arXiv:2301.01037v1 [cs.IR] 3 Jan 2023

Uptrendz：多领域场景中的 API 中心化实时推荐

Emanuel Lacic[1],Tomislav Duricic[1,2],Leon Fadljevic[1],
Dieter Theiler[1],和 Dominik Kowald(✉)[1,2]

[1] Know-Center GmbH，格拉茨，奥地利{
elacic,tduricic,lfadljevic,dtheiler,dkowald}@know-center.at[2] 格拉茨工业大学，格拉茨，奥地利

摘要。 本文探讨如何将实时推荐系统适配到多个应用领域，以及这些领域底层的数据模型和定制化需求。为此，我们介绍 Uptrendz，这是一个多领域推荐平台，可通过定制化，以 API 为中心的方式提供实时推荐。我们展示了：(i) 如何使用广受欢迎的 MovieLens-100k 数据集搭建实时电影推荐系统；(ii) 如何基于创业公司创立中的推荐用例，同时支持多个应用领域。为此，我们从物品级和系统级两个层面区分不同领域。我们认为，本演示展示了一种便捷的方式，可通过以 API 为中心的方式适配、部署和评估推荐系统。用于演示如何使用已配置的 Uptrendz API 的源代码和文档可在 GitHub 上获取。

关键词： Uptrendz、以 API 为中心的推荐、多领域推荐、实时推荐

1 引言

如今，人们普遍认为，使用推荐系统是帮助用户发现相关内容的一项必要功能 [15,14]。大多数业界从业者 [3], 在构建推荐系统时，会根据相应应用领域（例如电影、音乐、新闻等）的底层数据和定制化需求，对现有算法进行调整。然而，研究社区最近已将重点转向构建能够以 API 为中心的方式同时支持多个应用领域的推荐系统 [4,7,16] 。

在这项工作中，我们展示了 Uptrendz[3], ，这是一个以 API 为中心的推荐平台，可配置为以 API 为中心的方式，同时为多个领域提供实时推荐。Uptrendz 支持多种流行的推荐算法，例如协同过滤（CF）、基于内容的过滤（CBF）或最热门（MP），这些算法可应用于不同的

[3] https://uptrendz.ai/

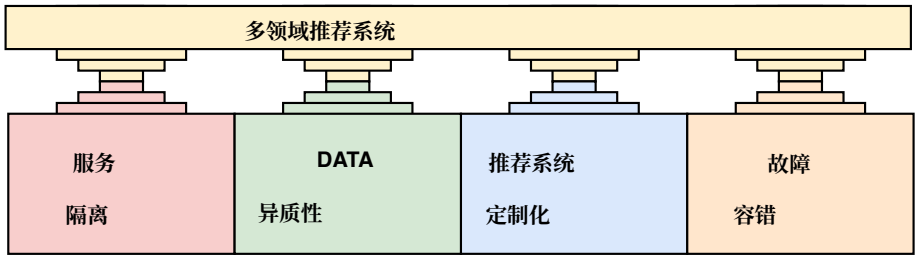

图1. 构建适用于多领域环境的推荐系统时需要解决的方面 [10]。

应用领域。本次演示重点展示如何创建特定领域的数据上传 API，以支持对相应推荐算法进行定制化。我们使用 MovieLens-100k 数据集 [6]以及创业公司创立的真实用例[4], ，展示这种方法如何构建高度定制化的推荐系统，并以 API 为中心的方式加以使用。本次演示的源代码和文档可通过 GitHub 获取[5]。

2 Uptrendz 平台

Uptrendz 平台构建于 ScaR 推荐框架[11]之上。如 [10]和图1所示，这种基于微服务的系统架构解决了多领域推荐系统的四项独特需求，即：(i) 服务隔离、(ii) 数据异质性、(iii) 推荐器定制，以及 (iv) 容错。Uptrendz 在该框架之上提供了一个层，可用于动态配置应用领域，并即时提供 API，以便 (i) 上传物品、用户和交互数据，以及 (ii) 请求推荐。

