

week11 1105

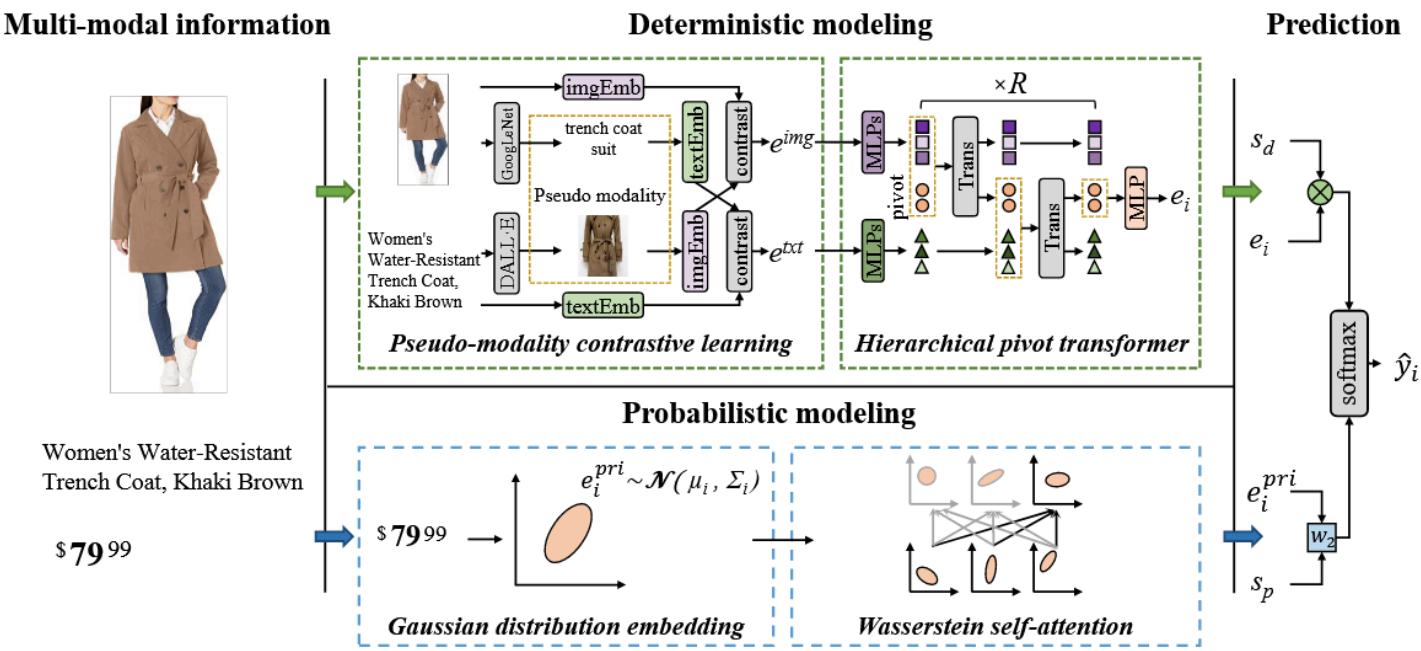
author/ yutong

1. 参考论文

1.1 任务关联

多模态会话推荐任务：大多数现有的模型仅建模了商品ID所呈现的共现关系，而没有考虑图像或者文本这些模态信息，这导致它们无法准确地理解用户意图。

Beyond Co-occurrence: Multi-modal Session-based Recommendation TKDE2023



利用多模态信息来提高会话推荐的表现存在以下难点：

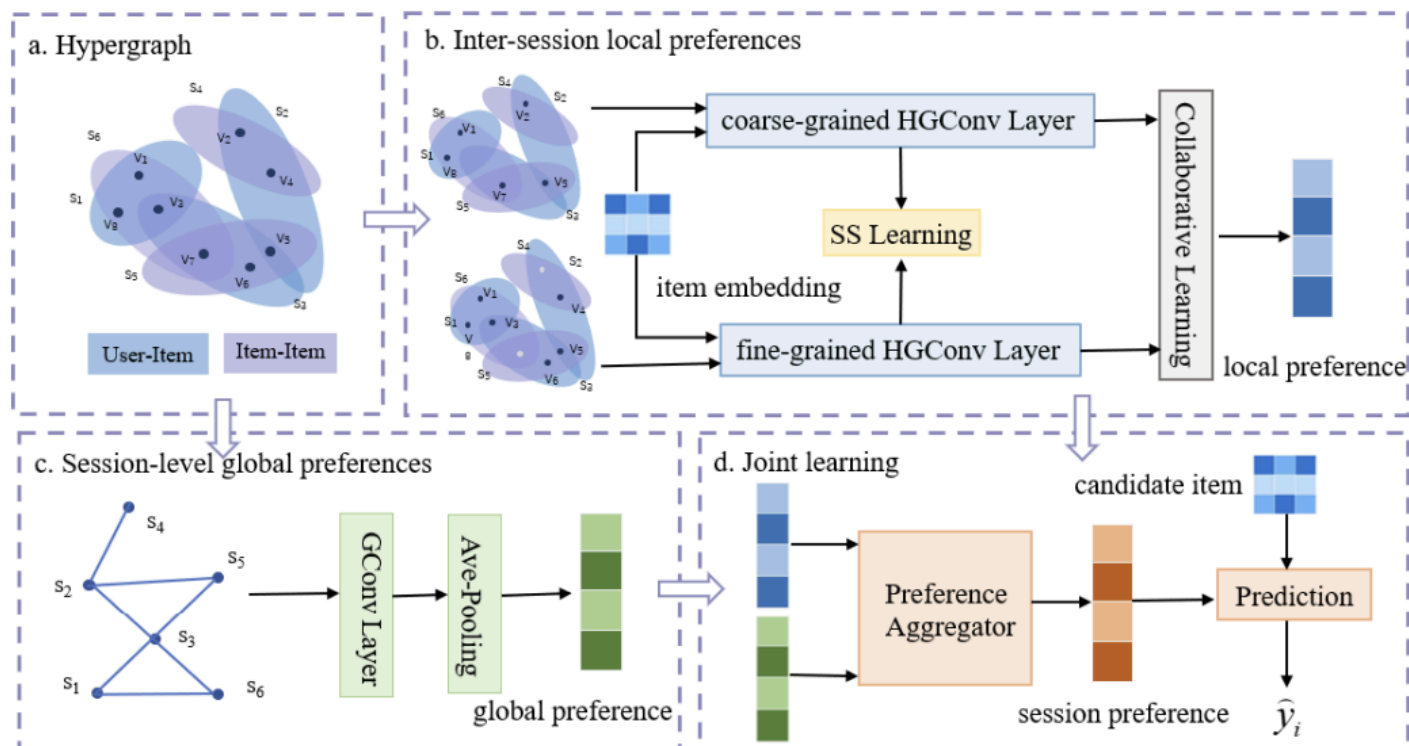
- 描述型信息表示——如何从具有不同噪声的异构描述型信息中捕获商品语义。
- 描述性信息融合——如何融合这些异构的描述型信息以全面刻画用户偏好。
- 数值型信息建模——如何处理数值型信息对用户行为的概率影响模式。

提出了一个新的模型MMSBR，其同时建模商品展示在页面上的所有多模态信息，即图片，文本及价格，来提高会话推荐的性能。如上图所示，MMSBR主要包括三个部分：(1) 确定性建模：处理描述型信息以捕获用户确定性的偏好；(2) 概率性建模：处理数值信息来建模用户可接受的价格区间；(3) 预测模块：根据所有的多模态信息来给用户个性化推荐服务。

1.2 方法关联

会话推荐中的超图方法

Session-based Recommendation Using Multi-Channel HyperGraph Neural Network AIPR2023



本文提出了一种基于多通道超图神经网络（MC-HGNN）的会话式推荐方法，旨在解决现有算法在建模会话内项目表示时缺乏会话间协同信息的问题。MC-HGNN通过构建全局超图和线图，分别捕捉项目间的依赖关系和用户跨会话的全局偏好。具体而言，超图神经网络通道专注于学习会话内的局部偏好，通过用户-项目和项目-项目的高阶依赖关系来表征用户的即时行为和偏好；而线图通道则致力于捕捉全局偏好，通过将超图的超边作为节点，学习跨会话的用户偏好。此外，MC-HGNN引入自监督学习任务，以优化项目和会话的表示，进一步提升推荐性能。通过局部和全局序列嵌入的融合，模型能够生成综合的会话偏好表示，从而实现更准确和个性化的推荐。

