北京郵電大學

科研路上的心得与体会

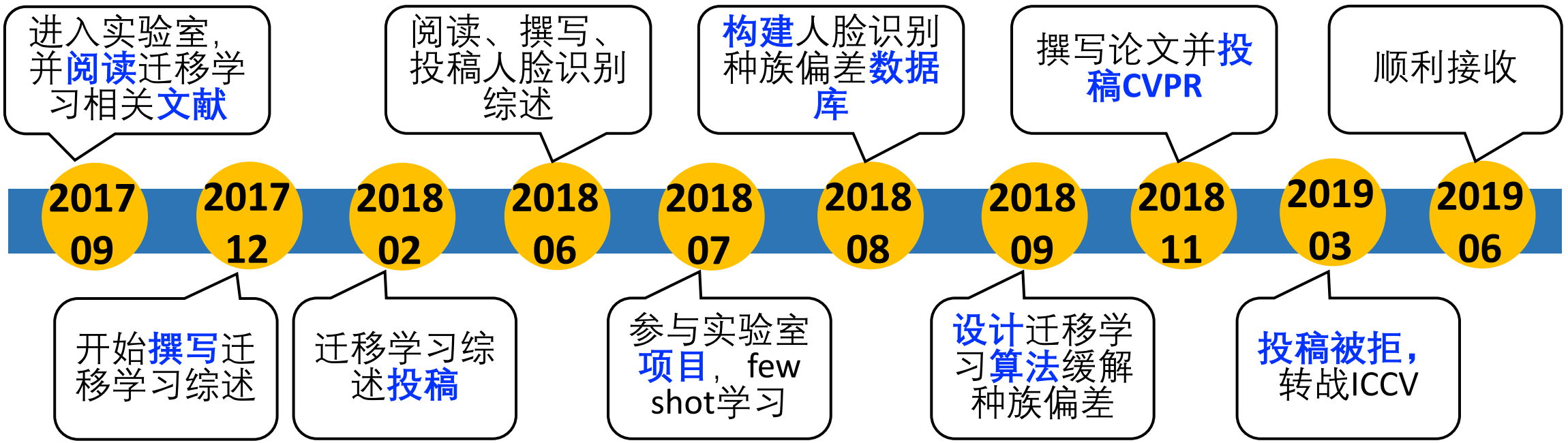
分享人：王玫

时间：2021年12月15日

目录

科研经历

从进入实验室到一篇算法论文的诞生：



目录

人脸识别的种族偏见

Nature 封面 2020/11/19:
对抗生物特征识别的偏见

MIT Technology Review

Intelligent Machines

Are Face Recognition Systems Accurate? Depends on Your Race.

