

大的功能,从 Web 搜索到社会网络内容过滤,再到电子商务网站上的商品推荐都有涉足.机器学习系统被用来识别图片中的目标,将语音转换成文本,匹配新闻元素,根据用户兴趣提供职位或产品,选择相关的搜索结果^[13].然而传统的机器学习技术在处理未加工过的数据时,体现出来的能力是有限的.深度学习能够突破传统机器学习数据处理能力的限制,拥有后者无可比拟的计算优势,能对数据特征进行更深层次的表示,从容应对海量数据处理.

深度学习就是一种特征学习方法,把原始数据通过一些简单的但是非线性的模型转变为更高层次的,更加抽象的表达.通过足够多的转换的组合,非常复杂的函数也可以被学习.经过众多研究人员坚持不懈的努力,应用在情境感知推荐系统的深度学习模型主要有:自编码器(AE)、循环神经网络(RNN)、多层感知机(MLP)等.

3.1.1 自编码器

Rumelhart 等在 1986 年首先提出自编码器(Auto-Encoder, AE)的概念,并将其用于复杂高维数据的降维处理和特征表达^[14].自编码器是一种能通过无监督学习,利用编码和解码对输入数据进行高效表示的人工神经网络^[15].基本的自编码器结构如图 1 所示^[16],是由一个输入层 x 、一个隐层 h 和一个输出层 y 组成的三层神经网络结构,其中输入层和输出层拥有相同的结构,目的是利用反向传播算法使得输出值等于输入值.自编码器在推荐系统中主要通过学习用户和项目信息的隐表示,然后基于这种隐表示预测用户对项目的偏好,主要应用在评分预测、新闻推荐和图像推荐等场景.

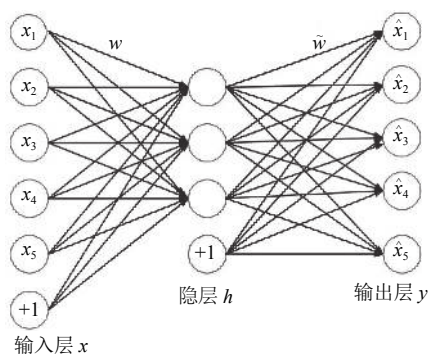


图 1 自编码器结构示意图

3.1.2 循环神经网络

Rumelhart 等在 1986 年首次提出循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)的概念^[14].循环神经

网络 RNN 的结构如图 2 所示^[16],它可以模拟序列数据.该结构以顺序数据作为输入,并定义了一个神经网络,其中权重在不同的时间步骤之间共享.因此,RNN 可以捕获过去的记忆,并且通过展开 RNN 进行基于时间的反向传播算法(BPTT)的训练.然而,简单的 RNN 常常无法捕获长距离的时间依赖关系.长短时记忆网络(LSTM)和门控循环单元(GRU)是针对这一问题提出的两种单元^[17].RNN 使推荐系统能够对评分数据中的内容序列或时间动态进行建模.

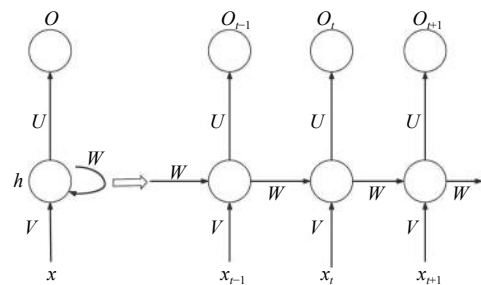


图 2 循环神经网络结构示意图

循环神经网络在推荐系统中的应用主要能够建模序列数据中不同时刻数据之间的依赖关系,获取用户和项目的隐表示.目前循环神经网络的应用场景主要包括评分预测、图像推荐、文本推荐和基于位置社交网络中的兴趣点推荐等.