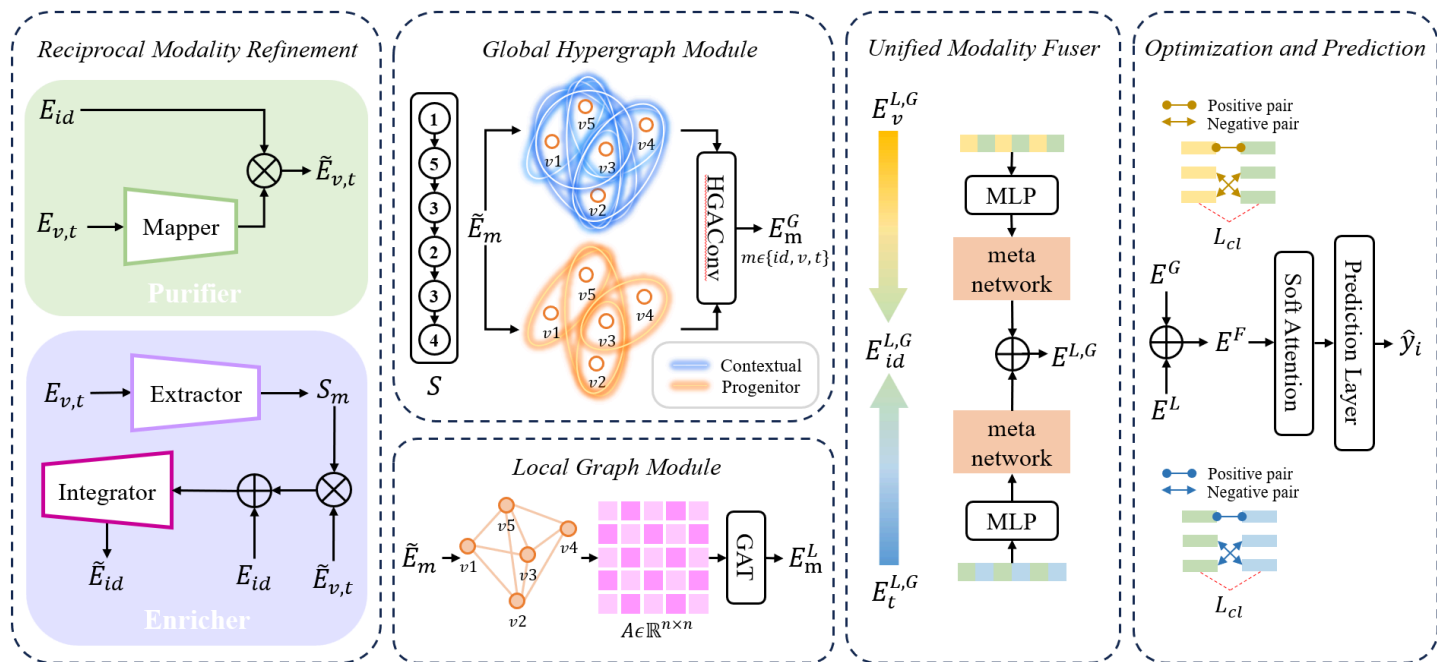
1.2.1 这篇文章的超图构建方式 vs. 我的超图构建方式

- 用户-项目超图——为了获取用户在会话中对项目的偏好，构建了一个用户-项目超图，表示会话中项目交互的高阶关系，并生成用户-项目超图相关矩阵。项目-项目超图——通过项目间的语义关联，基于度量学习框架来编码项目间的语义关系，并构建项目语义超图。如果项目间的关联度超过设定的阈值，则认为它们之间存在强关联，并属于同一超边。
- 先驱超边关注当前物品在会话中的前一个节点，捕捉了项目转换信息，这对于理解用户在会话中的物品路径预测至关重要。上下文超边通过滑动窗口构建，关注当前物品的周围环境，这有助于捕捉局部上下文信息，增强了模型对会话中项目间复杂依赖关系的捕捉能力。

