

研究命题

技术领域	命题
自然语言处理	命题一：文章内容分析及广告匹配模型设计与优化
	命题二：文章中的评价对象识别及情感倾向性分析研究
图像及视频分析	命题三：广告素材图片自动生成技术研究
	命题四：视频植入广告分割广告位算法研究
聚类算法的应用	命题五：面向广告营销洞察的多准则聚类算法研究
强化学习的应用	命题六：强化学习在广告智能出价中的应用
	命题七：基于强化学习的合约广告投放控制研究

命题一：文章内容分析及广告匹配模型设计与优化

更精准的广告推荐始终是互联网广告系统的优化目标。通常情况下，一次广告播放包括广告、用户、上下文场景三个要素。

互联网上有海量的文章内容,在文章页面的广告推荐中,考虑上下文场景(即文章内容)非常重要,因为文章内容很大程度上指示了潜在的消费需求,可以影响广告推荐的最终效果。比如,汽车评测类的文章,往往指示了垂直类的购车需求,如果广告推荐系统能够充分挖掘这些上下文场景的商业价值,并将这些信息应用在广告排序中,则有望提高广告推荐的精准度从而提升广告效果,同时也有助于改善用户、流量主和广告主的体验。

广告上下文场景分析可以分解为两个阶段。给定一篇文章后,首先,要判断其商业价值的强弱;其次,对于具有商业价值的文章,还要判断适合投放的广告行业。广告匹配方式一般有两种:一是直接匹配,例如:汽车评测文章和汽车广告直接匹配;二是间接匹配,例如:笑话消遣文章对休闲娱乐类 APP 的消费意图指示。

技术目标

- 1. 设计并实现文章内容分析模型:给定文章内容,判断有无商业价值,要求 PRF 均在 90% 以上;**
- 2. 设计并实现上下文-广告匹配模型:给定上下文场景,确定合适的匹配广告(商品), PRF 均在 90%以上;**
- 3. 优化模型效率,保证海量拉取、播放情况下的实时性达到线上业务要求,要求 PRF 均在 90%以上;**
- 4. 鼓励并支持发表 NLP、推荐算法等领域的高水平研究论文。**

实验资源

- **可赴腾讯使用互联网文章数据、腾讯社交广告相关数据**
- **可赴腾讯使用 GPU 服务器等相关机器资源**

命题二：文章中的评价对象识别及情感倾向性分析研究

基于文章内容投放相关广告可以提升体验，但也存在一个风险：负向情感倾向。比如：某品牌手机的评测文章下，通常可以推送该品牌的手机广告，但如果这篇文章是在批评该品牌，则会严重影响广告主的体验。

目前大部分广告系统的设计更多关注“适合出什么”，对“不适合出什么”并没有充分考量。本命题主要希望研究，在给定文章中涉及哪些评价对象（广告商品），作者对这些评价对象的情感是什么（倾向性分析）。

该命题在广告场景下的具体问题包括：

- 一篇文章中可能存在多个评价对象，例如：一篇手机主题的评测文章可以谈论 A 品牌，也可以涉及 B 品牌，C 品牌，甚至讨论当前的手机市场。
- 整篇文章的倾向性与特定评价对象的倾向性未必一致，例如：文章大部分是赞扬国产手机，但批评了某品牌，全文的倾向性是正向，但对该品牌是负向。
- 同一个评价对象也可以细分，例如：对某品牌手机持正面态度，但对其价格持负向态度。
- 基于广告业务本身的特性，不需要将评价对象在所有维度上拆分（比如手机拆分为外观、屏幕、电池、价格等等），而是需要结合广告库特性，将文中涉及到的广告商品作为评价对象识别出来，同时结合上下文场景，在全文粒度判定作者对特定广告商品的倾向性。

该命题的主要挑战如下：

- 评价对象（广告商品）识别并不是简单的使用关键词匹配，不仅有匹配模式上的问题，也会有重要性强弱的问题，会对模型产生干扰。因此，需要从文章中找出作者真正重点分析，存在正负倾向性的广告相关实体作为评价对象。
- 在确定候选的评价对象之后，需要确定作者在全文维度上对该评价对象的正负倾向。这

