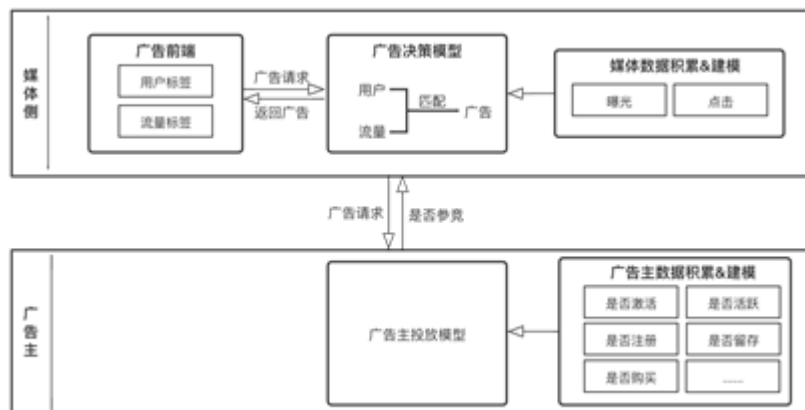


研究命题

技术领域	命题
机器学习	命题一：基于联邦学习的程序化广告的技术研究
	命题二：强化学习融合合约多目标优化模型
	命题三：基于深度强化学习的广告转化率预估冷启动算法研究
推荐系统	命题四：电商交易中的选品预测和意图理解
	命题五：面向线上营销的选品问题研究
	命题六：腾讯广告智能定向建模技术研究
自然语言处理	命题七：面向用户画像的知识图谱构建与应用研究
	命题八：基于商品信息的自然语言生成能力

命题一：基于联邦学习的程序化广告的技术研究

RTA(Realtime API)是一种结合直投&标准程序化方式探索的基础功能,在目前腾讯广告投投放模式的基础上,下发请求数据给客户,客户返回决策信息,平台结合客户信息进行优选,最终提升广告投放效果。RTA 的执行流程如下:



RTA 解决了媒体与广告主实时决策的问题,但双方的数据和特征却是孤立的,例如,媒体拥有用户的兴趣、浏览等特征,而广告主拥有用户的收藏、购买、付费等特征。打破数据孤岛,建立共同模型将极大增加这一形态的广告消耗。

受限于数据安全与用户隐私的考量,腾讯广告无法向广告主下发数据优化广告效果,联邦学习给这个问题带来了一种解决方案,在保证各方数据存储本地、不向对方提供数据,同时不泄漏隐私的基础上,建立虚拟的共有模型,提高广告变现效率。

基于联邦学习的程序化广告包括但不限于如下一些研究方向:

1. 如何在程序化场景建立安全、有效的虚拟模型,以及优化效果;
2. 如何评估各个参与方的数据质量;

3. 如何针对各个参与方的特征贡献度进行收益分成。

技术目标

1. 设计出安全、有效的联邦学习方案，并在程序化广告投放场景落地，提升 RTA 广告收入；
2. 提出具有创新性的解决思路，沉淀为论文，发表于 CCF A 类或 B 类会议。

实验资源

1. 数据：匿名化后的曝光、点击、转化数据；程序化广告业务介绍文档；
2. 工具：Python, Tensorflow;
3. 服务器：Spark 集群（用于数据准备），GPU 服务器（用于训练人工神经网络模型）。

命题二：强化学习融合合约多目标优化模型

融合合约是基于广告主现实需求而提出的投放形式，越来越多广告主希望能在满足品牌曝光的前提下，同时提升后端转化的效果。从算法角度来看，融合合约需要综合考虑频次控制、合约曝光保量、合约点击率/转化率优化、合约相对竞价的溢价率控制等多个优化目标。相比原有的保量算法而言，融合合约面临更复杂的约束条件与优化目标，求解难度大大增加。

