****

**本 科 毕 业 设 计**

**（外文翻译）**

题 目：基于注意力机制的新型全局和局部信息

融合神经网络的群体推荐系统

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

基于注意力机制的新型全局和局部信息融合神经网络的群体推荐系统

作者：Song Zhang Nan Zheng Dan-Li Wang

**摘要**：由于社交媒体中团体活动的普及，团体推荐变得越来越重要。它的目的是追求一个目标群体的首选项目列表。大多数基于深度学习的群体推荐方法都集中在从群体和用户之间的单一互动中学习群体表征。然而，这些方法可能受到数据稀少问题的影响。除了群体和用户之间的交互，还存在其他可能丰富群体表征的交互，例如群组和项目之间的互动。这种互动发生在一个组的范围内，形成了某个组的局部视图群体。除了局部信息外，有共同兴趣的群体也可能在物品上表现出相似的兴趣。因此，可以根据群体之间的相似性来进行群体表示，这就形成了某一群体的全局视图。在本文中，我们提出一种新型的全局和局部信息融合神经网络（GLIF）模型用于群体推荐。在GLIF中，注意力神经网络（ANN）激活了群体、用户和项目之间的丰富互动，以形成一个群体的局部表征。此外。我们的模型还利用ANN来获得基于不同群体之间相似性的群体全局表示。然后，它将基于注意力机制将全局和局部表征融合起来，形成一个群体的综合表征。最后，在神经协作过滤（NCF）框架下进行群体推荐。在三个公共数据集上进行的大量实验表明，它比最先进的群体推荐方法更有优势。

**关键词**：群体推荐，注意力神经网络（ANN），全局信息，局部信息，推荐系统。

**引用**：S. Zhang, N. Zheng, D. L. Wang. A novel attention-based global and local information fusion neural network for group recommendation. Machine Intelligence Research, vol.19, no.4, pp.331–346, 2022. http://doi.org/10.1007/s11633-022-1336-1

1. 引言

随着社会媒体的日益发展。团体活动正变得越来越流行[1-4]。例如，一群人可以在Meetup上一起参加一个活动，或者看一部他们都感兴趣的电影。这样的活动导致了群体推荐的快速发展[5, 6]。与个性化推荐类似[6-8]，群体推荐的目的是解决群体的信息过载问题。例如，当一群人准备外出就餐时。群体推荐可能会过滤掉很多他们不感兴趣的信息，以帮助群体专注于他们可能喜欢的餐馆。

传统上，各种群体推荐方法[9, 10]利用个人的明确资料，通过一些预定义的策略生成群体资料；因此，一个群体可以被看作是一个虚拟的个体，然后将其视为一个虚拟的群体。群体可以被看作是一个虚拟的个体，然后个性化的推荐方法可以用来生成团体的项目得分。然而，这些方法并没有考虑到群体中成员的不同偏好。鉴于这一缺陷。一些基于模型的方法[11, 12] 被提出来群体的生成性决策过程的模型，这些方法考虑到个人的明确特征和影响，群体成员的个人情况和影响，例如[11, 12] 。

最近，出现了一种基于深度学习的方法，对群体、用户和其他用户的固有嵌入（即固有特征）进行建模。

基于学习的方法，对群体、用户和项目[13-15]的固有嵌入（即固有特征）进行建模。由于群组-项目互动的稀疏性，在深度学习框架下，群体（或项目）的表征对群体推荐变得越来越重要。例如，一些研究人员[15-17]对群组中的成员嵌入进行建模，然后用动态影响权重对其进行聚合，获得群组表示。这些方法对具有稳定成员和丰富互动的群体效果很好，但可能不适合具有高稀疏度的群体。为了加强群体表示，He等[18]首先利用项目-用户互动和群体-用户互动来表示群体中的所有成员，然后间接通过项目特征，通过聚合成员的特征来表示群体。

然而，群体推荐面临三个挑战，目前最先进的（SOTA）基于深度学习的模型并没有很好地解决这些问题。

1）（C1）对象（即群体、用户和物品）之间存在丰富的互动关系[15, 19, 20]。例如，在图1中，有三种互动（即组-用户、组-项目和项目-用户的互动）。大多数现有的群体推荐方法只对一种（或两种）的互动，或者间接地利用它们全部。这可能导致两个问题：

i)他们没有充分利用互动信息；

ii）间接聚合策略可能会削弱这些对象的效果，因为从一个对象传播到另一个对象的特征可能会失去一些重要的信息。

例如，一些研究首先采用项目来代表一个用户，基于项目与用户的互动，然后利用群体与用户的互动，通过聚合用户的方式将项目的固有嵌入传递到群体表征中。这样一个间接的特征传播过程可能会失去一些对群体有吸引力的特征。因此，挑战一是如何充分利用这些交互信息来表示一个群体。

2）（C2）在个性化推荐中，大多数方法都是联合考虑个人互动记录和用户之间的相似性。例如，基于用户的协同过滤方法将相似的用户协作起来，进行个性化推荐[6, 21]。这种想法也可以推广到群体推荐。例如，在图1中，组1与组2相似，因为他们都对物品2和3感兴趣。对项目2和3感兴趣。那么，很有可能群体1喜欢项目4，而项目4已经被群体2选中。因此，挑战2是如何利用相似群体之间的信息来提高群体代表性。在深度学习框架下，如何利用类似群体的信息来提高群体的代表性？

3）（C3）不同类型的特征可能对表征的贡献不同。例如，对于那些有一个稳定的主题的群体，群体选择的项目可能会更好地反映群体的品味，因为目标群体是倾向于选择与主题相关的项目。相反，对于群体由朋友组成，群体成员的偏好可能会更好地反映群体的口味。然而直接串联操作或平均聚合不能很好地模拟这种影响，因为它认为不同类型的嵌入同样重要，而且没有调查不同类型的特征之间的影响。因此，挑战3是如何设计一个组件来将这些不同的交互特征根据他们的影响来获得群体代表性，以便更好地群体推荐。

在上述观察的推动下，在本文中，我们提出了一个叫做GLIF的模型来学习全局和局部的信息融合的群体表征，用于群体推荐。在GLIF中，我们旨在从全局信息和本地信息中学习两个层次的群体表征。

1) 一方面，它通过挖掘群体中共享的特征来学习全局层面的群体表征；

2)另一方面，它通过对群组内的互动进行建模来学习局部层面的群组表征，如群组-项目的互动和群组-用户的互动。

在GLIF中，我们首先设计了局部信息表示模块和项目表示模块，旨在充分利用三种交互作用，获得基于注意力的神经网络项目和群体局部特征的表示。接下来，我们设计了一个全局信息表示模块，以挖掘类似的群体，并生成群体的全局表征。考虑到每个相似群体对目标群体有不同的影响，我们采用ANN来聚合相似群体。然后，为了建立群体局部和全局表征的深度互动模型，我们设计了一个基于ANN的全局和局部信息融合模块。我们采用神经协作过滤（NCF）[22]来模拟群组和物品之间的交互特征，然后进行预测，这与之前的工作是一致的。群体和项目之间的互动特征，然后进行预测。我们在三个真实世界的数据集上对GLIF进行了广泛的评估。实验结果表明，我们的模型一直优于最先进的方法。