1.2.2 解决的问题与优势

我的超图设计解决了全局信息捕获不足的问题。通过先驱超边，模型能够理解项目之间的全局转换关系，这有助于识别用户可能的全局兴趣和偏好。上下文超边则通过滑动窗口的方式，捕捉项目在不同上下文中的共现关系，这有助于模型理解项目的全局上下文相关性。之前的方法在构建超图时没有考虑到项目间的全局共现和转换关系，这限制了模型在全局推荐性能上的提升。文章中对超边权重的设计可能过于简化，没有考虑到超边中项目间更复杂的交互模式和权重分配策略。

2. 模型结构



2.1 互惠模态精炼模块

通过预训练模型得到图片、文本表示，以及初始化得到ID表示后，首先对三种模态的表示进行优化。具体做法是将模态信息映射到ID空间，然后用ID对模态进行提纯，这是因为我们觉得图片和文本会包含一些噪声，在数据稀疏的情况下噪声数据将产生更加负面的影响。接下来建立亲和度矩阵，对每个物品找到它的图片域和文本域的邻居信息来丰富原本的ID嵌入表示。那么经过此模块我们就可以得到优化后的三种模态的表示。

2.2 全局和局部多模态表示学习模块

2.2.1 全局超图模块

在这个模块中我们建立了两种超边，分别是先驱超边和上下文超边。先驱超边其实就是关注当前物品在会话中的前一个节点，也就是它从哪里转换而来，需要注意的是如果当前物品在会话中多次出现，那么

我们会将它对应的会话中的所有先驱节点同时列入该物品的先驱超边。先驱超边的本质是关注转换信息，都有哪些物品的下一个物品可能是当前物品。上下文超边其实就是构造滑动窗口，滑动窗口的窗口长度我们取了三种不同的粒度，目的是关注上下文信息，对每个会话我们都建立这两种结构的超边，然后对其进行传播。具体的传播方式为第一阶段从节点到超边。一些由超边连接的节点揭示了意图，但其他节点可能是噪声。假设由超边连接的节点可以形成一个集群，然后计算集群的平均值。由于靠近集群中心的节点更有可能是核心意图，因此使用注意力机制将节点聚合在一起，以获得相应的超边特征。第二阶段从超边到节点。基于超边特征，可以进一步更新节点嵌入。为与当前会话和当前项目意图更加匹配的超边分配更大的权重。

2.2.2 局部普通GNN模块

全局指的是超图，局部指的是普通GNN。局部：独立学习具有局部拓扑关系的协作相关和模态相关嵌入。稀疏的交互限制了对稳健的会话表示的建模。全局：过往研究方法缺少对全局依赖关系的探索，全局视角利用超图进行建模来捕获全局项目嵌入，缓解了本地兴趣建模面临的稀疏交互问题。传播方式为GAT。

2.3 多模态融合模块

在上一步中我们得到了全局超图和局部GNN上的多模态结果（各包含三种模态所以一共是六个），它们来自于两种不同的空间，因此不能直接进行简单相加。在此模块中将模态信息作为源于信息融入目标域ID信息，提取元知识到目标域，以生成融合表示。具体做法是有点类似矩阵分解，将模态信息视作源域信息，将ID信息视作目标域信息，生成两个低秩矩阵并依此生成参数矩阵，这样便能够实现从源域到目标域的个性化融合。这样做之后我们可以得到全局的综合表示，以及局部的综合表示。

2.4 优化与预测模块

会话推荐场景中由于很多会话都比较短，数据往往较为稀疏，引入多模态信息之后意味着稀疏性 $\times 3$ ，因此利用对比学习的思想引入自监督信号，设计了对比损失，思路是把每个物品的不同模态作为正例，与不同物品的相应模态作为负例，同时我们也进行了全局和局部的对比损失，主损失函数是交叉熵损失函数，辅助损失是对比损失，共同优化模型性能。