

2020 年腾讯微信犀牛鸟专项项目_研究课题

目录

1. 社交网络与图计算	2
1.1. 微信社交压力表现和来源量化以及社交产品策略优化	2
1.2. 结合社交网络的圈层热点事件预测	2
1.3. 面向资金网络的超大规模超稀疏异构动态网络研究	3
2. 推荐技术	4
2.1. 可解释性推荐系统	4
2.2. 公众号账号推荐用户冷启动问题	4
2.3. 小游戏推荐与推送的多目标优化研究	5
2.4. 面向多场景、多任务、转化延迟场景的推荐算法研究	6
3. 自然语言处理	6
3.1. 中文垂直领域非结构化文本实体和关系抽取	6
3.2. 自然语言处理领域中 transformers 相关模型的预测加速与部署方案	7
4. 机器学习	8
4.1. Network Embedding	8
4.2. 机器学习模型加速研究	9
4.3. AutoML 自动学习	10
4.4. 机器学习模型可解释性归因	11
4.5. 基于在线元学习的实时打分系统	11
4.6. 搜索排序数据的自动标注方法研究	12
5. 软件测试	13
5.1. 大规模用户反馈场景下小反馈问题的挖掘	13
5.2. 微信小程序、小游戏生态错误理解、分析及测试和性能改进	13
6. 人机交互	14
6.1. 基于人工智能语音对话的人机交互方式体验设计	14

2020 年度腾讯微信犀牛鸟专项研究计划旨在联合学术界的智慧，与微信团队共同迎接海量社交网络数据所带来的最新最难的技术挑战，我们旨在让学界的研究成果落地应用，并鼓励支持发表高水平学术论文，以及专利产出。

1. 社交网络与图计算

1.1. 微信社交压力表现和来源量化以及社交产品策略优化

微信的产品形态和社交机制设计是否更好地满足了用户的社交需求，又是否会对用户带来社交压力，量化用户的需求满足和社交压力这两大主观感受需要通过严谨的因素假设、问卷设计、问卷结果的科学处理，这些都需要专业的用户调研和心理学科研人员的合作与指导。

科研问题：

业界有一些专注于用户调研的团队，然而调研结果和微信的后台海量数据没有耦合。如果能够结合用户研究和心理学研究的专业性以及微信海量数据分析沉淀，则可以在产品新特定洞察和产品优化迭代上有很大的突破。

除了社交压力，用户其他的自身心理感受，以及对产品使用的感受都属于用户主观感受，需要通过心理学领域更专业的方法来评估。

科研目标：

研究成果落地到基于社交压力（发表、互动）的功能迭代，提升发表、互动活跃和留存，产出调研报告 3 份。

关键词：用户研究，社交心理感受量化，因素结构方程模型，社交压力分类模型。

1.2. 结合社交网络的圈层热点事件预测

现实生活中经常有突发热点事件，例如突发新闻热点、娱乐热点、体育热点等等。提前预测突发热点事件可以帮助预防重大事故的发生，在很多商业应用场景中还能带来高额的商业收益。

基于社交传播的信息扩散模型在预测全网热点事件中有很多应用，诸如 Facebook、腾讯等公司在信息传播模型方面有不少创新性的做法，新闻、信息流等产品业务中也有不少全网热点预测的应用。

除全网热点之外，每个用户还同时处于公司、学校、行业等不同类别的圈子中。当

前主流科研工作更多集中在研究全网的热点，并没有结合社交圈层的概念，很多局部热点因为面向特定人群等原因，在全局可能并不敏感。

科研问题：

本课题的目标为结合用户社交信息、用户属性信息以及圈层信息更快更准确地预测用户所在圈层中的热点事件。首先需要基于用户属性信息来识别用户所处的圈层，然后需要针对每个用户的多维属性特征来输出其所属圈层的热点事件。

圈层热点的发现可应用在众多微信场景中，比如朋友在看、精选、搜索热词以及数据分析等等。

科研目标：

- 1) 输出用户所处圈层热点事件，协助线上应用的开发工作，能够针对覆盖的用户召回相关内容，用户覆盖率达到 50% 以上，人均召回内容数 50 条以上。
- 2) 输出用户所处圈层热点事件，针对产品数据分析等场景提供支持。