该研究方向包括但不限于如下一些领域：

1. 如何优化端到端的合约多目标投放算法，在不影响竞价收入的前提下提升合约转化效果；
2. 如何评估合约与竞价的整体收入的最优化，并量化分析合约广告的转化效果；
3. 如何通过竞价广告的价格与分布去动态决策合约广告的点击率/转化率的优化目标；
4. 如何通过竞价广告的价格与分布去指导合约广告定价，并影响合约询量。

针对该需求，现有投放算法会快速升级支持，而合约多目标算法需要更深入的理论研究。随着约束和目标变得复杂，基于反馈或约束优化的求解方法业务上可行但理论上达不到最优解。强化学习成为了一种介于反馈与最优化之间的折中且通用的方案，适宜解决此类问题。但相应地，该方法的计算复杂度也会随之极大提升，上线应用难度较大。本命题希望能深入研究该方向，一方面有助于挖掘有用的特

征与手段，辅助现有算法的离线运算，提升变现效率，另一方面能降低强化学习的计算复杂度，以契合应用场景的实际需求。

技术目标

1. 针对问题，提出具有创新性的优化思路并沉淀为论文，发表于 CCF A 类或 B 类会议；
2. 输出实验结论辅助现有算法升级，或提出可行的强化学习多目标投放算法，在不影响竞价收入的前提下提升合约转化，提升融合合约的广告收入。

实验资源

1. 数据：匿名化后的曝光、点击、转化数据，以及匿名化的广告订单；合约业务介绍文档；
2. 工具：Python, Tensorflow;
3. 服务器：Spark 集群（用于数据准备），GPU 服务器（用于训练人工神经网络模型）。

命题三：基于深度强化学习的广告转化率预估冷启动算法研究

本命题是基于深度强化学习的广告转化率预估冷启动算法。在广告排序中，转化率预估比起点击率预估，具有数据稀疏、数据回流延迟大、学习成本高的特点，是在广告冷启动中更为关键、更有挑战的问题。对于新广告，一方面我们希望利用相似广告或者账户的历史数据来获得比较准确的先验知识（这需要数据和算法具有较强的泛化和记忆能力），另一方面又希望模型能够快速学习新的转化数据（这需要模型具备快速迭代和反应的能力）。同时，模型也要考虑探索-利用的问题，即模型要对数据稀疏的人群多加探索，而对预估结果置信度高的人群多利用已有预估结果。本命题希望基于深度强化学习，提出具有更强泛化和记忆能力同时能够快速迭代和反应、平衡探索-利用的算法，以应用于广告系统中，目标是在提高新广告转化率预估准确度的同时，降低学习成本。

技术目标

目标是针对广告排序中的转化率预估问题，研究新的算法、模型能够从更多的历史数据中学习，有更强的泛化和记忆能力，同时又能更快和合理的学习新的转化回流数据，与点击率预估模型打通探索和利用议题，提高广告在冷启动阶段的转化率预估准确率，提高学习成功率，降低学习成本，优化广告主体验。具体技术目标如下：

1. 提出新的转化率预估算法代替线上模型，在不降低老广告预估效果的同时，提高转化数据稀疏的广告的转化率预估准确度，AUC 提

高或者保持不变，预估 bias 降低 20%。

2. 论文发表：在 CCF 推荐的高水平（A 类）会议/期刊发表学术论文 1 篇，在相关领域产生一定学术影响。

实验资源

匿名化的广告曝光、点击、转化日志数据以及相应的特征的数据，同时可提供计算资源、实验流量和平台。

命题四：电商交易中的选品预测和意图理解

在电商行业的商品广告里，主要基于商品去建设“投前-投中-投后”的完整营销链路。投前，需要基于模型预测去选品投放；投中，需要理解用户的意图从而实现智能商品推荐；投后，需要基于商品做更深层次的洞察。在这个链路中，有两个重要问题需要进一步探索：