领域特定数据模型。 正如 [1], 所讨论的，不同领域可能采用相同的推荐算法，但在构建模型时所使用的数据类型方面可能有所不同（例如交互类型、上下文等）。采用以 API 为中心的方法时，我们指出，为了支持使用领域特定参数定制推荐算法，底层平台必须明确知道应使用哪些信息源来计算推荐结果。为此，Uptrendz 平台首先支持针对多个物品和用户实体生成定制化数据上传 API（见表 1）。其次，在交互数据方面，可以配置用户-物品交互和用户-用户交互。交互 API 还会根据相应应用领域实际支持的交互类型进行定制，即：(i) 注册用户、匿名会话或两者兼有；(ii) 交互时间戳跟踪；以及 (iii) 交互类型（显式或隐式）。

[4] https://cogsteps.com/[5]
https://github.com/lacic/ECIR2023Demo

表 1. 用于配置物品和用户数据上传 API 的受支持属性。

Type	子类型	描述
类别型 Text	单一值	字符串值，通常表示一个类别。用于用于**后过滤** 推荐结果。
	多值	字符串值列表，通常表示一个数组类别。用于**后过滤**推荐结果。
自由文本	英语	**英语文本**，经过处理并用于**基于内容的**推荐。
	德语	**德语文本**，用于处理并**基于内容的**推荐。
数值型	整数	用于**后过滤**推荐（例如，用户年龄）。
	Real	用于**后过滤**推荐（例如，价格）。
Date	-	相应实体的日期信息（例如，创建日期）

推荐器定制。 创建推荐 API 时，Uptrendz 平台鼓励定义个性化场景（即用例）。针对给定场景可选的实时推荐模型 [11]取决于：(i) 要推荐什么（例如物品或用户实体）；(ii) 推荐面向哪些对象（例如注册用户或匿名用户）；以及 (iii) 提供了何种上下文 [2] （例如用于推荐相关内容的物品 ID）。由于我们采用不限制用户交互类型数量的配置方式，使用这类数据的算法（例如协同过滤）可以定制为使用可用交互列表中的任意子集，并可设定特定交互类型所占的权重。对于推荐结果的后置过滤，每个模型都可以使用类别型（例如标签 [12]或其他语义表示 [8]）或数值型数据属性，确保最终推荐结果包含或排除特定值（完整属性列表见表 1）。

3 多域支持

为了提供多域推荐平台，我们按照 [5] 支持系统级和物品级域的概念。对于前者，物品和用户属于不同的系统（例如 Netflix 和亚马逊）。对于后者，不同领域拥有不同类型的物品和用户，但它们可能共享一些共同属性（例如电影和书籍）。

