时，它能够适当地保护用户信息的机密性和安全性。

为了比较FCA与其他聚类方法的平均响应时间（MRT），从WS-DREAM数据集中选择了来自不同地点的四个用户，以便每个地点的人口密度不同。例如，用户3位于人口密度较低的地方，而用户4则位于人口密度较高的地方。如表3所示，实验表明FCA在不同人口密度下与其他分类方法相比具有更好的响应时间。如果用户集群中放置的所有服务不能为用户提供良好的服务，FCA可以从接近用户集群的其他集群中接收适当的服务。由于FCA中使用的逻辑不是二元逻辑，即服务和用户可能属于多个集群。在对云用户和服务进行分类后，运行IANFRA以考虑由FCA分组的位置和用户偏好（即硬盘驱动器，RAM，计算能力，网络带宽），这些偏好可以表示为数值或语言术语。如表3所示，所提出的FCA为用户提供的云服务响应时间比其他两种方法更短。

## 6.2提议的方法在大型数据集中的普适性和可扩展性如何？

一个系统的一般化和可扩展性应该从两个角度来考虑。

（1）从计算复杂度的角度看：增加模糊系统计算复杂度的一个影响因素是生成产生最终输出所需的模糊规则的数量。

（2）从输出预测准确性的角度来看：这意味着，通过增加信息记录的数量，模型仍具有准确预测输出的能力。

因此，要检查模型的一般化和可扩展性，必须分析这两个重要因素。在本论文中，对IaaS服务的价格预测性能评估和推荐符合用户偏好的服务的能力进行了分析。

每个IaaS服务都由四个属性描述：硬件、内存、网络带宽和计算能力，每个属性都有三个隶属函数：低、中、高。在模糊网格分区（GP）方法中，为IaaS服务生成的模糊规则数量等于（MF数 \* 输入数）的数量。因此，在本文中，对于IaaS服务，GP方法生成了34条规则。然而，GP方法生成的大多数规则将不会被使用。这意味着这些规则中的许多规则将不会在最终输出的生成过程中被使用。GP生成的大量模糊规则，其对系统输出没有影响，将降低预测的准确性。需要注意的是，在本文讨论的IaaS服务中，特征个数（模型输入）为4，如果系统输入数量增加，GP提供的模型的复杂度将呈指数级增加。如图13所示，GP方法的一般化程度比SC方法和所提出的方法要低。需要注意的是，系统输入数量的增加会导致GP方法产生的模糊规则按指数级增加，这将显著降低GP方法的可扩展性和一般化能力。在模糊减法聚类（SC）方法中，用于估算服务最终价格的模糊规则数量取决于数据间的密度和距离。数据值之间的距离越近，产生的模糊规则数就越少。然而，如果IaaS服务功能的值存在分散，所生成的模糊规则数将增加。因此，SC方法的一般化程度和可扩展性程度取决于系统输入值范围内的密度或分散程度。然而，与GP方法相比，SC方法的复杂性较低，因为在GP方法中，产生模糊规则的复杂度是指数级的。

在本文提出的方法中，生成的模糊规则数量等于系统输入数量。因此，增加隶属函数不会影响生成的模糊规则数。因此，增加隶属函数不会使提出的方法变得复杂。另一方面，增加系统输入数量不会降低系统的一般化能力。因为模糊规则的生成数量遵循线性关系，所生成的规则数量取决于系统输入数量。与SC方法不同，在本文提出的IANFRA方法中，数据密度或分散对一般化能力没有影响。因此，在三种方法之间进行比较后，所提出的推荐系统和SC方法的一般化能力要比GP方法高得多，这也可以在图13(a)到图13(e)中看到。图13(a)显示了数据库记录数量较少的状态。例如，在图13(a)中，总记录数为50，其中35个样本用于模型训练过程，15个样本用于模型测试。

为了从第二个因素的角度来考虑可扩展性，即在大规模数据集中准确预测的能力，需要注意的是，所提出的方法使用自适应神经模糊算法。因此，在模型学习过程中，为了提供推荐系统，计算了每个训练数据记录的服务价格预测误差。根据计算的误差，模型会改变模糊规则的权重，使得参与预测每个测试数据价格的规则具有更高的权重。因此，由于所提出的方法使用了迭代自适应学习方法，因此信息集合越大，学习过程就越好，模型的准确性也会更好。

需要注意，IANFRA算法是一种迭代自适应神经模糊算法，其中学习过程是批处理完成的。因为，正如在第5.1节中提到的那样，所提出的系统作为云服务经纪人，通过访问包含云服务存储信息的UDDI数据库，可以从中选择合适的服务。需要注意的是，与批处理学习相反，还有增量学习方法，适用于在数据库中的数据作为数据流而增加或减少的情况下。本文的目的是提供一种IaaS服务推荐系统，它可以作为云服务经纪人接收用户的请求和偏好，并根据存储在UDDI中的IaaS服务为客户提供合适的服务。因此，在这个领域中增量学习算法是不起作用的。

