

# 张盛佳

(+86) 13896366265 | [shengjia.zhang@zju.edu.cn](mailto:shengjia.zhang@zju.edu.cn) | [cynthia-shengjia.github.io](https://cynthia-shengjia.github.io)

## 教育背景

浙江大学	2024.09 – 至今
• 学术型硕士，计算机科学与技术学院	杭州
重庆大学	2020.09 – 2024.06
• 工学学士，软件学院（现大数据与软件学院），排名：5/256，绩点：3.87/4.00	重庆

## 获奖与荣誉

研究生国家奖学金，浙江大学	2025
华为奖学金 (2/20)，重庆大学	2023
美国大学生数学建模竞赛 Outstanding Winner & Frank Giordano Award (1/15105) [获奖证书]	2022

## 代表性论文

以第一作者发表 CCF-A 类会议两篇 (\* 表示共同贡献)

### 第一作者论文

[Talos: Optimizing Top-K Accuracy in Recommender Systems](#)

Shengjia Zhang\*, Weiqin Yang\*, Jiawei Chen, Peng Wu, Yuegang Sun, Gang Wang, Qihao Shi, Can Wang  
WWW 2026 (CCF-A)

[Advancing Loss Functions in Recommender Systems: A Comparative Study with a Renyi Divergence-Based Solution](#)

Shengjia Zhang, Jiawei Chen, Changdong Li, Sheng Zhou, Qihao Shi, Yan Feng, Chun Chen, Can Wang  
AAAI 2025 (CCF-A)

[OThink-R1: Intrinsic Fast/Slow Thinking Mode Switching for Over-Reasoning Mitigation](#)

Shengjia Zhang\*, Junjie Wu\*, Jiawei Chen, Changwang Zhang, Zhe Li, Xingyu Lou, Wangchunshu Zhou, Sheng Zhou, Can Wang, Jun Wang  
Arxiv 2025

### 其他论文

[Breaking the Top-K Barrier: Advancing Top-K Ranking Metrics Optimization in Recommender Systems](#)

Weiqin Yang, Jiawei Chen, Shengjia Zhang, Peng Wu, Yuegang Sun, Yan Feng, Chun Chen, Can Wang  
KDD 2025 (CCF-A)

## 研究兴趣

我的长期研究目标是通过高效机器学习算法加速大规模模型的训练与推理。在硕士阶段，我围绕推荐系统中的排序优化问题，积累了扎实的优化理论基础（分布鲁棒优化、代理损失构造、分位数回归）。在博士阶段，我希望将优化理论能力与算法实现相结合，深入研究高效机器学习算法的设计与实现，特别是量化、稀疏化等技术在模型加速中的应用。我使用 Triton 独立实现了 FlashAttention 的完整前向与反向传播 [代码]；同时使用 CUDA

实现了基于 shared memory tiling 与 register blocking 优化的 SGEMM kernel, 并搭建了完整的 benchmark 框架与 cuBLAS 进行性能对比 [代码]。

## 科研经历

---

### 推荐系统中的排序优化

2023.09 – 2025.03

研究路线: 分布鲁棒优化  $\rightarrow$  Top-K NDCG 优化  $\rightarrow$  Top-K 准确率优化

#### DrRL: 基于 Rényi 散度的鲁棒损失函数 (AAAI 2025)

- 将分布鲁棒优化 (DRO, 即在最坏情况的数据分布下优化模型) 引入损失函数设计, 证明主流的 Softmax Loss 和 Hinge Loss 是所提 DrRL 在特定参数下的特例, 从理论上统一了两类主流推荐损失函数 Softmax Loss 和 Hinge Loss。
- 通过 Rényi 散度的阶参数  $\alpha$  灵活控制鲁棒性强度, 可针对不同程度的数据噪声和分布偏移自适应调节。

#### SL@K: Top-K NDCG 的代理损失函数 (KDD 2025)

- 提出 SL@K, 对采样负样本与全部正样本排序取第  $K$  大分数作为阈值, 将 Top-K 截断转化为可微的分数-阈值比较, 构建了 NDCG@K 的代理损失。

#### Talos: Top-K 准确率的代理损失函数 (WWW 2026)

- 现有损失函数优化的是全局排序质量, 而实际推荐场景中只展示前  $K$  个结果。直接优化 Top-K 准确率需要确定哪些物品排在前  $K$ , 即需要全局排序 ( $\mathcal{O}(N \log N)$ )。提出 Talos, 将其替换为预测分数与 Top-K 阈值的逐元素比较 ( $\mathcal{O}(N)$ ), 规避排序的同时直接优化 Top-K 准确率。
- 通过分位数回归损失将阈值建模为可学习参数, 与模型参数联合梯度下降实现端到端优化; 证明 Talos 等价于分布鲁棒优化 (在数据分布偏移下仍保持鲁棒性能), 并具有收敛性保证。

## 大推理模型的自适应快/慢思考

2025.03 – 2025.08

#### OThink-R1: 让大推理模型自主决定是否深度思考 (arxiv 2025)

- 当前大推理模型 (如 DeepSeek-R1) 对所有问题都生成冗长推理链。提出 OThink-R1, 使单一模型根据问题难度自动选择直接回答或链式推理, 在保持准确率的同时大幅减少推理开销。
- 核心方法: 通过 LLM 判别器区分必要与冗余的推理轨迹, 构建混合训练数据; 训练时引入双 KL 散度约束分别锚定推理模型与非推理模型, 防止模式坍塌。

## 工业界经历

---

### OPPO 研究院, 机器学习算法实习生

2025.03 – 2025.08

- 参与大推理模型高效推理研究, 提出 OThink-R1 框架, 使模型自适应切换快/慢思考模式 深圳
- 基于 GRPO 算法改进强化学习训练策略, 优化大模型快/慢思考切换能力, 提升推理效率
- 撰写 TRPO 理论分析文章, 探讨策略优化逐 token 与轨迹级 importance sampling 的近似关系 [文章链接]

## 技能 & 学术服务

---

编程语言 & 框架: Python, Pytorch, C++, CUDA, Triton

英语: CET-6 (556)

会议审稿人: KDD'24, ACL'26