总的来说，本文的主要贡献归纳为以下几点。

1）据我们所知，这是第一项利用群体的全局信息来提高群体推荐的群体代表。

2）群体内部的互动被完全整合，以学习群体的局部表现。GLIF学习项目并在ANN的基础上得出每个视图嵌入的动态权重。

3) 我们提供了一种原则性的方法来利用群体的全局和局部行为来学习一个全面的组的表示。同时，我们提出了一个新的框架GLIF来执行全局和局部信息通过一个周到的聚合模块来进行群体推荐。

4) 我们在三个真实数据集上进行了广泛的实验。我们的实验结果表明，GLIF在命中率（HR）和归一化折现累积收益（NDCG）方面明显优于最先进的基于深度学习的群体推荐模型。

本文的其余部分组织如下。第二节强调了相关工作。第3节讨论了本工作中所使用的一些预处理方法。第4节描述了用于群体推荐的GLIF的整体架构。实验结果在第5节给出。最后，第6节给出了结论和未来工作。

1. 相关工作

群体推荐的目的是向一组用户而不是单个用户，按群体推荐技术分类有两条关于群体推荐的研究路线。即基于记忆的方法和基于模型的方法。

* 1. 基于记忆的方法

基于记忆的方法，采用与数据无关的策略来聚合成员的明确偏好或分数，

其特点是可以分为分数汇总和明确偏好汇总方法[11]。

分数聚合方法的主要特点是通过聚合群体中所有成员的分数来生成目标项目的群体分数，从而生成群体分数[23-25]。一些早期的工作采用了预定的分数聚合策略，包括平均（AVG）[24, 25]，最小痛苦（LM）[26]，和最大满意度(MAX)[27]。然而，在这些预定的策略中没有突出的赢家[19]。在早期的聚合方法的基础上，最近的研究认为，在聚合个人分数时，应该考虑到用户的影响。例如，GroupSA[28] 提出了一个社会注意力网络，它采取社会影响和动态权重调整，考虑到对一个群体的投票方案进行建模然后给成员分配权重，得到最终的群体推荐分数。

显式偏好聚合策略的关键特征是通过将群组成员的显式配置文件（即他/她喜欢或不喜欢什么）聚合到虚拟配置文件中来生成群组偏好。 那么，这些方法将群体视为虚拟个体并采用生成物品的个性化推荐模型优先于一组。 例如，麦卡锡等[29] 提出了群体偏好的概念代理，它可以反映一组用户的偏好。为了获得该组代理，McCarthy 等[29] 首先利用用户在音乐流派上的交互向量（例如，new music, hot country, and dance) 来生成成员的显式偏好，然后通过添加这些成员的偏好向量来聚合这些显式偏好向量。 余等[30] 首先收集了所有的特征用户（例如，演员，关键字）作为词典向量的相对重要性，然后合并这些基于用户的向量在总距离最小化上使得组向量，可以得到与大多数成员向量接近的向量。

2.2基于模型的方法

基于模型的方法探索和利用交互关系做出群体推荐[11, 12, 31, 32]。例如，刘等人。 [12] 同意最有影响力的成员可以主导小组的决定。袁等[11] 提出了一种名为共识模型（COM）的生成模型来模拟决策过程考虑用户影响和用户的小组活动群体行为。 请注意，这两种方法都利用用户之间的影响来模拟群体的生成决策过程，但用户的影响是固定在不同的组中。

与上述两种方法不同，最近，随着注意力网络的成功应用[33, 34]，已经制定了几种基于注意力的模型来支持群体推荐的影响机制[15-18, 28]。 在这样的模型中，影响用户由特定组或动态确定物品。 曹等[15] 首先利用神经注意网络来了解成员之间的相对影响动态的方式，然后利用群体成员的偏好来表示群体偏好，通过考虑组用户交互。Tran等[17] 首先雇用了一个subattention 神经网络对一个组中的用户-用户交互进行建模，然后利用其余成员来表示用户的偏好。 最后，他们通过平均策略聚合了一组用户。他等[18]融合来自多个用户、项目和组的特征通过注意机制获取表示的视图然后进行群体推荐。首先，他们利用项目-用户交互来获得用户表示和项目表示。其次，他们采用组-用户交互以获得组表示。最后，他们使用注意力机制来聚合用户表示以获得组表示，并在 NCF 框架下对其进行优化。他等[16] 采用了多层感知器（MLP）[35] 对组-用户交互进行建模，并利用项目-用户交互来聚合用户的表示。Guo等人[36]从社交网络中引入朋友

的偏好，并进一步利用了群体层面的相似性，并利用超楔嵌入方案来学习群体表征。

大多数现有的工作通常进行交互关系（即项目-用户，组-用户，组-项目）来表示群体，这可以被认为是一个群体的局部信息。然而，在类似的群体中也存在着全局信息，从全局的角度来看，这可以增强群体的表示。综上所述，上述作品与我们的作品有三个主要区别。

1）我们充分使用三种直接交互（即组-用户、组-项目和项目用户）来表示组和项目，而不是使用部分或间接交互；

2）我们基于全局和局部信息进行群体推荐，而不是仅仅基于群体的局部互动。

3）我们的工作在不同层次的群体代表上引入了关注机制，以更好地描述群体的偏好

3.问题声明和预案

在这一节中，我们介绍了群体推荐的问题，然后介绍了两种类型的神经网络模型，即基于类型的ANN和基于k类型的ANN，这些模型将在本文中使用。

3.1符号和问题声明

我们用粗体大写字母（如X）和粗体小写字母（如x）来分别表示矩阵和向量。我们用非粗体字母（如x）表示标量，用非粗体大写字母（如X）表示集合。如果没有说明，所有的向量都是列式的。

我们分别用，， 来表示用户，项目和群体集合。第个群体，，由一个集合的用户组成。观察到的用户，项目和群体之间的关系有三种，即组-项的交互关系、项-用户的交互关系和组-项的交互关系。当用户选择或对某个物品进行评分时，就会产生一个物品-用户的交互关系（item-user interactions）；当用户所在的群组发生了交互行为时，会产生一种群组-用户的交互关系（group-user interactions）；当群组和某个物品发生了交互关系时，会产生一种群组-物品的交互关系（group-item interactions）。在下文中，符号用来表示群组-物品的交互关系，符号 用来表示物品-用户的交互关系，符号 用来表示群组-用户的交互关系。

