**会议纪要**

**会议主题：**pFedDHPO: A Differentiable Approach for Personalized Hyperparameter Optimization in Federated Learning

**会议时间：** 2025年5月19日19：00至20：00

**会议地点：** 西安电子科技大学北校区会议中心303-1会议室

**线下人员：** 承楠 孙瑞锦 尹志胜 贺靖超 王兆薇 王葳 王秀程 黄蕾 马龙飞 周新阳 权赟昊 胡陆莹 齐阁 邓川 孙兴栋 方忠盛 贾宏刚 解思舀 郑雯馨 祝馨平 贾昊燏 张智杰 邱子仪 刘永红 沈京龙 朱煜朋 韩松明 郑佩林 孙路路 王天宇 于凡迪 尉家豪 杨双宇 傅连浩 侯毓真 李青壮 闵昕阳 冉艺泉 杨杰 万佳林 张玉洁 刘琪

**线上人员：**陈梦豪 陈哲 尚佳瑶 张岳 赵璇 吴娅兰 郭译凡 许嘉洁

**记 录 人：**万佳林

**会议内容：** 沈京龙介绍了一种基于可微分优化的新型联邦学习超参数个性化框架。

* **承楠**：这是一个很成熟的问题么？
* **沈京龙**：对，相当于是数据异质性的问题，其实它一直都是联邦学习里面一些比较火热的一个话题，然后也已经有很多工作来提出了，针对这个问题去做一些解决方案。
* **承楠**： 这个超参数在不在分类里面，模型结构这块算不算超参数。
* **沈京龙**：模型架构不是超参数。
* **承楠**： surrogate是什么意思？
* **沈京龙：**就是代理问题，代理问题。相当于要用它来替代前面这个问题，但它不是完全替代，它的数据科学意义上是完全的相等。比如说我们就把原来的这个问题给它换成了一个单层的优化问题，那么这种优化问题的形式的话，它的关注的力度会更细，因为它是优化的是每一轮训练之后它的一个模型的表现。
* **承楠**: 对于这个问题，选择baseline是选择在我之前最好的那个，是不是只要跟这个比就行了，是不是还要跟比他更差的比。
* **沈京龙：**都要比一下，因为可能针对的任务不一样，比如说在他那种情况下可能是SOTA的，但是现在大模型的话就不用，可以打榜。
* **承楠**: 对，以前跑优化算法可能还行，但是现在跑这些模型会占用很多资源。
* **尹志胜：**人类永远能够进步么，十年以后，大家还会做这个事情么，我觉得是因为任务变了，以前的那个方法不行了，所以要研究新的方法。只有这样这个方向才会一直有人研究。
* **王秀程：**其实有一些公认的任务，比如人脸识别这种，但也做不到100%，可能最好的方法做到98%了，你做到了98.2%，那就没必要和97%的比了，但事实是现在大家论文里都会这么比。
* **尹志胜：**所以大家其实只会看你前两行，剩下的其实都是放在那。
* **承楠**:其实这也是一种内卷，现在都会这样问，比如审稿会问你为什么不做其他的对比。
* **尹志胜：**有没有这种对比的基线？
* **王秀程：**之前有啊，23年的时候，谁都比不过GPT4。那就是一年多大家都没有进展，但是后来出了deepseek之后，大家也就发现那GPT4也就那样。
* **承楠**: 他这个为啥弄到100%，因为他那个就是测试集有的label都标错了。
* **尹志胜：**每个月都能往前进的，每个月都往前进。那这再过两年就100%?
* **王秀程：**也到那你不一定，你就像比如现在这种AI的大模型，那每个月都去都有往前进的新模型，但是提升都很微弱。他那个的他也总是回答不到你的心坎上。
* **承楠**：你这个收敛性的证明讲了么？
* **沈京龙：**这个没有收敛性证明，这个证的话就是很容易，因为我们有了梯度。
* **承楠：**你这东西主要的优势是啥？
* **沈京龙：**优势就是和之前的方法比优化快，然后是一个性化方法。
* **承楠：**论文整体思路很清晰，然后数学建模很扎实。
* **承楠：** 我在想一个问题，联邦学习现在到底业界对他是什么样的态度。
* **沈京龙：**工业界不温不火，学术界的话就感觉他作为一个分布式的一个训练结构，它相当于它是随着其他领域进步而进步。
* **承楠：**那我们现在到了大模型时代，之前联邦学习论文发的多，但是用的也不是很多。 现在大模型时代如何思考这个问题。
* **沈京龙：**大模型它在联邦学习里面，主要就是它参数太大，就是资源的优化。包括模型大起来，训练收敛起来也不容易，在放联邦学习这个环境就更不好训练。
* **承楠：**对，大模型都数以亿计的这个训练资料。那比如做微调或其他方法呢，大模型如何适应到你的架构上。也许联邦学习还有它发挥的地方。
* **孙路路：**联邦学习参数是搭配变化的么？那计算量不是很大么？一开始初始化的时候参数是怎么设置的？
* **沈京龙：**对，就是一个因为它是个性化的，相当于每个客户端他参数是不一样的，不一样的话就会有非常多的组合。计算量是这个问题的一个挑战。初始化的时候pi是没训练好的，那这个时候我们一般会把这个pi设成一样的。相当于每个客户端的他在采样的时候就是随机采。然后就是随机采出来这个超参数之后，因为他会他会对这个超参数进行评估，评估完之后，然后再去根据这个评估出来的效果，对这个采样的就是这个pi这个参数进行更新。相当于它会越采越好，越训练越好。
* **尉家豪:** 联邦学习是不是一种架构，是不是一种算法?
* **沈京龙：**其实也是会有算法。比如说最简单的这个架构 ，但是它具体这个架构定义好之后，这个系统它怎么去运作，就是怎么去算，它里面也是会有算法，当然最开始的算法它是比较简单，但是不能说他没有算法。它是比较简单的，它可能就是说训练之后对模型参数求一个加权平均，但是你后边当然你在他这个基础上进行优化，他就会有很多更复杂的算法。
* **傅连浩：**那个好像就是一个策略梯度的形式。那有没有人用强化学习做。
* **沈京龙：**还真有用强化学习，但是他们做的都是，首先就是以前的工作有用强化学习来做这个超参数优化的，但是做的不是个性化，他是虽然说所有客户端他都是一样，操作数据是都是一样的。如果用到个性化里面来的话，我们就需要对它这个超参数的梯度进行推导。没法直接去套强化学习的框架。
* **贺靖超:** 你这个和RL对比那个好？你这个换一个任务也要重新训练一个网络，那用RL不也要重新训练一遍么？
* **沈京龙：**但是你强化学习它本身开销大，比如说他要获得一个reward，这个reward你需要在整个联动学习系统里面去跑去看完一遍得到一个reward。这样学习的很慢，开销也大。

会议总结：

1. 沈京龙介绍了pFedDHPO——一种基于可微分优化的新型联邦学习超参数个性化框架。
2. 该框架通过联合分布参数化与梯度优化，有效解决了传统方法因客户端数量增长导致的指数级搜索复杂度问题。
3. 对工作进行点评，就baseline，联邦学习与大模型，超参优化与RL等问题进行探讨。