

滴滴主题研究计划课题

滴滴主题研究计划课题概览

汽车与能源

- 一. 基于大数据的电动汽车动力总成系统优化研究

地理信息技术

- 一. 智慧交通路径计算
二. 基于多传感器的室内定位研究

语音信号处理

- 一. 基于语音的健康状态监测
二. 跨渠道说话人验证

计算机视觉

- 一. 基于视觉的重建与定位
二. 智能驾驶的端到端学习
三. 多人异常行为检测
四. 图像增强关键技术研究

机器学习

- 一. 供需预测
二. 拼车算法研究
三. 派单算法研究
四. 网约车评价体系设计
五. 基于网约车取消场景下的判责方法研究
六. 乘客个性化出行需求预测模型研究

汽车与能源

一. 基于大数据的电动汽车动力总成系统优化研究

1. 技术方向

汽车工程、电池系统

2. 研究背景

目前，电动汽车的动力系统算法与标定主要是基于有限的试验和经验设定的，在车辆运行生命周期内无法随着使用环境、驾驶习惯、整车状态等变化而实时调整。过于保守或激进的策略或无法有效发挥车辆运行能力，或无法保证车辆安全运行，这就需要将车辆系统零部件的实时状态与基于车辆

长期运行的大数据的优化算法与标定修正相结合，才能最大限度让车辆运行在最佳工作区间，实现价值最大化。

3. 研究目标

通过挖掘车辆的行驶工况特征，包括速度、里程、温度、充电等信息，提供基于大数据的动力系统仿真与开发的运行条件。通过实时采集电芯的电流、电压、温度等参数，预估电池系统的SOH；结合车辆行驶的历史数据，预测整车动力性、经济性变化，以及电池系统寿命周期内剩余行驶里程。在确保电池SOH不受损、整车驾驶性变动在可接受范围内的前提下，经过调节冷却策略、能量回收策略、放电策略等算法或参数，延长单次充电与生命周期的续航里程。

[回到首页](#)

地理信息技术

一. 智慧交通路径计算

1. 技术方向

路径计算；智慧交通

2. 课题背景

路径计算服务是滴滴很多现有上层业务的基础，也是智慧交通领域的重要基础服务，影响着数亿人次的出行；如何利用好静态路网属性信息和动态路况信息，为用户规划合理的路线，是业界的难题，也是非常有价值的研究课题。

3.研究目标

针对上述关键问题，研究目标包括不限于：

1. 路线质量的评价方法

基于海量用户轨迹，如何评级路径计算服务产出的路线是否合理，在多大程度上能够为司机、乘客所接受，是平台的基本职责，并且也为路径规划算法的优化指明了方向。需要综合考虑多个维度的指标（如路线长度、时间、价格、路况、用户偏好、道路等级等），和不同的业务场景（如顺风车、拼车等），探索有效评估路线质量的自动化方法。

2. 路网权值挖掘

常见路径规划算法是将真实的道路路网抽象为有向带权图（DWG），在此基础上搜索最短路线（即权值最低的路线）。结合静态路网属性（如道路等级、限速等）和动态道路属性（如路况等），探索有效的权值挖掘方法，使得搜索出来的路线质量更高。

[回到首页](#)

二、基于多传感器的室内定位研究

1. 技术方向

传感器定位，PDR（Pedestrian Dead-Reckoning），室内定位，室内导航

2. 课题背景

定位是所有LBS服务的基础。在滴滴的业务场景下，定位支撑了很多上层应用，其中一个比较重要的应用就是乘客的上车点推荐以及相应的步行引导。而定位的一大难点，是如何在室内实现精准的定位。

室内场景下，由于移动设备接收不到GPS信号，基本无法利用GPS定位获得位置，所以通常只能基于网络定位的方法得到位置。由于基站定位精度不高、室内AP位置推算难度较大，以及WiFi信号不稳定等原因，单纯的网络定位很难达到较高精度。