关键词：社交网络，信息传播，数据挖掘，图算法。

1.3. 面向资金网络的超大规模超稀疏异构动态网络研究

随着微信支付业务快速增长，金融、推荐、营销、安全等业务对数据挖掘提出了更高的需求：从海量的资金数据中更好地利用关系数据来提高业务价值。而微信支付交易形成的资金网络规模巨大（数十亿级节点、数千亿级边），同时具有高维稀疏性、异构性、非均衡性、动态性、非社交性的特点。当前技术已经难以刻画微信支付资金网络的实际情况。

科研问题：

资金网络的特殊性，显著区别于其他关系网络（如社交网络），这是本项目的挑战所在。例如：

- 1) 高维稀疏性。只有部分节点存在资金交易关系，关系链接稀疏，并且资金网络的三角个数比边数少；
- 2) 异构性。资金网络至少有 5 种以上的节点类型，3 种以上的边类型，使得在二分网络的研究中造成困难，并且同构网络往往信息单一；
- 3) 非均衡性。资金网络的节点度数分布极不均衡，呈现严重的长尾分布，使得邻居节点信息弱，一般传播算法不佳；
- 4) 动态性。资金网络随着时间推移，重合的节点和边占比很小，在网络表示学习中，动态性造成了增量学习的困难，并且存在网络表示向量不稳定的情况；

- 5) 非社交性。基于社交网络生成假设(Triangle Closure)在资金网络中不成立，使得资金网络的生成和演化规律难以捕捉。

科研目标：

项目提出的相关算法在实际的腾讯业务场景中落地，并撰写项目报告 1 份。

关键词：图挖掘算法、机器学习、图表示学习、复杂网络。

2. 推荐技术

2.1. 可解释性推荐系统

目前在推荐系统的技术发展突飞猛进，以深度学习、强化学习等为代表的先进技术给推荐系统的提升带来了显著收益，但是随着深度学习等方案的应用，模型复杂度越来越高，整个推荐系统越来越变成一种黑盒，对于给用户推荐的内容很难从模型或者其他角度来解释推荐的原因。

科研问题：

可解释性推荐系统正是为了应对推荐系统黑盒问题而提出，无论模型如何复杂，可解释性模型都能通过旁路系统的方式对原有的复杂黑盒推荐系统进行拆解，来解释推荐的原因。可解释的推荐系统能够更好的帮助我们理解整套复杂的推荐系统，并且能为偶尔出现的 bad case 进行合理解释和改进。

科研目标：

- 1) 研究成果在实际的可解释性系统中得到应用，能够对于人工标注的可解释原因进行很好的预测，准确率召回率达到 70%以上。
- 2) 能够在线上推荐系统对于用户进行可解释性的原因显示，帮助用户理解推荐的原因，提高用户认知，从而提高系统指标数据。

关键词：推荐系统、可解释性、机器学习。

2.2. 公众号账号推荐用户冷启动问题

微信公众平台正在研究通过订阅号入口实现订阅号的推荐，推荐的方式是给用户发送一个推荐卡片，吸引用户关注并持续产生阅读。然而，大量用户只有有限稀疏的阅读行为，导致该类用户没有足够置信兴趣画像。

一般用户冷启动使用热门推荐池推荐方案，但基于微信平台对用户体验的重视，我

们更加希望探寻一个高收益低骚扰的路径，快速探索到用户的真实兴趣。

已有数据：

- 1) 基于公众平台海量的订阅行为，评论行为，赞赏行为，脱敏用户好友行为，搜索行为，分享行为；
- 2) 基于公众平台内容抽取的分类，语义标签，图谱标签；
- 3) 基于公众平台内容的大量文本语料。

