**研究方向科研报告**

姓名：冷全阳

拟研究方向：基于深度强化学习的推荐任务下异构信息网络元路径的研究与挖掘

## 研究背景与意义

### 1.1 研究背景

目前，异构信息网络(HIN)正在广泛地用于提高许多新颖的数据挖掘任务的性能，如推荐系统，自然语言处理，一致性检测等。HIN由多种类型的实体和链接组成，并提供了一种可以以更直观的方式传达多样性的先进的数据结构，同时这种结构揭示了各个实体之间复杂的相互依赖关系，为后续的任务提供了大量的辅助信息。与传统的网络定义不同，HIN能够有效地结合具有丰富语义信息的各种结构信息。同时相比较传统的推荐算法，HIN能够分析比交互日志更多的信息，从而能够产生更准确的结果，因此在近年来的许多推荐系统中得到了广泛的应用。

针对HIN之间的复杂的网络关系，提出了元路径的概念来提取有用的信息，元路径是由一组链接边缘的节点组成，通过一组元路径可以查找实体与实体之间的各种复杂的关系，并且一些研究已经证明这样做是有效的，例如提出了基于元路径的推荐算法，这些算法利用不同元路径中的语义信息来增强HIN中用户和项目的表示。另外一些研究使用一种注意力机制来聚合不同元路径中可用的信息。

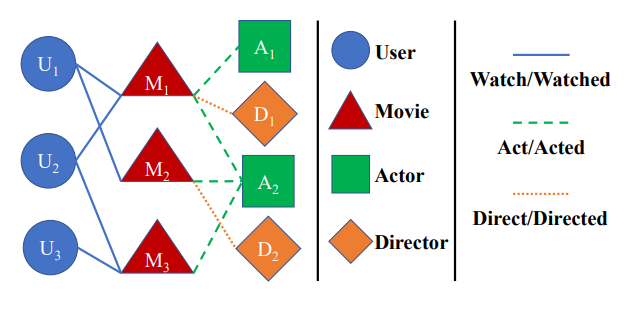


图1-1 异构信息网络图示

### 1.2 研究意义

在个性化推荐的过程中,用户分析是第一步也是最基础的一环。深入的用户分

析可以帮助算法进一步的在用户行为信息(如评分、购买、社会标签和点击等)

中发现用户的兴趣、偏好和信息需求。典型的线上社区不仅包含了明确或隐含的评分数据，而且还具有其他一些相关信息，比如物品类型、类别、标签信息和朋友信息。它们与用户和物品一起构成了异构的信息网络或图形。由于人类的行为是基于复杂深奥的思维而难以预测，并且异构信息网络具有复杂性，如何有效地对用户进行描述并做出高质量的推荐仍然是一个重要的开放研究问题。

推荐系统中最常用的用户分析方法是直接基于用户的显式或隐式评分或者是通过用户和物品之间直接的交互行为来表示用户。例如，可以基于二元的用户与物品交互(例如，购买交易)，可以用一组观察到的物品来对用户进行概要分析。基于用户分析，协同过滤方法(CF, Collaborative filtering) (例如基于邻域的协同过滤)和矩阵分解的方法可以用于进行评分预测或前N个(Top-N)物品推荐。但是，由于用户与物品的直接交互数据中普遍存在的数据稀疏性问题，推荐质量会受到很大的限制。而且，这些方法都忽略了有用的关联信息，没有考虑到信息网络中所有节点之间的相互联系。为了减轻这个问题，已经有人提出了基于图的算法和链接预测算法来探索可传递的用户与物品的关联传递。

推荐问题可以看作是异构信息网络中的链路预测问题，具体来说就是预测用

户节点和未观察到的物品节点之间是否存在链接，或者说是推断出异构信息网络

中用户节点和未观察到的物品节点之间的连通性概率。为了获得高质量的建议，至关重要的就是要在用户节点和物品节点之间找到信息含义最丰富或最具预测性的元路径。对于目标用户，如果我们可以找到指向该用户所观察到的物品的预测路径,那么这些路径很有可能有助于找到那些他或她感兴趣的未观察到的物品。为了便于理解，本文将在异构信息网络中查找用户节点与物品节点之间的预测路径的过程定义为本文的用户分析过程。