如今，手机越来越普及，功能也越来越强大。九轴传感器（加速度计、磁力计、陀螺仪）、气压计、光照计等已成为市场上各种主流手机的标配，且精度也在逐渐提高，使得利用多传感优化室内定位效果成为可能。例如用户在进入建筑前，可能有GPS提供的较为准确的位置；进入建筑后，基于PDR（Pedestrian Dead-Reckoning）技术对用户轨迹进行推算，可以获得用户在室内的位置。本项目旨在利用多传感器得到较准确的室内位置，并在室内定位优化方面进行一些前瞻性的技术探索，目标是实现精准的室内定位，支持准确的上车点推荐、室内步行导航等应用。

可利用的信息，包括但不限于

1.加速度计 2.磁力计 3. 陀螺仪 4.气压计 5. 光照计 6. WiFi指纹 7. 基站指纹

其他可用的数据，包括但不限于

1.地图POI数据 2.部分建筑的室内图

3. 研究目标

具体实施内容可能包括但不限于如下几个方面

1. 室内PDR算法

室内PDR算法要解决的问题是，利用手机九轴传感器（加速度计、陀螺仪、磁力计）及气压计、光照计等传感器，推算用户的位置变化，并结合之前的可信位置推算当前位置。这个过程中涉及的问题包括：如何获得大量的样本和真值？如何确定用户的初始方向？如何确定手机的摆放姿态？如何推算用户的移动方向和速度？如何让算法适配多种机型？如何验证实际效果？

2. 室内融合定位算法

室内融合定位算法要解决的问题是 PDR算法，结合WiFi定位，室内道路等信息，如何得到更加准确的室内位置。整个过程中涉及的问题包括：如何获得大量的样本和真值？如何融合多源信息优化定位？如何验证实际效果？

4. 性能要求及期待产出

考虑到滴滴的业务场景，我们要求项目中产出的方法具备较强的实用性，包括以下几个方面

1. 可行性——该方法是现有场景、技术条件下易于部署和应用的；
2. 性价比——该方法在有限的投入下，能够产出足够的价值；

3. 覆盖率——该方法可以让足够多的用户最终收益。

在方法具备较强实用性的前提下，最终从以下几方面进行评估

1. 定位精度——与室内定位真值偏差距离，采样多个定位点计算中位数；
2. 定位准确率——与室内定位真值偏差距离，采样多个定位点计算偏差大于一定距离（10m、100m等）的比例；
3. 实用性——该方法的可行性、性价比、覆盖率如何。

[返回首页](#)

语音

一. 基于语音的健康状态监测

1. 技术方向

语音识别，语义理解，健康状态评估，说话人切分

2. 课题背景

车载场景是一个特殊的场景。驾驶员在行程中有遭受各类状况的可能性（包括身体健康，酒驾等），特别是对于长期驾驶的驾驶员。现希望通过音频，并借助人工智能技术，从数据中分析驾驶员的健康状况，从而作出及时的反馈。我们期望利用人工智能技术逐渐具备像专业医护人员一样对驾驶员的健康状态拥有感知能力，并不断优化，让出行更美好。

3. 研究目标

针对上述关键问题，研究目标包括不限于

1. 健康事件识别

期望通过课题，建立从行程音频数据中识别健康事件的能力。课题关注在如何从音频中识别驾驶员健康数据的方法及性能，可能会涉及到类目定义、数据集构建、模型训练和验证等环节。

2. 司机酗酒识别

期望通过课题，可以通过音频识别驾驶员当前是否处于酗酒状态，可能会涉及驾驶员身份的识别（即是否可以在嘈杂环节中准确识别出驾驶员），以及喝酒程度的识别。

[返回首页](#)

二. 跨渠道说话人验证

1. 技术方向

2. 课题背景

说话人识别本身业界已经很成熟，包括通过声纹验证人的身份，已经很多被应用在实际的场景中。而如果说话人本身的验证的渠道不同，渠道的变化对声纹算法产生的影响可能会大于说话人本身的变化。