科研问题：

- 1) 如何利用公众平台丰富的图状行为数据，构建兴趣探索图谱？
- 2) 如何量化策略的收益和核心指标？
- 3) 如何用最短路径获得最大收益？

科研目标：

- 1) 用户生命周期由低活向高活转变；
- 2) 平台内容能够对下沉用户充分激活和渗透。

关键词：强化学习，迁移学习，图计算。

2.3. 小游戏推荐与推送的多目标优化研究

对一个推荐业务而言，它的目标往往不是单一的，比如资讯推荐既会看点击率指标又会看多样性指标，然而算法的优化器仅能使用单一目标的 loss。在小游戏的推荐与定向推荐业务中，因为需要综合考虑开发者、用户、平台方多方的利益，需要在数十个业务目标之中取得一个综合最优，如果仅仅是孤立的网络必然达不到最优效果。我们期待能与业界领先的多任务学习算法相结合，取得更好的在线效果。

科研问题：

类似于 ESSM，小游戏在推送场景下也存在曝光 → 点击 → 落地页 → 注册 → 时长 → 次留的长转化链条，如果仅对单一链条业务目标做优化，通常会降低其他环节的表现，因此如何提出一个新的网络架构，能对所有目标进行优化并解决样本选择偏差与数据稀疏的问题，对业务的效果至关重要。

科研目标：

提高曝光点击率、点击转化率、停留时长、次日留存率。

关键词：多任务学习、多目标优化。

2.4. 面向多场景、多任务、转化延迟场景的推荐算法研究

为更好服务用户、赋能商户，微信支付构建了基于优惠券体系的营销新生态：商户可根据其营销诉求在微信支付平台配置优惠券活动，平台则在保证用户体验的前提下，在用户使用朋友圈、支付转账、公众号等产品时，完成商户对目标用户的触达，达成精准营销的目的。优惠券推送给潜在用户后，用户可对其产生曝光、点击、领取、到店、核销等一系列相关行为，且行为间存在前后依赖。如何结合场景和业务特性，更充分地挖掘用户、商户、优惠券、场景等的相关数据，设计更好的推荐算法来提升优惠券的使用率是本项目的目标。

科研问题：

目前发券存在两个问题需要研究：第一，优惠券的领取和核销率非常低，且用户优惠券相关的行为也非常稀疏；第二，优惠券发放覆盖多种场景，场景间有相似性也有差异性，如何在不同场景间进行有效地迁移学习？

科研目标：

优惠券的领取率和核销率提升 10%。

关键词：延迟反馈、多目标、稀疏、多场景。

3. 自然语言处理

3.1. 中文垂直领域非结构化文本实体和关系抽取

实体和实体关系抽取属于信息抽取领域的研究课题，始终都是自然语言处理领域的一个重点方向。互联网信息主要由大量的非结构化自由文本组成，从这些文本中抽取有价值的实体和实体关系信息，可以应用到信息推荐、舆情监控、知识图谱构建、用户理解等领域。

本项目研究重点是中文非结构化文本的实体和实体关系抽取，研究如何通过深度学习及表示学习方法，利用先进的神经网络结构，对中文非结构化文本进行局部特征表示、全局特征表示；并通过序列标注的方法，自动从文本中识别出实体；然后构建分类器对实体关系进行分类。

科研问题：

当前实体和实体关系抽取研究存在的最大问题是：1) 公开的论文和研究数据集主要以英文为主，中文数据集非常缺乏；2) 实体类型主要是人名、地名、机构为主，类型的数量难以适应实际应用需要；3) 主要针对公开的维基百科、百度百科等语料挖

掘，难以充分适应特定业务需求。

本项目重点关注垂直领域的实体和实体关系抽取，例如母婴、医疗、金融等。目的是针对特定领域，构建比较完备、准确的实体和实体关系库，支持广告、信息推荐等应用。主要工作内容包括：

- 1) 中文实体和关系抽取数据集构建：研究如何半自动地从种子实体词，通过基于半监督的bootstrapping学习方法，自动对文本进行标注，生成训练数据集。
- 2) 中文实体和实体关系抽取：基于构建的数据集，研究基于深度学习的实体识别算法和关系抽取算法；研究基于多示例学习的关系抽取算法，对于包含了噪音的数据集，通过注意力机制，对不同的训练样例赋权，减少人工标注干预，提高召回率和准确率。研究如何针对特定领域，抽取有效的特征，提高模型效果。研究端到端的实体识别和关系抽取算法，即一个模型同时完成两个任务，以避免分开进行导致的误差传递。
- 3) 中文实体和实体关系归一化：针对存在的多义和歧义问题，研究通过迁移学习、语义空间对齐等方法，高效完成实体和关系的归一化，以及信息补全任务。