3.1.3 多层感知机

多层感知机(MLP)是一种非常简单的神经网络,其结构如图 3 所示.多层感知机是一种前向结构的人工神经网络,映射一组输入向量到一组输出向量.MLP 可以被看作是一个有向图,由多个的节点层所组成,每一层都全连接到下一层.除了输入节点,每个节点都是一个带有非线性激活函数的神经元(或称处理单元),两个相邻层的神经元通过加权边连接.一种称为反向传播算法的监督学习方法(BP 算法)常被用来训练 MLP^[17],即利用随机梯度下降等方法可以根据预测输出和实际输出最小化损失函数来学习 MLP 的权值,此损失被反复反向传播到前一层,以更新权重,直到满足停止条件.

多层感知机在推荐系统中的应用主要是在梯度下降法的基础上,利用反向传播算法对用户、项目和情境数据进行训练,学习到用户和项目的隐表示,进而产生推荐列表.目前多层感知机在推荐系统应用场景主要包括广告点击率预测、视频推荐、基于位置社交网络中的兴趣点推荐等.

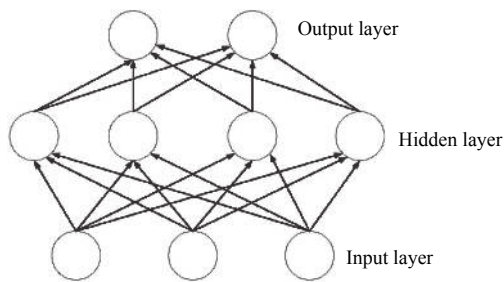


图3 多层感知机结构示意图

3.2 深度学习在情境感知推荐系统中的建模影响

情境感知推荐系统就是把相关情境信息融入推荐系统中为用户提供个性化的产品和服务。然而用传统的机器学习方法处理多源异构的情境数据却较为困难。这时把深度学习应用于情境感知推荐系统,是推荐系统发展的一个创新性举动。基于深度学习的情境感知推荐系统的基本的框架如图4所示,由输入层、模型层和输出层组成。一般是将用户、项目和情境相关数据作为输入,然后通过深度学习模型学习到用户、项目和情境信息的隐表示,在此基础上为用户产生个性化推荐^[16,18]。

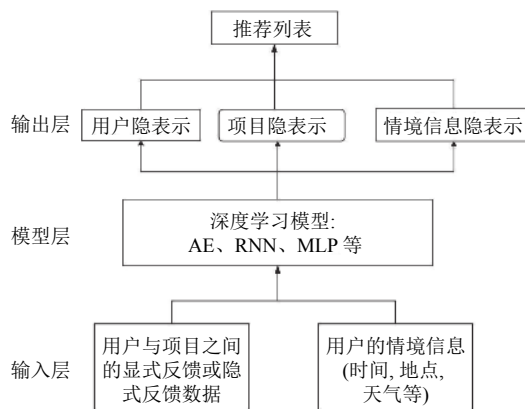


图4 基于深度学习的情境感知推荐系统框架

情境建模是基于深度学习的情境感知推荐系统的核心内容,主要体现在基于深度学习的情境信息表示和基于深度学习的情境感知推荐这两个方面。

3.2.1 基于深度学习的情境信息表示

传统的情境信息表示方法有张量分解技术^[19,20]、图模型^[21]、本体模型^[22]等。但当情境数据维度过高时,将会产生严重的数据稀疏问题。而这时通过深度学习技术对情境数据进行有效建模,并利用降维技术来缓解数据稀疏问题^[23],从而提高推荐系统的性能。

