**推荐系统中的新内容**

随着今天越来越多的直接面向消费者（DTC）平台的选择，大多数消费者无法订阅所有平台。订阅/购买决定是由内容（一个平台有哪些节目/电影）和用户体验（一个平台有多容易使用）共同驱动的。今天的消费者在考虑、购买和接触内容时，期望获得实时、精心策划的体验。无论是提高点击率、增加观看次数、观看时间、订阅或购买优质内容，媒体公司都在努力寻找方法，以提供更好的客户体验并扩大盈利能力。

推荐系统是实现这些目标的一个重要工具。DTC平台提供的推荐可以最大限度地发挥深度内容目录的价值，在消费者观看了最初将他们带到平台的内容之后，还可以保持他们的参与。例如，视频点播（VOD）平台的良好推荐可以通过在基于消费者行为的推荐中浮现长尾内容而增加收入。

在这篇博文中，我们首先回顾了目前使用的常见的推荐系统的种类。然后，我们深入研究了这个领域中一些最令人兴奋的最新发展。我们将这些较新的技术与现有的技术进行比较和对比，并确定它们所填补的空白。

**目前使用的常见系统**

为了把较新的系统放在背景中，让我们首先回顾一下成熟的推荐系统。许多这样的系统可以被归类为基于内容的过滤或协作式过滤。基于内容的过滤是最简单的系统之一，但有时仍然是有用的。它是基于明确或隐含地提供的已知的用户偏好，以及关于项目特征的数据（如项目所属的类别）。虽然这些系统很容易实现，但它们的建议往往让人感觉是静态的，而且很难处理那些偏好未知的新用户。

协同过滤是基于（用户、项目、评级）图元的。因此，与基于内容的过滤不同，它利用了其他用户的经验。亚马逊公司是这种方法的先驱，并发表了一篇早期的论文，后来获得了电气和电子工程师协会（IEEE）颁发的最经得起 "时间考验 "的论文[1, 2]。协同过滤的主要概念是，具有相似品味的用户（基于观察到的用户与物品的互动）更有可能与他们以前没有见过的物品产生相似的互动。

与基于内容的过滤相比，协同过滤为多样性（推荐项目的不同程度）、偶然性（衡量成功或相关推荐的惊讶程度）和新颖性（推荐项目对用户的未知程度）提供了更好的结果。然而，协同过滤的计算成本较高，实施和管理起来也更加复杂和昂贵。尽管一些用于协同过滤的算法，如因子化机，比其他算法更轻便。协同过滤也有一个冷启动问题，因为如果没有大量的交互数据来训练模型，它很难推荐新的项目。

除了这两类 "经典 "的推荐系统外，各种神经网络架构在推荐系统中也很常见。 有些实现了一种协作过滤的形式。其他的推荐系统则扩展到处理时间性数据，以便根据反映用户兴趣演变的用户行为序列来进行推荐。这些系统最初是基于各种递归神经网络（RNN）的。现在，它们利用基于Transformer的模型，通过自我关注来学习用户行为序列中的项目之间的依赖关系[3]。

与非深度学习模型如分解机相比，神经网通常是数据和计算密集型的，尽管这两种模型都在继续使用。例如，Amazon SageMaker是一个可管理的机器学习服务，支持从数据标签和处理到模型部署的整个项目生命周期，包括因子化机和Object2Vec的内置算法，这是一种可用于推荐系统的神经嵌入算法。

**新方法**

在过去的几年里，研究人员已经尝试了许多新的推荐系统方法。事实上，有这么多的方法，我们不能在此一一介绍。相反，我们专注于在过去几年中获得牵引力的几个有趣的方法。

重要的是要记住，混合系统越来越受欢迎。其中一些较新的方法并不相互排斥，可以与彼此或早期的技术相结合。一个例子是亚马逊Personalize，一个完全管理的个性化推荐服务。在Amazon Personalize中，用户个性化的首选算法（"配方"）结合了较新的基于bandit的方法和基于AWS最近论文的Hierarchical RNN[4]。

**基于强盗的系统**

一个活跃的研究领域是纳入基于匪徒方法的推荐系统。 匪徒算法是强化学习（RL）的一种形式，试图在探索新的可能性和利用已经发现的有利可图的可能性之间取得平衡。 它们经常被用作静态A/B测试的替代品：一个关键的优势是它们能够实时适应。 这可以帮助克服冷启动的问题。

在推荐系统的背景下，匪徒算法现在有很多应用，并已被整合到生产级系统中，如Amazon Personalize，它有效地将RNN与匪徒相结合，提供更准确的用户建模（高相关性）和有效的探索。 事实上，匪徒算法可以用来根据用户对每个系统提供的不同建议的反应，在几个推荐系统之间进行实时选择。

匪徒的一个越来越重要的应用是在考虑到与用户满意度相关的多个目标和指标的系统中，和/或多个利益相关者（一个 "市场"--用户、广告商、平台持有人、内容所有者等）。例如，在一个音乐内容推荐系统中，一个额外的目标可能是为长尾艺术家和内容提供 "公平"，确保他们至少得到一些推荐。这种方法已经被Spotify等内容提供商研究过了，Spotify的一位研究人员在一个有趣的、可公开的演讲中讨论过[5]。