给定一个目标群体，群体推荐的问题被定义为推荐一个项目列表群体中的用户应该对哪些项目感兴趣，这就是正式定义为：

**输入：**U，V，G，**A，B，C**

**输出**：一个函数为每个群组关于一件物品生成一个分数**R**

3.2 定义

在本小节中，我们将介绍本文中使用的一些定义和概念。

**定义1（内在嵌入）。**我们用，分别代表用户、物品和群组的内在嵌入的一个向量维度。在深度学习框架下，内在嵌入是可学习的参数，可以反映出用户（或群组）的潜在兴趣或物品的潜在特征。在本文中，我们使用 Xavier 策略[37]来初始化内在嵌入。

**定义2（γ-邻居集合）**，γ-邻居集合由与目标群组相似的前γ个群组组成。首先计算目标群组与其他群组之间的相似度，然后按相似度对其他群组进行排序，然后取前γ个群组作为目标群组的γ-邻居集合。最终，从排序后的结果中选择前γ个群组作为该群组的γ-邻居集合。这个集合被表示为 ，其中 γ 是一个超参数，用于控制邻居的数量。需要注意的是，参数 γ 更加偏向于对高语义信息（即与该群组相似的群组）进行建模，因为如果γ越大，就会无助于捕捉全局语义特征（例如，从所有群组中获取的噪声）。

**定义3（全局信息）**受到同构理论（homophily theory）的启发，该理论表明相似的人往往有相同的品味[38,39]，我们提出了高度相似群组间共享全局信息的概念。通过利用高度相似群组的平均内在嵌入来获取全局信息，可以更好地了解群组之间的联系，从而提高推荐的准确性和效率。由定义2可知，对于每一个群组，全局信息被定义为。

**定义4（局部信息）**与全局信息相对应的是局部信息，它指的是从群组内部的交互中学习嵌入表达。假设我们已经有了一个目标群组，每个用户和物品都被称为该群组的局部信息。设集合和分别表示与群组有过交互的用户和物品组成的集合。其中，集合表示所有与群组有过交互的用户，集合表示所有与群组有过交互的物品。

3.3 注意力模型：基于类型的ANN和K类型的ANN

在本小节中，我们介绍了两种不同的注意力模型，用于在不同情况下聚合语义嵌入（semantic embeddings）。这些注意力模型可以根据特定的应用场景和需求灵活地进行选择和应用，从而实现更加精准和有效的数据建模和推荐。

**基于类型的神经网络（TANN）。**TANN旨在聚合相同类型的内在嵌入以表示目标嵌入。假设存在一个包含k个与目标对象有交互的相同类型对象的集合。将t类型的交互表示为和，令和作为和的嵌入向量。然后，我们使用名为TANN的神经网络来聚合内容嵌入。形式上，目标对象的聚合t类型内容嵌入如下：

其中 ⊕ 表示串联操作，而 MLP 是多层感知器，它使用修正线性单元（ReLU）函数作为非线性激活函数。图2(a)显示了TANN的详细结构。

**K种类型的神经网络（KTANN）**KTANN旨在组合k种类型的嵌入以获得目标的语义融合表示。假设我们从k种视图中提取目标𝒒的k种类型的特征。让和分别为和k个特征的嵌入。然后，我们使用神经网络来融合k种类型的特征和自身嵌入：

图2(b)显示了KTANN的详细结构。

4 GLIF的架构

4.1 总体框架

在本小节中，我们正式介绍了一种新颖的全局和局部信息融合神经网络用于群组推荐（GLIF）。GLIF旨在利用全局和局部成对群组和物品对建模群组偏好和物品特征以进行群组推荐。 图3展示了GLIF的总体架构。它首先利用物品-用户交互来表示每个物品。为了获取群组的局部表示，它同时利用群组-用户交互和群组-物品交互。接下来，它使用不同相似群组之间的全局信息来获取群组的全局表示。然后，它采用ANN来融合全局和局部表示。最后，它使用全连接层（NCF）来建模群组和物品之间的交互，并使用FCL来预测分数。

4.1.1 物品表示学习模块

与大多数以前的工作将物品内在嵌入视为最终物品表示不同，GLIF从物品-用户交互中建模物品表示。直观地说，如果一个物品被用户选择，它应该具有一些吸引用户的特征。为了理解这一点，让我们考虑一个例子，如果一个用户喜欢喜剧电影并对一部电影进行了评价，它可能包含一些喜剧特色。基于这样的想法，我们设计了一个基于两层注意力神经网络的模块来学习用户视角的物品表示。

其中，是的注意力权重，可以通过公式(2)计算得到，是用户j的内在嵌入，而是与物品交互的一组用户。

显然，内在嵌入和用户视角的物品嵌入（即分别是和）从不同的视角暗示了物品的互补特征。我们设计了一个基于ANN的KTANN来融合这两种类型的物品嵌入作为物品表示。因此，物品的表示最终可以通过以下公式来获得：

其中和是从ANN中学习得到的，如公式(4)所述。图3（a）显示了物品表示学习过程。

4.1.2 群体本地表示学习模块

大多数群体推荐模型的关键思想是将群组成员的内在嵌入进行聚合。大多数群体推荐模型的关键思想是获取群体的本地表示，而不考虑群组和物品之间的交互[15−17, 40, 41]。一些研究尝试通过物品-用户交互来获得更好的用户嵌入，然后聚合群体成员的嵌入[18]。但这些方法可能会引发两个问题：1）它们没有充分利用群组-物品之间的交互，因为群组选择和评分的物品自然反映了该群组的口味。2）这个特征传播过程（即，物品→用户→群体）可能会丢失一些对群体有吸引力的特征。考虑到这两个问题，GLIF从两种交互中建模群体的本地表示，包括群组和物品之间的交互以及群组和用户之间的交互。具体而言，我们设计了一个基于TANN和KTANN的本地信息模型，以获取互补的群体本地表示。首先，使用两个TANN来聚合成员的内在偏好和物品的内在特征，分别获得用户观点的群组嵌入和物品观点的群组嵌入。接下来，使用*KTANN*来聚合三种群组嵌入，包括群组内在嵌入，以派生该群体的本地表示。

其中，是的注意力权重，分别在式（4）中计算得出，是的内在嵌入，是的用户观点嵌入，是的物品观点嵌入， 和是分别描述式（2）中的和的权重。和是分别与进行过交互的用户和物品集合。