演示演练：系统级域。在系统级创建领域时，底层数据会物理存储在不同于其他领域数据的位置。因此，各领域之间不共享任何数据，底层服务也彼此隔离，从而确保一个

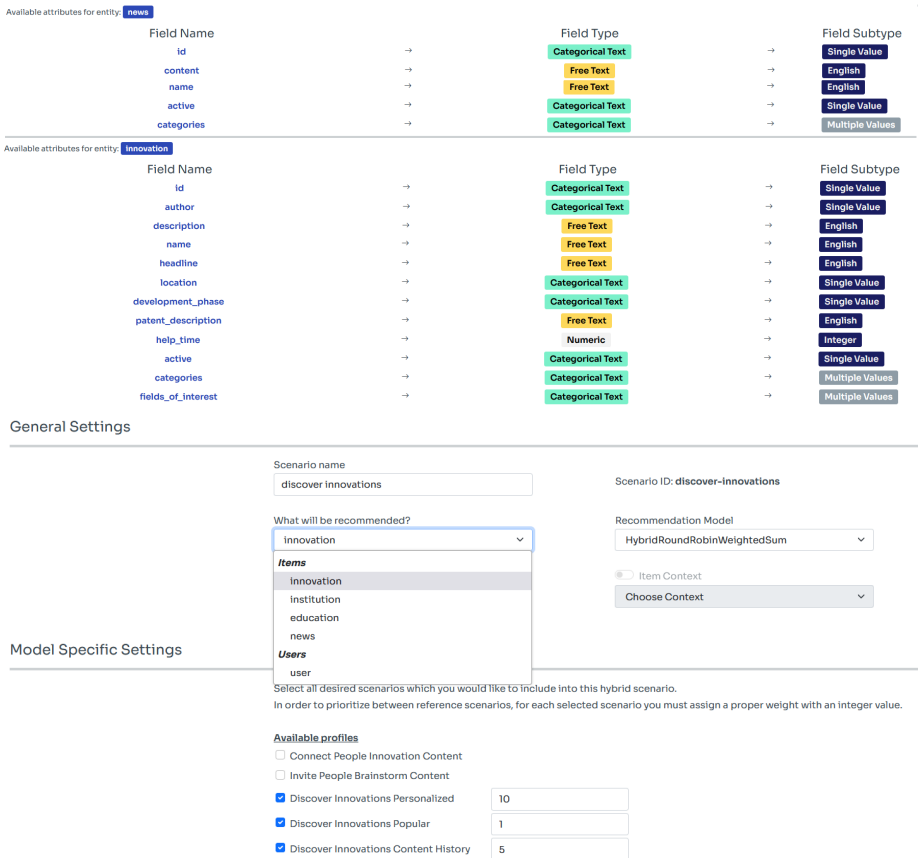

图 2. 在项目级支持多个领域（上方）并使用先前创建的 API 配置混合推荐算法（下方）的示例。

领域的性能不会影响另一个领域的性能（例如，在请求负载高峰期间）。我们演示如何在系统级创建电影推荐系统。要使用 MovieLens-100k 数据集 [6], ，我们首先需要配置相应的数据服务，以便上传 (i) 电影、(ii) 用户和 (iii) 交互数据。必须在 Uptrendz 平台中分别创建每个实体，才能生成用于上传 MovieLens 专属数据属性的 API。这样便可创建以下推荐场景：(i) 相似电影（基于内容的过滤），(ii) 热门恐怖电影（流行度模型加后过滤），(iii) 基于评分的电影（协同过滤），(iv) 它们的加权混合组合（例如，用于冷启动设置 [13], ），以及 (v) 针对指定电影的用户推荐器。

演示演练：物品级域。 为了展示如何配置 Up-trendz，以支持物品级的多领域场景，我们以创业初创企业的创立为例。在此场景中，我们推荐能够

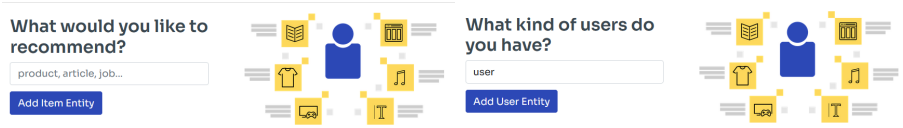

图 3. Uptrendz 要求指定：(i) 应推荐的物品类型（例如产品或用户，具体取决于领域——左图）；以及 (ii) 应生成推荐的用户类型（例如注册用户或会话用户——右图）。

为创新理念提供反馈、支持联合创始人匹配、帮助孵化器、创新中心和加速器发现创新成果，并提供相关教育材料的专家，直到创新理念足够成熟，能够成立一家初创企业。在这种情况下，每个可推荐实体都有单独的数据模型，并可视为独立应用领域的一部分。图 2 展示了如何在数据目录中添加多个物品实体，从而为相应领域自定义数据属性。配置推荐算法时，可以选择相应的物品级域进行推荐。以混合算法为例，此处只能使用预先配置且属于同一领域（即创新推荐）的算法。

最后，在图 3 中，我们展示了 Uptrendz 如何支持指定：(i) 可供推荐的不同物品类型；以及 (ii) 应生成推荐的不同用户类型。我们的演示应用包含不同的指定示例。

4 结论

本文介绍了 Uptrendz，这是一个以 API 为中心的推荐平台，可进行定制，为多个领域提供实时推荐。为此，我们支持系统级领域和项目级领域的概念。我们使用广受欢迎的 MovieLens-100k 数据集以及创业公司创立这一用例，展示了 Uptrendz 的应用。