1. 投前选品：电商广告主有非常多的商品（譬如部分电商平台站内有千万量级商品），但在广告营销里，不是所有商品都适合去投放推广，而是需要根据时间节点、用户最近关注点以及意图、商品自身属性、历史投放情况等综合因素去选择适合营销的商品，也就是预测选品。这个环节非常关键，是广告主的营销 ROI 和预算投入的直接决定因素。
2. 意图理解：在交易链条中，消费者先点击广告，然后下单，接着广告主发货，最后用户签收。在这个交易过程中，不同的消费者签收率会不一样，不同消费者对商品价格的喜好度不一样（比如有的消费者喜欢买低价商品，有的则偏好买高质高价商品），不同消费者的广告 ROI 也会不一样，我们需要预测消费者的电商意图，包括消费者的签收率、价格喜好等，从而根据不同消费者推荐不同价格的商品，根据不同签收率调节广告出价，更好的帮助广告主获得更多的收入。

技术目标

1. 根据时间节点、消费者最近关注点以及意图、商品自身属性、商

品覆盖人群预估、历史投放情况等因素，建立模型，预测商品的爆款率。

2. 根据匿名化后的用户画像特征，商品属性，历史投放情况等，建立模型，预测消费者对商品的签收率，基于此实现相关策略提升电商广告整体的签收率，提升广告主体验。
3. 根据消费人群的一方和三方行为信息，匿名化后的广告曝光点击行为，商品属性等，建立模型，预测消费者的价格喜好以及每次下单的下单金额，基于此进一步优化电商 ROI 出价的效果。
4. 在上面三个课题的基础上，把相关研究点整理总结发表 2-3 篇 A 类学术论文。

实验资源

1. 可赴腾讯使用腾讯广告相关数据；
2. 可以实时把相关研究成果应用到电商交易里，从而提升广告收入；
3. 可赴腾讯使用 GPU 服务器等相关机器资源。

命题五：面向线上营销的选品问题研究

广告主在营销场景下的选品问题，与确定商品后的圈人问题，是反向的关系。人群提取解决的是确定推广物后，如何从大盘中筛选取最好的候选人群，来进行广告投放问题，以优化点击率或转化率为目标。而选品问题更加关注人群与商品的匹配关系，是要解决在确定好推广人群的前提下，如何选择推广商品的问题，一个具体的应用场景是电商平台拉新。

对于该问题的解决有两种技术方案。一种是对候选人群中匿名化后的单个 ID，计算出其喜爱的商品集合，最后通过以商品为主维度，投票的方式，选举出最佳商品，该方案与推荐问题的处理是类似的，需要从历史数据中学习去匿名化后的单个 ID 对单个商品的喜好；另一种方法是对整个人群和商品通过领域背景知识，或者是基于各种行为数据，提取出人群和商品的特征，通过 matching、分类等方法，直接判断人群粒度的最优商品。最终表现出来的都是基于人群的结果，结合业务场景，训练商品排序模型。

具体的技术实施包括如下方面：

1. 针对商品营销场景，优化单个 ID 粒度的人群特征；
2. 针对商品营销场景，构建商品特征；
3. 搭建匿名化的单个 IDx 单个商品粒度的点击意向模型；
4. 对人群包、单个商品进行 embedding；
5. 搭建匹配模型、分类模型，学习人群包对于商品的喜好。

技术目标

1. 对于确定商品选人群的场景，在 A/B Test 实验中，达到效果优于其他提取方式的效果；
2. 对于确定人群选商品的场景，在 A/B Test 实验中，达到决策优于人为判断的效果。

实验资源

1. 数据：腾讯广告业务相关的多数据源文本数据；
2. 工具：Anacodna Python, Tensorflow、PyTorch；
3. 服务器：基于 Docker 环境的 GPU 服务器(用于训练人工神经网络模型)。

命题六：腾讯广告智能定向建模技术研究

腾讯广告是一个人群定向的广告系统，在传统的显式定向标签能力下（如年龄，性别，学历，地域，行为兴趣等），依赖广告主大量人工先验知识设定定向规则圈选人群（如年龄=30~60 and 性别=女 and 兴趣=女装、女士箱包 not 已购买过的客户），试错成本高，手动调优困难，投放效率低，客户体验差。