3. 研究目标

渠道不敏感说话人验证方法

经典的基于i-vector的声纹技术以及端对端的声纹技术，逐渐成为了说话人识别和说话人认证的主流技术，而基于跨渠道语音数据的说话人技术仍需要进一步的探索。

本课题期望通过跨渠道的声纹技术，实现说话人的识别或验证，例如注册语音和验证语音来源不同的渠道，即研究渠道不敏感的说话人验证方法。

音频可能但不限于以下几个渠道：

- 1) 近场高质量麦克风
- 2) VoIP电话语音
- 3) 远场高质量单麦克风

课题期望建立一套跨渠道的内容无关的声纹技术，最终使性能指标DET曲线和EER尽可能低。

[回到首页](#)

计算机视觉

一.基于视觉的重建与定位

1. 技术方向

计算机视觉，视觉感知，三维重建，实时建图与定位(SLAM)，结构感知和理解

2. 课题背景

传统定位技术(如GPS等)在室内环境下信号强度和精度受到很大影响。如何更好地利用现有信号实现室内定位是一项具有挑战且实用的工作。图像/视频等视觉信息具有采集成本低、不需要额外设备、感知语义丰富等优点，在定位技术中具有较大的潜力。

一个典型的场景为用户A到了一个陌生的火车站，其提前预定了一辆专车，但是由于火车站室内结构过于复杂，该用户在寻找专车的停靠位置时遇到了困难。若室内定位技术应用到系统中，专车在停靠好后，向系统更新其所在位置。用户在遇到困难时拿出手机，定位出用户当前所在的具体位置并提交到系统中，系统根据用户的信息，指引用户找到专车并顺利上车。

基于上述原因，将视觉感知技术应用到定位中，将为上述场景的用户体验提升起到重要的作用。

3. 研究目标

本课题的目的是探索基于视觉的手机室内定位和线路指引的方案和策略，具体包括基于视觉的室内结构获取和构建技术、视觉匹配技术及其在室内定位中的应用可行性和实施方案。具体实施内容可能包括但不限于如下几个方面

1. 三维重建数据获取方案 确定图像数据采集的设备、采集策略，以及数据的组织形式等；
2. 基于视觉的三维结构构建技术 针对所采集的图像，恢复出对应场景场景的基本三维模型结构；
3. 基于视觉的定位技术 在所构建的场景中，给定一张或几张图像，能够定位出照片的拍摄位置。

4. 性能要求及期待产出

研究内容的评估方法应考虑如下几个方面

1. 数据采集成本；
2. 模型构建的准确性、模型完整性等；
3. 视觉定位技术的准确性、定位速度、定位成功率等。

视觉定位技术在学术界有大量的相关研究，将其应用到实际的场景还处在探索阶段，本课题期望能够对相关的可行性和实施方案进行探讨和尝试，期待的产出如下：

1. 一套基于视觉信号的定位解决方案。该方案能够详细描述了如何利用视觉信号进行定位的实施可行性和难点，包括实施步骤、方法、数据采集和数据更新策略；更具体的，可能包括对模型构建过程中的图像要求，如图像数目、图像分辨率、图像拍摄视角等；模型构建的步骤和对计算资源的要求如何；定位过程中视觉匹配的计算复杂度和空间复杂度等。
2. 核心算法与原型系统, 包括场景结构构建算法、基于图像的定位模型(包括当前位置和视角估计)、以及演示系统等。
3. 具体各个模块的评价指标以及所提出的算法在该评估指标上的评估结果。

[回到首页](#)

二. 智能驾驶的端到端学习

1. 技术方向

计算机视觉，端到端学习，智能驾驶

2. 课题背景

将端到端学习应用到智能驾驶汽车上，通过传感器（如Lidar/Camera/GPS/IMU）采集的原始数据，运用深度学习解决感知、行为预测、路径规划、控制等面临的挑战。在只有相机图像数据、和/或3D激光雷达数据并存的情况下，我们关注端到端自动驾驶的下列任务