未来的工作中，我们计划支持更多来自其他领域的用例，例如音乐推荐 [9]。此外，我们还希望集成公平性感知推荐算法，以缓解流行度偏差等影响。

致谢。 本研究由 CogSteps 和“DDAI”COMET 模块资助，该模块隶属于 COMET 卓越技术能力中心计划；该计划由奥地利联邦交通、创新与技术部 (bmvit)、奥地利联邦数字与经济事务部 (bmdw)、奥地利研究促进署 (FFG)、施蒂里亚州 (SFG) 以及来自产业界和学术界的合作伙伴共同资助。

参考文献

1. Adomavicius, G., Tuzhilin, A.: 情境感知推荐系统。载于：2008年ACM推荐系统大会论文集。第335–336页。Rec- Sys '08，ACM (2008)。https://doi.org/10.1145/1454008.1454068, http://doi.acm. org/10 1454068 2 1145 1454008 . / . . Adomavicius, G., Tuzhilin, A.: 情境感知推荐系统。载于：推荐系统手册，第217–253页。Springer (2011) 3. Amatriain, X., Basilico, J.: 推荐系统的过去、现在与未来：行业视角。载于：第10届ACM推荐系统大会论文集。第211–214页 (2016) 4. Bonab, H., Aliannejadi, M., Vardasbi, A., Kanoulas, E., Allan, J.: 跨市场产品推荐。载于：第30届ACM国际信息与知识管理大会论文集。第110–119页 (2021) 5. Cantador, I., Fern´andez-Tob´ıas, I., Berkovsky, S., Cremonesi, P.: 跨领域推荐系统。载于：推荐系统手册。Springer (2015) 6. Harper, F.M., Konstan, J.A.: MovieLens数据集：历史与情境。ACM交互式智能系统汇刊 **5**(4), 1–19 (2015) 7. Im, I., Hars, A.: 一刀切推荐系统是否适用于所有人？基于协同过滤的推荐系统在不同领域和搜索模式中的有效性。ACM信息系统汇刊 (TOIS) **26**(1), 4–es (2007) 8. Kowald, D., Dennerlein, S.M., Theiler, D., Walk, S., Trattner, C.: 社会语义服务器：为社会语义网络数据提供服务的框架。载于：I-SEMANTICS 2013论文集。第50–54页 (2013) 9. Kowald, D., Muellner, P., Zangerle, E., Bauer, C., Schedl, M., Lex, E.: 支持地下音乐：非主流音乐听众的特征。EPJ数据科学 **10**(1), 1–26 (2021) 10. Lacic, E., Kowald, D., Lex, E.: 为多领域环境量身定制推荐。知识迁移与学习智能推荐系统研讨会 (RecSysKTL'2017)，与第11届ACM推荐系统大会 (RecSys'2017) 联合举办 (2017) 11. Lacic, E., Kowald, D., Parra, D., Kahr, M., Trattner, C.: 构建面向在线市场的可扩展社会化推荐引擎：Apache Solr案例。载于：WWW'2014研讨会论文集。第817–822页 (2014) 12. Lacic, E., Kowald, D., Seitlinger, P., Trattner, C., Parra, D.: 利用标签与时间信息，在社交标签系统中推荐物品。第一届社交个性化国际研讨会论文集 (SP'2014)，与Hypertext'2014联合举办 (2014) 13. Lacic, E., Kowald, D., Traub, M., Luzhnica, G., Simon, J.P., Lex, E.: 利用室内定位系统应对推荐系统中的冷启动用户问题。第9届 {ACM} 推荐系统大会海报论文集。计算机协会 (2015) 14. McNee, S.M., Riedl, J., Konstan, J.A.: 仅仅做到准确还不够：准确率指标如何损害了推荐系统。载于：CHI'06计算机系统中人为因素扩展摘要。第1097–1101页。ACM (2006) 15. Resnick, P., Varian, H.R.: 推荐系统。ACM通讯**40**(3), 56–58 (1997) 16. Roitero, K., Carterette, B., Mehrotra, R., Lalmas, M.: 利用不同市场间的行为异质性进行推荐系统跨市场训练。载于：2020年万维网大会伴随论文集。第694–702页 (2020)