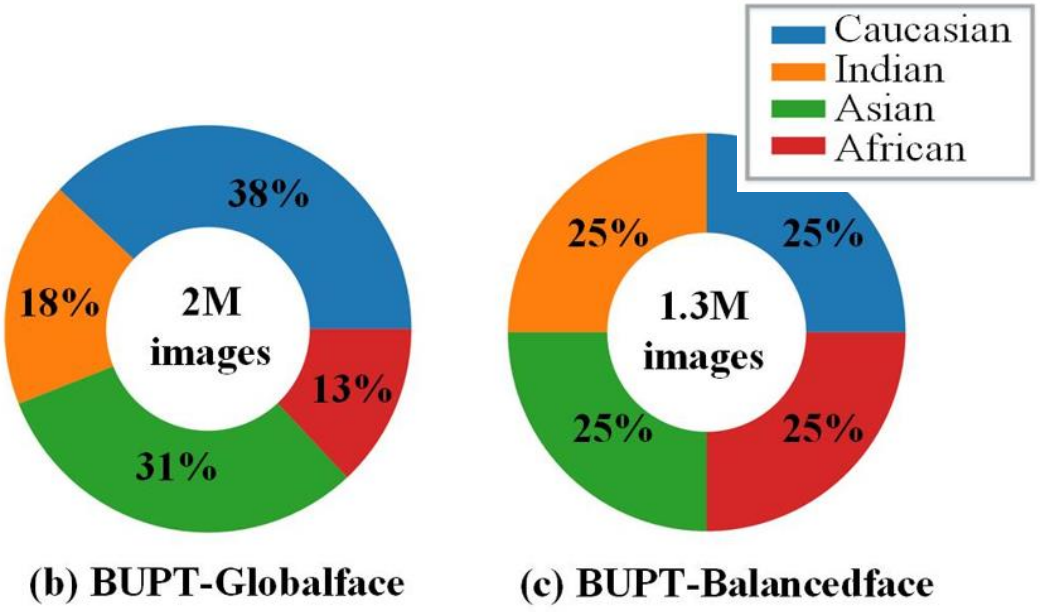
99%

70%

人脸识别在开放环境下的准确率仍不足，且安全性堪忧，对有色人种存在严重偏见

成果一：种族偏见数据集

创新点①：对海量图像进行种族标注，构建种族平衡训练集和测试集，弥补了人脸识别中多种族数据集的缺乏。



(b) BUPT-Globalface　　(c) BUPT-Balancedface

所公开数据集BUPT-Xface和RFW已被来自哈佛大学、麻省理工学院等近600名科研人员申请使用。

Mei Wang, Weihong Deng, et al. Racial faces in the wild: Reducing racial bias by information maximization adaptation network . *IEEE ICCV* 2019. 谷歌引用：137

成果一：种族偏见数据集

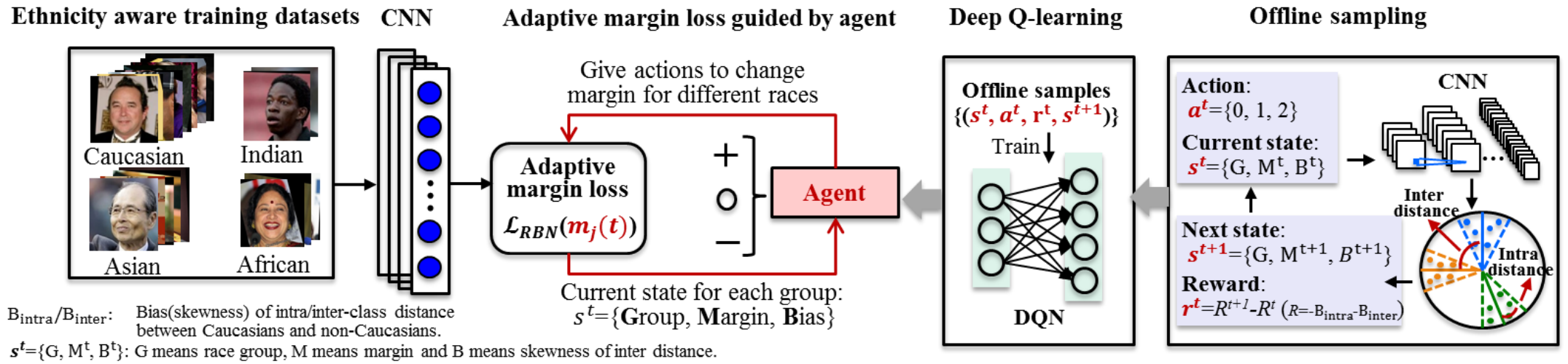
创新点①：证明现有深度人脸识别算法均存在偏见，黑人的平均错误率是白人的两倍

模型	Model	RFW				
		白人	印度人	亚洲人	黑人	方差
算法	Center-loss	87.18	81.92	79.32	78.00	4.07
	SphereFace	90.80	87.02	82.95	82.28	3.96
	ArcFace	92.15	88.00	83.98	84.93	3.68
	VGGFace2	89.90	86.13	84.93	83.38	2.78
	Mean	**90.01**	**85.77**	**82.80**	**82.15**	**3.58**
商业API	Face++	93.90	88.55	92.47	87.50	3.07
	Baidu	89.13	86.53	90.27	77.97	5.56
	Amazon	90.45	87.20	84.87	86.27	2.37
	Microsoft	87.60	82.83	79.67	75.83	4.98
	Mean	**90.27**	**86.28**	**86.82**	**81.89**	**3.44**