深度强化学习技术(DRL，Deep reinforcement learning) 已经成为各种应用

程序中很有前景的框架，例如玩游戏，做决策。 基于价值的方法和基于策略的方法是解决强化学习问题的两种主要方法。强化学习框架已经成功应用于许多游戏设置中，例如雅达利公司( Atari)的游戏和围棋游戏[13]。近年来，将强化学习( RL, Reinforcement Learning)框架应用于推荐系统引起了学术界和业界的越来越多的兴趣。与传统的协同过滤(CF, Collaborativefiltering)和基于深度神经网络的方法相比，强化学习可以优化针对长期目标的一系列推荐决策,例如利润、忠诚度或是用户的长期参与度。现有的大多数工作都提出了训练强化学习推荐智能体与登录的线上目标用户进行交互的方法。对于这些方法，环境通常是已登录的线上目标用户。但是由于人类行为的复杂性，以及难以从线上用户中获取到大量的样本来训练好的策略，这种对环境的设置方式在推荐系统中面临--些挑战。，在现有方法中，被忽略的一个重要事实是目标用户己链接到由其他用户、物品和其他信息(例如物品内容、类型、分类方法，标签信息、评论内容、朋友、职业和社交网络)组成的异构信息网络。在本文中，异构信息网络会被当做重要信息源，用来建模用户决策模型。

## 国内外研究现状与存在的问题

### 2.1 研究现状

**2.1.1 传统的推荐系统**

传统的推荐系统应用包括预测用户评分和向用户推荐物品。评分预测的任务是预测用户将给予一个物品的评分，而物品推荐的任务是向目标用户[1]推荐一组未观察的/未评分的或新的物品。均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)被广泛用于衡量评分预测的准确性,而精确度(precision)和召回率(recall)则被广泛用于评价Top-N物品推荐。对于显式评分，两个任务都适用，而对于隐式评分，Top-N推荐更适用[8]。推荐系统大致可以被分为三类，分别是基于内容的、协同过滤( CF，Collaborative filtering) 和混合方法[2]。协同过滤的核心思想用一句话来概括便是利用用户之前对物品的喜好来推断未来的喜好。基于邻域的方法和基于模型的方法[3]是两种主要的协同过滤方法。基于邻域的方法又被分为面向用户的和面向物品的。这些方法特别是在引入矩阵分解之后，在提供推荐方面取得了一些成功，但这些方法仍然存在严重的问题，例如冷启动、偶然性、可扩展性、低质量推荐以及巨大的计算费用。

用户分析是个性化推荐[4]的基础步骤。推荐系统的典型用户个人资料由一组用户评分或首选的物品以及对这些物品的评分组成。然而，并不是所有用户都喜欢参与投票或明确打分。因此，在实际应用程序中，显式评分并不总是可用或适用的。隐式评分才是用户分析和推荐生成的重要信息来源。不采用直接使用评分信息的方式，许多方法，如因子分解(MF, Factorization Machine)，使用模型学习到的潜在表示来表示用户。除了显式或隐式评分外，关于用户和物品的其他方面信息(如物品内容、类型、分类法类别、标签、评论、社交媒体和社交网络等)也很常见。这些信息与用户、物品一起构成了异构的信息网络。

