硬共享方法[5]共享底层信息，并堆叠一个任务特定层来优化每个任务。所有任务共享的相同参数空间可能会限制模型处理来自其他无关任务的噪声信息的能力。专家共享模型[26,39]使用多个专家从共享的底层提取不同的信息，并设计特定于任务的门来学习每个任务的有用信息。多个专家网络可以在不同的任务之间部分共享，这可能在一定程度上缓解负迁移问题，但对于特定的专家来说，所有参数仍然是完全共享的。软共享方法[19,33]分别为不同的任务构建模型，并通过计算相关的权重或注意机制来访问其他任务的信息。这些方法的一个关键缺点是不同任务的参数空间很大，这使得它们的计算成本很高。最近，有人提出了稀疏共享方法[25,37]来解决这个问题。它们不是使用额外的参数空间，而是通过具有二进制变量的独立参数掩码从共享参数空间连接两个子网络。每个任务都用神经网络剪枝技术为自己的子网提取相关知识，从而避免了参数爆炸问题。

然而，我们发现现有的稀疏共享模型可能仍然存在负传递问题。也就是说，当子网独立并行优化时，MTL学习阶段的参数更新可能不一致，因为它们的梯度可能不同。如图1 (a)所示，其中一个参数的梯度在任务a和任务B中是相反的方向。现有的稀疏共享方法可能会汇总它们，这可能会损害一些任务(例如图1中的任务B)。为了解决这个问题，我们提出了一种新的MTL学习中的对比共享推荐模型(CSRec)。其主要思想是检测参数对不同任务的影响。参数的更新将更多地依赖于参数影响更大的任务。