里最大的难点在于该评价对象可能分布在全文各个部分,而各个部分的倾向性也不一定一致。例如:“这款手机设计很赞,自带高逼格,续航也很好,生态也不错,就是太贵了,有点不值。”,这段话有褒有贬,我们不仅要把全文中分散的评价元素都发掘出来,同时还要对各个部分的重要程度进行考量(不能单纯计数),并最终做一个综合的决策。

- 从工程角度,数据构建、建模方式、实时性要求等,都需达到线上业务要求。

技术目标

1. 实现面向广告的文章评价对象(广告商品)识别,要求 PRF 均在 90%以上。
2. 针对各个评价对象(广告商品),实现全文级别的倾向性分析,PRF 均在 90%以上。
3. 优化模型效率,保证海量拉取、播放情况下的实时响应,要求 PRF 均在 90%以上。
4. 鼓励并支持发表相关领域 CCF A 类或 B 类学术会议论文。

实验资源

- 可赴腾讯使用互联网文章数据、腾讯社交广告相关数据
- 可赴腾讯使用 GPU 服务器等相关机器资源

命题三：广告素材图片自动生成技术研究

在现代千人千面的广告系统（即每个用户看到不同的广告创意）中，需要广告主提供海量高质量的广告素材图片。人工制作广告素材图片的成本巨大，也无法为每个用户设计最适合的图片；因而期望打造一个可以自动生成高质量广告素材的系统。

典型的广告创意图片可以拆分为几个部分：1) 布局 2) 装饰元素 3) 整体风格 4) 主体 5) 背景

本命题期望通过适当的机器学习算法，选择和排布上述创意的要素，自动生成满足特定要求的图片。具体分解为以下需求：

1. 图片自动分割与提取：

图像语义分割 (Image Segmentation)：给定某张特定的图片，期望可以按照装饰元素、主体、背景等结构，进行识别、分割和提取工作。

2. 图片风格学习和自动排版：

对于给定的一系列图片，可以自动学习图片的设计风格以及排版方式，从而自动生成符合该类设计风格的排版。

3. 生成图片的评估系统：

对于所有机器生成的图片，可以从图片的美感、真实性及潜在的点击率等方面做出自动评价。

技术目标

1. 对于给定的图片，能够切割提取元素，像素精度 95%+，Mean IU 87%+
2. 对于给定的图片，风格学习和自动排版的结果，满足人工评分美感最高档比例 80%+。
3. 评估系统标准美感分数，精度达到 92%+。

实验资源

可赴腾讯使用：可用于生成图片的各元素、模板和对应的标注数据集；以及 GPU 等服务器。

命题四：视频植入广告分割广告位算法研究

视频流量具有非常大的广告变现潜力，尤其是基于视频内容的广告植入技术，利用算法从视频中提取可以植入广告的广告位(如视频中的空白墙面、广告牌等)，在不影响用户体验的前提下，提升广告投放品质和投放量，提升广告变现效率。

与图片物体检测和分割不同，视频广告位检测对定位要求极高，不仅需要考虑视频图片的深度信息，同时由于视频连续播放过程中广告位在视频中也会随之移动，如何确保所检测的广告位的移动自然平顺不抖动对模型的鲁棒性也提出了极高的要求，是本命题需要解决的关键问题。

技术目标

1. 构建模型，实现对视频特定广告位(如空白墙体，路边广告牌等)准确提取，同时在视频播放（镜头移动）时，广告位随着镜头稳定随动而无抖动感。评价指标：在自建评测数据集，广告位分割模型提取的广告位与人工切割出完整的空白区域在 pixel2pixel 级别差异率不超过 3%，处理速度超过 30 帧/秒
2. 鼓励并支持发表相关领域 CCF A 类或 B 类学术会议论文。