图14显示了推荐系统和其他相关方法，即模糊GP和模糊SC的RMSE和MAE。如前所述，在所提出的方法中，提供推荐系统的过程是作为迭代自适应学习过程完成的。所有系统输入的MF间隔将自动调整，这将影响到生成的模糊规则的权重（见图2）。因此，在系统学习过程中，通过持续自动调整每个模型输入的MF间隔，对生成的每个模糊规则进行适当的赋权，最终导致准确性的提高和MAE和RMSE的降低。然而，在GP和SC方法中，在开始提供推荐系统之前，每个MF仅被专家手动定量一次，并且在提供推荐系统的过程中这些MF的值不会改变。这将导致在这两种方法中产生的模糊规则的权重不合适。这意味着对于最终输出生成具有重大影响的规则，其权重可能小于其他生成的模糊规则。因此，MF参数和基于输出生成的模糊规则的不符合将导致在GP和SC方法中服务定价的预测误差增加。

## 6.3. 与其他方法相比，所提出的方法有什么优点吗?和IANFRA的性能相比如何？

与其他两种方法相比，提出的方法的重要优点可以如下所述。

1- 通过在构建推荐系统时使用模糊逻辑，支持所有类型的云用户。有经验的用户可以清晰并数值化地表达其需求，而缺乏经验的用户则可以模糊地表达其需求，并通常采用语言术语的形式。

2- 通过使用迭代自适应神经模糊算法，提高了估算服务数量/质量因素的准确性。

3-采用FCA构建推荐系统，提供响应时间最短、信息保密性最高的服务。

4- 根据表2中定义的估值标准，所提出的系统可以在估算服务价格方面实现高精度（）。值得注意的是，在本文中，为了避免复杂性，推荐系统仅有一个输出，仅估算了服务价格。然而，所提出的方法可以估算多个输出。因此，所呈现的推荐系统根据供应商（，）和用户（，）的地理位置接收用户偏好（，），并推荐适合的服务。与以往的推荐系统不同，所呈现的推荐系统支持所有用户（经验不足和经验丰富）（），并且，如图14所示，在估算输出量并向用户推荐适当的服务方面具有高精度（）。所提出的方法的准确性已通过已知指标（）和通过集成两个数据集——DigitalOcean和WS-Dream来进行评估，后者是一个包含真实服务信息的数据库，被许多研究人员使用（）。

# 7 结论

本篇论文提出了一种新的方法来识别和推荐适合云用户需求和地理位置分布的云服务。该方法使用模糊聚类算法来寻找靠近用户的提供商。然后，使用迭代自适应神经模糊推荐算法（IANFRA）来识别和推荐适合用户喜好的服务。不成熟的用户可以轻松地口头表达他们的需求或确定服务的价值范围。IANFRA支持并响应所有类型的用户请求，即表达为数字或口头。为了评估所提出的方法的性能，进行了全面的实验，并将实证结果与其他相关方法进行了比较。实证结果表明，所提出的模糊聚类算法相比其他流行的聚类算法，如k-means聚类和减法聚类，具有更快的响应时间并且可以更好地分类用户和提供商。此外，实验证明IANFRA可以以语言术语的形式获取用户偏好，以支持和满足缺乏经验的云用户的要求，并返回符合其要求的合适服务。为了评估所提出的方法的性能，使用了两个数据集。第一个数据集是一组真实的Web服务，用于评估FCA在考虑经纬度格式的位置时对用户和提供商的分类。第二个数据集是一组IaaS服务，用于测试和评估IANFRA。IANFRA将由FCA聚类的位置作为输入，并寻找合适的云服务（在本研究中为IaaS服务）。为了评估所提出方法中预测的性能，运用了一个扩展的IaaS云资源数据集，并比较了IANFRA与其他模糊流行方法，如模糊减法聚类和模糊网格划分的性能。实证结果表明，与其他模糊预测方法相比，IANFRA在选择和识别合适的IaaS服务方面更加准确。

**CRediT作者贡献声明**：

Neda Mohammadi：构思、调查、正式分析、验证、可视化、方法论、写作-原稿撰写。

Abbas Rasoolzadegan：构思、项目管理、监督、写作-审查和编辑。

**竞争利益声明**：

作者声明没有任何已知的竞争性财务利益或个人关系，可能影响本文所报道的工作。

**图表、致谢及参考文献已略去(见原文)**