Kim等提出一种新的情境感知推荐模型—卷积矩

阵分解(ConvMF),将卷积神经网络集成到概率矩阵分解中^[24]。ConvMF通过捕获文档的情境信息,可有效解决用户项目评分数据稀疏性对推荐系统的影响,进一步提高评分预测的准确性。Unger等提出一种新的基于传感器的情境数据自动编码方法^[25]。该方法根据过去用户与系统的交互信息,利用情境数据通过自动编码器训练每个用户的偏好,是处理高维传感器数据时对情境模式进行建模最有效的方法。Ma等提出一种门控注意力自动编码模型(GET),该模型可通过神经门结构学习项目的内容和二进制等级的融合隐藏表示^[26]。利用最先进的情境感知推荐系统方法将用户或项目和情境之间的关系表示为张量,并模拟上下文和用户或项目之间复杂、非线性的交互作用基础上,Mei等提出一种新的神经网络模型—注意力交互网络(AIN),通过自适应捕获情境和用户或项目之间的交互来增强情境感知推荐系统的性能^[27]。Hu等在利用异构信息网络(HIN)进行复杂情境信息建模基础上,开发一种新的深度神经网络^[28]。该神经网络具有协同注意力机制,可利用基于丰富元路径的情境进行推荐。该模型可对用户、项目和基于元路径的情境进行有效表示,以实现强大的交互功能,增强了模型的可解释性。

总的来说,利用深度学习模型对情境信息进行有效表示可以对数据进行降维。一方面,利用自动编码器提取情境数据的深层次特征,将情境信息的隐表示融入到二维评分矩阵中,提高推荐系统的性能。另一方面,利用注意力机制对用户、项目和情境数据进行有效表示,对高维多源异构数据进行降维,有效缓解数据稀疏问题,提升推荐效果。但由于深度学习模型是利用隐藏层对情境信息进行特征表示,易导致推荐模型解释性不足而使其应用领域受到限制。

3.2.2 基于深度学习的情境感知推荐

传统的情境感知推荐是在用户和物品的二维关系上简单整合情境信息,可提升一定推荐效果。但类似序列推荐这样复杂的推荐场景,在推荐系统中融入情境信息却有困难。Liu等提出一种新的情境感知循环神经网络(CA-RNN)^[29]。CA-RNN将特定的情境输入矩阵(时间,天气等)替代常数输入矩阵,适应性强的情境转换矩阵(时间间隔长度)替代常规的转移矩阵,这两种矩阵的改进结合可有效进行情境信息的建模。Smirnova等提出一种新的情境循环神经网络推荐系统(CRNNs),通过将情境嵌入与项目嵌入相结合来修

改 RNN 行为, 并通过参数化将隐藏的单元转换为情境信息的函数进行情境序列建模^[30], CRNNs 方法优于一般的 RNNS. 信息的爆炸性增长, 使得多行为的场景更复杂, 循环神经网络已不能满足情境感知推荐的性能要求. Liu 等通过用特定的转移矩阵来解决多种类型的行为情境, 而提出循环对数双线性模型 (RLBL), 对短期情境和长期情境都能进行有效的建模^[31]. 为了解决动态行为预测中情境连续时间差异问题, 在 RLBL 模型基础上, 作者提出了一种基于时间感知的循环双线性模型 (TA-RLBL), 用具体时间的转移矩阵进行时差建模, 这两种模型提升了多行为情境预测的质量. 此外, Rakkappan 等提出了一种新的基于层叠循环神经网络的情境感知序列推荐方法, 对上下文和时间间隔的动态特性进行有效建模^[32]. Cui 等提出了一种新的基于层次情境的注意力循环控制网络 (HCA-GRU)^[33]. 模型中的隐藏状态在一定程度上是长期依赖和短期兴趣的结合, 通过基于注意力的情境输入与隐藏状态的融合能更好的建立模型, 为用户生成个性化推荐列表. 2017 年提出自注意力机制 (self-attention) 以来^[34], 成为了神经网络的研究热点. Huang 等在传统 RNN 整体嵌入和固定编码的基础上, 提出了一种新的自注意力情境网络^[35]. 该网络利用嵌入方式、自注意力机制和位置编

码来处理用户序列行为的异构性、多义性和动态情境依赖性, 可以准确地捕获用户的兴趣和序列推荐的关键信息, 大大提高推荐性能.

