

# 广东省科技创新战略专项资金 作品申报书

(自然科学学术论文类)

申报者基本情况	姓名	叶璨铭	学校	南方科技大学	
	学历	本科在读	系别、专业、年级	计算机科学与工程系、计算机科学与技术专业、2020 级	
	联系电话	13822104512	电子邮箱	12011404@mail.sustech.edu.cn	
	项目名称		基于多场景专家知识融合的多任务动态协作平衡推荐系统		
合作者情况	姓名	性别	所在单位	专业	学历
	黄昊南	男	南方科技大学计算机科学与工程系	计算机科学与技术专业	本科在读
	杨家鉴	男	南方科技大学计算机科学与工程系	计算机科学与技术专业	本科在读
指导教师	姓名	职称	所在单位		联系方式
	张宇	副教授	南方科技大学计算机科学与工程系		zhangy7@sustech.edu.cn
项目所属领域	( B ) A. 机械与控制 (包括工程与技术科学基础学科、测绘科学技术、矿山工程技术、冶金工程技术、机械工程、动力与电气工程、土木建筑工程、水利工程、交通运输工程、航空、航天科学技术等) B. 信息技术 (包括信息科学与系统科学、电子、通信与自动控制技术、计算机科学技术等) C. 数理 (包括数学、力学、物理学、天文学、地球科学等) D. 生命科学 (包括生物学、农学、林学、畜牧、兽医科学、水产学、基础医学、临床医学、预防医学与卫生学、军事医学与特种医学、药学、医学、中医学与中药学等) E. 能源化工 (包括化学、材料科学、能源科学与技术、化学工程、纺织科学技术、食品科学技术、环境科学技术、安全科学技术等)				

<sup>2</sup> 新开展的商业领域的的数据量往往较少, 因而无法对其推荐对象进行准确建模。这就是推荐系统研究中冷启动问题的一种体现。冷启动问题也是推荐系统研究的重难点之一。<sup>[1]</sup>

到人类学习活动的启发,即人们经常应用从以前的任务中学习到的知识来帮助学习新的任务。例如,一个人同时学习骑自行车和三轮车,学习骑自行车的经验可以用于骑三轮车。研究表明,多任务学习降低了模型的训练与维护成本,还通过利用多个相关任务中的有用信息提高了所有任务的泛化性能。[4,5]

具体到本项目当中,尽管不同推荐场景下用户的信息需求不完全相同,但是其用户模型和物品模型存在一定的共性。本项目的目的是希望通过对多个推荐场景下的多个学习任务之间的竞争与合作关系建立模型,从而准确挖掘领域特定的知识,并有效提取其共享知识以提高泛化性能。如此,就可以在多推荐场景下有效降低推荐系统的构建与维护成本,提高推荐系统的效益,解决这一难题。



图 2 阿里巴巴的淘宝应用的两种不同的推荐场景。滑动横幅广告(左)与“猜你喜欢”(右)。

如何低成本、高质量地维护多个推荐场景已经成为如今企业应用推荐系统的热点难题。

## 二、研究基本思路

### [第一步:推荐系统研究]

推荐系统有三个重要的模块:用户建模模块、推荐对象建模模块和推荐算法模块。推荐系统把用户模型中提取的用户兴趣需求信息与推荐对象模型中提取的特征信息进行匹配,结合相应的推荐算法进行计算筛选,将用户很可能感兴趣的推荐对象推荐给用户。这三个模块的基本架构关系如图所示:[1]

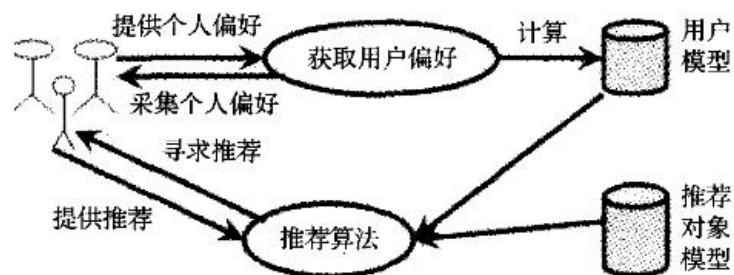


图 3 推荐系统的基本架构图。[1]