3. 研究目标

具体实施内容包括但不限于如下几个方面

1. 感知

给定图像和 3D 对象，使用深层网络来对目标轮廓（分割）、类型（分类）、速度（快慢和方向）等进行预测。

2. 行为预测

由原始传感器数据来预测无人驾驶汽车周围物体的意图，例如 相邻车辆是否超车或并道，以及行人是否将要穿越人行横道。

3. 路径规划和控制

由传感器传入的数据直接输出智能驾驶汽车的轨迹图，并能通过信号控制车辆完成旋转方向盘、踩踏板、踩刹车等动作。

4. GPU 加速

通过对深度网络压缩（精简）或利用 GPU 加速等方法，在当前 GPU 配置下保证算法实时性，如 10~30 Hz。

4. 性能要求及期待产出

在多个数据集和任务上全面测试、探索端到端算法的能力，特别地

1. 关于多个数据集 公开数据集 如KITTI，私有数据集（滴滴提供）和仿真数据集（如DeepDrive）等
2. 关于多个任务的实验 输入原始传感器数据，通过构建深度学习实现以下任务，如定位、物体检测、分割、实例分割、物体速度或者行为预测、机器人路径规划（包括轨迹和最终控制信号输出），分析端到端算法在各个阶段的优缺点并举例说明
3. 关于不同传感器输入 例如在基于多个传感器如LiDar，Radar，Camera融合信息下，结合/不结合GPS或IMU信号源的对比实验。

4. 参考资料

[1] “Off-Road Obstacle Avoidance through End-to-End Learning.” Accessed July 7, 2017.

<http://yann.lecun.com/exdb/publis/pdf/lecun-dave-05.pdf>.

[1] “End-to-End Deep Learning for Self-Driving Cars - Parallel Forall - Nvidia.” Accessed July 7, 2017. <https://devblogs.nvidia.com/parallelforall/deep-learning-self-driving-cars/>.

[1] “Multi-View 3D Object Detection Network for Autonomous Driving.” Accessed July 7, 2017. <https://arxiv.org/abs/1611.07759>.

[回到首页](#)

三. 多人异常行为预测

1. 技术方向

计算机视觉、实例分割、骨架关键点检测、动作识别

2. 课题背景

随着计算机和多媒体应用技术的快速发展，大量的监控网络摄像机作为一种有效的措施被广泛地应用,它为人们的社会安全提供了保障。特别在某些特定环境中，例如在车厢、电梯中，基于监控网络摄像机，利用图像分析技术，通过对载客的行为进行识别与检测，自动地智能化预测出其中不正常的行为，并且发出提醒报警信息，保证人们安全，从而减少社会安全事件，保障公民的人身和财产安全。

3. 研究目标

针对上述关键问题，研究目标包括不限于以下三个方面：

1. 实例分割

近期研究表明，在对未来帧进行语义分割时，在语义层面上的预测，比先预测 RGB 帧，然后将其分割更加有效。因此，我们探索通过对车厢环境内的图像场景进行实例分割实现冲突预测，在此任务下，希望分割技术达到业界顶级水平。

2. 人体骨骼关节点检测

人体骨骼关键点对于描述人体姿态、预测人体行为至关重要，因此人体骨骼关节点检测是诸多计算机视觉任务的基础，例如动作分类、异常行为检测、以及自动驾驶等。通过对关键点检测与分析，实现异常行为识别与预测，保证用户安全。

3. 冲突预测

通过机器学习来预测冲突正在成为社会学和计算机交叉领域的一个热议话题。由于导致冲突的因素的不确定性与多变性，导致对冲突预测具有一定挑战性与争议性。期望根据以上研究内容，基于图像实现对多人冲突行为的预测。

[回到首页](#)