图3(b)展示了群体本地表示学习组件的设计。通过这种软注意机制，可以按照他/她的影响力（式（7）[12]）为用户分配动态权重，也可以根据群组对不同物品的偏好程度来为物品分配未固定的权重（式（8））。这种注意机制可以研究不同特征类型之间的不同影响，且更加通用，现有的启发式预定义聚合可以视为其特殊情况。例如，AVG（例如均值策略）与给每个成员分配相同的权重并行；然而，LM（例如最小痛苦）和MS（例如最大满意）意味着只给部分成员分配非零权重。考虑两个例子：1）当一个群组讨论是否看《狮子王》时，已经看过许多迪士尼电影的成员应该更具有影响力，应该被分配更大的权重。2）一个群体可能更喜欢看喜剧电影，因此喜剧电影应该更适合代表该群体，并分配更大的权重。正如之前所述，具有稳定主题的群体的学习表示应更多地受到历史物品的影响，而成员的偏好应在由朋友或关系密切的人组成的群体中贡献更多，因此我们采用神经网络学习的动态权重来聚合（式（9））的物品观点嵌入和用户观点嵌入。

4.1.3 群体全局表示学习模块

除了本地信息外，不同群体之间还存在全局信息。具体而言，具有高相似性的群体往往有相似的口味。在该模块中，我们捕获全局信息以学习群体的全局表示。为了获得群体的全局表示，我们首先计算皮尔逊相关系数（PCC）[42]作为相似度，然后通过选择相似度 top-γ 的群体来采样一个固定大小的邻居集合。因此，我们将采样的邻居集合表示为 γ-邻居集。然后，我们使用TANN聚合邻居的内在嵌入。形式上，对于的群体全局嵌入定义如下：

其中，是的第k个邻居的注意力权重，如式（2）所描述。

4.1.4 群体全局和本地表示融合模块

我们设计了一个模块来融合全局信息和本地信息以增强群体表示。为了获得最终的群体表示，我们将聚合函数实现如下：

其中，分别是组的内在嵌入，局部表示和全局表示的注意力权重，如式（4）所述。图3(d)展示了群体全局和本地表示融合组件的设计。

4.1.5 交互特征学习和预测模块

NCF是一种个性化推荐的神经网络模型。它的关键思想是从历史交互记录中学习一个交互函数，输入为用户内在嵌入和物品内在嵌入[15, 22]。在本文中，我们采用了由[15]定制的NCF来学习嵌入和交互函数。形式上，给定最终的物品表示和群体表示 ，通过计算隐藏层的交互向量来实现：

其中， ， ， ， 和分别表示权重矩阵和偏置向量，⨀表示元素相乘操作。我们简单地使用ReLU作为非线性激活函数。

最后，我们采用具有sigmoid激活函数的全连接层将隐藏层的交互向量映射到群组在物品上的得分：

其中，和是可学习的参数。图3(e)展示了NCF和预测组件的设计。

4.2 模型优化

由于我们处理的是Top-K群体推荐任务，因此采用对数对损失进行参数优化。对数对损失考虑了正实例和负实例的得分，并假定对于正实例的预测得分接近1，对于负实例的得分接近0。与[15, 18]一致，我们采用基于回归的对数对损失：

其中，𝑻表示训练集，其中每个实例是一个三元组表示组与物品进行了交互但未与物品进行交互。和分别是群组在物品和上的预测得分。

4.3 时间复杂度

我们进一步分析了提出方法的时间复杂度。物品表示学习模块的时间复杂度为𝑂(𝑒𝑑)，其中𝑒是用于表示一个物品的用户数，𝑑是嵌入维度。在群体本地表示学习模块中，用户视图群体表示学习组件和物品视图群体表示学习组件的时间复杂度分别为𝑂(𝑛𝑑)和𝑂(𝑐𝑑)，其中𝑛和𝑐是组大小和用于表示每个组的物品数量。在群体全局表示学习模块中，每对群体计算皮尔逊相关系数（PCC）的时间复杂度为𝑂()，其中𝑠是群体的数目。值得注意的是，我们可以首先计算所有的PCC，并找到每个群体的前个邻居，下一个预测就不需要进行更多的计算。因此，在预测阶段，群体全局表示学习模块的时间复杂度为𝑂(1)。在邻居聚合组件方面，它的时间复杂度为𝑂(𝑑) ，其中是邻居大小。群体全局和本地表示融合模块的时间复杂度为𝑂(𝑑)。交互特征学习和预测模块的时间复杂度为𝑂(𝑑)。总体而言，在预测阶段，GLIF的时间复杂度为𝑂(𝑒𝑑)+ 𝑂(𝑛𝑑)+ 𝑂(𝑐𝑑)+ 𝑂(𝑑)+ 𝑂(𝑑)+ 𝑂(𝑑)= 𝑂(𝑑)。请注意，项目表示学习模块、用户视图组表示学习组件、项目视图组表示学习组件和邻居集成组件可以在不同的CPU或GPU上部署以并行执行，因为它们的结果彼此独立。因此，平行GLIF的时间复杂度为𝑂(max() 𝑑)。在我们的模型中，我们采用并行运行的方式。

5. 实验

在本节中，我们进行了大量实验，旨在回答以下研究问题：

1) （RQ1）GLIF与现有基线模型在群体推荐任务中的表现如何？

2) （RQ2）不同组件（例如组局部表示或组全局表示）对模型性能的影响有哪些？

3) （RQ3）各种超参数（例如组邻居大小或嵌入维度）如何影响模型的性能？

4) （RQ4）注意力机制的工作原理是什么？

5.1 实验设置

5.1.1 Datasets

我们在三个真实的公共数据集上进行了实验：其中，CAMRa2011是一个电影数据集，包含了个人和家庭对电影的评分记录。该数据集是通过论文[15]的准备和下载而得到的。在与[15, 16]的文章一致性下，我们将显式评价记录转换为正例。如果用户/组对某部电影进行了评价，则将分数设置为1；否则，分数为0。MS和MR来自MovieLens 1M数据集，包含了超过6K个用户对4K部电影进行的100万次电影评分。在[17、24]的研究方法的基础上，我们从这些数据中提取了两个数据集：MS和MR。MS包含有高用户之间相似度的组，而MR则包含由随机形成的组。对于在这两种情况下给定的组，如果所有成员给某部电影评分为4颗星或以上，那么该组就会采纳这部电影。表1展示了三个数据集的统计信息。需要注意的是，从第一个数据集到最后一个数据集，组-物品交互的稀疏度逐渐增加。