推荐算法是根据用户模型和推荐对象模型预测推荐指标的算法,最常用的推荐指标是点击率(Click Through Rate, CTR)。经典的推荐系统算法分为三种,基于邻域的协同过滤算法、基于模型的协同过滤算法与基于内容和知识的推荐算法。其中,基于邻域的协同过滤(collaborative filtering)算法是应用较为广泛,在如今仍有较大的应用价值。

[第二步: 基于深度学习的推荐系统研究]

随着深度学习的成功发展, 经典推荐系统中的 CTR 预测模型从传统的浅层方法逐渐过渡到深层方法。CTR 深度推荐模型主要遵循嵌入 (embedding) 和多层感知机 (Multiple Layer Perceptron, MLP) 范式。用户的历史使用记录通常使用嵌入层和池化层来转换为低维向量。注意力机制在 CTR 深度推荐模型中也被广泛使用。受到自注意力架构在时序学习中成功应用的启发, 在特征聚合的步骤中可以引入 Transformer 架构。<sup>[3]</sup> 这些架构都在一定程度上很好地提高了模型对 CTR 指标的预测准确率和泛化性能。

[第三步: 基于多任务学习的深度推荐系统研究]

多任务学习可以从不同的任务当中学习其共性和不同点。Caruana 提出底层参数共享模型<sup>[6]</sup>, 该模型降低了模型过拟合的风险, 但是由于各个任务的不同, 各个任务的优化方向往往是冲突的, 简单共享底层参数会导致优化无法有效进行。<sup>[5]</sup> 为了解决这个问题, Duong 等在共享参数与非共享参数之间引入 L2 范数约束<sup>[7]</sup>; Misra 提出了十字绣 (cross stitch) 单元来为特定任务的 embedding 隐藏层学习一个唯一的组合<sup>[8]</sup>。

Ma 等则提出了多门控多专家融合 (Multi-gate Mixture of Experts, MMoE) 模型。<sup>[5]</sup> 该模型的结构较为经典, 得到了一定的认可。该模型在底层参数共享模型的基础上改进, 在多个专家网络上引入门控网络显式地对任务的相关性进行建模, 解决了在任务相关性不强时模型效果不佳的问题。该模型的架构如图所示。

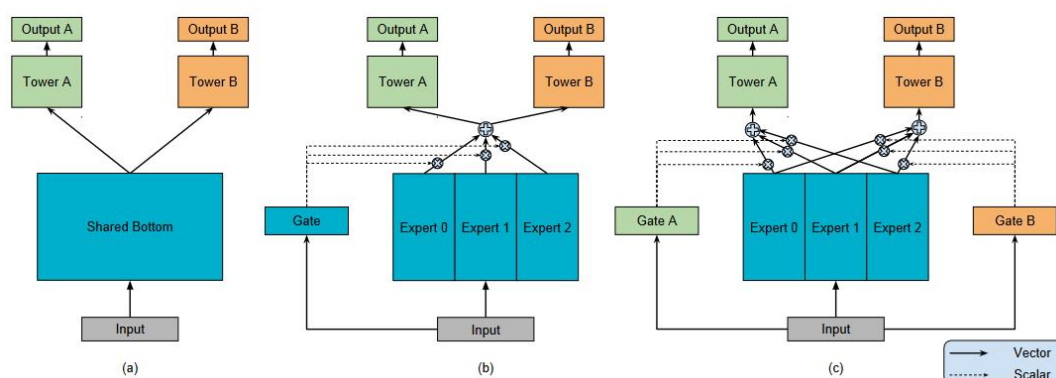


图 4 (a) 底层参数共享模型 (b) 单门控多专家融合模型 (c) 多门控多专家融合模型

多任务学习中往往存在一个主要任务和多个辅助任务 (auxiliary task), 主任务和辅助任务在学习过程中互相迁移知识, 提高知识的复用性。<sup>[9]</sup> 然而, 不同任务的优化方向往往是冲突的, 仅仅优化多个任务目标损失函数的线性组合是不能使得所有任务都学习到最优的。为了解决这个问题, Sener and Koltun 提出用多目标优化这一机器学习理论来对多任务学习进行建模, 使得模型达到 Pareto 最优解。<sup>[10]</sup>