目前来说, 基于深度学习的情境感知推荐研究主要集中在用户序列推荐问题上. 一方面, 传统的 RNN 作为一种经典的序列建模方法, 在长短期情境建模上仍有不足. 经过一系列改进的 RNN 模型^[36], 在输入层上通过转换矩阵对情境信息进行有效建模, 能够将长短期情境信息有效融入到推荐系统中. 另一方面, 由于注意力模型和人类视觉的相似性, 利用注意力机制识别用户多序列行为情境有效信息和自注意力机制建模序列依赖关系和用户短期行为, 提升推荐性能. 因此, 将注意力机制与 RNN 系列改进模型相结合, 不仅对情境信息进行有效建模, 还对用户的多序列行为进行精确预测, 为用户提供个性化的决策与服务.

3.3 基于深度学习的情境感知推荐系统的应用领域

将深度学习应用到情境感知推荐系统中, 能有效缓解数据稀疏问题, 提高推荐系统的性能, 因而被广泛应用在电子商务、兴趣点 (POI) 推荐、引文推荐、文档评分预测和新闻推荐等领域中. 相信未来会有更多的深度学习模型应用到情境感知推荐系统的更多应用领域. 表 1 展示了基于深度学习的情境感知推荐系统的部分应用领域模型及其特点.

表 1 基于深度学习的情境感知推荐系统的部分应用领域模型

应用领域	推荐模型	说明
电子商务	Tensor-AutoRec 和 Hybrid-AutoRec ^[37]	不需要进行繁琐的特征工程, 根据特定的情境来生成更相关的推荐, 适合在线 Flash 销售.
视频推荐	强化学习和深度双向循环神经网络 (DBRNN) 结合 ^[38, 39]	通过构建具有非策略 (Q-Learning) 算法的实时差分 RL 场景, 达到个性化自动视频推荐的效果.
POI 推荐	深度情境感知 POI 推荐模型 (DCPR) ^[40] 基于注意力的序列到序列生成模型 (PA-Seq2Seq) ^[41]	模型包括三个协作层, 可以协同学习多源异构网络, 以联合优化整体模型. 采用局部注意力机制帮助解码器在预测某个丢失的登记点时集中关注特定范围的情境信息.
引文推荐	引文神经网络 (NCN) ^[42] 基于长短期记忆 (LSTM) 的情境感知引文推荐模型 ^[43]	采用编码器和译码器相结合的结构进行引文推荐, 提供高质量的引文推荐候选列表. 基于 LSTM 学习引文语境和科学论文的分布式表示, 根据获得的引文上下文向量进行个性化的引文推荐.
文档评分预测	可变形卷积网络矩阵分解推荐模型 (DCNMF) ^[44] 基于注意力的卷积协同过滤推荐模型 (Att-ConvCF) ^[45] 上下文感知共同注意力神经网络 (CCANN) ^[46]	将 DCN 与字嵌入相结合, 深入捕获文档的上下文信息, 构建潜在模型, 并将其纳入概率矩阵分解 (PMF) 模型. 通过连接用户和项目的特征向量形成新的向量发送到非线性隐藏层以供评分预测. 用于动态地推断上下文和用户或项目之间的关系, 并通过共同注意力机制来模拟用户的情境偏好和项目的情境感知方面之间的匹配程度.
新闻推荐	新闻推荐系统的深度学习元体系结构 (Chamelon) ^[47, 48]	使用 CNN 从新闻文章和 LSTM 层提取文本特征, 以在用户会话中对被点击项目的序列进行建模.
场地推荐	情境注意力循环体系结构 (CARA) ^[49]	通过两种门控机制, 利用反馈序列和与序列相关的情境信息来捕获用户的动态偏好, 用于情境感知的场地推荐.