表1 文献特点表

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | 主要阅读文献 | 创新点 |
| 1 | 刘洋军.基于深度强化学习的推荐系统研究[D].成都:电子科技大学， 2019，20-61 | 将推荐系统与强化学习结合，构建了一套动态的长期的交互式推荐系统环境 |
| 2 | L. Zou, L. Xia, Z. Ding, et al. Reinforcement learning to optimize long-term user engagementin recommender systems[C]. KDD. ACM, 2019，2810- -2818 | 引入了RL frame-  work – FeedRec来优化查其用户的参与度 |
| 3 | X. Chen, S. Li, H. Li, et al. Generative adversarial user model for reinforcement learning basedrecommendati on system[C]. ICML, 2019, 1052-1061 | 基于强化学习的推荐系统框架开发了一个生成对抗网络模仿用户行为动态，学习她的奖励功能。 |
| 4 | C. Shi, B. Hu, W. X. Zhao, et al.Heterogeneous information network embedding for recommendation[J]. CoRR, 2017, vol.5: 1711-1730 | 提出了一种新的信息异构模型，即元路径的随机游走侧率，为网络生成有意义的网络结点 |

**2.1.2 基于异构信息网络的推荐系统**

在异构信息网络[1]中，基于元路径的方法被广泛用于提出建议。异构信息网络的元路径相似性度量框架[2]为用户提供了一种强大的机制，用于在不同语义假设下测量信息网络中未观测到的用户和物体之间交互的可能性。研究提出了一种基于不同语义的元路径的决斗相似性正则化方法来整合用户和物品的相似性信息。在网络模型中，链接预测是一个关键问题,近年来在社会网络、遗传交互网络、文献引用网络和推荐系统[3]等领域都有研究。文献[3]中的- -些工作考虑了用户和物体在图中的交互,并使用链接预测方法来探索传递性的用户与物品关联关系。然而，如何在异构信息网络的基础上对用户进行分析和推荐仍然是一个有待探索的问题。此外，在异构信息网络中，许多基于元路径的方法都假定元路径是由专家给出的。很少有人讨论如何生成高质量的元路径[4]。文献[4]中讨论了一种从数据中生成特定数据元路径的方法。如何结合专家知识和特定数据知识来生成高质量的元路径仍然是一个开放的研究问题。

表2 文献特点表

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | 主要阅读文献 | 创新点 |
| 1 | H. Wang, N. Wang, D. Y. Yeung. Collaborative deep learming for recommender systems[C] KDD.ACM, 2015, 1235-1244 | 本文提出了一种分层贝叶斯模型被称为协作式深度学习（CDL），它联合形成内容信息的深度表征：学习-评分的优化和协同过滤（反馈） |
| 2 | H. Liang, T. Baldwin. A probabilistic rating; autoencoder for personalized recommender systems[C] CIKM. ACM, 2015, 1863-1866 | 提出了一种概率评级自动编码器执行无监督特征学习并  从大规模用户评级数据中提取用户特征配置文件。 |
| 3 | H. Wang, F Zhang, J. Wang, et al. Ripplenet: Propagating us er pre ferences on the knowledge graph for recommender systerms[C] CIKM. ACM, 2018, 417-426 | 为了解决协同过滤的稀疏性和冷启动问题，社交网络或项目属性等辅助信息被用来提高推荐性能。 |
| 4 | X. Wang,X. He, Y. Cao, et al. Kgat Knowledge graph attention network for recommendation[C] KDD. ACM, 2019, 950- 958 | 提出了一种新的推荐方法KGAT，能够根据实体间的高阶关系特征建模，并具有一定的可解释性。以[端到端](https://so.csdn.net/so/search?q=%E7%AB%AF%E5%88%B0%E7%AB%AF&spm=1001.2101.3001.7020)方式对KG的高阶连通性进行了显式建模。 |