He 等则从共享参数的梯度方向上去理解冲突问题, 提出了元平衡 (MetaBalance) 模型。He 等指出, 共享参数的梯度分为辅助任务的梯度和主要任务的梯度, 若辅助任务梯度大小<sup>3</sup>远大于主要任务的梯度大小, 将会导致共享参数的训练方向被辅助任务的训练方向主导, 致使主任务无法达到最优解; 另一

<sup>3</sup> 梯度的大小指的是梯度向量的 L2 范数的大小, 即向量的模长。



方面，若辅助任务的梯度大小远小于主要任务的梯度大小，则辅助任务对于学习数据中的共性知识就失去了辅助意义。通过在训练过程中动态平衡不同任务的梯度大小，**MetaBalance** 模型成功在典型数据集上实现了高达 8.34% 的效果<sup>4</sup>提升。<sup>[9]</sup>

上述研究工作的模型中虽然有多个任务，但是这些模型针对的仍然是单一的推荐场景的优化，辅助任务的引入主要是为了提高主任务的性能，而不是引入了不同的推荐场景。诚然，这些模型经过简单的修改可以用于解决多推荐场景推荐系统问题，但是由于其无法充分利用多推荐场景在输出空间中的关系，其性能提升效果是不明显的。<sup>[3]</sup>

针对多推荐场景下的推荐系统问题，Sheng 和 Zhao 等提出星形拓扑结构自适应推荐机（Star Topology Adaptive Recommender, STAR）模型。该模型将共享参数放在中心，领域特定参数放在四周，形成了一种星型拓扑结构。如此，该模型有效地抓住了不同推荐场景的共性与差异，能根据不同领域的数据自适应地做出预测，成功实现了高达 8% 的 CTR 指标的预测率。<sup>[3]</sup>

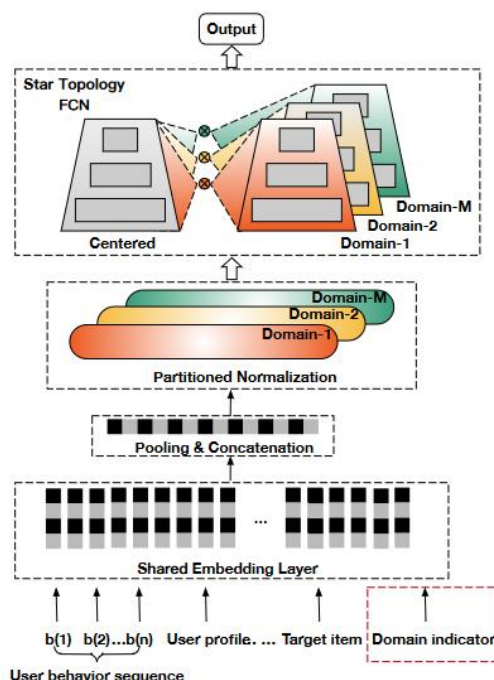


图 5 星形拓扑结构自适应推荐机。

在以上研究的基础上，本项目提出多场景专家知识融合的多任务动态协作平衡推荐系统。本项目提出模型的思路是建立多个场景专家网络智能分析不同推荐场景输入数据，然后将场景专家网络的输出通过门控网络进行信息融合，以实现专家学习到的知识进行融合。然后，本项目通过引入预训练技术和自动机器学习技术，在模型网络的训练过程中动态分析并建模任务之间、场景之间的竞争与合作关系，保证模型达到机器学习优化理论当中的最优解。此外，本项目的模型吸收直连辅助网络（Auxiliary Network）、共享嵌入层、领域批正则化（Partitioned Normalization）等在 STAR 模型中得到验证的技术<sup>[3]</sup>，辅助多场景专家网络的决策。如此一来，本项目将提高推荐系统的泛化性能，进而解决应用推荐系统的热点难题——低成本、高性能地进行推荐系统训练、部署与维护。

