

# 董汉德

手机：(+86) 17737085538 · 邮箱：donghd66@gmail.com

个人主页：<https://donghande.github.io/>

## 核心竞争力与职业目标

### 核心竞争力

- LLM 全流程研发**：包括预训练、后训练、Agent、RAG、高效部署等，具有丰富的实战经验。
- 学术造诣**：Google Scholar 被引用超 1000，持续跟踪 LLM 前沿研究。
- 产品创新能力**：在腾讯打造成功产品，培养了敏锐的产品嗅觉，善于将技术创新转化为实用价值。
- 技术与产品平衡**：擅长在工程实践中权衡技术与产品需求，推动技术落地并实现业务价值。
- 优秀的合作与沟通能力**：拥有团队协作和跨部门沟通经验，擅长与客户交流需求并推动方案落地。

### 职业目标

- 通过 AI 技术提升人们的生活质量：短期内专注于**依托 LLM 做出有价值的产品**；长期致力于推动 AI 在各领域的深度应用，实现技术与社会效益的双赢。

## 工作经历

腾讯 - CSIG - 开发者产品中心，高级应用研究员

2023.08 - 至今

### 1. 腾讯云 AI 代码助手产品研发（核心负责，80%）

- 主要职责**：代码大模型的研发工作，覆盖补全、对话、Agent 等核心功能模块。优化模型性能，显著提升代码补全的准确率和生成效率，为开发者体验带来直接价值。
- 主要成就**：(1) 全程参与产品从 0 到 1 的构建；(2) 实现从内部组员试用到覆盖公司 80% 内部用户的跨越；(3) SaaS 的日活已达数万级、私有化超 10 家 KA 客户。

### 2. 腾讯设计产品 AI 技术支持（核心负责，20%）

- 主要职责**：负责图生 UI 和文生 UI 两大功能模块的 AI 技术研发，结合 Agent、多模态大模型和视觉模型，构建支持整体功能的技术架构。
- 主要成就**：推动产品从 0 到 1 的精细化打磨，产品功能内部体验良好，展现了将生成式 AI 应用于 UI 设计的广阔潜力，协助团队完成了 AI+ 设计的方案验证，确定了往 AI 方向的产品发展路线。

备注：在腾讯参与过两次绩效评定，获得 2 次 Outstanding 评级。

粤港澳大湾区数字经济研究院 - AI 平台技术中心，算法工程师

2022.07 - 2023.08

- 主要职责**：跟踪预训练和大语言模型在代码理解与生成领域的前沿研究，探索其科研与应用潜力。复现多种优秀代码理解与生成模型的实验结果，重点研究 BERT 和 GPT 在代码数据上的预训练方法。
- 主要成就**：(1) 深入研究代码理解与搜索领域；通过，新方法将代码搜索任务精度提升 5 个百分点；(3) 发表 2 篇高质量论文；(3) 为团队在相关方向的理论探索与实际应用提供了重要支持。

## 教育背景

中国科学技术大学，电子工程与信息科学系，导师：何向南教授，硕士

2019.09 - 2022.06

- 研究方向**：图神经网络、数据挖掘、推荐系统、信息检索。
- 主要成果**：发表 3 篇顶会/顶刊论文，涵盖推荐系统偏差与去偏方向的研究。参与推荐系统偏差和去偏项目，做的 bias 综述与 AutoDebias 方法在领域内具有较大影响力，获得超 1000 次被引用量。

中国科学技术大学，近代物理系，赵忠尧英才班，本科

2015.09 - 2019.06

- 班级与奖学金**：赵忠尧英才班是面向优秀学生的精英培养项目。在校期间，多次荣获金奖奖学金。
- 毕业荣誉**：毕业时被评为“省级品学兼优毕业生”与“校级优秀毕业生”。

## 项目经历

### 后训练数据飞轮的建设

- 背景与目标**：腾讯云 AI 代码助手的日活用户已达数万，用户会主动上报模型的 bad case，庞大的日活量也积累大量用户的使用日志。基于此，面临的核心问题包括：(1) 如何优化模型，修复 bad case；(2) 如何利用用户数据驱动模型优化，实现 Scaling 效应；(3) 如何确保优化过程的高效性。

- **解决方案**：针对上述问题，引入后训练机制以提升模型表现，具体来说：(1) 数据基建：提出 LLM 后训练的基建需求，与数据团队协作，构建中心化数据平台，用于存储用户日志、产品上报信息和用户反馈；(2) 后训练算法：引入结合 SFT、DPO 和拒绝采样的后训练算法，形成可持续迭代优化的数据飞轮；(3) 标签数据获取：采用三类标签来源，包括用户时序日志分析、高级模型 API 标注的 SFT 数据，以及人工/高级模型标注的偏好数据。
- **成果**：成功解决了用户高频反馈问题，搭建了成熟的数据飞轮，将用户数据高效转化为模型资产，实现了后训练的 scaling 效应。