科研目标：

期望在实体和关系抽取方面，与业界最新的算法对比，准确率和召回率提升 10% 以上。

关键词：中文知识图谱，实体抽取，关系抽取，母婴教育领域。

3.2. 自然语言处理领域中 transformers 相关模型的预测加速与部署方案

近年来基于transformers的相关预训练语言模型在自然语言处理领域取得了突破性的进展。目前在文本表示，文本分类，文本标注，机器翻译等领域都有大量模型基于transformers相关算法。然而，基于transformers相关算法的服务预测效率仍有较大优化空间，特别是在实际工业场景等对于服务延时有着非常高要求的情况下。所以本项目力图实现一套工业级的transformers预测部署服务方案，满足业务方对服务速度和效果的要求。

科研问题：

Transformers的预测部署服务项目，需要自然语言处理领域和高性能计算领域的专项人才或复合型人才。进而完成服务部署的加速，算法的加速和模型的压缩，低精度预测，TensorRT或MKL-DNN等开源计算库的使用。

科研目标：

- 1) 完成一套transformers相关模型的预测部署加速方案，其中支持的模型包括但不限于BERT、GPT-2、RoBERTa等。
- 2) 预测服务的响应速度比直接使用PyTorch或TF-Serving部署快一倍。

关键词：自然语言处理、高性能计算、Transformer、BERT、GPU加速、模型算法加速、低精度预测、TensorRT、KL-DNN。

4. 机器学习

4.1. Network Embedding

在互联网业务场景中，用户/物品的表征是机器学习任务中基础且重要的工作之一，传统的方法一般是给用户或者物品打标签，比如给用户定义一个三级类目的兴趣标签，然后利用统计方法计算得到用户的标签。但是构建一个高质量的标签体系费时费力，成本非常高，而且应用效果也总是不尽人意。自从 NLP 领域词表征代表作 Word2vec 被提出后，Embedding 的表征方法论快速应用到了各个领域。DeepWalk 是第一个被提出来使用表示学习（或深度学习）社区的技术的网络嵌入方法，而 Metapath2vec 将 Deepwalk 算法优化更好地适用于异构网络。最近两年来，还有结合 GNN 算法进行的一些 network embedding 算法。以上算法的效果和效率在工业落地的时候存在很多优化空间。特别在微信平台，对于用户产生的多种类型的行为数据，如何对多源异构、且具有时变特征的用户数据进行特征学习，是一项非常重要的工作。

科研问题：

微信平台上存在多源异构的数据，并且用户行为随着时间的变化是dynamic变化的，我们在做Networks Representation需要考虑以下两个特性：

- 1) Heterogeneous Information Networks Representation
- 2) Dynamic Networks embedding

并且算法需要在微信大规模数据集上实现，对接到下游机器学习任务中。

科研目标：

提出新型的针对多源异构网络、时变网络的 embedding 方案，及其实现大规模并行计算算法，并且至少在一个下游的机器学习任务上落地，相对提升模型的性能不少于 5%。

关键词：Heterogeneous Networks Representation, Dynamic Networks, Graph Neural Network, Scalability。

4.2. 机器学习模型加速研究

本课项目要致力于研究当前主流机器学习算法的加速问题，其中既涉及机器学习的优化算法加速问题、模型推理性能，也涉及新近兴起的图神经网络算法的加速问题。当前比较主流的深度学习算法包括 Wide&Deep、DeepFM、Bert、GCN、GAT、GraphSage 等，其可用于推荐系统点击率预估，用户行为隐向量（embedding）学习等。但是，工业界的机器学习任务通常涉及的数据是海量的，广泛的业务和完善的标签系统也让任务可用特征维度较高，主流图算法又难以做分布式计算，导致整体机器学习任务的训练耗时和推理延时都较高。这使得我们无法对频繁变动的业务需求进行快速部署，也难以快速迭代尝试不同的参数和特征组合以取得更好的算法效果。对此我们期望能够缩减计算耗时，并且确保其计算结果与原来一致，从而提升机器学习研究人员的工作效率。