<sup>4</sup> 该效果的衡量标准是归一化折损累计增益（Normalized Discounted Cumulative Gain, NDCG）。

项目的前沿性、学术性及独特之处	<p>一、机器学习方法研究推荐系统的前沿性与学术性</p> <p>随着计算机系统的革新，信息技术如摩尔定律所预示的那样快速发展，以惊人速度不断提高着计算机的性能，降低计算的成本。<sup>[11]</sup>随着算力的提高，以深度学习为代表的统计机器学习方法逐渐成为人工智能领域的主流。<sup>[12]</sup>近年来，深度学习模型已经在计算机视觉、自然语言处理、个性化推荐系统等经典任务上成功应用，性能遥遥领先(state-of-the-art, SOTA)。</p> <p>个性化推荐系统应用机器学习技术后效果显著提升，因此得到了实际上的有效应用。2012年美国大选期间，奥巴马麾下的技术团队通过机器学习分析用户社交网络数据，构建个性化推荐系统，为每个准备倒戈的选民找出一个最有说服力的挽留理由，成功拉到大量选票。该推荐系统还通过数据分析提示奥巴马应该去何处开展拉票活动，结果表明去这些地方果然大有收获。借助机器学习和推荐系统，奥巴马还成功筹集到了创纪录的10亿美元竞选经费。<sup>[12]</sup>可见，机器学习是推荐系统等智能数据分析技术的创新源泉。</p> <p>二、引入多任务学习范式解决推荐系统问题的前沿性与学术性</p> <p>1. 有助于利用其他任务里的有用知识来提高当前任务的性能，从而达到共同性能提高，增加了知识的复用性。</p> <p>在机器学习中，往往需要大量数据来训练一个准确的模型。例如，深度学习中一般需要数以百万计的已标注数据才能较为准确地训练一个几十层甚至上百层的深度神经网络。<sup>[4]</sup>然而，应用推荐系统的企业往往会不断引入新的推荐场景，而新的推荐场景往往数据量较小，难以学习到准确的模型，这就是推荐系统的冷启动问题。实际上，尽管新的推荐场景和已有推荐场景有一定的区别，但是其与已有推荐场景的推荐方法是有共通之处的，已有的大量数据中包含的数据分布的信息对建立模型大有裨益。通过引入多任务学习，可以复用这些知识，提高学习效果，有效地解决冷启动问题。</p> <p>2. 利用一个多任务学习模型来完成多个场景的推荐任务，提高推理速度，并减小模型体积，便于应用到边缘设备。</p> <p>目前业内运用最广的MMoE模型就是典型代表之一。因为门控网络通常是轻量级的，而专家网络是所有任务共用，所以该多任务学习模型相比于单独训练多个模型在计算量和参数量上都具有优势。它可以自动地分配参数以捕获是共享任务的信息还是特定于任务的信息，从而无需为每个任务都增加许多参数。</p> <p>3. 通过多个任务之间关系的建模，加深对推荐问题的理解，增加整体模型的可理解性。</p> <p>推荐系统的可理解性是一个重要的研究问题。因为推荐系统的目的是过滤过载的信息从而辅助用户的决策，如果推荐系统能够解释其推荐的理由，就能更好地帮助用户决策，提高推荐系统的可靠性和透明度。<sup>[13]</sup>通过引入多任务学习，可以加深对多个推荐场景之间关系的理解，从而增强模型的可理解性。</p>
-----------------	--

