本篇论文概述了2017-2020之间关于联邦学习激励机制的研究，并将其分为贡献驱动的激励机制、名誉驱动的激励机制和资源驱动的激励机制进行阐述。

1. 贡献驱动的激励机制：

其中又分为基于数据质量的激励机制和基于数据规模的激励机制

* 1. 基于数据质量的激励机制：

存在基于Shapley Value的激励机制，其尝试在所有节点及其所有子集上进行联邦学习，以训练出多个模型作为Contribution Index（CI）的计算参数。

存在基于拍卖机制和博弈论的激励机制，其尝试解决节点间的数据差异所导致的模型损失问题和如何选择最佳模型进行聚合的问题。

存在移动场景中基于合作博弈的分层式激励机制，解决一些节点数据不足以训练模型的问题。

存在动态的激励机制，解决节点产出贡献和中心服务器发放奖励之间延迟的问题。其能够好的将贡献与奖励挂钩。

* 1. 基于数据规模的激励机制：

存在基于纳什均衡和强化深度学习的激励机制。中心节点通过下发训练任务，其他节点通过选择如何执行任务，来不需要获得其他节点隐私数据的情况下评估其对系统的贡献。

存在基于合作博弈的激励机制，其根据节点的训练损耗和通信时延来决定最佳的激励机制。

存在基于区块链的激励机制，其中所有的本地梯度包含于事务中，并被其他节点所收集和验证。本地梯度合法的将收到虚拟货币作为奖励。

1. 信誉驱动的激励机制：

存在基于区块链的激励机制，其将信誉与被选择参加下一轮训练的概率挂钩。同时将节点划分为多个角色，每个角色之间可以互相打分，每个节点根据其他节点的打分加权和来更新自己的信誉。

1. 资源驱动的激励机制：

其中又分为基于计算资源的激励机制和基于通信资源的激励机制

* 1. 基于计算资源的激励机制

存在基于Stackelberg game的激励机制，其通过中心节点下发预算，来激励节点贡献算力。

存在基于DRL的激励机制，其尝试在动态网络环境中，实现训练损耗和奖励之间的平衡。

* 1. 基于通信资源的激励机制

存在基于拍卖会的激励机制，其中节点会充分利用通信资源，使资源损耗最小的情况下满足系统延迟要求。同时，中心节点的选择被抽象成社会福利最大化问题，并用原始对偶贪心算法解决。

文章最后介绍了激励机制在多方联邦学习、控制本地迭代次数和安全方面的前景。