4 情境感知推荐系统研究的不足与展望

虽然在推荐系统中应用深度学习技术已经成为当前国内外的研究热点,但真正把深度学习技术与情境感知推荐系统相结合的研究才刚起步,下面将探讨基于深度学习情境感知推荐系统研究的不足与对未来的展望。

(1) 情境感知推荐系统模型的评价

情境感知推荐系统的一般流程如下:首先通过传感器采集有效的数据,识别和选择对推荐过程有利的因素;充分考虑用户的情境信息,以便梳理用户、项目、情境之间基本的关系;然后构建各种情境感知推荐模型生成情境推荐列表,更进一步深究用户偏好、项目和情境之间隐藏的关系;最后,评价情境感知推荐系统的性能使得推荐结果更精确。然而目前推荐系统没有一个统一的评价体系用来评判推荐系统性能的好坏,使得无法用合适的理由向用户解释为什么系统产生这样的推荐是合理的。特别是深度学习技术融入推荐系统当中,使得推荐系统的解释性更弱。在未来,应重点构建一个统一的推荐系统评价体系,提升情境感知推荐系统模型的解释性。

(2) 知识图谱与图神经网络在情境感知推荐系统中的应用

目前为止,深度学习的不透明性使神经网络整体看起来仍然是一个黑箱。目前大多数的深度学习情境感知推荐系统采用深度学习对用户、项目和情境信息进行特征表示,而没有整体考虑用户、项目和情境之间的关系并以一个可视化的方式展现出来。所以构建用户、项目和情境信息之间的知识图谱,输入图神经网络模型进行特征表示,将是未来的一个研究方向。知识图谱是用多关系图以可视化的方式展现实体以及实体之间关系的知识库,广泛应用于语义搜索、智能决策和个性化推荐等领域^[50]。而图神经网络模型的贡献在于如何去学习一个非结构数据并将其表征,是目前深度学习的研究热点^[51]。知识图谱与图神经网络相结合,在增强情境感知推荐能力的同时也提升了模型的可解释性。目前,知识图谱与图神经网络在情境感知推荐系统中的应用有新闻推荐和社会推荐等领域^[52,53],这方面的研究还较少,未来还应有更深入的研究。

(3) 深度学习情境感知推荐系统的潜在应用模型

深度学习有效的融入情境感知推荐系统中,使得情境感知推荐系统研究受到越来越多学者的青睐。除

了图神经网络,还有生成对抗网络(GAN)也可以用到情境感知推荐系统中。因此面对不同的推荐场景,模型所需的情境因素不一样,从而无法构建统一的深度学习情境感知推荐模型。在未来,应针对不同的推荐系统应用领域,充分考虑用户、项目和情境等相关数据,构建不同的深度学习情境感知推荐系统框架,从而提高推荐系统的性能。

5 结语

在选择众多的互联网上,需要对相关信息进行过滤、排序和高效传递,以缓解信息过载的问题,这给许多互联网用户带来了潜在的问题。因此,推荐系统通过使用算法搜索大量动态生成的信息来解决这个问题,为用户提供个性化的内容和服务。近年来,这些系统都在使用人工智能领域的机器学习算法。然而,在推荐系统中选择合适的机器学习算法是很困难的。但是深度学习技术的发展,却给推荐系统带来新的机遇与挑战,带动推荐系统在各个领域的发展。本文通过从情境感知推荐系统相关概念入手,介绍了基于深度学习的情境感知推荐系统及其应用。深度学习在情境感知的推荐系统中的应用是目前的研究热点也是难点,希望未来更多的研究人员对此有更多的突破。