	<p>三、本项目的独特之处</p> <p>现有多任务学习推荐系统方案虽然已经有了较好的效果，为本项目提供了基线（baseline）参考，但仍然存在较大提升空间。例如，</p> <p>1. MMoE 和 STAR 模型简单地通过共享参数部分以及任务独有参数部分来对不同任务进行区分，却没有考虑到不同任务数据分布和优化方向差异导致的对模型训练的影响，导致其不能充分训练每一个任务，整体的性能也并非最优。<sup>[3]</sup></p> <p>2. 针对共享参数上优化步长不平衡的问题，MetaBalance 在训练阶段动态调整放缩辅助任务的梯度大小。但是强迫多个任务梯度的大小一致导致了对于目标任务而言模型往往不能达到最优。<sup>[9]</sup>虽然 MetaBalance 还提供了一个超参数 <math>r</math> 来缓解这一问题，但这毕竟不是长久之计。</p> <p>本项目则通过更加先进的建模技术充分考虑以上问题，在已有的经典模型的基础上，继承并发展泛化性能更高的多任务学习框架。本项目将提出基于多场景专家知识融合的多任务动态协作平衡推荐模型，该模型除了拥有经典模型中公认有效的直连辅助网络、共享嵌入层、领域批正则化层等网络结构，还建立多个场景专家网络智能分析不同推荐场景输入数据分布。在训练优化过程中，该模型动态分析各个任务之间的合作与竞争关系，通过多目标优化的前沿方法进行自动机器学习，让模型学会如何合理地动态平衡多个任务的关系，使得无论是理论上还是实际上主任务都能更好地逼近最优解。本项目相比已有的研究具有较强的独特性。</p>
项目的应用价值和现实意义	<p>一、应用价值</p> <p>推荐系统可以使得多方同时受益。从平台的角度，推荐系统帮助提高用户的满意度和忠诚度，同时给其带来丰厚的收益。从用户的角度，推荐系统帮助其解决信息超载问题，提高其决策效率，提升其幸福感。从供应商的角度，推荐系统帮助其进行精准的商业推销，提高销售量，降低营销成本。从行业的角度，推荐系统帮助尾部商家得以生存和发展，从而让整个行业更加多元化、健康地发展。<sup>[2]</sup></p> <p>数据表明，企业引入推荐系统后其经济效益都大幅提高。比如 Netflix 使用推荐系统后，用户平均电影观看市场提高 2/3；Amazon 使用推荐系统后，提高了 35% 的销售量；Google 使用推荐系统后，提高了 38% 的新闻点击量。因此，提高推荐系统的性能，可以有效地提高企业的经济效益。<sup>[2]</sup></p> <p>研究表明，推荐系统可以让行业多元化、健康发展。互联网上的商品普遍存在长尾(long tail)现象。例如，亚马逊公司销售书籍时，许多书籍销量较小，但是由于种类很多，其总量巨大，达到销售额的 57%，超过主流商品的效益。因此，提高推荐系统的准确率，可以帮助用户发现其喜好的小众商品，也可以帮助商户将商品展现在对它们感兴趣的用户面前。<sup>[2]</sup></p>

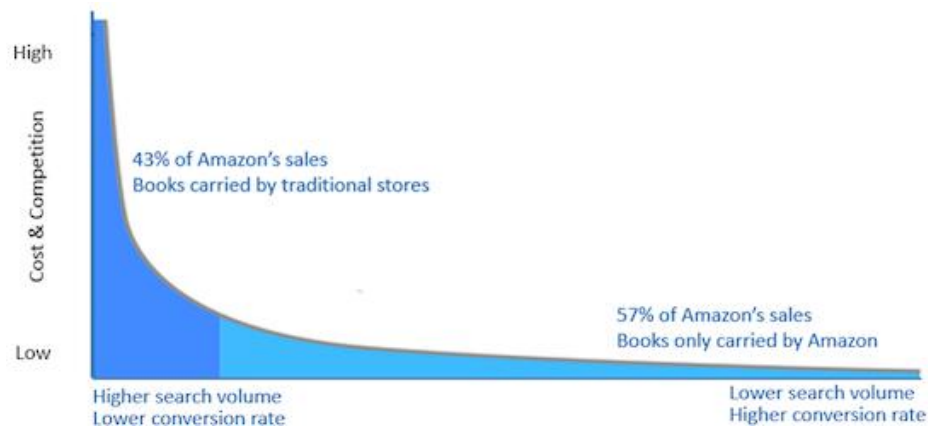


图 6 亚马逊销售书籍的长尾效应。亚马逊电子书店打败传统书店的重要因素之一便是通过构建高效的个性化推荐系统，有效地将尾部单体低销量书籍推销给需要的用户，从而获得全局的高销量。<sup>[14]</sup>

## 二、现实意义

以习近平同志为核心的党中央高度重视数字化发展，明确提出数字中国战略。党的十九届五中全会明确提出要“加快数字化发展”，并对此作出了系统部署。这是党中央站在战略和全局的高度，科学把握发展规律，着眼实现高质量发展和建设社会主义现代化强国作出的重大战略决策。

在数字化发展的过程中，信息系统的建立与管理、网络内容的建设与管理有着重要地位。个性化推荐系统作为目前应用最广泛、研究最热门的信息系统之一，承载着网络内容个性化服务与信息超载背景下内容过滤等重要作用。从电商平台到短视频手机应用，从新闻到音乐，推荐系统已经融入到了我们生活的方方面面。可见，提高推荐系统的性能，能够加快数字化的发展，加快数字经济的发展。