5.1.2基准算法

我们通过将GLIF与以下最先进的模型进行比较来评估其性能：

1. 基于NCF的模型。根据三种预定义的聚合策略，我们采用SOTA的神经推荐NCF2[22]来进行群体推荐。神经协作过滤-平均值（NCF-AVG）采用平均策略来聚合个体在群组中生成的偏好得分，作为群组偏好得分。这个聚合策略相当于在群组中为每个用户分配一个统一的权重。NCF-LM假设最不满意的成员决定了最终的群体决策。因此，它将个人最低分数作为群组偏好得分，然后对这个得分进行优化。这种策略相当于为那些分数高于最低分数的用户分配零权重。NCF-MS[27]应用了最大满意度策略来最大化群组成员的满意度。在我们的工作中，最高分被视为群组的偏好。
2. 因子分解机-平均值（FM-AVG）[9]。与NCF-AVG类似，FM-AVG将所有组成员的平均得分作为该组的偏好得分，并使用矩阵分解的线性关系来建模交互作用。
3. DeepGroup3[13]。DeepGroup是一种深度神经网络，用于学习组的表示和决策，通过使用平均聚合器来融合成员的偏好来学习组的表示。
4. AGREE4[15]。该模型采用标准的注意力网络，直接将用户的内在嵌入与组的内在嵌入聚合，并采用定制的神经协作过滤来模拟群组与物品之间的交互。
5. MoSAN[17]。 MoSAN是一种子注意力网络混合的方法，直接将所有成员的偏好求和作为组的偏好。通过子注意力网络，每个成员的偏好是由组内其他成员的偏好融合而来的。
6. GAME[18]。图形化和关注多视图嵌入（GAME）采用图卷积网络来聚合多个视图中的一阶邻居以获取用户/物品表示，并利用软关注网络来学习成员与物品相关的影响。

5.1.3 评估矩阵

我们采用了留一法评估协议来评估GLIF的性能，这种方法已经广泛应用于评估前K个推荐的性能[15, 43-45]。由于为每个组排名所有物品会耗费太多时间，因此我们遵循常见的方案，随机选择100个负项，并在100个项中排列测试项[15, 18, 22, 46, 47]。 与以前的工作类似，我们采用了两种广泛使用的推荐评估指标：命中率（HR）和标准化折扣累积增益（NDCG）[15、16、18、22、41]，分别表示为HR@K和NDCG@K。较大的值表明更好的性能。我们为每个测试实例计算这两个指标，并报告平均值。这两个指标的公式如下所示：

其中，#hit@k表示在测试集中命中的数量，N是测试用例的总数。 = 1表示在Top-K推荐列表中排名第i的物品在测试集中，否则= 0。IDCG表示通过理想排名实现的最大可能DCG。

5.1.4 实现细节

GLIF是由PyTorch实现的。在超参数调整过程中，每个组随机选取了6个负实例。嵌入层和其他层使用Xavier和标准正态策略进行初始化，嵌入层大小设置为d=32。使用RMSProp作为所有梯度基础方法的优化器，其中小批量大小、学习率和dropout率设置为256、0.0001和0.2。遵循方案[15]，基于5个实验结果对NDCG@10 进行成对双样本t检验，并在表2中报告平均结果。

5.2 实验结果

5.2.1 总体性能比较（RQ1）

**有效性**。我们将我们的GLIF与一些最先进的基于深度学习的群体推荐模型进行比较。所有模型的性能均在表3中报告，最佳结果用粗体标出，第二佳结果用下划线标出。根据表3，1）GLIF在三个群体推荐数据集上取得了最佳性能，其结果在大多数情况下都显著。这证明了我们提出的GLIF模型在关注神经网络和全局局部信息融合解决方案方面对于群体推荐的正面影响。2）尽管群组成员之间的相似度在不同数据集上变化，我们的模型仍然可以始终取得最佳性能。这表明我们的模型可以适应各种数据集。3）在NCF-based方法中，大多数情况下，NCF-AVG的表现优于NCF-LM和NCF-MS。我们的解释是后两者的聚合策略只关注少数成员，而NCF-AVG可以考虑到群组中的所有成员。因此，它可以更全面地描述群组偏好。4）与预定义的聚合策略方法，即NCF-AVG、NCF-LM和NCF-MS相比，基于ANN的方法，即AGREE、MoSAN、GAME和GLIF，表现更好。这表明传统的得分聚合基线方法不能很好地进行群体推荐，而ANN显示出显着的优越性，通过学习互动动态地为每个成员分配权重。5）在大多数情况下，GAME的性能不如GLIF。原因在于特征传播过程（物品→用户→群组）可能会削弱反映群组偏好的物品的影响。

**效率**。由于所有提出的算法都依赖于随机梯度下降，我们在表2中展示了在CAMRa2011上执行一次迭代的方法的运行时间。在实践中，所有算法都会在不到30次迭代内收敛。与NCF-based方法相比，AGREE、MoSAN、GAME和GLIF需要更多的运行时间来增加额外的注意力网络。在基于注意力的模型中，GAME和GLIF需要计算多个注意力权重来进一步识别不同的物品或群组，因此它们的时间成本更高，而表现比AGREE和MoSAN更好。值得注意的是，GLIF的成本约为AGREE的1.2倍，而GAME的成本约为AGREE的2.2倍。根据上述分析，我们经验性地得出结论，我们的方法在准确性和时间效率方面取得了很好的折中。

5.2.2 GLIF组件研究（RQ2）

我们提出的GLIF模型的关键特征是：基于物品-用户交互捕捉物品特征的物品表示学习模块；基于群组-物品和群组-用户交互捕捉群组本地偏好的群组本地表示学习模块；基于群组相似性捕捉群组全局偏好的群组全局表示学习模块；以及基于注意力机制捕捉群组综合表示的全局和本地表示融合模块。在这里，我们通过评估五个变种来研究GLIF的组成部分：1）GLIF-nGIR，不利用物品-群组交互来表示群组（即通过群组表示的物品聚合表示）。2）GLIF-nIUR，不利用物品-用户交互嵌入（即通过物品表示的用户聚合表示）。3）GLIF-nGR，不考虑全局信息（即全局表示）。4）GLIF-nGLF，采用平均策略来融合全局和本地表示，而不是注意力神经网络。5）GLIF-nLR，不考虑本地信息。6）GLIF-T，用平均聚合器替换所有基于类型的ANN。7）GLIF-K，用平均聚合器替换所有基于K类型的ANN。图4展示了五个变体的推荐性能与GLIF的NDCG比较。根据图表，GLIF在三个数据集上始终显著优于五个变体。这表明所有组成部分对于建模群组决策是有益的，将它们结合起来有助于提高性能。

**物品表示**。GLIF-nIUR在所有三个数据集上的表现均比GLIF差，这表明从用户偏好中挖掘物品特征是有用的，因为用户偏好在一定程度上可以反映物品特征。在这三个数据集中，GLIF-nIUR在MR数据集上表现最差（相对于GLIF）。这可能是因为与其他两个数据集相比，MR数据集包含的群组-物品交互较少。因此，仅仅从物品固有嵌入学习到的物品表示可能不足，而用户固有嵌入可能是补充物品表示的好方法。