如果可以结合用户行为数据和多维度特征做端到端的多目标建模（如广告点击和转化行为，转化还可以进一步区分为浅层和深层转化，前者是 App 下载，后者如 App 付费），通过机器学习算法自动构建人群定向模型，为每个广告自动选择合适的受众人群做投放，并且随时间动态反馈调节，可以有效提升广告投放的效果。这正是智能定向希望达成的目标。

智能定向建模任务本质是一个推荐问题，在图挖掘领域称为链接预测问题，离线建模方法可以有很多种，如协同过滤，序列推荐，语义匹配，图神经网络等，不同方法对应不同的检索召回支路，线上采用多召回支路融合策略衡量各支路效果。

技术目标

1. 调研包括但不限于深度语义匹配、深度序列推荐、图神经网络、多任务学习等业界现状，结合业务需求和数据特点（海量数据、行为稀疏、行为存在时序关系、及时更新、大量新广告和新用户等），设计并实现智能定向算法模型，要求算法具有创新性和可

扩展性，且效果长期稳定；

2. 在至少 2 个公开数据集上验证方法有效性，对比业界同类方法，取得 SOTA 效果；
3. 腾讯广告业务上验证方法有效性，通过 A/B Test 实验完成全量上线，带动大盘消耗提升 0.5% 以上；
4. 发表机器学习、推荐系统等相关领域 CCF A 类学术会议或期刊论文 1-2 篇。

实验资源

1. 腾讯广告相关数据；
2. 可使用腾讯 GPU 服务器等相关机器资源。

命题七：面向用户画像的知识图谱构建与应用研究（本命题讨论的用户画像、用户数据，均为匿名化后的 ID）

用户画像一般是基于标签的，采用自然语言处理（NLP）技术，从词法、句法、语义分析的角度理解文本，获取到丰富的字面语法（如分词、词性、实体、关键词等）和潜在语义（如主题，Embedding，类目等）信息，结合用户行为数据，为用户打上对应的标签，但是这样的用户画像存在着一些问题。

1. 任何画像的来源数据都有一定偏差，一般描述的都是用户画像的某一方面，另一个非常重要的原因是考虑到隐私等多种因素，用户在社交媒体上展现的只是其完整画像的一部分。但是很多时候，了解用户未展现的内容对于广告推荐又是非常重要的。因此，对用户的理解可能呈现一个碎片式的结果，很难召回完整的目标人群。

2. 用户画像在正确率上还有提升空间。除了画像挖掘算法模型本身可以不断优化提升效果，在跨领域场景下，由于缺失推荐人群和 Item 之间的历史交互信息，使得冷启动变成一个非常突出的问题，如果缺失历史信息，一切推荐就无从谈起。

为了解决以上两个问题，研究人员通常会采取一些基于语义的方法，但是它的前提是要有精准的语义匹配，其背后需要一个庞大精准的知识库来作为背景知识来支持。研究人员可以利用知识图谱，把它作为背景知识来理解用户标签，进而理解标签背后的人群。机器想要理解语言，理解标签，需要有海量的背景知识去支撑它认知这些概念。为此，就需要事先将背景知识构建是一套结构化的知识图谱

(Knowledge Graph)。在此基础上，可以将用户 User、上下文 Context、查询 Query 和广告 Ad (商品/服务) 等待处理对象投影到知识空间，以提升推荐系统 (如效果广告、智慧零售)、搜索引擎的精准性和可解释性。

知识图谱建设要有足够大的规模，必须覆盖足够多的实体，足够的概念。第二个是语义要足够丰富，当说到各种各样的关系的时候，机器必须都能够理解。第三个是质量足够精良。第四个是结构必须足够友好。