提高推荐系统的性能，还能够助力推动乡村振兴，实现精准扶贫。随着网络基础设施的建立，农村里的农民通过电商平台精准地将自己的产品推销出去，实现了开拓销路、提高收入。在这个过程中，如果没有高性能、高质量的推荐系统的帮助，感兴趣的购买用户就会被淹没在海量的商品当中，而无法看到农民的产品，产生“货好、品质好、价格低，但依旧卖不动”的现象。而有了推荐系统帮助之后，可以充分利用长尾效应，将流量资源和品牌资源合理分配，帮助三农产品变现，带动三农商家家乡经济持续发展。如果说短视频+直播是农民的“新农具”、“新农技”，以推荐系统为基础的数字化信息平台就是赋能乡村振兴的重要基石。





图 7 网红“疆域阿力木”通过直播带货帮助新疆蜂农卖出产品，助力乡村振兴。直播带货成功的背后，一个高质量、高性能的推荐系统也功不可没。

项目已有研究成果	<div data-bbox="335 197 657 230" data-label="Section-Header"><p>一、已有研究复现进度</p></div> <div data-bbox="375 237 1437 685" data-label="List-Group"><ol style="list-style-type: none"><li>1. 实验室已搭载人工智能运算的硬件加速设备，能够承载深度学习模型的搭建、训练和验证实验。</li><li>2. 已完成公开数据集 Amazon Product Data<sup>[15]</sup>和 Alibaba Click and Conversion Prediction<sup>[16]</sup>的下载、整理与简单预处理。</li><li>3. 已完成 MMoE 模型的代码实现、训练与测试。该模型通过在专家网络上引入门控网络来对任务的相关性进行建模。</li><li>4. 已完成 MetaBalance 模型的代码实现、训练和测试。该模型通过在训练时动态平衡多个任务之间的梯度来使辅助任务发挥合适的辅助作用。</li><li>5. 已完成 STAR 模型的代码实现、训练和测试。该模型通过既包含共享参数又包含各场景特定参数的星形拓扑结构来对多推荐场景机器学习问题进行建模。</li></ol></div> <div data-bbox="335 694 560 728" data-label="Section-Header"><p>一、团队经验</p></div> <div data-bbox="375 734 713 768" data-label="Section-Header"><p>1. 计算机科学研究经验</p></div> <div data-bbox="375 775 1437 931" data-label="Text"><p>小组成员均接受过计算机科学培养方案的系统培训，高质量地完成了数据结构与算法分析、离散数学、算法设计与分析、人工智能、计算机组成原理、操作系统等核心课程，并熟悉且掌握人工智能和机器学习领域相关基础知识。</p></div> <div data-bbox="375 940 681 974" data-label="Section-Header"><p>2. 人工智能研究经验</p></div> <div data-bbox="375 981 1437 1099" data-label="Text"><p>小组成员曾经研究过容量限制下约束弧路径问题、黑白棋的智能对弈算法等人工智能经典问题，阅读了大量有关文献，复现了基于扩展近邻算子的文化基因演化算法、AlphaGo Zero 等算法。</p></div> <div data-bbox="375 1106 649 1140" data-label="Section-Header"><p>3. 团队配合与分工</p></div> <div data-bbox="435 1146 1326 1182" data-label="Text"><p>小组成员已经对项目研究进行了详细规划，对工作进行了分工。</p></div> <div data-bbox="375 1189 553 1223" data-label="Section-Header"><p>4. 指导老师</p></div> <div data-bbox="375 1229 1437 1556" data-label="Text"><p>本团队的指导老师张宇博士长期从事人工智能研究，是研究多任务学习的知名专家。张宇博士任职南方科技大学计算机科学与工程系副教授。他在南京大学获得计算机科学与技术学士及硕士学位，在香港科技大学获得计算机科学与工程博士学位。他的研究兴趣主要包括人工智能和机器学习，尤其对多任务学习、迁移学习、深度学习、维度约减、度量学习和半监督学习感兴趣。他曾获 2010 年第 26 届 Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI) 及 2019 年第 23 届亚太知识发现与数据挖掘大会 (PAKDD) 最佳论文奖、2013 年 IEEE/WIC/ACM 网络智能国际会议 (WI) 最佳学生论文奖等。</p></div> <div data-bbox="319 1606 1302 1639" data-label="Text"><p>以上因素为本次项目的研究奠定了较好的基础，保证了项目的可行性。</p></div>
----------	---