**2.1.3 基于深度学习的推荐系统**

近年来，深度学习技术最近作为一个有前景的框架，被用于在各种任务中自动训练模型，如对象检测、语音识别和大规模高维数据(如图像、文本和音频)[1]上的语言翻译。由于深度学习(DL，deep leaning)能够发现用户和物品之间的复杂的非线性关系，并且在推荐方面具有领先的性能，因此在推荐系统领域也越来越受欢迎。深度学习在推荐系统中的应用，考虑用户与物品评分矩阵的信息[2,3]。例如，最近，Cheng 等人B4]提出了应用广泛深度网络进行明确的评分预测。Wang等人[4]提出了一个瑞波网(RippleNet) 来使用一个跃点为n (hop-n) 的物品知识图谱来把用户的偏好传播到未知物品上。RippleNet 只考虑了由物品相关特征构成的物品网络，忽略了用户与物品的交互。然而，这些由学习的潜在向量表示的用户模型不能明确地为每个用户的决策过程建模，例如，用户喜欢特定主题的物品，或许是因为她的朋友喜欢该物品。最近，Wang等人提出了一种考虑用户和物品节点之间所有hop-n链接的图谱注意力(graph attention) 网络。对RippleNet和知识图谱注意你网络的输入图进行了扩展，对这些方法的可扩展性提出了挑战。而且，深度学习模型通常是不可解释的，需要大量数据且计算量大。当我们意识到推荐系统所需的数据量(即评分或用户反馈)稀缺时，这些问题就变得更加复杂。最重要的是，以前的推荐系统方法是静态的，无法处理用户与系统交互的顺序性质，而强化学习(RL， Reinforcement Leaming)可以很好地处理这种情况。

表3 文献特点表

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | 主要阅读文献 | 创新点 |
| 1 | N. Taghipour, A. Kardan, S. S. Ghidary. Usagebased web recommendations: A reinforcement learning appro ach[C]. R ecSys. A CM, 2007, 113-120 | 提出了一种基于强化学习的机器学习方法。它会学习在使用数据时提出建议，告诉它在每种情况下执行的操作。 |
| 2 | G. Zheng, F Zhang, Z. Zheng, et al. Dm: A deep reinforcement learming framework for news recommendation[C]. WWW. ACM, 2018, 167-176 | 提出了一种基于深度Q学习的推荐方法框架，它可以明确地模拟未来的奖励。此外采用有效的勘探策略来寻找新的吸引子,为用户提供最新消息。 |
| 3 | X. Zhao, L. Zhang, Z. Ding, et al. Recommendations with negative feedback via pairwise deep reinforcement learning[C] KDD. ACM, 2018, 1040-1 048 | 解决推荐系统能够解决信息过载的问题。 |
| 4 | H. T. Cheng, L. Koc, et al. Wide & deep learning for recommender systemns[C ]. Proceedings of the 1st Workshop on Deep Learning for Recommender Systems, DLRS. ACM, 2016, 7-10 | Wide & [Deep](https://so.csdn.net/so/search?q=Deep&spm=1001.2101.3001.7020)模型，旨在使得训练得到的模型能够同时获得记忆（memorization）和泛化（generalization）能力 |

**2.1.4 基于深度强化学习的推荐系统**

深度强化学习彻底改变了人工智能领域，代表着人工智能朝着构建自主系统迈出了一步。强化学习在机器学习算法分类中属于半监督学习，在该领域中，智能体(agent)通过与环境进行交互的方式来学习制定一个策略以决定做什么动作。如图1-2所示，强化学习模型可以大概这样抽象化的表示，智能体( agent)通过对环境(e，environment) 的观察(o，observation)， 基于当前状态(s，state) 做出动作(a, action)， 环境会对这个动作做出反馈，输出一个奖励(r. reward), 这时智能体进入下一个状态，智能体的目标就是让奖励的累计值最大化。强化学习领域的里程碑是深度学习与传统强化学习方法的结合，这被称为深度强化学习(DRL)。这使得将强化学习应用于具有巨大状态和动作空间的问题成为可能，包括自动驾驶汽车[1]，机器人技术，行业自动化，金融， 医疗保健,和推荐系统等领域。