理想中的知识图谱由分类、概念、实体、属性、关系、事件组成，Schema 结构主要划分为四层，如下图所示：

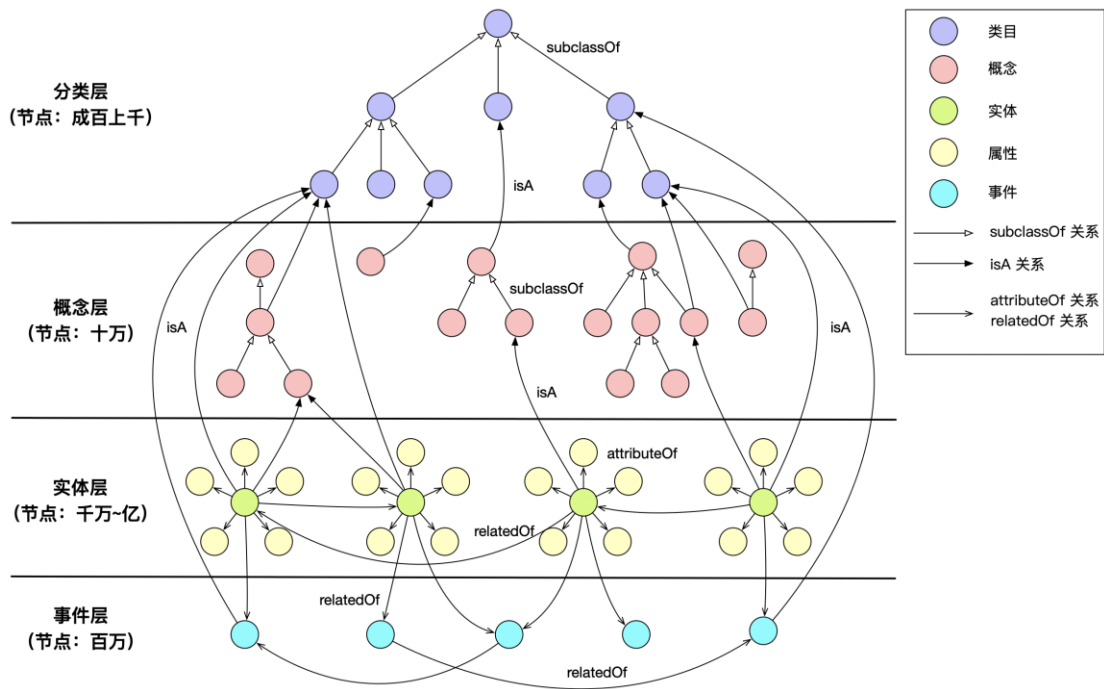
✧ 分类层：人工定义的层次化类目体系，树结构，节点规模成百上千，类目之间存在 subclassOf 子类关系，比如“互联网/电子产品”和“手机及配件”；

✧ 概念层：自动构建的概念网，节点规模十万级，概念之间存在 subclassOf 上下位关系，比如“通讯工具”和“手机”，概念和类目之间存在 isA 从属关系，比如“手机”和“手机及配件”；（概念之间是否还有其他关系？）

✧ 实体层：包括实体和属性，节点规模千万~亿级，实体之间存在 relatedOf 关系（部分需要人工指定，大部分依赖自动发现），实体和属性之间存在 attributeOf 关系（大部分需要人工指定，部分依赖自动发现），实体和类目之间存在 isA 关系，表示实体所属行业；

◇ 事件层：和某些实体相关的强时效性话题事件，规模在百万~千万级，事件和实体之间存在 relatedOf 关系，事件和事件之间存在 relatedOf 关系。

注：subclassOf、isA、attributeOf、relatedOf 都是抽象的关系类型描述。



图：AMS 知识图谱 Schema 结构示意图

技术目标

1. 建设多场景多行业知识图谱相关技术，至少完成其中两项：命名实体识别 F 值达到 93% 以上，属性抽取 F 值达到 90% 以上，关系抽取 F 值 88% 以上，实体链接 92% 以上，实体对齐 93% 以上；
2. 提升用户画像的完整度、准确性以及可解释性，在腾讯实际系统中有洞察分析应用；
3. 提升效果广告推荐的精准性，通过 A/B Test 上线验证业务效果，