<p>项目研究的未来工作安排（主要研究内容、进度安排及拟解决关键问题）</p>	<p>一、 主要研究内容</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 提出合适的多任务学习范式，建立深度神经网络模型，在推荐系统数据集上进行模型评估。</li> <li>2. 分析模型在评估时发现的问题，查阅相关文献，比对分析模型的缺陷。</li> <li>3. 优化模型的设计，进行进一步实验。</li> <li>4. 撰写论文，总结模型设计的思路和实验的结果。</li> </ol> <p>二、 项目进度安排表</p> <p>2022. 11 ~ 2022. 12: 复现已经阅读的文献的模型和实验结果，加深对其的理解。</p> <p>2022. 12 ~ 2023. 01: 调研机器学习优化理论、自动机器学习、预训练等创新点，调查更多文献，把握多任务学习发展的前沿方向。</p> <p>2023. 01 ~ 2023. 04: 建立基于多场景专家知识融合的多任务动态协作平衡推荐模型，并不断优化模型。</p> <p>2023. 04 ~ 2023. 05: 进一步优化模型，开始撰写论文和报告。</p> <p>2023. 05 ~ 2023. 06: 完成论文写作并修改，进行投稿。</p> <p>三、 拟解决关键问题</p> <p>本项目计划提出一种高泛化性能的多任务学习范式，构建基于多任务学习的深度推荐系统。本项目的研究主要需要解决以下问题：</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 解决各数据集之间因数据分布和优化方向的差异对模型训练的影响，建立模型处理这种差异，使得模型能对各个任务或场景进行充分训练。</li> <li>2. 解决因为引入梯度动态调整方法导致模型陷入局部最优解的问题，改进在共享参数上合理分解梯度的方法，从而让整体结果收敛于最优解。</li> <li>3. 解决目前模型不具备泛化至新的推荐任务的能力的问题，通过迁移学习的方法对新推荐任务的加入进行建模，从而提高模型的实用性。</li> </ol>
---	---

预期成果形式和效益	<p>一、 预期成果形式</p> <p>a) 提出创新的多任务学习架构和范式，在核心期刊或者会议上进行发表。</p> <p>b) 对使用推荐系统的典型互联网企业进行调研，了解其多推荐场景的项目需求与实践方案，调查其将已有推荐系统泛化到新的推荐任务上的需求与实践方案。</p> <p>c) 在社会面进行个性化推荐系统的问卷调查与报告，了解大众对推荐系统目前发展情况的看法和愿望；探讨信息茧房、大数据杀熟、隐私保护等信息时代的社会问题以及推荐系统如何解决这些问题。</p> <p>二、 预期效益</p> <p>1. 相较于现有基线算法如 MMoE 等，在相同模型复杂度下，多个任务整体的平均 AUC<sup>5</sup>提升 5%以上。</p> <p>2. 在已知任务集上训练或在新的推荐任务上微调，AUC 提升 5%以上，并能在实际商业项目中进行实践验证。</p>
参考文献	<p>[1] 王国霞，刘贺平. 个性化推荐系统综述[J]. 计算机工程与应用，2012，48(7)：11.</p> <p>[2] 刘宏志. 推荐系统 [M/OL].&gt; 机械工业出版社 164[2022-10-25]. <a href="https://book.douban.com/subject/35055485/">https://book.douban.com/subject/35055485/</a>.</p> <p>[3] SHENG X R, ZHAO L, ZHOU G, 等. One Model to Serve All: Star Topology Adaptive Recommender for Multi-Domain CTR Prediction[M/OL]. arXiv, 2021[2022-09-10]. <a href="http://arxiv.org/abs/2101.11427">http://arxiv.org/abs/2101.11427</a>.</p> <p>[4] ZHANG Y, YANG Q. A Survey on Multi-Task Learning[M/OL]. arXiv, 2021[2022-09-10]. <a href="http://arxiv.org/abs/1707.08114">http://arxiv.org/abs/1707.08114</a>.</p> <p>[5] Ma 等. - 2018 - Modeling Task Relationships in Multi-task Learning.pdf[Z/OL]. [2022-09-10]. <a href="https://static.aminer.cn/upload/pdf/program/5b67b45517c44aac1c86084b_0.pdf">https://static.aminer.cn/upload/pdf/program/5b67b45517c44aac1c86084b_0.pdf</a>.</p> <p>[6] CARUANA R. Multitask learning[M]//Learning to learn. USA: Kluwer Academic Publishers, 1998: 95-133[2022-10-25].</p> <p>[7] DUONG L, COHN T, BIRD S, 等. Low Resource Dependency Parsing: Cross-lingual Parameter Sharing in a Neural Network Parser[C/OL]//Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 2: Short Papers). Beijing, China: Association for Computational Linguistics, 2015: 845-850[2022-10-26]. <a href="https://aclanthology.org/P15-2139">https://aclanthology.org/P15-2139</a>. DOI:10.3115/v1/P15-2139.</p> <p>[8] MISRA I, SHRIVASTAVA A, GUPTA A, 等. Cross-stitch Networks for Multi-task Learning[M/OL]. arXiv, 2016[2022-10-26]. <a href="http://arxiv.org/abs/1604.03539">http://arxiv.org/abs/1604.03539</a>. DOI:10.48550/arXiv.1604.03539.</p> <p>[9] HE Y, FENG X, CHENG C, 等. MetaBalance: Improving Multi-Task</p>

