

# 王 晨扬

Updated July 21, 2025

**Email:** [chenyangwang600@gmail.com](mailto:chenyangwang600@gmail.com)

**Phone:** 18749480598

**Homepage:** <https://chenyang4.github.io/>

**Wechat:** wxyangphd

## 研究领域

机器学习；推理模型，OOD 检测/泛化，连续学习，数据增强

## 教育经历

### 哈尔滨工业大学

计算机科学与技术，博士在读  
导师: 江俊君教授

黑龙江，哈尔滨  
Sep. 2021 – Present

### 哈尔滨工业大学

计算机科学与技术，工学硕士  
学分绩: 86.4, 专业前 15%  
导师: 江俊君教授

黑龙江，哈尔滨  
Sep. 2019 – Jun. 2021

### 大连理工大学

计算机科学与技术，工学学士  
学分绩: 92.6, 专业前 3%

辽宁，大连  
Sep. 2015 – Jun. 2019

## 相关技能

**Coding:** Python (pytorch); **English:** CET4 (576), CET6 (535)

## 论文发表

### ReSmooth: Detecting and Utilizing OOD Samples When Training With Data Augmentation

*IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022. (一区 TOP)

**Chenyang Wang**, Junjun Jiang, Xiong Zhou, Xianming Liu.

**Keywords:** data augmentation, OOD detection, sample selection

**Abstract:** 高多样性的增强策略往往会引入分布外 (OOD) 样本，导致性能下降。为了解决这个问题，我们提出了 ReSmooth 框架。首先，使用高斯混合模型 (GMM) 拟合原始和增强数据的损失分布，将其分为分布内 (ID) 样本和分布外 (OOD) 样本。然后，在新训练中，对 ID 和 OOD 样本应用不同的训练策略，优化对多样化增强数据的利用。此外，我们还将 ReSmooth 框架与负数据增强 (NDA) 策略结合。通过差异化处理这些 OOD 样本，大大改善了模型性能。

### Enhancing Consistency and Mitigating Bias: A Data Replay Approach for Incremental Learning

*Neural Networks (NN)*, 2024. (CCF-B)

**Chenyang Wang**, Junjun Jiang, Xingyu Hu, Xianming Liu, Xiangyang Ji

**Keywords:** incremental learning, data replay, data consistency, classifier bias.

**Abstract:** 深度网络在进行连续学习时容易出现灾难性遗忘。为解决此问题, 现有无数据重放方法从模型中反转样本, 但存在与真实数据不一致的问题。我们定量测量数据一致性, 分析现有的反转技术, 开发一种新损失函数以减少不一致性。具体来说, 该损失最小化反转数据和真实数据分布之间的 KL 散度。此外, 我们观察到旧类权重范数在学习过程中逐渐减少, 并提出正则化项来平衡类权重, 使旧类样本更易区分。最终, 我们提出了具有一致性增强和去偏分类器的数据重放方法, 相比之前的方法性能显著提高。

## 其他论文

### **Enhancing LLMs' Ability to Follow Instructions: The Generalizable Reasoning with Self-Checking for Complex Constraints**

*will be submitted to AAAI 2025*

**Abstract:** 实验发现, 推理阶段的“懒惰推理”是造成指令遵循能力不足的主要原因。为此, 我们提出一套完整框架, 旨在引导模型进行更严谨的推理过程, 从而满足复杂指令的约束要求。我们首先构造带有复杂约束的指令样本, 并通过拒绝采样构建小规模高质量冷启动数据集。之后, 我们采用熵保持的 SFT 进行冷启动。并利用多维基于规则奖励引导模型进行 token-level 熵自适应强化学习。该方法有效促进模型形成可泛化的推理机制, 如前瞻规划与自我检查。在多个指令遵循基准测试上, 我们的方法都实现了最佳性能。

### **Federated Domain Generalization via Data-Centric Flatness Optimization**

*submitted to Pattern Recognition*

**Chenyang Wang, Junjun Jiang, Xingyu Hu, Xianming Liu**

**Abstract:** 我们提出了一种以数据为中心的联邦平坦解优化方法。该方法通过全局约束的对抗数据增强策略在本地客户端生成全局数据的替代, 从而通过各客户端的平坦解优化, 逼近全局平坦最小值。理论分析表明, 该目标函数为全局模型在全局数据分布上的鲁棒风险提供了上界。FedDG 基准实验验证了 DCF 在性能上持续优于现有联邦域泛化方法。

### **FusionINV: A Diffusion-Based Approach for Multimodal Image Fusion**

*IEEE Transactions on Image Processing*

Pengwei Liang, Junjun Jiang, Qing Ma, **Chenyang Wang**, Xianming Liu, Jiayi Ma

### **Balancing Task-invariant Interaction and Task-specific Adaptation for Unified Image Fusion**

*IEEE/CVF international conference on computer vision 2025*

Xingyu Hu, Junjun Jiang, **Chenyang Wang**, Xianming Liu, Jiayi Ma

### **Incrementally Adapting Pretrained Model Using Network Prior for Multi-Focus Image Fusion**

*IEEE Transactions on Image Processing*

Xingyu Hu, Junjun Jiang, **Chenyang Wang**, Xianming Liu, Jiayi Ma

### **Learning with Noisy Labels via Sparse Regularization**

*IEEE/CVF international conference on computer vision 2021*

竞赛经历

**AAAI-2022 安全 AI 挑战者计划第八期：以数据为中心的鲁棒机器学习 (29/3692) 王晨扬**

赛事要求: 寻找有效的以数据为中心的技术，通过数据增强、标签细化、制造对抗性数据等方法构建训练集，促进训练更加鲁棒的机器学习模型。  
数据方案: 所采用的训练集包含三种不同来源的数据，即原始训练数据、增强数据以及可迁移对抗样本。

研究经历

**数据增强算法研究** Aug. 2020 – Jan. 2022

哈尔滨工业大学  
主要研究模型训练过程中数据增强引入的数据异质性，主要关注于增强的数据分布建模及学习策略。该工作被收录于 TNNLS。

**连续学习算法研究** Feb. 2022 – Feb. 2023

鹏城实验室  
主要研究如何建模各连续学习阶段的数据分布，并在增量学习新数据分布的过程中，保留在旧数据分布上的性能。该工作被收录于 NN。

**OOD 泛化算法研究** Sep. 2023 – May. 2024

启元实验室  
联邦场景下，OOD 泛化算法需同时考虑训练客户端间的分布异质性及训练客户端与测试客户端之间的异质性。该工作投稿 Pattern Recognition。

**可泛化推理模型研究** Apr. 2025 – Present

360 智脑组  
模型指令遵循能力通常泛化性不足，只能在训练的指令类型上表现良好，主要研究如何激发可泛化指令遵循能力。该工作拟投稿 AAAI 2025。

获得奖项

2018 年美国数学建模大赛 Honorable Mention Award;  
多次获得大连理工大学学习优秀奖学金;  
大连理工大学优秀本科毕业生;  
哈尔滨工业大学研究生学业奖学金 (一等);  
硕士研究生国家奖学金。

关注方向

**(多模态) 大语言模型** Dec. 2024 – Present

Qwen、DeepSeek 等 llm/mlm 模型的整体结构、训练方案及创新设计;  
SFT、DPO、RL 等 post-training 技术 (有 SFT、RL 训练及研究经验);  
模型推理能力研究: 熵控制、泛化性等问题。