参考文献

- 1 沈旺,马一鸣,李贺.基于情境感知的用户推荐系统研究综述.图书情报工作,2015,59(21):128-138.
- 2 Schilit BN, Theimer MM. Disseminating active map information to mobile hosts. IEEE Network: The Magazine of Global Internetworking, 1994, 8(5): 22-32. [doi: 10.1109/65.313011]
- 3 万亚红,黄樟钦,陈旭辉,等.基于主动推理的情境感知系统框架.计算机工程,2004,30(12):8-9,70. [doi: 10.3969/j.issn.1000-3428.2004.12.004]
- 4 史海燕,韩秀静.情境感知推荐系统研究进展.情报科学,2018,36(7):163-169.
- 5 弗朗西斯科·里奇,利奥·罗卡奇,布拉哈·夏皮拉.推荐系统:技术、评估及高效算法.李艳明,胡聪,吴宾,等译.北京:机械工业出版社,2018.
- 6 Abdulkarem HF, Abozaid GY, Soliman MI. Context-aware recommender system frameworks, techniques, and applications: A survey. Proceedings of 2019 International Conference on Innovative Trends in Computer Engineering (ITCE). Aswan, Egypt. 2019. 180-185.
- 7 Fan ZW, Peng YZ, Huang PJ, et al. Empirical evaluation of

- contextual combinations in recommendation system. Proceedings of 2016 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Jeju, Republic of Korea. 2016. 720–725.
- 8 Zheng Y, Burke R, Mobasher B. Splitting approaches for context-aware recommendation: An empirical study. Proceedings of the 29th Annual ACM Symposium on Applied Computing. Gyeongju, Republic of Korea. 2014. 274–279.
- 9 Baltrunas L, Ricci F. Experimental evaluation of context-dependent collaborative filtering using item splitting. User Modeling and User-Adapted Interaction, 2014, 24(1–2): 7–34. [doi: [10.1007/s11257-012-9137-9](https://doi.org/10.1007/s11257-012-9137-9)]
- 10 殷聪, 张李义. 基于 TF-IDF 的情境后过滤推荐算法研究——以餐饮业 O2O 为例. 数据分析与知识发现, 2018, 2(11): 28–36.
- 11 Hariri N, Mobasher B, Burke R. Query-driven context aware recommendation. Proceedings of the 7th ACM Conference on Recommender Systems. Hong Kong, China. 2013. 9–16.
- 12 Zhao VN, Moh M, Moh TS. Contextual-aware hybrid recommender system for mixed cold-start problems in privacy protection. Proceedings of the IEEE 2nd International Conference on Big Data Security on Cloud (BigDataSecurity), IEEE International Conference on High Performance and Smart Computing (HPSC), and IEEE International Conference on Intelligent Data and Security (IDS). New York, NY, USA. 2016. 400–405.
- 13 LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. Nature, 2015, 521(7553): 436–444. [doi: [10.1038/nature14539](https://doi.org/10.1038/nature14539)]
- 14 Rumelhart DE, Hinton GE, Williams RJ. Learning representations by back-propagating errors. Nature, 1986, 323(6088): 533–538. [doi: [10.1038/323533a0](https://doi.org/10.1038/323533a0)]
- 15 王聪. 基于深度学习的推荐系统模型研究[硕士学位论文]. 太原: 太原理工大学, 2018.
- 16 黄立威, 江碧涛, 吕守业, 等. 基于深度学习的推荐系统研究综述. 计算机学报, 2018, 41(7): 1619–1647. [doi: [10.11897/SP.J.1016.2018.01619](https://doi.org/10.11897/SP.J.1016.2018.01619)]
- 17 Sonie O, Sarkar S, Kumar S. Concept to code: Learning distributed representation of heterogeneous sources for recommendation. Proceedings of the 12th ACM Conference on Recommender Systems. Vancouver, BC, Canada. 2018. 531–532.