<sup>5</sup> AUC (Area Under Curve) 是针对机器学习分类问题的一种指标，该指标可以很好地反映机器学习模型的泛化性能。具有高 AUC 的机器学习模型在应用中的准确率更好，具有更强的实用性。

	<p>Recommendations via Adapting Gradient Magnitudes of Auxiliary Tasks[C/OL]//Proceedings of the ACM Web Conference 2022. 2022: 2205-2215[2022-09-10]. <a href="http://arxiv.org/abs/2203.06801">http://arxiv.org/abs/2203.06801</a>. DOI:10.1145/3485447.3512093.</p> <p>[10] SENER O, KOLTUN V. Multi-Task Learning as Multi-Objective Optimization[C/OL]//Advances in Neural Information Processing Systems: 卷 31. Curran Associates, Inc., 2018[2022-10-27]. <a href="https://proceedings.neurips.cc/paper/2018/hash/432aca3a1e345e339f35a30c8f65edce-Abstract.html">https://proceedings.neurips.cc/paper/2018/hash/432aca3a1e345e339f35a30c8f65edce-Abstract.html</a>.</p> <p>[11] PATTERSON D A, HENNESSY J L. 计算机组成与设计：硬件/软件接口[M/OL]. 易江芳, 刘先华, 译. 机械工业出版社, 2020[2022-10-25]. <a href="https://book.douban.com/subject/35088440/">https://book.douban.com/subject/35088440/</a>.</p> <p>[12] 周志华. 机器学习[M/OL]. 清华大学出版社, 2016[2022-07-16]. <a href="https://book.douban.com/subject/26708119/">https://book.douban.com/subject/26708119/</a>.</p> <p>[13] NI J, LI J, MCAULEY J. Justifying Recommendations using Distantly-Labeled Reviews and Fine-Grained Aspects[C/OL]//Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP). Hong Kong, China: Association for Computational Linguistics, 2019: 188-197[2022-10-20]. <a href="https://aclanthology.org/D19-1018">https://aclanthology.org/D19-1018</a>. DOI:10.18653/v1/D19-1018.</p> <p>[14] The Future of SEO: Long Tail Keywords[EB/OL]//Digital Deepak @. (2017-07-31) [2022-10-26]. <a href="https://digitaldeepak.com/long-tail-keywords/">https://digitaldeepak.com/long-tail-keywords/</a>.</p> <p>[15] HE R, MCAULEY J. Ups and Downs: Modeling the Visual Evolution of Fashion Trends with One-Class Collaborative Filtering[C/OL]//Proceedings of the 25th International Conference on World Wide Web. 2016: 507-517[2022-10-25]. <a href="http://arxiv.org/abs/1602.01585">http://arxiv.org/abs/1602.01585</a>. DOI:10.1145/2872427.2883037.</p> <p>[16] MA X, ZHAO L, HUANG G, 等. Entire Space Multi-Task Model: An Effective Approach for Estimating Post-Click Conversion Rate[M/OL]. arXiv, 2018[2022-10-25]. <a href="http://arxiv.org/abs/1804.07931">http://arxiv.org/abs/1804.07931</a>.</p>
学校团委 推荐意见	<p style="text-align: right;">(盖章)</p> <p style="text-align: right;">年 月 日</p>



