



吴运浩

15552

yunhao1@staff.sina.com.cn

新浪商业产品技术部

## ▶ 个人简介

2009.9  
中山大学（本硕）  
2015.6

2015.7  
新浪网

## ► Overview

- 项目背景
- Timeline
- ADMM：多广告位融合训练
  - ADMM的参数更新模块开发
  - 模型验证和测试
  - 模型调优
- 线上CTR效果
- 总结
- 个人成长

## ▶ 项目背景

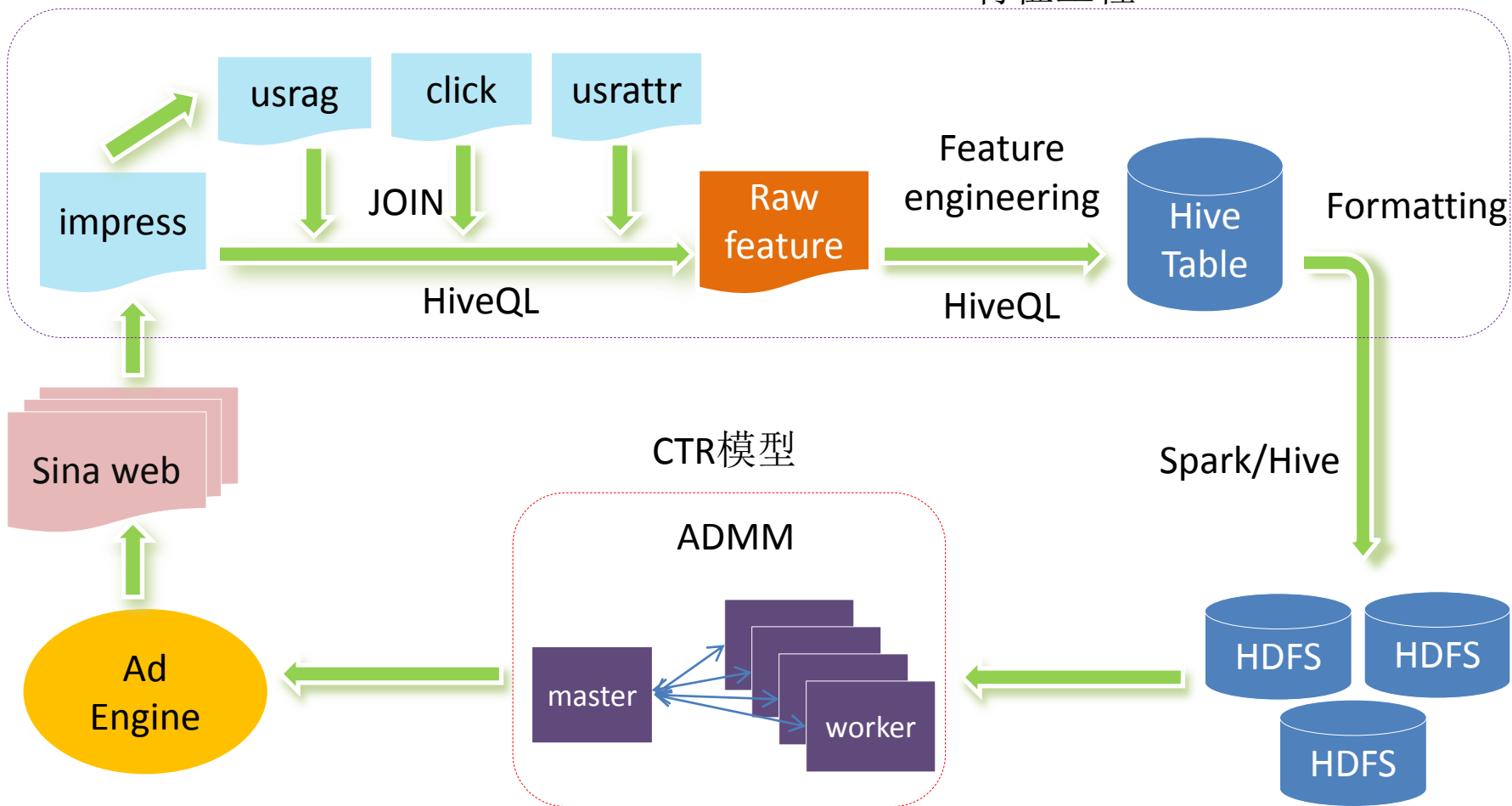
- ▶ 不同广告位在流量，内容，广告创意方面存在很大差异。
- ▶ 各广告位之间互相独立，而又有共性的数据。
- ▶ 当前逐广告位训练的广告模型(LR, 统计平滑)瓶颈明显