- 18 王晓蕊. 基于位置的移动社交网络中兴趣点推荐算法的研究[硕士学位论文]. 徐州: 中国矿业大学, 2018.
- 19 Maroulis S, Boutsis I, Kalogeraki V. Context-aware point of interest recommendation using tensor factorization. Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Big Data (Big Data). Washington, DC, USA. 2016. 963–968.
- 20 Yin XY, Chen YJ, Mi XQ, *et al.* Time context-aware IPTV program recommendation based on tensor learning. Proceedings of 2018 IEEE Global Communications Conference. Abu Dhabi, United Arab Emirates. 2018. 1–6.
- 21 Wang DJ, Xu GD, Deng SG. Music recommendation via heterogeneous information graph embedding. Proceedings of 2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Anchorage, AK, USA. 2017. 596–603.
- 22 Lakehal A, Aiti A, Laborie S, *et al.* Ontology-based context-aware recommendation approach for dynamic situations enrichment. Proceedings of the 13th International Workshop on Semantic and Social Media Adaptation and Personalization (SMAP). Zaragoza, Spain. 2018. 81–86.
- 23 Raza S, Ding C. Progress in context-aware recommender systems—An overview. Computer Science Review, 2019, 31: 84–97. [doi: [10.1016/j.cosrev.2019.01.001](https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2019.01.001)]
- 24 Kim D, Park C, Oh J, *et al.* Convolutional matrix factorization for document context-aware recommendation. Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems. Boston, MA, USA. 2016. 233–240.
- 25 Unger M, Shapira B, Rokach L, *et al.* Inferring contextual preferences using deep auto-encoding. Proceedings of the 25th Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization. Bratislava, Slovakia. 2017. 221–229.
- 26 Ma C, Kang P, Wu B, *et al.* Gated attentive-autoencoder for content-aware recommendation. Proceedings of the 12th ACM International Conference on Web Search and Data Mining. Melbourne VIC, Australia. 2019. 519–527.
- 27 Mei L, Ren PJ, Chen ZM, *et al.* An attentive interaction network for context-aware recommendations. Proceedings of the 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. Torino, Italy. 2018. 157–166.
- 28 Hu BB, Shi C, Zhao WX, *et al.* Leveraging meta-path based context for top-N recommendation with a neural co-attention model. Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. London, UK. 2018. 1531–1540.
- 29 Liu Q, Wu S, Wang DY, *et al.* Context-aware sequential recommendation. Proceedings of the IEEE 16th International Conference on Data Mining. Barcelona, Spain. 2016. 1053–1058.
- 30 Smirnova E, Vasile F. Contextual sequence modeling for recommendation with recurrent neural networks. Proceedings of the 2nd Workshop on Deep Learning for Recommender Systems. Como, Italy. 2017. 2–9.
- 31 Liu Q, Wu S, Wang L. Multi-behavioral sequential prediction with recurrent log-bilinear model. IEEE

- Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2017, 29(6): 1254–1267. [doi: [10.1109/TKDE.2017.2661760](https://doi.org/10.1109/TKDE.2017.2661760)]
- 32 Rakkappan L, Rajan V. Context-aware sequential recommendations with stacked recurrent neural networks. The World Wide Web Conference (WWW'19). San Francisco, CA, USA. 2019. 3172–3178.
- 33 Cui Q, Wu S, Huang Y, *et al.* A hierarchical contextual attention-based GRU network for sequential recommendation. arXiv: 1711.05114, 2017.
- 34 Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, *et al.* Attention is all you need. arXiv: 1706.03762, 2017.
- 35 Huang XW, Qian SS, Fang Q, *et al.* CSAN: Contextual self-attention network for user sequential recommendation. Proceedings of the 26th ACM International Conference on Multimedia. Seoul, Republic of Korea. 2018. 447–455.
- 36 Liu Q, Wu S, Wang L, *et al.* Predicting the next location: A recurrent model with spatial and temporal contexts. Proceeding of the 30th AAAI Conference on Artificial Intelligence. Phoenix, AZ, USA. 2016. 194–200.
- 37 Ding WY, Xu R, Ding Y, *et al.* Context aware recommender system for large scaled flash sale sites. Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Big Data. Seattle, WA, USA. 2018. 993–1000.
- 38 Tripathi A, Ashwin TS, Guddeti RMR. A reinforcement learning and recurrent neural network based dynamic user modeling system. Proceedings of the IEEE 18th International Conference on Advanced Learning Technologies. Mumbai, India. 2018. 411–415.
- 39 Tripathi A, Ashwin TS, Guddeti RMR. EmoWare: A context-aware framework for personalized video recommendation using affective video sequences. IEEE Access, 2019, 7: 51185–51200. [doi: [10.1109/ACCESS.2019.2911235](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2911235)]
- 40 Wang FJ, Qu YZ, Zheng L, *et al.* Deep and broad learning on content-aware POI recommendation. Proceedings of the IEEE 3rd International Conference on Collaboration and Internet Computing. San Jose, CA, USA. 2017. 369–378.
- 41 Li Y, Luo YD, Zhang Z, *et al.* Context-aware attention-based data augmentation for POI recommendation. Proceedings of the IEEE 35th International Conference on Data Engineering Workshops (ICDEW). Macao, China. 2019. 177–184.
- 42 Ebesu T, Fang Y. Neural citation network for context-aware citation recommendation. Proceedings of the 40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Tokyo, Japan. 2017. 1093–1096.
- 43 Yang LB, Zheng Y, Cai XY, *et al.* A LSTM based model for personalized context-aware citation recommendation. IEEE Access, 2018, 6: 59618–59627. [doi: [10.1109/ACCESS.2018.2872730](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2872730)]
- 44 Chen HL, Fu JN, Zhang L, *et al.* Deformable convolutional matrix factorization for document context-aware recommendation in social networks. IEEE Access, 2019, 7: 66347–66357. [doi: [10.1109/ACCESS.2019.2917257](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2917257)]
- 45 Zhang BZ, Zhang HB, Sun XX, *et al.* Integrating an attention mechanism and convolution collaborative filtering for document context-aware rating prediction. IEEE Access, 2019, 7: 3826–3835. [doi: [10.1109/ACCESS.2018.2887100](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2887100)]
- 46 Li L, Dong RH, Chen L. Context-aware co-attention neural network for service recommendations. Proceedings of the IEEE 35th International Conference on Data Engineering Workshops (ICDEW). Macao, China. 2019. 201–208.
- 47 de Souza Pereira Moreira G, Ferreira F, da Cunha AM. News session-based recommendations using deep neural networks. Proceedings of the 3rd Workshop on Deep Learning for Recommender Systems. Vancouver, BC, Canada. 2018. 15–23.
- 48 de Souza Pereira Moreira G. CHAMELEON: A deep learning meta-architecture for news recommender systems. Proceedings of the 12th ACM Conference on Recommender Systems. Vancouver, BC, Canada. 2018. 578–583.
- 49 Manotumruksa J, Macdonald C, Ounis I. A contextual attention recurrent architecture for context-aware venue recommendation. Proceedings of the 41st International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval. Ann Arbor, MI, USA. 2018. 555–564.
- 50 黄恒琪, 于娟, 廖晓, 等. 知识图谱研究综述. 计算机系统应用, 2019, 28(6): 1–12. [doi: [10.15888/j.cnki.csa.006915](https://doi.org/10.15888/j.cnki.csa.006915)]
- 51 Zhou J, Cui GQ, Zhang ZY, *et al.* Graph neural networks: A review of methods and applications. arXiv: 1812.08434, 2018.
- 52 Gao J, Xin X, Liu JS, *et al.* Fine-grained deep knowledge-aware network for news recommendation with self-attention. Proceedings of 2018 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence (WI). Santiago, Chile. 2018. 81–88.
- 53 Wu QT, Zhang HR, Gao XF, *et al.* Dual graph attention networks for deep latent representation of multifaceted social effects in recommender systems. The World Wide Web Conference (WWW '19). San Francisco, CA, USA. 2019. 2091–2102.