四. 图像增强关键技术研究

1. 技术方向

计算机视觉、图像增强、暗光增强、去模糊

2. 课题背景

图像和视频在公共安全领域发挥越来越大的价值，各地城市安装越来越多的监控摄像头来保障城市的公共安全，企业、生活小区、市场、个人等都安装了摄像头。由于拍摄环境和摄像设备成像质量的影响，往往造成图像/视频的模糊不清晰，对后续图像识别会造成很大的困难和挑战。模糊不清晰来自多个方面，如 晚间光照不够、设备成像低分辨率过低、极端天气（雨雾霾等）、图像/视频过度曝光、摄像头对焦不准、物体运动过快等。

3. 研究目标

针对上述关键问题，研究目标包括不限于

1. 暗照增强

暗光增强主要解决的是夜晚或光线暗区域拍摄的图像导致人眼或机器“看不清”暗光区域的场

景，希望设计基于神经网络的end to end模型，通过暗光增强技术处理暗光图片，输出清晰图片，并在公开测试集上，可以达到最新业界水平。在实际测试集上，经过裁剪优化满足技术落地需求。

2. 图像去模糊

图像去模糊一直是图像处理中困扰业界的难题。图像模糊产生的原因可能非常复杂。比如，相机晃动，失焦，拍摄物体高速运动等等。期待希望设计基于神经网络的end to end模型，通过图像增强技术处理模糊图像，输出清晰图片，并在公开测试集上，可以达到最新业界水平。在实际测试集上，经过裁剪优化满足技术落地需求。

机器学习

一. 供需预测

1. 技术方向

时空数据 人群转移分析 城市出行

2. 课题背景

出行领域的核心在于连接司机和乘客。如何有效利用这些信息通过大数据和机器学习的技术方案，对供给和需求进行描述和建模，实现高频出行下的供需平衡，是提升整个平台效率和服务的关键。通过建立一个统一的供需实时预测系统，通过基础能力的建设和打磨，能赋能订单分配、司机调度、导流、定价、产品策略等业务场景，提升整个出行平台的效率。

3. 研究目标

针对上述关键问题，研究目标包括不限于

1. 时空数据预测

构建出行场景下时空数据预测能力，其中涉及数据集组织、特征工程、模型训练和验证。对于时空数据的分析和研究一直是业界热议的方向之一，而时空数据预测也一直是业界的一大难题，我们拟建立科学的评估体系，对输出的预测能力提出以下要求，提供实时预测能力，达到数据可用性，适配节假日、极端天气、突发事件等异常情况。

2. 人群转移分析

出行场景的根本是人群的转移，只有深入挖掘人群属性及行为特征，才能对城市出行规律做出更加科学的解读。

4. 参考资料

[1] “Supply Demand Gap Predition”Kaggle2017

[回到首页](#)

二、拼车算法研究

1. 技术方向

研究拼车合乘算法，提升拼车系统的效率

2. 课题背景

网约车的快速发展和普及，极大地提升了出行服务的体验和效率。同时，车辆共享使得交通拥堵得到缓解，基于大数据的供需匹配与优化技术也助力于智慧城市的建设。其中拼车通过行程共享，致力于进一步提升车辆利用效率，以提供低价，高效，绿色的出行服务产品。

在更少的体验损失下，将更多的订单组合在一起，也将极大提升拼车效率。拼车效率的实现依赖于定价能力，需求结构及分单能力，且各部分作用相互耦合。定价模型灵活支持不同业务目标下的基础定价及补贴发放策略。出行需求结构在不同城市差异巨大：在相似体验约束下，达到同等效率所需的订单数量在不同时空域上迥异给定供需集合，分单模块负责将需求与需求，供给与需求进行实时匹配，并通过匹配算法及时序决策的优化提升拼车效率。

三个部分的综合影响最终决定了拼车效率的实现，而各独立部分影响面的量化及相互作用关系的描述，对整体策略能力进化必不可少。

3. 研究目标

针对上述关键问题，研究目标包括不限于

1. 拼车分单时序决策优化

实时拼车业务的一个主要特征是分单系统对出行需求的即时响应，意味着匹配决策需要在极短的时间内完成。对某一订单来说，在其生命周期中往往能参与多个订单组合，且该订单组合的集合随时间变化并决定了此订单匹配效率的优化空间。因此，匹配决策需在当前轮次的优化力度及未来需求的随机性之间做权衡。即不仅提升每一轮次的匹配效率，同时需考虑订单在时序上所能参加的匹配轮次组合并决策最佳分配点。