在AWS上，有多种方法可以使用基于bandit的系统。正如前一段所提到的，Amazon Personalize提供了一个完全管理的选项来做到这一点。一个管理较少的选择是使用Amazon SageMaker RL，它包括预建的RL库和算法，使强化学习容易上手。Amazon SageMaker RL中的contextual bandits算法可用于通过学习用户的反应来进行推荐，如点击推荐或不点击。在相关的文章[6]中有一个笔记本的样本。

**因果推断**

经典统计学处理的是关联推断，而因果推断则侧重于在不断变化的条件下确定 "如何 "和 "为什么"，例如由外部干预或假设的反事实带来的条件。典型的推荐系统把推荐任务看作是一对产品之间、或一对用户和产品之间的距离学习问题，或者是下一个项目的预测问题。然而，一个推荐系统不仅应该试图对有机的用户行为进行建模，还应该影响它。这就是因果技术的作用，可能通过对标准矩阵分解方法的简单修改[7]。

一个相关的方法是由研究人员采取的，他们将推荐任务重构为："如果我们'强迫'用户观看电影，评分会是什么？" [8]. 由于这是一个关于干预的问题，它是一个因果推理问题。与大多数偶然推断问题一样，一个核心问题是未观察到的混杂因素，这些变量既影响用户决定与哪些项目互动，也影响他们如何评价这些项目。通过开发一种将因果推理与现有推荐算法相结合的算法，研究人员能够产生更好的推荐，因为他们可以将混杂因素考虑在内。

因果推理也可用于创建其他类型的混合系统。例如，亚马逊的一个研究小组将因果推理应用于一个基于强盗的系统。他们发现，关注因果效应会使个性化营销的投资回报率更高，因为它只针对那些不会有机地采取该行动的可说服的客户[9]。

**基于图形神经网的方法**

与前面的方法相比，图式神经网（GNN）是基于图式构造的，表示客户和物品之间的互动，或者说，边表示作为节点的两个物品之间的关系。与基于序列的神经网络相比，GNN有时可能具有优势，因为用户可能感兴趣的项目不一定有固定的顺序。

在推荐系统中，GNNs已经使用了几种不同的架构。其中一个架构是图卷积矩阵完成（GCMC）网络[10]。 GCMC将矩阵完成制定为一个二叉图上的链接预测任务。这样做使GCMC能够利用结构化的外部信息源，如社交网络。当外部信息与交互数据相结合时，可以减少与冷启动问题有关的性能瓶颈。

关于在AWS上利用GNN进行推荐系统，一个很好的起点是Deep Graph Library（DGL），这是一个为轻松实现GNN而建立的开源库。 DGL可以作为亚马逊ECR（一个完全管理的Docker容器注册处）的深度学习容器在亚马逊SageMaker中使用。在Amazon SageMaker的官方示例GitHub仓库中，有一个笔记本示例，展示了如何使用DGL中的GCMC网络和著名的MovieLens数据集来训练一个电影推荐模型。

**结论**

自亚马逊发表其关于协作过滤的开创性论文以来的几十年里，推荐系统的领域已经大大扩展。虽然这提供了更多的选择，以适应不同的使用情况，但它也使系统的选择变得相当困难。需要考虑的许多因素中的一些包括

用什么商业目标和指标来评估系统的有效性？ 除了通常的指标，如精度@k和覆盖率，其他需要考虑的因素包括多样性、偶然性和新颖性（如前面几段讨论的）。

如何解决新用户或新项目的冷启动问题？

预测的理想延迟是什么（可能还有多少训练时间可以接受）？ 这取决于模型的复杂性。

可扩展性，需要什么样的硬件（AWS术语中的实例类型）来有效支持训练和服务模型？ 同样，这取决于模型的复杂性，并将是解决方案成本的一个重要因素。

模型的可解释性如何？ 这可能是商业利益相关者的一个关键要求。

关于实施，也可能有许多决定要做。为了简化这个决策过程，Amazon Personalize结合了最近研究的几种方法，并解除了数据科学和开发人员团队管理规模化推荐系统的负担。如果Amazon Personalize不适合用例，所有前面的方法都可以用Amazon SageMaker来实现。正如我们在这篇文章中提到的，Amazon SageMaker提供了一些相关的内置算法，以及预建的、开源的容器，用于上下文匪徒、DGL，以及TensorFlow和PyTorch等框架。

推荐系统中的EE问题——bandit算法

朴素Bandit算法

Epsilon-Greedy算法

汤普森采样

UCB算法

LinUCB

【1】理论：Bandit算法与推荐系统

<https://blog.csdn.net/dengxing1234/article/details/73188731>

【2】个性化的新闻推荐（基于stream数据

<https://github.com/umeshksingla/news-recommend-ire>

【3】contextual bandits recommender 场景化土匪推荐算法

<https://github.com/BartyzalRadek/contextual-bandits-recommender>

【4】冷启动用户推荐

<https://github.com/animeshgoyal9/Multi-Armed-Bandit-for-cold-user-in-Recommendation-System>

【5】雅虎新闻推荐 带数据集

<https://github.com/antonismand/Personalized-News-Recommendation>