1. 隐式反馈：具有隐式反馈的问题也被称为一类问题。由于缺乏负反馈，只有正反馈（如点击、查看、点赞）可以使用，很难从负反馈中推断用户不喜欢那个项目。目前解决的方法可以大致分为两类——基于样本学习和基于全数据的学习。前者从缺失数据中采样负反馈，后者将所有缺失数据视为负数，加以加权。这些解决方案对隐性反馈——项目级和特征级的注意力机制没有太多关注。本文提出了一种新的注意力机制，根据用户-项目的交叉矩阵和项目特征来自动地对正隐性信号加权。
2. 多媒体推荐：传统的协同过滤方法在多媒体推荐环境中，由于数据的稀疏性，不太适用于视图很少的新特征或末端内容（tail content）。目前是用混合方法，将多媒体项的上下文和内容与CF模型结合起来进行推荐，例如多模态相关、跨领域知识和潜在属性等。也有使用潜在因子模型进行推荐，并进一步预测来自多媒体内容的潜在因素以处理冷启动场景。然而大多数方案都未能关注多媒体推荐中的两个隐含层。
3. 注意力机制：注意力机制的成功主要在于合理的假设，即人类识别并不倾向于立即处理整个信号，而是只在需要的时间或地点专注于整个感知空间的选择性部分。本文的特征级注意力机制采用了软空间追踪模型和针对视频的软时间注意模型。软关注的关键思想是学习为一组特征分配固定权重（attentive weights）（通过总和归一化为1）：较高（或较低）的权重表示相应的特征对于最终任务的信息性是较高的（或较低的）。在许多现实环境中，注意力机制假设是合理的，在其他领域也很适用。

具有隐式反馈你的CF模型的目标是利用整个用户-项目交互矩阵来估计未观察到的R(i,j）是否有相互作用。（第i个用户的第j个项目）

1. 潜在因子模型：潜在因子模型将用户和项目映射到联合的低维潜在空间，其中用户-项目偏好分数由向量内积估计。本文关注由用户-项目评级矩阵上的奇异值分解（SVD）引起的模型。 不过在隐式反馈域中应用SVD会由于不可观察数据的比例过高，从而造成计算困难。
2. 贝叶斯个性化排序（BPR）：BPR是用于解决CF中隐含性问题的一种框架。它是模拟一个用户和两个项目的三元组，其中一个项目被观察而另一个项目没有被观察，如果用户i已经查看了项目j，那么就假设用户目前更倾向于项目j，BPR的优化方法基于最大后验估计，通过应用潜在因子模型，给出了一个可以广泛使用的BPR模型。本文使用BPR作为基本的学习模型，它有效地利用了未观察到的用户-项目反馈。

ACF模型框架

ACF是一种分层神经网络，它根据项目级别和特征级别的内容对用户的“偏好分数”进行建模。使用两个注意力机制的子网络来对用户对项目的偏好程度和用户以项目中各个特征的偏好程度进行建模，具体来说，本文使用特征级的模块为每个项目和项目级的模块生成信息以获取最终的用户行为偏好。

ACF除了显示的使用Ui参数化用 户，还基于他们与之交互的项目集合R(i)对用户建模，具体的是采用加法，利用Ui与用户在项目中的偏好程度与辅助项目向量的乘积之和表示整个用户。