2. 需求结构与分单耦合关系建模

分单框架中的各要素如基础匹配算法，时序决策优化，体验参数控制等，在不同的需求结构下，对于拼车效率的影响也相应变化。因此，在不同的需求结构下，需灵活地根据相适应关系调整分单框架，从而使各要素的组合能更好地实现拼车效率。

3. 需求结构建模

在同一城市中需求结构是异质化的，而基于业务目标，去有向地调整需求结构十分重要。为不同时空域内的需求建立属性，可增强对输入订单集合的把控能力。如动态泛线路的挖掘，及线路间影响关系的建模等。

4. 绕路识别

拼车绕路的实时识别，包括拼车子单内送驾绕路，拼友接驾绕路，全拼单整体绕路，相邻单绕路等的识别。一般来说，这个过程涉及异常问题定义，用户反馈收集和清洗，特征数据集构建，模型训练和验证。其中，问题的拆解和建模是最困难的。拼车绕路场景有着丰富的内涵，完成机器学习建模应该满足以下三个要求。

1) 内聚性

每个子问题场景都有一个清晰的定义，任何两个子场景之间的边界尽可能清晰。每个子场景的拆分定义具有较强的内聚性。

2) 全局性

各子问题场景间的相关性及子场景与总场景的关系，对问题的发现和早期问题的及时解决有较强的影响，需要统筹考虑。

3) 模型指标

模型需要通盘考虑准确率、召回率对成本和用户体验的平衡，同时兼顾模型判责的可解释性。

5. 成单调度

根据订单时间、费用、里程、路况、空余座位、司机属性、乘客属性等特征，结合成本收益体验等建设基于深度学习、强化学习的拼单调度策略，从而提升资源利用率和司乘体验。

1) 多目标优化

充分考虑司机、乘客利益和约束，实现司乘体验的优化，体验和效率、平台长期增长的均衡。

2) 模型指标

在充分理解业务和数据的基础上，分场景建设通用的灵活可配置的调度模型。实现拼成率、顺路率等核心业务指标的明显提升。

4. 参考资料

[1] Alonso-Mora, J., Samaranayake, S., Wallar, A., Frazzoli, E. and Rus, D., 2017. On-demand high-capacity ride-sharing via dynamic trip-vehicle assignment. Proceedings of the National Academy of Sciences, 114(3), pp.462-467.

[2] Vazifeh, M. M., et al. "Addressing the minimum fleet problem in on-demand urban mobility." Nature 557.7706 (2018): 534.

[回到首页](#)

三 . 派单算法研究

1. 技术方向

组合优化、强化学习、多目标优化、在线系统

2. 课题背景

网约车服务在近年来得到了广泛的普及和长足的发展。与传统的巡游出租车相比，网约车的优势之一在于其存在中心化的决策机制，可按需在线地撮合乘客和司机间的匹配，从而达到提升平台效率和司乘体验的效果。订单分配（或派单）算法作为连接司机和乘客的桥梁，是网约车平台中最核心的问题之一。