如今，越来越多的公司正在利用强化学习的功能向其客户推荐更好的内容。例如，Google使用强化学习向YouTube.上的用户推荐更好的视频内容[2]。实际上，在推荐系统社区中使用强化学习方法不仅限于行业，它也正在成为学术界的一种趋势。强化学习智能体在没有任何训练数据的情况下从环境给的奖励中学习的独特能力使强化学习特别适合用来解决推荐问题。基于价值的方法和基于策略的方法是解决强化学习问题的两种主要方法。

与通常优化一个推荐过程的传统协同过滤和基于深度神经网络的方法不同，强化学习通常为了一个长期目标优化- -系列推荐决策[3]。大多数基于强化学习的推荐系统都是无模型的方法，通常需要与环境进行大量交互才能学习到一个好的策略。例如，Heocharous等人讨论了一种个性化广告推荐系统，该系统具有非策略评估保证，可实现终身价值优化。Zhou 等人提出了一种基于马尔科夫决策过程(MDP, Markov Decision Process)的解决方案来跟踪用户的兴趣转移，并直接优化即时和延迟的用户参与度指标。由于线上用户在推荐系统看起来随机且不符合其兴趣的情况下会很快放弃推荐服务，因此提出了基于模型的强化学习方法来避免无模型方法的大样本复杂性。例如，最近Chen等人[4]提出了一种基于模型的强化学习方法，用于学习基于页面视图和交互模式的用户模型。现有方法的一个常见缺点是，它们将目标用户设置为环境，而忽略了目标用户链接到异构信息网络的事实。

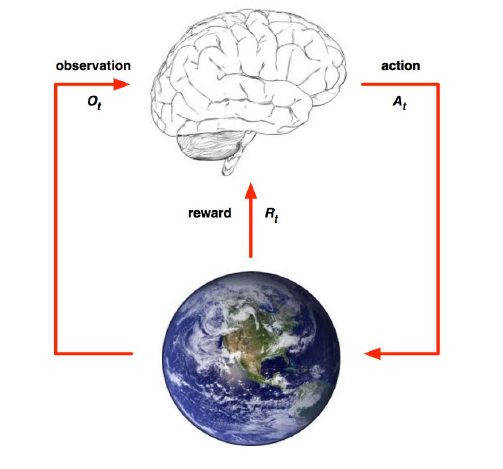


图 1-2 强化学习模型抽象图

表4 文献特点表

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | 主要阅读文献 | 创新点 |
| 1 | S. Nasiriany, V. H. Pong, S. Lin, et al. Planning with goal-conditioned policies[ C ]. N eurIPS '19,2019 | 通过RL学习到的目标,有条件的政策可以被纳入规划中，这样规划人员就可以专注于达到哪些状态，而不是如何达到这些状态。 |
| 2 | A. Guez, R. D.Vincent, M. Avoli, et al. Adaptive treatment of epilepsy via batch -mode reinforcement learning[C]. AAAI, 2018, 1671-1678 | 运用了最新的技术-强化学习文献——即ftted Q迭代和非常随机的树-学习方式的最佳刺激使用来自动物脑组织的标记训练数据的目标 |
| 3 | M. Chen, A. Beutel, P Covington, et al. Top-k off-policy correction for a reinforce re comender system[C]. In Proceedings of the Twelfth ACM International Conference on Web Search and Data Mining, 2019, 456-464 | 提出了一种解决推荐偏见的top-k方法 |
| 4 | C. Greco, A. Suglia, P. Basile, et al. Converse et impera: Exploiting deep learning and hierarchical reinforcement learning for conv ersational recommender systems[C] In Conference of the Italian Association for Artificial Intelligence, 2017, 372-386 | 提出了一个基于层次结构的框架对话管理中的强化学习推荐系统场景。 |

**2.1.5 基于强化学习的异构信息网络**

强化学习已应用于知识图谱中，在知识图谱中进行链接预测、事实预测等

关系推理任务。深度路径(deep path)[1]是一种用于知识图谱推理的强化学习方法。

它使用了一种基于知识图谱嵌入的状态连续的基于策略的强化学习智能体(agent)