实验资源

可赴腾讯使用，按视频主题分类的长、短视频及广告素材图片，腾讯相关服务器资源

命题五：面向广告营销洞察的多准则聚类算法研究

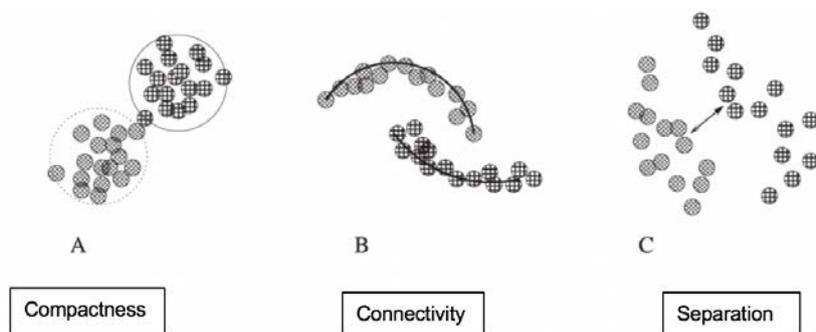
细分问题是营销场景下一个常见的课题，目标是将大的群体划分为不同类型的细分群体，以便于品牌的精细化定位或者其他营销操作。其中，聚类分析是细分问题的一种重要技术手段，可以自动化将群体划分到不同的群组。

在当前实践阶段，单准则聚类方法被广泛应用于人群细分问题中。单准则聚类方法可以从某个维度去衡量人群的相似性。例如，3C 手机换机归因案例中，为刻画换机人群画像，可以基于基础属性标签（如学历，兴趣爱好等静态变量）对人群进行细分和洞察。

单准则聚类大体划分为静态变量和动态变量的聚类方法（如时间序列聚类），主要存在如下局限性：

首先，单准则聚类不能同时优化多个数据源/准则。例如 3C 案例中，人群的细分问题不仅涉及基础属性变量的聚类，同时涉及随时间变化的特征变量如每月的换机概率。人群的属性相似，并不能体现换机概率趋势的相似性，反之亦然。传统聚类方法的使用要求将时序信息用静态变量表示（如用时序的平均值，方差来代表一条时间序列），并且合并到一个特征空间。这种合并假设了数据源之间的权重相等，忽略了不同数据信息本身的嘈杂程度或对于人群细分的重要程度。

其次，单准则聚类算法只优化一个目标，无法处理复杂的数据结构。单准则聚类方法在算法层面只考虑了单个目标的优化（如 K-means 最小化群组的 compactness）。常用的优化目标包括 spatial separation, compactness, connectivity。使用不同的优化目标，往往只针对了某一种数据结构进行优化（如图）。基于算法的特性，单准则聚类方法无法同时处理多样/复杂的数据结构。



相比之下，多准则聚类具有下列优势：

首先，多准则聚类可自动学习数据源间的权重，更符合真实的应用场景。许多业务场景从本质上讲是一个多准则的聚类问题。在实践中，往往不存在完美信息，不同的数据源（useful and noisy）从不同角度描述了同一划分对象。多准则聚类可以通过学习数据的方式，决定数据源之间的权重问题，因此可以提供更优化的聚类结果。

其次，多准则聚类可同时优化多个目标，提升算法精度。根据之前的研究，如“Computational cluster validation in post-genomic data analysis google scholar”文章中，通过 Monte-Carlo Simulation 证明了 internal validation measures 在测量聚类效果时，在不同的数据结构中，具有偏向性。通过同时优化多个目标（如最小化群组的 separation 和 connectivity），有利于发现更复杂的数据结构并且提升聚类的算法效果。

多准则聚类方法作为一个新兴的研究课题，已被广泛应用于市场营销和时间序列预测领域，但却很少被应用于广告营销中。

技术目标

多准则聚类算法及其实现。算法性能的线下测评方案如下：

- 1) 解释性测评：根据聚类结果，引入运营侧，一起解释划分结果：表现良好的聚类方法，预期能提升群组划分的解释性。要求 50% 以上的类别人工可解释

2) 聚类稳定性测评：群组划分的表现可以根据聚类结果的稳定性进行测评。聚类结果的稳定性越高，引入新的点后，再次聚类结果越不容易改变。要求 1 中可解释的类别，超过 80% 能够稳定复现

3) 基于应用场景测评：聚类通常被作为一条分析链路的中间步骤。例如，零售行业的广告主需要对门店销售量进行预估，以达到后期向销量业绩较好的门店进行 LBS 广告投放的目的。门店的精确划分有助于提升销量预测的准确率。因此，销量是否被准确预测，可以作为聚类结果的表现评价指标。相关文献请参 “Determining analogies based on the integration of multiple information sources” 。