在实际应用中，一个可用的订单分配算法需要满足几下几个要求

1. 实时计算、运行效率高

以滴滴平台为例，每天平台日订单3000万，这对算法的实时性和复杂度有了很高的要求；

2. 平衡效率、体验等多个目标

在订单分配算法中，平台不仅要考虑整体的匹配效率，还需要满足司乘体验的要求、公平性、可解释性以及平台长期增长的诉求。如何将这些目标有机地结合在一起是一大难题。

从上述分析可知，派单任务无法简单地由人工配置进行，其对机器算法有着很强的依赖。从

另一个角度来说，派单算法也是人工智能、机器学习、运筹优化等研究领域很好的实验土壤。综上，派单问题可以作为学术和工业界结合的重要应用之一。

3. 研究目标

针对上述关键问题，研究目标包括不限于

1. 匹配算法框架

在订单分配问题中，一个重要的特性是其存在网络效应和时序效应。具体来说，网约车为一个司乘的双边市场，司乘间的匹配皆不是互相独立的，其在时间和空间上组成了一个网络状的结构。同时，派单中需要考虑平台效率、司乘体验、公平性等多种因素，形成了多目标优化的问题。因此，设计一个可满足以上条件的匹配框架，平衡优化目标和约束，并综合时间序列和空间匹配要求，非常有研究价值。

2. 个性化派单

根据用户实时状态以及用户特性的不同，进行个性化的分单，以提升司乘和效率。

3. 派单公平性和可解释性

滴滴的线上分单系统每天为大量的司机和乘客服务，其服务对象均为有感情有诉求的个体，故算法的可解释性和公平性往往与平台效率、体验处于同样重要的作用。如何把公平性引入优化目标或约束中，并生成可解释可回溯的匹配标准，也是算法必须要考虑的问题。

4. 参考资料

[1] Xu. Z., et al. “Large-Scale Order Dispatch in On-Demand Ride-Hailing Platforms: A Learning and Planning Approach”, KDD2018. [2] Vazifeh, M. M., et al. “Addressing the minimum fleet problem in on-demand urban mobility.” Nature 557.7706 (2018): 534.

[回到首页](#)

四. 网约车评价体系设计

1. 技术方向

深度学习，机器学习，半监督学习，Active Learning，标注方法，Transportation，用户体验

2. 课题背景

随着移动互联网颠覆性的变革，网约车行业在全球兴起。滴滴作为全球领先的网约车以及智慧交通平台，已经在深刻改变着人们的出行乃至生活方式。

让好服务的司机能获得好的收入，为网约车设计一套评价体系，兼顾乘客体验，司机接单公平性与平台的合理收益，也成为司乘生态建设的一大关键。滴滴目前的评价体系构建依赖的机器学习建模实现的。司乘反馈的准确数据标注和模型的持续优化也将可以让网约车评价体系设计的更完善，从而使司机和乘客的用户体验进一步提升。

3. 研究目标

针对上述关键问题，研究目标包括不限于

1. 标注方法研究

构建自动或半自动的样本标注能力，为模型训练提供足够多的样本。一般来说，这个过程需要结合人工标注样本，涉及半监督学习、Active Learning等方面的知识。将自动标注的样本达到人工标注的质量是最困难的。需要满足以下两个要求：

1) 准确性

每个样本都要得到准确的评价结果，达到或近似达到人工标注的质量。

2) 自动或半自动

样本的生产是自动或半自动的，可以支撑DNN这种大规模训练数据要求。

2. 模型算法研究

探索合适的机器学习、深度学习、增强学习等方法，持续提高模型效果。详细来说，评估的指标和方面包括

1) AUC

2) 准确率

3) 召回率

4) 工程架构

[返回首页](#)

五、基于网约车取消场景下的判责方法研究

1. 技术方向

深度学习，机器学习，半监督学习，Active Learning，标注方法，Transportation，用户体验

2. 课题背景

随着移动互联网颠覆性的变革，网约车行业在全球兴起。滴滴作为全球领先的网约车以及智慧交通平台，已经在深刻改变着人们的出行乃至生活方式。良好的司乘生态非常重要，以一个普通的约车场景为例，当乘客输入自己的起终点并点击“叫车”时，平台会实时匹配合适的司机，而在匹配完成后和开始计费前，司机或乘客可以随时取消这笔订单，但可能会面临一定的责任判定，因为一方的取消往往会影响到另一方的体验。

滴滴的取消判责当前是用机器学习建模方式实现的能在司乘任意一方取消订单时，实时、自动判定司乘双方的取消责任，即时给予反馈，有效保障司乘双方权益。司乘反馈样本的准确标注和机器学习模型算法的提升都可以让取消行为的责任判定更准确，从而使司机和乘客的用户体验进一步提升。