**群组本地信息表示**。GLIF-nLR始终表现较差，这表明基于用户视角和物品视角的群组表示来推导群组本地表示，并为它们分配动态的影响权重对于群组推荐是有意义的。GLIF-nGIR的表现比GLIF差，这表明将群组评价的物品固有嵌入压缩到群组表示中是有用的。值得注意的是，GLIF-nLR、GLIF-nIUR和GLIF在所有三个数据集上的表现不断提高。我们的解释是它们分别考虑了一种、两种和三种类型的交互，这表明利用更多的交互可以得到更准确的群组偏好。

**群组全局信息表示**。与GLIF相比，GLIF-nGR的表现略差，这证明利用群组之间的信息可以丰富群组表示，对于群组推荐是有意义的。我们还可以观察到，GLIF-nGR在MR数据集上与GLIF之间的差距比在CAMRa2011和MS数据集上的差距要大。我们的解释是，随着交互的稀疏性越来越大，仅在一个群组内的交互过于粗糙，提供的潜在信息非常有限，很难帮助推断群组偏好。全局信息可能成为很好的补充。因此，要解决群组-物品交互稀疏性引起的冷启动问题，最好充分利用群组之间的共享特征进行群组推荐。可以观察到，在我们的三个数据集上，GLIF-nGR的表现优于GLIF-nLR，这表明对于我们数据集上的群体偏好而言，局部信息比全局信息更具有影响力。

**全局和局部表示融合**。这个组件的主要动机是学习群体全局和局部层级表示的可变注意力权重，而不是常用的均匀加权策略。我们可以观察到，在三个数据集中，GLIF相比于GLIF-nGLF表现更好，这表明采用注意机制来融合全局和局部表示是有意义的。

我们还可以观察到，在MS数据集上GLIF-nGLF的表现不如GLIF-nGR，其中一个可能的解释是采用简单的平均策略可能无法挖掘共享特征以加强群体表示，甚至会削弱群体表示。然而，我们的模型采用注意机制来学习群体全局和局部表示的注意力权重，并且更高的权重表示表示更重要，因此对于群体最终表示的贡献更为重要。因此，GLIF始终比GLIF-nGR表现更好，而GLIF-nGLF则不行。

**基于类型的神经网络和K类型的神经网络**。与GLIF-T和GLIF-K相比，GLIF的表现更好，这验证了基于类型的神经网络和K类型的神经网络的有效性。原因之一是GLIF-T能够识别重要的对象（即物品、用户和群体），而GLIF-K则能够通过为每个对象分配适当的权重和不同的特征，挖掘对群体推荐有意义的特征。

5.2.3 超参数敏感性分析（RQ3）

我们进行实验以分析两个关键参数的影响，例如嵌入维度d和每个群体采样的邻居数量大小，在三个数据集上。图5描述了嵌入维度对三个数据集的影响，图6描述了群体邻居大小对三个数据集的影响。

根据图5，我们发现当d从8变化到32时，三个数据集上的NDCGs总体上增加，因为可以学习到更好的表示。但是，当d进一步增加时，性能变得稳定或稍微变差。我们的解释是过大的嵌入维度会导致过拟合问题。因此，GLIF的嵌入维度被设置为32。

为了研究群体邻居大小对推荐性能的影响，群体邻居大小在[5,10,20,30,40,50,60,70]中进行了搜索。根据图6，我们可以发现：1）随着γ的增加，NDCG先上升后下降。下降可能是由于平均相似度（即Pearson相关系数）的降低所致。低平均相似度可能由群体之间高度的多样性引起。换句话说，随着邻居大小的增加，群体的偏好变得更加多样化，从群体邻居中提取共享兴趣更加困难。随着群体多样性的增加，计算群体偏好可能涉及更多的噪音。因此，随着γ进一步增加，增加的噪音会导致更糟糕的性能。2）与基于平均汇聚策略相比，基于注意力的策略总是表现更好，这证明利用注意机制分配不同的权重可以从全局信息中捕捉更好的群体表示。3）每个数据集都有不同的最佳γ值，分别为10、40和60。请注意，从CAMRa2011数据集到MS，再到MR数据集，群体-物品交互变得越来越稀疏。这表明，群组内部的群体-物品交互越少，GLIF就需要更多的全局信息来增强群体表示。因此，对于CAMRa2011、MS和MR，邻居大小分别设置为10、40和60。

Dropout是深度神经网络中避免过拟合的一种非常重要的技术。图7展示了三个数据集上不同dropout率下的NDCG@10指标。在三个数据集上，随着dropout率的增加，性能会提高，直到达到峰值。随着dropout率超过0.2，三个数据集上的表现都会下降。因此，在三个数据集上，我们将dropout率设置为0.2。

5.2.4 注意力机制的案例研究(RQ4)

由于第二节中提到的许多现有工作都评估了基于注意力的成员聚合策略或物品聚合策略，我们进行了实验来探索注意力机制如何在融合全局信息（即群组邻居）方面发挥作用。因此，我们随机抽样了10个群组进行案例研究，每个群组包含10个成员群组。

根据图8所示的热力图，我们可以得出两个观察结果：1）总体上，组邻居的注意力权重和PCC获得类似的结果，这证明了两种方法在寻找相似组方面的有效性。注意力权重的区分能力比PCC更加明显。例如，组4的邻居显然具有不同的注意力权重，但PCC没有。这可能是因为组4的历史交互较少（76个交互记录），因此一些具有影响力的组（例如，具有1,847个历史交互的邻居G）可能会被错误地视为相似的组，对学习组4的表示有限的贡献。然而，注意力可以通过学习丰富的交互动态地分配组邻居的权重，这显示出在捕捉交互记录有限的组之间的微妙差异方面具有显着的优越性。

6结论和今后的工作

在本文中，我们介绍了群组推荐的问题，并提出了一种基于深度学习框架的新型注意力神经网络模型GLIF。具体而言，我们利用三种交互信息来生成群组本地表示和项目表示。此外，它通过找到相似的群组并在注意力机制下聚合它们来学习全局级别的群组表示。此外，考虑到全局和局部表示的效果权重，我们采用ANN来聚合它们。最后，我们在NCF框架下对群组-项目交互进行建模。在三个数据集上的大量实验证明，GLIF可以胜过现有的最先进方法。

未来，我们有兴趣探索社交连接在群组推荐中的应用，因为它包含有关用户如何相互信任和形成群组的宝贵信号。我们还可以将文本信息和时间信息等上下文信息纳入模型中，以调查和提高我们模型的可解释性，并实现在线群组推荐在动态环境中的应用。此外，我们计划在更大的数据集上研究GLIF的可扩展性和效率，并探索其在群组推荐以外的其他领域中的潜在应用，如社交网络分析和个性化营销。总的来说，我们认为我们提出的GLIF模型具有改善群组推荐质量和效果的巨大潜力，并期待在这个领域进行进一步的研究。