科研问题：

对于一般的机器学习算法，当前主流的技术手段有模型和网络结构优化，量化和二值化，参数裁剪和稀疏化，知识蒸馏等方法。其中对于模型训练加速集中在梯度压缩和参数压缩两个方面。这些做法面临的问题都在于对原模型的性能有较大影响，但得到的加速效果也有限。对此，我们可以研究计算环节的多个方面，从分布式计算优化到模型参数更新都进行探索，从而提升整体效率。

对于图神经网络算法当前主流的技术手段集中在对图的抽样上，比如 fastGCN、GraphSage，但怎样抽样更有效、使算法收敛得更快更好，目前的研究不足；此外，参数初始化、算法结构、迭代过程等环节的改造等等，相关成果也比较少。因此，我们可以从多个角度考虑，对每个环节的时间都进行压缩，从而提升整个算法的计算速率。

科研目标：

构造一套完整的深度神经网络算法的加速方案和图神经网络算法的加速方案，包括：

- a) 分布式训练的优化；
- b) 网络结构和优化算法的改造；
- c) 参数和梯度的压缩；
- d) 图数据的精简和存储优化；
- e) 图神经网络结构和迭代过程的改造。

这套方案，应当能够对当前主流算法进行加速，至少包括 Wide&Deep、DeepFM、

Bert、GCN、GAT、GraphSage, 对于前三个算法, 训练迭代总体训练耗时缩小为 50%, 并且效果不低于原算法, 模型推理延时降低 30%; 对于后三个算法, 加速后的运算时间不多于原来的 5%。

关键词: 机器学习、模型加速、pretrain。

4.3. AutoML 自动学习

本项目主要致力于研究在尽量少的人工干预、固定的资源条件下达到最好性能的自动学习问题, 其中既可以是针对机器学习全流程的优化或局部步骤的创新性突破, 也可以是端到端的深度学习神经网络架构搜索, 以及从多领域任务中提炼出能持续泛化的元学习能力。这里涉及了如何定义和表达自动学习的搜索空间以满足不同的分类或回归任务, 也需要有敏捷有效的搜索策略, 同时能满足业务层面的数据处理规模。

我们期望能够在现有技术的基础上, 提炼出一套在业务中行之有效、有一定创新性的自动学习方案和工具, 它能够在极少人工干预的条件下取得好的效果, 并且在新的业务场景生成一个足够优秀的冷启动方案。

科研问题:

当前主流的技术手段主要是在一个预定义好的搜索空间和评价策略下, 通过某些搜索策略来寻找最优方案。但是在实际使用过程中, 会遇到不少问题, 导致后续应用比较困难, 比如处理大规模数据耗时长, 搜索策略有时会依赖于现实不一定成立的条件假设, 难以捕捉任务数据的快速变化, 甚至预定义的搜索空间不一定适配足够多的任务等。因此, 需要结合背景知识和外在因素, 设计更通用和泛化的 AutoML 自动学习方案, 提升方案的可用性和效率。

科研目标:

构建一套完整可用的自动机器学习方案, 包括但不限于对项目中包括特征工程、模型构建、超参数优化等部分步骤或全部流程的自动化建设, 端到端的神经网络架构搜索, 或者从跨任务之间提炼经验的元学习能力。AutoML 方案至少在当前团队的 70% 应用场景取得 SOTA 的性能, 并超越其它 AutoML 方案; 在一两个场景性能的提升幅度不少于 10%。

关键词: 机器学习、AutoML、自动学习、Lifelong AutoML、模型结构搜索、模型超参自动调优。

4.4. 机器学习模型可解释性归因

本课题主要致力于研究当前主流的机器学习模型在输入特征和输出结果之间的可解释问题，其中既涉及到统计学中的相关性分析，也需要从实际业务层面给出模型输出的因果关系解释。模型的输入主要包括简单的数值统计特征、经过线性函数衍生的低维度数值特征、高维度稀疏特征（包括文本、实体类型等）、表示学习的中间结果（embedding 向量）等。输出结果可能是分类或者排序结果。模型主要包括深度神经网络、GBDT 等。我们期望能够在现有技术的基础上，发展在实际业务中简单实用的原因分析方法和工具，它不但能够分析机器学习模型内在的关联因素，还能够结合外在的原因对实际业务中遇到的问题进行分析。