## 以用户为中心的代码补全数据构造方法

- **背景与目标**：现有代码补全模型依赖 FIM (Fill in the Middle) 训练方法，通常随机选择切分点。但这种方式与用户实际触发补全的习惯不一致（如倾向于在空行处触发），导致线上模型在不需要补全的位置强行生成，影响整体采纳率。
- **解决方案**：提出模拟用户触发行为，构造符合实际的 FIM 数据训练模型。具体来说，将用户操作分为四种类型：行补全、半行补全、行内补全和块补全，通过控制各种数据类型的比例和切分时机造数据，并基于此类数据训练优化模型。
- **成果**：模型修复了不合理补全问题，采纳率显著提升 8 个百分点 (15%→23%)。

## 数据清洗和构造赋能继续预训练

- **背景与目标**：团队早期进入代码领域时，缺乏对代码大模型的数据处理和训练技术。需要补齐相关技术，为未来 3-5 年的产品探索提供技术支持。
- **解决方案**：通过大规模数据实验，沉淀了十余条有效的数据清洗策略，包括文本级别与代码静态分析级别的策略。在数据构造方面，创新性地采用仓库级别的数据构造方法，超越当时主流的文件级别方式，有效提升了模型对仓库级别代码的理解和生成能力。
- **成果**：相关数据清洗与构造技术至今仍是团队的核心资产，持续支撑产品迭代。仓库级别的训练提升了代码生成的采纳率 3 个百分点 (9%→12%)。

## 模型的推理优化

- **背景与目标**：在保证模型精度的前提下，低成本、低延迟的推理过程直接影响产品竞争力。为此，需要对模型推理进行系统性优化。
- **解决方案**：通用推理技术：引入 prefix caching 和 chunked prefill 技术，并提出改进的 KV cache CPU offload 方案，进一步降低成本。模型优化：探索不同规模模型对采纳率和生成率的影响，提出智能路由策略，将请求分发至不同模型以实现低成本、高效能。FIM 优化：针对代码 suffix 无法利用 prefix caching 的问题，提出 SP 和 FIMX 推理方法，优化 FIM 顺序，使 suffix 能被高效处理。
- **成果**：优化技术将推理延迟降低了 30%，生成率提升 5 个百分点，并为更大模型的探索提供了可能性，进一步增强用户体验。

## 客户支持与技术咨询

- **背景与目标**：产品的重要目标之一是面向 ToB 客户，进行私有化部署和产品售卖。在此过程中，我们需要为客户做技术咨询和联创，更好地服务客户，以客户成功推动产品成功。
- **解决过程**：与客户技术团队深入对接，提供技术支持并影响其技术认知；挖掘客户共性需求，提出基于客户场景数据的微调方案，并成功在多个客户场景中落地；技术侧，推进了与客户团队的分工合作，进行了后训练技术的建设。
- **成果**：通过高效支持和技术赋能，建立了良好的客户影响力，成功服务多个领域的 KA 客户，持续推动产品增长。

## 主要发表论文

- *Improving Code Search with Hard Negative Sampling Based on Fine-tuning*; APSEC 2024; **Hande Dong**, Jiayi Lin, Yanlin Wang, Yichong Leng, Jiawei Chen, Yutao Xie.
- *Survey of code search based on deep learning*; TSEM 2023; Yutao Xie, Jiayi Lin, **Hande Dong**, Lei Zhang, Zhonghai Wu; CCF-A 类期刊
- *Bias and Debias in Recommender System: A Survey and Future Directions*; TOIS 2023; Jiawei Chen, **Hande Dong**, Xiang Wang, Fuli Feng, Meng Wang, Xiangnan He; CCF-A 类期刊
- *AutoDebias: Learning to Debias for Recommendation*; SIGIR 2021; Jiawei Chen\*, **Hande Dong\***, Yang Qiu, Xiangnan He, Xin Xin, Liang Chen, Guli Lin, Keping Yang; CCF-A 类会议, 共同一作
- *On the Equivalence of Decoupled Graph Convolution Network and Label Propagation*; WWW 2021; **Hande Dong**, Jiawei Chen, Fuli Feng, Xiangnan He, e.t.c.; CCF-A 类会议

谷歌学术显示，本人论文被引用数超 1000 次。全部论文见[谷歌学术主页](#)。