致谢

本研究得到了中国国家自然科学基金（编号61872363和61672507）、北京市教委自然科学基金（编号21JD0044）、中国国家重点研发计划（编号2016YFB0401202）以及中国科学院自动化研究所研究与发展基金（编号Y9J2FZ0801）的支持。

参考文献

1. L. Cui, J. Wu, D. C. Pi, P. Zhang, P. Kennedy. Dual implicit mining-based latent friend recommendation. IEEETransactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems,vol.50, no.5, pp.1663–1678, 2020. DOI: 10.1109/TSMC.2017.2777889.
2. S. S. Deng, L. T. Huang, G. D. Xu, X. D. Wu, Z. H. Wu.On deep learning for trust-aware recommendations in social networks. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, vol.28, no.5, pp.1164–1177, 2017. DOI:10.1109/TNNLS.2016.2514368.
3. Z. H. Huang, S. J. E, J. W. Zhang, B. Zhang, Z. L. Ji. Pairwise learning to recommend with both users′ and items′ contextual information. IET Communications, vol.10,no.16, pp.2084–2090, 2016. DOI: 10.1049/iet-com.2016.0112.
4. N. Zheng, S. Y. Song, H. Y. Bao. A temporal-topic model for friend recommendations in Chinese microblogging systems. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, vol.45, no.9, pp.1245–1253, 2015. DOI: 10.1109/TSMC.2015.2391262. (in Chinese)
5. V. M. Le. Group recommendation techniques for feature modeling and configuration. In Proceedings of IEEE/ACM the 43rd International Conference on Software Engineering: Companion Proceedings, IEEE, Madrid, Spain,pp. 266–268, 2021. DOI: 10.1109/ICSE-Companion52605. 2021.00123
6. L. V. Nguyen, M. S. Hong, J. J. Jung, B. S. Sohn. Cognitive similarity-based collaborative filtering recommendation system. Applied Sciences, vol. 10, no. 12, Article number 4183, 2020. DOI: 10.3390/app10124183.
7. D. Rafailidis, A. Nanopoulos. Modeling users preference dynamics and side information in recommender systems.IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics:Systems, vol. 46, no. 6, pp. 782–792, 2016. DOI: 10.1109/TSMC.2015.2460691.
8. L. Hu, J. Cao, G. D. Xu, L. B. Cao, Z. P. Gu, C. Zhu. Personalized recommendation via cross-domain triadic factorization. In Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web, ACM, Rio de Janeiro, Brazil,pp. 595–606, 2013. DOI: 10.1145/2488388.2488441
9. S. Rendle. Factorization machines. In Proceedings of IEEE International Conference on Data Mining, IEEE, Sydney,Australia, pp. 995–1000, 2010. DOI: 10.1109/ICDM.2010.127
10. Y. Koren, R. Bell, C. Volinsky. Matrix factorization techniques for recommender systems. Computer, vol. 42, no. 8,pp. 30–37, 2009. DOI: 10.1109/MC.2009.263.
11. Q. Yuan, G. Cong, C. Y. Lin. COM: A generative model for group recommendation. In Proceedings of the 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, ACM, New York, USA,pp. 163–172, 2014. DOI: 10.1145/2623330.2623616.
12. X. J. Liu, Y. Tian, M. Ye, W. C. Lee. Exploring personal impact for group recommendation. In Proceedings of the 21st ACM International Conference on Information and Knowledge Management, ACM, Maui, USA, 2012, pp. 674–683. DOI: 10.1145/2396761.2396848.
13. S. S. Ghaemmaghami, A. Salehi-Abari. DeepGroup:Group recommendation with implicit feedback. In Proceedings of the 30th ACM International Conference on Information & Knowledge Management, ACM, Queensland,Australia, pp. 3408–3412, 2021. DOI: 10.1145/3459637.3482081.
14. Z. H. Huang, X. Xu, H. H. Zhu, M. C. Zhou. An efficient group recommendation model with multiattention-based neural networks. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, vol. 31, no. 11, pp. 4461–4474, 2020.DOI: 10.1109/TNNLS.2019.2955567.
15. D. Cao, X. N. He, L. H. Miao, Y. H. An, C. Yang, R. C.Hong. Attentive group recommendation. In Proceedings of the 41st International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval, ACM,Ann Arbor, USA, pp. 645–654, 2018. DOI: 10.1145/3209978.3209998.
16. Z. X. He, C. Y. Chow, J. D. Zhang, N. Li. GRADI: Towards group recommendation using attentive dual topdown and bottom-up influences. In Proceedings of IEEE International Conference on Big Data, IEEE, Los Angeles,USA, pp. 631–636, 2019. DOI: 10.1109/BigData47090.
17. L. V. Tran, T. A. N. Pham, Y. Tay, Y. D. Liu, G. Cong, X.L. Li. Interact and decide: Medley of sub-attention networks for effective group recommendation. In Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, ACM,Paris, France, pp. 255–264, 2019. DOI: 10.1145/3331184.3331251.
18. Z. X. He, C. Y. Chow, J. D. Zhang. GAME: Learning graphical and attentive multi-view embeddings for occasional group recommendation. In Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, ACM, China,pp. 649–658, 2020. DOI: 10.1145/3397271.3401064
19. A. Said, S. Berkovsky, E. W. De Luca. Group recommendation in context. In Proceedings of the 2nd Challenge on Context-aware Movie Recommendation, ACM, Chicago,USA, pp. 2–4, 2011. DOI: 10.1145/2096112.2096113.
20. L. Hu, S. L. Jian, L. B. Cao, Z. P. Gu, Q. K. Chen, A.Amirbekyan. HERS: Modeling influential contexts with heterogeneous relations for sparse and cold-start recommendation. In Proceedings of the 33rd AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI, Honolulu, USA,pp. 3830–3837, 2019. DOI: 10.1609/aaai.v33i01.33013830
21. C. Y. Yin, L. F. Shi, R. X. Sun, J. Wang. Improved collaborative filtering recommendation algorithm based on differential privacy protection. The Journal of Supercomputing, vol. 76, no. 7, pp. 5161–5174, 2020. DOI: 10.1007/s11227-019-02751-7.
22. X. N. He, L. Z. Liao, H. W. Zhang, L. Q. Nie, X. Hu, T. S.Chua. Neural collaborative filtering. In Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web, ACM, Perth, Australia, pp. 173–182, 2017. DOI: 10.1145/3038912.3052569
23. J. K. Wang, Y. C. Jiang, J. S. Sun, Y. Z. Liu, X. Liu.Group recommendation based on a bidirectional tensor factorization model. World Wide Web, vol. 21, no. 4,pp. 961–984, 2018. DOI: 10.1007/s11280-017-0493-6.
24. L. Baltrunas, T. Makcinskas, F. Ricci. Group recommendations with rank aggregation and collaborative filtering. In Proceedings of the 4th ACM Conference on Recommender Systems, ACM, Barcelona, Spain, pp. 119–126, 2010. DOI:  