3. 研究目标

针对上述关键问题，研究目标包括不限于

1. 标注方法研究

构建自动或半自动的样本标注能力，为模型训练提供足够多的样本。一般来说，这个过程需要结合人工标注样本，涉及半监督学习、Active Learning等方面的知识。将自动标注的样本达到人工标注的质量是最困难的。需要满足以下两个要求：

1) 准确性

每个样本都要得到准确的判责结果，达到或近似达到人工标注的质量。

2) 自动或半自动

样本的生产是自动或半自动的，可以支撑DNN这种大规模训练数据要求。

2. 模型算法研究

探索合适的机器学习、深度学习、增强学习等方法，持续提高模型判责效果。 详细来说，评估的指标和方面包括

1) AUC

2) 准确率

3) 召回率

4) 工程架构

4. 参考文献

[1]Tianqi Chen, Carlos Guestrin, "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System", KDD 2016.

[2]Xinran He, Junfeng Pan, Ou Jin, Tianbing Xu, Bo Liu, Tao Xu, Yanxin Shi, Antoine Atallah, Ralf Herbrich, Stuart Bowers, Joaquin Quiñonero Candela, "Practical Lessons from Predicting Clicks on Ads at Facebook", Proceedings of the Eighth International Workshop on Data Mining for Online Advertising, 2014.

[3]Dong C. Liu, Jorge Nocedal, "On the limited memory BFGS method for large scale optimization", Journal of Mathematical Programming 1989.

[回到首页](#)

六. 乘客个性化出行需求预测模型研究

1. 技术方向

用户画像，机器学习，深度学习，个体出行需求预测

2. 课题背景

滴滴致力于满足用户的出行需求，目前用户出行需求表达一般在打开滴滴出行之后，此时用户的需求决策（从A至B，打车出行）已基本确定，出行服务目标主要为对需求表达后的高效满足。

对用户未来短期的个性化的需求预测研究，对于后续通过运营手段引导和促进用户共享出行，具有重要意义。例如，通过算法准确预测个体用户未来24小时从A到B的概率，则可以结合行程特点（典型的，出行概率高还是低，出行目的地是商场还是饭店），提前对用户进行个性化运营和推荐，从而有效增强用户体验，提升运营效果。

通常，用户的出行决策在平台上只得到部分的展示，数据往往呈现出高度稀疏的特点，用户是否从A出行到B又受到天气、需求变动等多方面影响，出行需求预测具有相当难度。但用户出行需求又有一定场景，每一场景都有其特征，如 通勤类（稳定性，固定时间地点），旅游类（异地，热门景点），娱乐类（餐饮，娱乐场所，往返）等，表明用户个体的出行需求，一定程度上是可预测的。通过机器学习算法，挖掘滴滴的用户数据，预测每一个个体用户未来出行的可能性和场景，对于后续通过个性化的运营手段引导和促进用户共享出行，具有重要意义。

3. 研究目标

针对上述关键问题，研究目标包括不限于

1. 乘客未来24小时出行路径预测

通过滴滴收集的海量数据，包括历史行程，用户位置，订单数据，结合POI，天气情况，社会事件（演唱会，春运）等数据，利用机器学习算法，预测个体用户未来24小时的出行路径（从A到B），并相应地计算其概率。

4. 性能要求与期待产出

模型预测效果的衡量指标

1. TOPN预测路径对实际出行路径的准召（典型地，N=1，3）

2. 预测TOP1召回路径上实际是否出行的AUC

因不同场景下的预测需求难度和意义不一样（如通勤类易预测，娱乐类相对难），因此上述指标宜依据场景不同而分别衡量。

要求

1. 在分类场景下，个体用户出行预测的准召等指标方面取得较好效果；
2. 在学术上体现算法先进性和模型的创新性；
3. 算法和模型能够在滴滴业务场景中落地。

[回到首页](#)