[2]。深度路径在知识图谱中的链接预测和事实预测任务中的表现优于路径排序方法和知识图谱嵌入方法。然而，关系推理任务是找到一组与给定关系类型等价的路径，而推荐生成任务则是预测用户会对哪个物品感兴趣。因此，直接运用关系推理方法进行推荐是不适用的。

表5 文献特点表

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | 主要阅读文献 | 创新点 |
| 1 | S. Kaffash, M. Mara. Data envelopment analysis in financial services: a citations network analysis of banks, insurance companies and money market funds[J]. Annals of Operations Research, 2017, 253(1): 1-38 | 运用引文网络分析法对样本进行分析。并研究了数据包络分析（DEA）方法及其在金融服务业中的应用 |
| 2 | S. Wang, Y. Wang,J. Tang, et al. What your images reveal: Exploiting visual contents for point of interest rec ommendation[C] The 26th International Conference on World Wide Web, Perth, Australia, 2017, 391-400 | 研究了用视觉内容增强POI推荐的问题，提出了一个新的框架——视觉内容增强的POI推荐（VPOI），其中包含了POI推荐的视觉内容。在真实数据集上的实验结果证明了该框架的有效性。 |

**2.2 存在的问题**

此前，在异构信息网络中解决推荐任务的方法很多是基于元路径的。但是许多现有方法完全依靠专家来提供元路径，很少有工作讨论如何生成高质量的元路径。这样做有两个弊端，一是在庞大而复杂的异构信息网络中，手动检索元路径可能会非常繁琐和困难。二是专家提供的元路径可能带有人为偏见。因此，我提出了基于深度强化学习的方法来挖掘异构信息网络中的元路径。此前，强化学习已经在推荐系统中有很多应用，但是与现有的方法不同，本文将强化学习的环境定义为由用户、物品以及其他信息组成的异构信息网络。

## 研究内容

主要有3个研究点，与现有的基于强化学习的推荐系统不同，本文将强化学习的环境定义为由用户、条目以及其他信息(如条目内容、类别、分类类别、标签、评论、朋友、职业、社交网络等)组成的异构信息网络。将深度强化学习应用于异构信息网络中的用户分析领域，并结合专家和数据特定知识来分析用户，生成元路径，并提出建议。

### 3.1 研究内容一：基于RL的增强元路径选择模型RMS

研究内容一：环境被建模为一个异构信息网络，它由用户、物品和不同的信息源组成。在用户和网络中未被观察到的物品之间，本文采用了如下的多次迭代训练过程。有一个元路径库，可保留每次迭代时生成的元路径。最初，元路径库是空的，由专家给出的元路径进行填充。然后，将由强化学习智能体在每次迭代中尝试的元路径添加到元路径库中。更新的元路径库用于在下一次迭代中训练强化学习智能体。重复此过程，直到无法获得新知识或达到最大迭代次数为止。

### 3.2 研究内容二：将RMS框架融合进推荐器Recommender中。

研究内容二：将RMS集成在一起，提出一种基于元路径的推荐算法RMS-HRec，不需要手动指定路径。对于推荐算法的核心部分，借鉴HAN等人的思想，提出一种新的推荐模型HREC。

### 3.3 研究内容三：对比实验，将其他的推荐模型与RMS-HRec进行比较

研究内容三：将RMS-HRec推荐模型与其他推荐模型进行比较，试图证明优越性，如果不能优越，寻找改进措施。

### 3.4 研究内容四：分析元路径的质量，进行实验结果比较

研究内容四：在两个数据集上进行了实验。将所提出的方法与基线模型进行了评分预测任务和Top-N推荐任务的比较，分析生成的元路径的质量，用实验结果验证该方法的有效性。