实验资源

可赴腾讯使用：腾讯广告相关数据，及 GPU 等相关服务器资源

命题六：强化学习在广告智能出价中的应用

广告系统的流量售卖可以看成是竞价拍卖的博弈过程，每次曝光机会会有多个广告同时参与竞拍，每个广告按照当前流量对自己的价值出价（Bid）。广告系统通常采用广义二价（Generalized Second Pricing, GSP）竞价计费机制，每次竞拍出价最高的广告赢得流量的曝光机会，对赢得曝光的广告系统按此次竞拍第二名的出价扣费（Cost）。广告赢得竞价后获取曝光和可能的点击、转化（Conversion，如：App 下载、激活、注册，电商下单、购买）等收益。

广告系统智能竞价产品：广告主在投放广告时为广告选择一个转化目标并设置目标转化成本（TargetCPA，例如：一个下载 10 元，或一个下单 20 元），系统帮助广告主在每次流量竞拍中自动计算出价参与流量竞拍，使得该广告一天投放结束时最终的实际转化成本（ $CPA = \frac{\sum Cost}{\sum Conversions}$ ）等于广告主的转化目标成本的基础上尽可能获得最大的转化量。

对每个广告 ad_i ，智能出价算法可以依据每次流量的广告预估点击率、预估转化率和广告历史参与竞拍情况（是否赢得竞拍，赢得竞拍的扣费以及曝光后广告是否发生点击和转化）等信息出价，从一天中所有能参与竞拍的流量集合 T 中竞拍获得一个流量子集合 T_s 。当前系统采用控制理论中的 PID 算法作为智能出价调节策略，项目目标是设计一个强化学习智能出价算法，算法竞拍到的流量子集合 T_s 使得广告实际转化成本（CPA）等于目标转化成本（TargetCPA）而且转化量尽量多

技术目标

1. 完成强化学习算法的调研，在智能出价场景下的算法设计。算法评价指标：广告目标成本达成率，广告总转化量离线、在线 AB-Test，对比当前 PID 算法，效果提升 5%以

上。

2. 鼓励并支持发表相关领域 CCF A 类或 B 类学术会议论文。

实验资源

可赴腾讯使用：

- **历史广告竞价日志（包含广告的曝光、点击和转化信息）。**
- **开发机器和服务器硬件资源。**
- **离线和线上实验环境，可通过流量采样 A/B Test 的方式实验强化学习策略效果。**

命题七：基于强化学习的合约广告播放控制研究

合约广告是一种广告主与广告平台提前签订合同,到了指定日期广告平台必须给广告主播放指定曝光次数的广告形式,合约广告的核心特点是保量(曝光量达标)。

具体到某一天里,播放控制问题的输入是一组合约广告,每个合约广告的定向和需求曝光量都是已知的,但是广告平台的流量(曝光量)是未知的,播放控制希望通过调控每个广告的播放优先级和播放概率,让所有广告都保量。

播放控制可以抽象为一个二部图匹配问题,需求节点是广告,供给节点是流量,由广告定向确定供给和需求节点间的连接关系。

常见的做法是基于 PID 算法,这种算法看重个体的曝光完成率,没有顾全所有广告的曝光完成率,在一些情况下会出现 bad case。

另外一方面,虽然在线播放时流量是未知的,但借助历史日志,我们可以还原历史播放时间里的完整二部图,借助这个二部图我们可以使用强化学习方法训练一个模型,在线播放时使用这个模型产生每个广告的播放优先级和概率,期望能兼顾所有广告,获得比 PID 算法更高的合约目标完成率。

技术目标

1. 应用强化学习算法,结合深度学习思想,完成模型设计和实验,使得保量的合约广告数达到 95%以上。
2. 模型的训练时间需控制在小时级别;模型的空间复杂度需与广告数成正比,便于线上播放时加载使用。
3. 相比当前 PID 算法,强化学习算法效果提升 5%以上

实验资源

可赴腾讯使用：

1. **数据：**将一天分为若干个时间片，可提供每一时间片里可用于构建供给关系二部图的数据
2. **代码：**可提供一份离线仿真环境的代码（应用日志），用于训练和测试模型。
3. **GPU 服务器。**