    10.1145/1864708.1864733.
25. S. Berkovsky, J. Freyne. Group-based recipe recommendations: Analysis of data aggregation strategies. In Proceedings of the 4th ACM Conference on Recommender Systems, ACM, Barcelona, Spain, pp. 111–118, 2010. DOI: 10.1145/1864708.1864732.
26. S. Amer-Yahia, S. B. Roy, A. Chawlat, G. Das, C. Yu.Group recommendation: Semantics and efficiency. Proceedings of the VLDB Endowment, vol. 2, no. 1, pp. 754–765, 2009. DOI: 10.14778/1687627.1687713
27. L. Boratto, S. Carta. State-of-the-art in group recommendation and new approaches for automatic identification of groups. In Information Retrieval and Mining in Distributed Environments, A. Soro, E. Vargiu, G. Armano, G.Paddeu, Eds., Berlin, Germany, Springer, pp. 1–20, 2010. DOI: 10.1007/978-3-642-16089-9\_1
28. L. Guo, H. Z. Yin, Q. Y. Wang, B. Cui, Z. Huang, L. Z. Cui. Group recommendation with latent voting mechanism. In Proceedings of the 36th IEEE International Conference on Data Engineering, IEEE, Dallas, USA,pp.121–132, 2020. DOI: 10.1109/ICDE48307.2020.00018
29. J. F. McCarthy, T. D. Anagnost. MusicFX: An arbiter of group preferences for computer supported collaborative workouts. In Proceedings of ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work, ACM, Seattle, USA,pp.363–372, 1998. DOI: 10.1145/289444.289511
30. Z. W. Yu, X. S. Zhou, Y. B. Hao, J. H. Gu. TV program recommendation for multiple viewers based on user profile merging. User Modeling and User-adapted Interaction,vol.16, no.1, pp.63–82, 2006. DOI: 10.1007/s11257-006-9005-6
31. S. S. Feng, H. X. Zhang, L. Wang, L. Liu, Y. C. Xu. Detecting the latent associations hidden in multi-source information for better group recommendation. KnowledgeBased Systems, vol.171, pp.56–68, 2019. DOI: 10.1016/j. knosys.2019.02.002
32. M. Ye, X. J. Liu, W. C. Lee. Exploring social influence for recommendation: A generative model approach. In Proceedings of the 35th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, ACM, Portland, USA, pp.671–680, 2012. DOI: 10.1145/2348283.2348373.
33. L. J. Zhou, J. W. Dang, Z. H. Zhang. Fault classification for on-board equipment of high-speed railway based on attention capsule network. International Journal of Automation and Computing, vol.18, no.5, pp.814–825, 2021. DOI:10.1007/s11633-021-1291-2.
34. X. Zhang, Q. Yang. Correction to: Transfer hierarchical attention network for generative dialog system. International Journal of Automation and Computing, vol.18, no.5, Article number 856, 2021. DOI: 10.1007/s11633-020-1223-6
35. J. Orbach. Principles of neurodynamics. Perceptrons and the theory of brain mechanisms. Archives of General Psychiatry, vol.7, no.3, pp.218–219, 1962. DOI: 10.1001/archpsyc.1962.01720030064010.
36. L. Guo, H. Z. Yin, T. Chen, X. L. Zhang, K. Zheng. Hierarchical hyperedge embedding-based representation learning for group recommendation. ACM Transactions on Information Systems, vol.40, no.1, Article number 3, 2021.DOI: 10.1145/3457949.
37. X. Glorot, Y. Bengio. Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks. In Proceedings of the 13th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, Sardinia, Italy, pp.249–256,2010.
38. M. McPherson, L. Smith-Lovin, J. M. Cook. Birds of a feather: Homophily in social networks. Annual Review of  
    Sociology, vol.27, pp.415–444, 2001. DOI: 10.1146/annurev.soc.27.1.415.
39. H. F. Liu, E. P. Lim, H. W. Lauw, M. T. Le, A. X. Sun, J.Srivastava, Y. A. Kim. Predicting trusts among users of online communities: An epinions case study. In Proceedings of the 9th ACM Conference on Electronic Commerce,ACM, Chicago, USA, pp.310–319, 2008. DOI: 10.1145/1386790.1386838.
40. L. Hu, J. Cao, G. D. Xu, L. B. Cao, Z. P. Gu, W. Cao.Deep modeling of group preferences for group-based recommendation. In Proceedings of the 28th AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI, Québec City,Canada, pp.1861–1867, 2014. DOI: 10.5555/2892753.2892811.
41. H. Z. Yin, Q. Y. Wang, K. Zheng, Z. X. Li, J. L. Yang, X.F. Zhou. Social influence-based group representation learning for group recommendation. In Proceedings of the35th IEEE International Conference on Data Engineering,IEEE, Macao, China, pp.566–577, 2019. DOI: 10.1109/ICDE.2019.00057.
42. P. Sedgwick. Pearson′s correlation coefficient. BMJ,vol.345, Article number e4483, 2012. DOI: 10.1136/bmj.e4483.
43. J. Y. Chen, H. W. Zhang, X. N. He, L. Q. Nie, W. Liu, T.S. Chua. Attentive collaborative filtering: Multimedia recommendation with item-and component-level attention.In Proceedings of the 40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, ACM, Shinjuku, Japan, pp.335–344, 2017. DOI:10.1145/3077136.3080797.
44. J. Y. Chen, H. W. Zhang, X. N. He, L. Q. Nie, W. Liu, T.S. Chua. Attentive collaborative filtering: Multimedia recommendation with item-and component-level attention.In Proceedings of the 40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, ACM, Shinjuku, Japan, pp.335–344, 2017. DOI:10.1145/3077136.3080797.
45. X. N. He, H. W. Zhang, M. Y. Kan, T. S. Chua. Fast matrix factorization for online recommendation with implicit feedback. In Proceedings of the 39th International Conference on Research and Development in Information Retrieval, ACM, Pisa, Italy, pp.549–558, 2016. DOI: 10.1145/2911451.2911489.
46. Y. Koren. Factorization meets the neighborhood: A multifaceted collaborative filtering model. In Proceedings of the 14th International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, ACM, Las Vegas, USA, pp.426–434,2008. DOI: 10.1145/1401890.1401944.
47. A. M. Elkahky, Y. Song, X. D. He. A multi-view deep learning approach for cross domain user modeling in recommendation systems. In Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web, ACM, Florence, Italy, pp.278–288, 2015. DOI: 10.1145/2736277.2741667.

**文中所有的图表已略去(见原文)**