自研模型

该代码文件来源于我们在KDD2023会议上发表的文章《Learning Behavior-oriented Knowledge Tracing》。

本工作设计了一个从多层次挖掘不同学习行为对于学习者学习收获影响的模型（LBKT）。首先工作基于教育理论确定了学习者学习-遗忘的认知状态变化模式，结合学习者的遗忘以及学习收获更新其知识状态；而后在计算学习收获时，明确量化了多种学习行为对于学习者学习收获的影响，具体地，考虑到不同行为的特征差异较大，本工作设计了一个差异化行为效应量化（DBEQ）模块，基于不同行为的数据分布形式量化了各行为的独特效应，随后考虑不同行为间具备复杂的依赖模式，本工作进一步设计了融合效应测量模块（FBEM）建模多种行为对于学生学习收获的联合效应；最终本工作设计了一个遗忘门来建模学习者的遗忘模式从而更新其知识状态。

代码文件中的model.py文件包含了LBKT模型的核心框架，在example文件夹中给出了一个具体的数据集处理以及模型训练实例。

Baselines

深度知识追踪模型（Deep Knowledge Tracing，DKT）：使用长短时记忆网络（LSTM）来建模学习者的答题序列，并用模型的隐状态代表学习者的知识状态。

基于动态键值对网络的知识追踪模型（Dynamic Key-Value Memory Networks for Knowledge Tracing，DKVMN）：进一步考虑了学习者在各个知识点上的能力，使用了两个记忆矩阵，一个静态的记忆矩阵行数与知识点数目一致，用来记录各个知识点的表征向量，再用一个行数一致的动态的记忆矩阵记录学生的各个知识点上的能力并随着答题过程不断更新变化。

情境感知注意力知识追踪模型（Context-Aware Attentive Knowledge Tracing，AKT）：使用自注意力机制来建模学习者答题序列之间的复杂关联，并利用心理测量模型Rasch模型来构建知识点-习题表征，增加了模型的可解释性。