表格1 RFW数据集上四种人脸算法和四种商业API的人脸验证识别率

成果二：动态间距公平性学习-强化学习

创新点②：利用强化学习算法，提出自主调参智能体，自动为有色人种学习合适的分类间距，提升种族识别率的公平性。



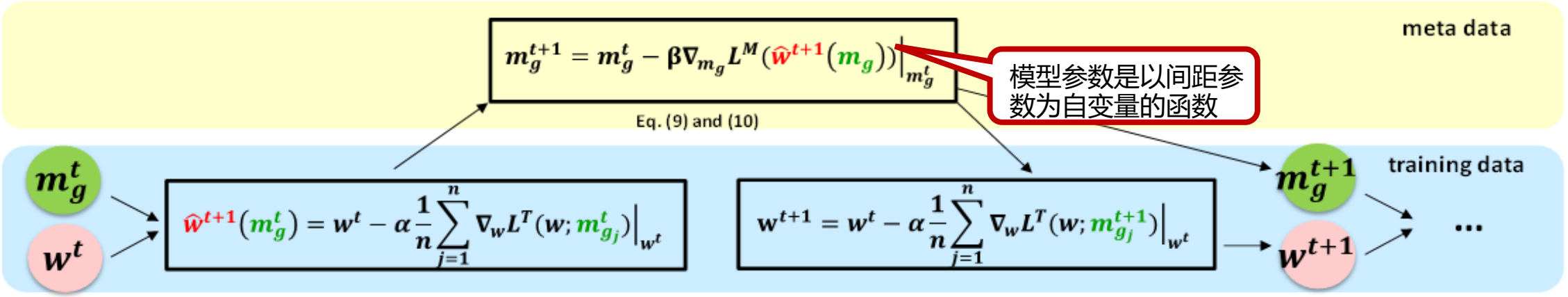
BUPT-Globalface					
方法	白人	印度人	亚洲人	黑人	方差
arcface	97.37	95.68	94.55	93.87	1.53
RL-RBN	**97.08**	**95.63**	**95.57**	**94.87**	**0.93↓**

BUPT-Balanced					
方法	白人	印度人	亚洲人	黑人	方差
arcface	96.18	94.67	93.72	93.98	1.11
RL-RBN	**96.27**	**94.68**	**94.82**	**95.00**	**0.73↓**

Mei Wang, Weihong Deng. Mitigating bias in face recognition using skewness-aware reinforcement learning . *IEEE CVPR* 2020. 谷歌引用：66

成果三：动态间距公平性学习-元学习

创新点③ ：不同于强化学习的离散搜索，引入元学习，基于元数据集梯度，连续地为人种搜索间距，进一步提升公平性。



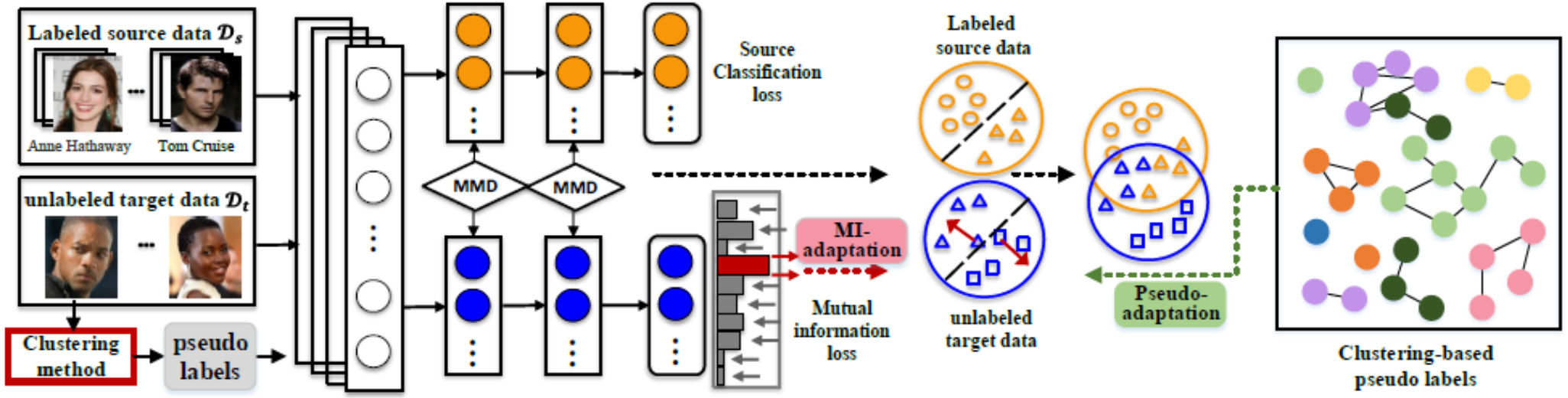
BUPT-Globalface					
方法	白人	印度人	亚洲人	黑人	方差
arcface	97.37	95.68	94.55	93.87	1.53
MBN	**96.87**	**96.20**	**95.63**	**95.00**	**0.80↓**