科研问题：

当前主流的技术手段都集中在如何分析模型的内在因素，例如当前最为通用的 LIME 和 SHAP 解释算法，能够给出基于样本数据的分析解释。但是这样的结果在使用过程中并不能很好地结合实际问题进行归因，导致结果的后续应用较为困难。例如对于模型的改进、建模样本的补充和修正、实际业务的解释等等。因此，需要结合背景知识和外在因素的解释分析算法，提升实际使用过程中的效率。

科研目标：

构建一套完整的模型解释解决方案，包括从数据的输入层面的无监督分析，机器学习模型训练过程的调试与改进，已有机器学习模型输出变量的原因解释，以及最终结果的决策可信度分析。解释方案和系统至少应当解决当前团队应用场景下 70% 的解释需求，并且至少在一两个应用场景中通过解释性实际提升模型的性能不少于 10%。

关键词：模型诊断分析、因果推断、LIME SHAP。

4.5. 基于在线元学习的实时打分系统

传统的机器学习需要获取大量数据集，深度模型尤其具有样本数量大、训练时间长的特点。这在实时场景中，很难得到满足。

在线学习是为了解决在实时环境中，训练集合增量更新时，高效调整模型参数以快速响应打分需求的问题。元学习是为了解决样本少的问题，其预先训练一个泛化网络，然后允许它通过少量样本实现参数调整，从而处理新的任务。常规的元学习在学习完成后，其预训练模型不再更新，而我们希望这个模型可以根据新的数据不断提升其泛化能

力，这就需要在在线学习和元学习技术相结合。本项目希望结合在线学习和元学习，应用在广告场景中，提升广告效果。

科研问题：

目前团队拥有非常契合在线学习的广告投放场景和可供实验的系统，但是对于实时样本数较少的问题还没有得到有效解决，故而希望通过高校合作取得在线学习和元学习技术结合上的突破，克服实时广告系统在上述背景中提到的样本少、计算时间要求高的困难。

科研目标：

搭建可靠、高效的在线广告投放方案，针对广告反馈实时计算投放人群。该方案将应用于朋友圈广告、支付广告等具有相似人群扩展需求的广告场景中，实现分钟级别的扩散计算，对比传统离线策略提升点击率和互动率 20%以上。

关键词：在线学习、元学习、FTRL、MAML、小样本学习、样本偏差、深度学习、监督训练。

4.6. 搜索排序数据的自动标注方法研究

微信搜一搜为十亿级的微信用户群体提供便捷的信息搜索和获取服务。为了给用户查询提供更精准的搜索排序服务，我们会基于用户的线上点击行为定期对线上的排序模型进行迭代训练。因此，我们需要大量的对搜索排序模型训练有价值的标注数据。

科研问题：

尽管我们的搜索服务每天可以产生大量的搜索相关数据，这些数据却缺乏合理的排序标注，并不能直接作为我们日常排序模型的训练数据。人工标注虽然可以生产出合理的排序标注数据，但是通过人工标注产生的数据不仅成本昂贵而且其生产体量无论是在量级还是频次上都很难满足排序学习框架对模型训练数据的需求。我们需要解决的问题是，研发一种将大量的搜索引擎后台记录并产生的无标注数据转化为对排序训练模型有价值的有标注数据的方法。该方法利用线上排序模型所有特征和搜索后台记录的点击后验信息作为输入，以少量的人工标注排序数据黄金准则为目标建立模型，以此得到的线下排序模型可以对大量的无标注数据完成自动排序标注。