## 4 技术路线

使用线上数据集：

Yelp和Douban Movie

研究点一：基于RL的增强元路径选择模型RMS

研究内容是：在训练过程中设计了一些策略，以充分挖掘元路径在推荐任务中的潜力，最后进行实验结果比较

研究点三：对比实验，将其他的推荐模型与RMS-HRec进行比较

研究点二：将RMS融合进推荐系统中

研究点四：分析元路径的质量，进行实验结果

图4-1 总研究路线

总研究路线如图4.1所示。预计研究成果如下：

把异构信息网络应用在了推荐系统中，并提出了使用深度强化学习方法挖掘异构信息网络中的信息进行用户分析，进而完成推荐任务并产生**论文**。

提出的训练过程和强化学习智能体可用于在异构信息网络中生成高质量的元路径。在此之前，尽管基于元路径的方法已被用于在异构信息网络中解决推荐任务，但是许多现有方法完全依靠专家来提供元路径。本文通过结合专家知识和基于特定数据的知识来生成元路径，可以弥合这种差距。它为一种新颖的元路径生并产生**论文（或相关专利）**。

基于深度强化学习的推荐任务，挖掘异构信息网络中的元路径并开发应用，形成**专利或软件著作权**；

最终完成基于深度强化学习的推荐任务下异构消息网络元路径的模型并产生**论文**。

## 5短期研究计划

表6 工作计划表

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 日期 | 工作内容 | 预期成果 |
| 2022.01-2022.02 | 学习RL与Recommendation相关知识，阅读域适应相关论文。 | RL、Recommendation与域适应学习笔记 |
| 2022.03-2022.04 | 收集数据集，并使用数据集进行预训练。 | 预训练模型 |
| 2022.05-2022.06 | 精读RL，异构信息网络中的元路径等相关论文论文，尝试复现论文实验并总结初步改进想法。 | 复现有关论文并总结相关想法。 |
| 2022.07-2022.08 | 对基于深度强化学习的推荐任务下异构消息网络元路径的模型进行初步改进实验。 | 基于深度强化学习的推荐任务下异构消息网络元路径的模型 |

## 附录：引用文献

[1] L. Zou, L. Xia, Z. Ding, et al. Reinforcement learning to optimize long-term user engagementin recommender systems[C]. KDD. ACM, 2019，2810- -2818

[2] H. T. Cheng, L. Koc, et al. Wide & deep learning for recommender systemns[C ]. Proceedings of the 1st Workshop on Deep Learning for Recommender Systems, DLRS. ACM, 2016, 7-10

[3] X. Zhao, L. Zhang, Z. Ding, et al. Recommendations with negative feedback via pairwise deep reinforcement learning[C] KDD. ACM, 2018, 1040-1 048

[4] N. Taghipour, A. Kardan, S. S. Ghidary. Usagebased web recommendations: A reinforcement learning appro ach[C]. R ecSys. A CM, 2007, 113-120

[5] X. Wang,X. He, Y. Cao, et al. Kgat Knowledge graph attention network for recommendation[C] KDD. ACM, 2019, 950- 958

[6] H. Wang, F Zhang, J. Wang, et al. Ripplenet: Propagating us er pre ferences on the knowledge graph for recommender systerms[C] CIKM. ACM, 2018, 417-426

[7] C. Greco, A. Suglia, P. Basile, et al. Converse et impera: Exploiting deep learning and hierarchical reinforcement learning for conv ersational recommender systems[C] In Conference of the Italian Association for Artificial Intelligence, 2017, 372-386

[8] S. Wang, Y. Wang,J. Tang, et al. What your images reveal: Exploiting visual contents for point of interest rec ommendation[C] The 26th International Conference on World Wide Web, Perth, Australia, 2017, 391-400

[9] H. T. Cheng, L. Koc, et al. Wide & deep learning for recommender systemns[C ]. Proceedings of the 1st Workshop on Deep Learning for Recommender Systems, DLRS. ACM, 2016, 7-10