BUPT-Balanced					
方法	白人	印度人	亚洲人	黑人	方差
arcface	96.18	94.67	93.72	93.98	1.11
MBN	**96.25**	**95.32**	**94.85**	**95.38**	**0.58↓**

Mei Wang, Weihong Deng. Meta Balanced Network for Fair Face Recognition . IEEE TPAMI 2021. (网上预发表) IF:16.389.

成果四：跨种族自适应学习

创新点④ ：提出了种族迁移互信息网络，利用聚类算法标注伪标签，提出互信息损失进行迁移，提升了网络的泛化能力。



方法	白人	印度人	亚洲人	黑人
softmax	94.12	88.33	84.60	83.47
IMAN-S	-	**91.08**↑	**89.88**↑	**89.13**↑

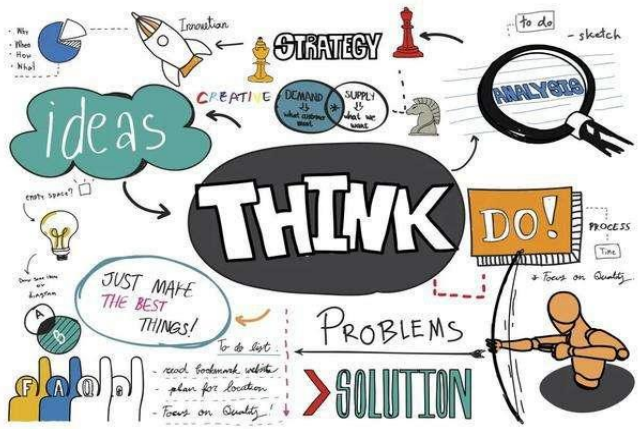
方法	白人	印度人	亚洲人	黑人
arcface	94.78	90.48	86.27	85.13
IMAN-A	-	**94.15**↑	**91.15**↑	**91.42**↑

Mei Wang, Weihong Deng, et al. Racial faces in the wild: Reducing racial bias by information maximization adaptation network . ICCV 2019.