科研目标：

利用少量的数据标注人员在一周内可生产的人工标注数据将大量的TB级别的搜索后台记录数据转化为非人力标注可生产出的对排序学习模型有价值的训练数据。

关键词：autolabel, teacher model, student model, 排序学习。

5. 软件测试

5.1. 大规模用户反馈场景下小反馈问题的挖掘

本课题主要致力于研究在较大规模（几百条到几十万条）的用户反馈中，及时发现只有几条反馈的严重问题。用户反馈对于业务问题的发现有很大的帮助，其中大反馈量问题的发现，可以通过一类反馈在时间维度上的趋势分析来实现；而小反馈量问题的发现，则需要更加深入的对每条反馈的文本和其他属性做分析。同时，大量其他反馈的存在，必然带来较大的噪声干扰。这里需要建模小反馈量问题的反馈模式，抽取有效特征，从大量反馈中定位这些异常反馈信息。同时需要实时的计算，达到实时报警的效果。

科研问题：

当前主流的技术手段包括预设关键词的方式和自动问题检测的方式。前者难以检测未知问题。后者往往依赖问题有较大的反馈量，通过时间维度上反馈量的突增，来判断某个问题是否为新/突增问题。但是用户反馈数据往往有很多的波动，新版本发布/活动/恶意投诉等非故障场景也会导致某些反馈的突增。当我们考虑大反馈量问题的时候，可以通过提高阈值来控制这些噪声，但这并不适用于小反馈量问题。因此，我们需要更加精细化的用户反馈分析能力，通过机器学习等方法，有效判断单条反馈的价值，并对这种少量反馈的时间趋势变化进行细粒度建模。

科研目标：

总结出小反馈量的严重问题反馈模式，总结出单条反馈价值的判断方法，并给出一套自动化分析方案。分析方案需要足够精细，能够在几万乃至几十万条反馈中，检测出只有个位数反馈的问题，同时达到较高的精度。该方案应该能够支持历史问题的重复出现检测，也支持未知问题的发现，并适用于不同类型的应用。具体目标位提高 50%小反馈量问题的检测能力。

关键词：用户反馈，机器分类，小样本学习。

5.2. 微信小程序、小游戏生态错误理解、分析及测试和性能改进

微信小程序，小游戏是一种全新的连接用户与服务的方式，它可以在微信内被便捷地获取和传播，同时具有出色的使用体验。微信小程序，小游戏线上共有上百万款应用，服务了微信数亿客户。本次研究旨在对整个小程序/小游戏生态的错误有比较完整和深

入的理解和分析，并探索运用各种技术（插桩技术、动态分析、静态分析、AI、对于日志的上下文挖掘等）解决各类错误，提升用户体验。

科研问题：

- 1) 对整个小程序/小游戏生态的错误缺乏比较完整和深入的理解和分析；
- 2) 现有的小程序/小游戏的高错误率，影响用户体验；
- 3) 基于现有的错误日志难复现，不方便定位小程序错误；
- 4) 现有自动化测试发现错误的类型有限；
- 5) 尚未对 Web 类进行程序分析定位错误，优化性能的应用；
- 6) 积累了大量错误日志，但缺乏对其精确分类与挖掘。

科研目标：

- 1) 完成搭建自动测试、程序分析的原型系统一套，并在内部投入试验使用；
- 2) 程序错误报告正确率控制在 95%以上；

关键词： javascript，程序分析，错误聚类。

6. 人机交互

6.1. 基于人工智能语音对话的人机交互方式体验设计

腾讯小微，是微信AI团队打造的智能语音助手解决方案。接入腾讯小微的设备不仅可以通过自然语言交互来使用音乐、视频、社交、天气、智能家居等技能，还能通过技能开放平台自定义配置硬件私有化技能。

“小微”正在尝试智能语音对话的VUI交互体验方式，与更多的交互范式相融合。在手机等设备上的GUI交互基础上加入VUI的设计，是小微的交互设计以及UI设计的新方向。

科研问题：

需在GUI交互规范有一定理解的基础之上，尝试与VUI对话交互的有效结合，并需要发掘用户使用效率的提高点，有效提升用户体验。

科研目标：

产出人机交互模型方法、并在小微人机交互VUI上实现落地应用，目标将人机交互轮次提高 3%，将用户的语音使用粘性（页面内交互时长）提高 2%。

关键词： 智能语音对话、VUI交互体验、交互控件。