提升大盘消耗 0.2%;

4. 发表推荐系统领域 CCF A 类论文 1 篇。

实验资源

1. 数据：匿名化后的腾讯系各个场景的 item 数据以及匿名化的行为等特征数据;
2. 工具：Anacodna Python, Tensorflow、PyTorch;
3. 服务器：基于 Docker 环境的 GPU 服务器(用于训练人工神经网络模型)。

命题八：基于商品信息的自然语言生成能力

研究应用场景：

基于商品的带货软文段落字段自动生成，辅助文章改造，提升内容生成效率；基于商品的带货软文全文自动生成，提升内容生成效率。

关键优化目标：

- 1) 摘要撰写能力：基于文本内容，输出 100 字以内的摘要信息；
- 2) 商品介绍能力：基于商品结构化信息，输出 100 字以内的商品介绍短文；
- 3) 过渡文案撰写能力：基于上下文信息、以及商品信息，输出对应的过渡文案；
- 4) 模板挖掘能力：目前需要基于商品信息能直接生成段落通顺的完整文章，所以需要支持机器自动化挖掘长文模板。

优化目标详述：

长文撰写以“模板挖掘”和“素材填充”为主要步骤。模板挖掘解决行文逻辑的问题。素材填充则需要开发对应的子模块。以常见的“娱乐八卦”模板为例。需要一个利益点挖掘和摘要模块，一个商品介绍模块，还有两者间的过渡模块。各目标具体描述如下：

1) 模板挖掘能力：基于企鹅号、公众号等内容平台的海量文章，理解文章每个部分的语义信息，提取出常用并对点击量有帮助的段落类型排列顺序与行文逻辑。

2) 商品介绍能力：商品介绍是一个 data-to-text 的任务，把商品的属性放进短句中，形成连贯的段落。为了增强表达效果，商品的

介绍需要加入本不存在的内容。此时需要保证加入的内容不会与商品信息有冲突，例如矛盾的属性或者商品本身不具备的重要属性。

3) 过渡文案撰写能力：过渡段的写作，主要通过短句模板的拼接。其中过渡段与上下文的衔接需要建立相关性的函数，以保证连贯性，以及读者可以察觉到的联系。

4) 摘要撰写能力：摘要的写作方式是根据句子之间的语义关系，从段落中选取部分句子拼接而成。但由于文章的写作风格各有不同，拼接的效果并不稳定。需要对输入的内容进行分类，针对其中头部的类别进行专门的优化。

技术目标

1. 模板挖掘能力：能够从基于企鹅号、公众号等内容平台或外采脱敏后的海量文章语料和阅读量数据中，挖掘可实现的、具有吸引力的、可大量复用的长文写作模板。挖掘出 200 个以上模板；
2. 摘要撰写能力：能够根据若干段落预料，提炼出通顺可读、覆盖主要内容的摘要文段。可用率 75%以上；
3. 商品介绍能力：能够根据商品的信息，写出不超过 100 字的商品介绍，内容可读、有吸引力、不带有错误的额外信息，且同一个商品能写出多种不同的介绍文字。可用率 90%以上，每个商品可写出 30 条以上的商品介绍；
4. 过渡文案撰写能力：根据商品和上下文信息，写出过渡语，使得文章前后连贯，并能吸引读者，不会在此处跳出阅读。过渡语可

用率 90%以上。

实验资源

1. 数据：从基于企鹅号、公众号等内容平台或外采脱敏后的文章数据、匿名化后的腾讯广告内容数据和点击数据等；
2. 工具：Anacodna Python, Tensorflow、PyTorch；
3. 服务器：基于 Docker 环境的 GPU 服务器(用于训练人工神经网络模型)。