目录

心得体会

如何选题



选题需要重要、新颖（与老师讨论）

个人和实验室方向相结合

结合实际，量力而行

由浅入深

心得体会

如何调研

积累知识基础、确定idea新颖性、多领域能够提供灵感

师兄师姐推荐/综述

Google scholar/Arxiv搜索关键词

刷本领域大牛的主页

文献的参考文献/related work

心得体会

如何读论文

中文or英文

逐句翻译→熟悉专业词汇

理清逻辑→建立阅读习惯

整理笔记→增强记忆

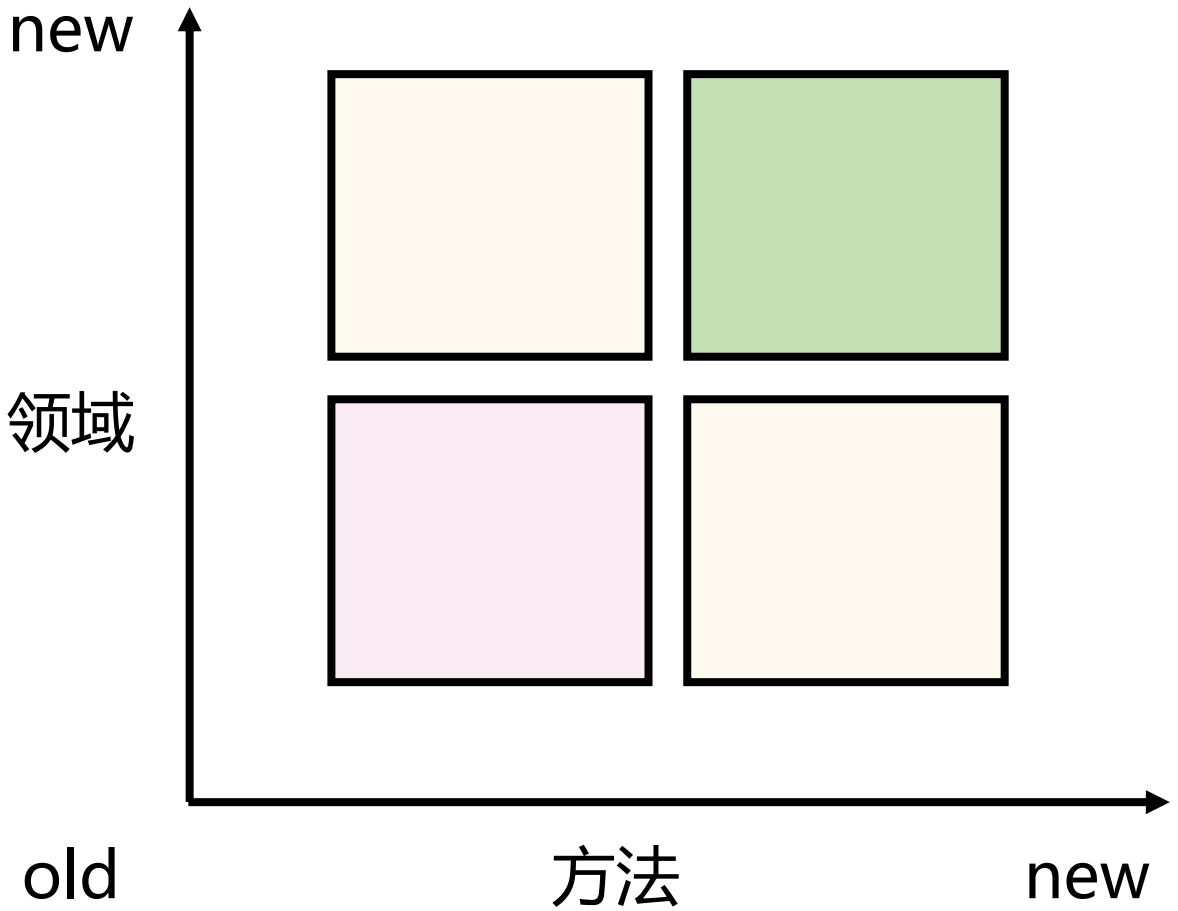
真正看懂看透彻20篇论文足以。

文献看3遍才能体会深意。

保持阅读习惯，接受新思想。

心得体会

创新点



心得体会

如何写论文

Latex/Word

论文写作对录用影响非常大

简洁且有逻辑性的阐述自己的idea

明确且包装自己的创新点

平时摘抄好的英文句子/短语/连接词

心得体会

Rebuttal重要性

下图是CVPR2019总计超过15000条review在rebuttal前后的状态对比统计

首轮 \ 最终	Strong Accept	Accept	Borderline Accept	Borderline Reject	Reject
Strong Accept	45.9%	30.3%	7.4%	4.0%	1.2%
Weak Accept	2.0%	39.7%	32.2%	13.0%	2.5%
Borderline	0.3%	8.0%	25.3%	45.1%	10.9%
Weak Reject	0.0%	0.9%	6.0%	35.9%	47.1%
Reject	0.1%	0.0%	0.7%	4.3%	84.0%

- strong reject → positive：0.8%;
- **weak reject → positive：6.9%;**
- **borderline → positive：33.6%;**
- borderline → negative：56%;
- weak accept → negative：15.5%;
- strong accept → negative：5.2%。

心得体会

如何rebuttal

Rebuttal原则

- 意见逐条回复，不要回避忽略，尽量揣摩意思
- Positive尽量迎合
- Negative据理力争
- 不要节外生枝，画蛇添足
- 礼貌用语

常见审稿意见

- Novelty不足 （低分原因）
- 描述错误：假设不合理，语言表达不合理，方法有缺陷等
- 效果不明显 （提升有限）
- 实验不充分 （补充实验）
- 语法、结构、参考文献遗漏等

北京郵電大學

感谢聆听

祝大家科研顺利