## ▶ 多广告位融合训练模型

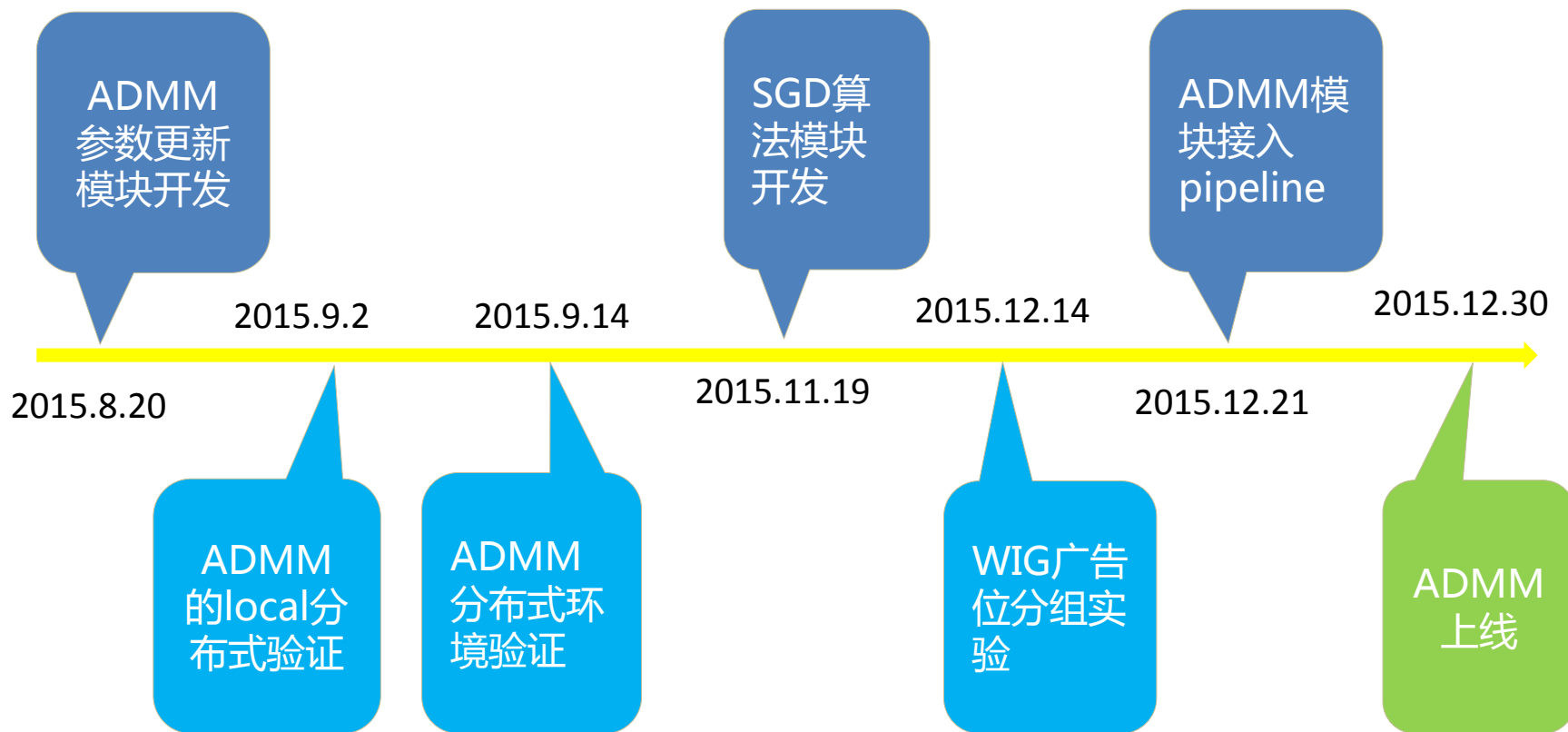
- ▶ 充分开发广告位之间的关联信息

# 背景

## 特征工程



## ► Timeline



## ▶ ADMM : 多广告位融合训练 (Alternating Direction Method of Multipliers)

- ▶ 单广告位LR模型

$$\sum_{(x,y)} L(\bar{w}^T x, y) + \lambda \|\bar{w}\|_1$$

- ▶ 多广告位模型参数:

$$\bar{w}_t = \bar{w}_0 + \vec{v}_t, \forall t$$

- ▶ 多广告位的优化目标函数:

$$\sum_{t=1}^T \sum_i L((\bar{w}_0 + \vec{v}_t)^T x_{ti}, y_{ti}) + \lambda_w \|\bar{w}_0\|_1 + \lambda_v \sum_{t=1}^T \|\vec{v}_t\|_1$$

- ▶ 多任务学习框架

- ▶  $f(\bar{w}_{0t}) := \sum_{i=1} L((\bar{w}_{0t} + \vec{v}_t)^T x_{ti}, y_{ti}) + \lambda_v \|\vec{v}_t\|_1$

- ▶  $g(\bar{w}_0) := \lambda_w \|\bar{w}_0\|_1$

- ▶  $\min \sum_{t=1}^T f(\bar{w}_{0t}) + g(\bar{w}_0)$

- $s.t. \quad w_{0t} - \bar{w}_0 = 0, \forall t$

## ▶ ADMM：多广告位融合训练

### ▶ 拉格朗日对偶

$$L_{\rho}(\vec{w}_{0t}, \vec{w}_0, \alpha_t) = \sum_{t=1}^T L(\vec{w}_{0t} + \vec{v}_t, D) + \lambda_w \|\vec{w}_0\|_1 + \sum_{t=1}^T (\lambda_v \|\vec{v}_t\|_1 + \alpha_t^T (\vec{w}_{0t} - \vec{w}_0) + \frac{\rho}{2} \|\vec{w}_{0t} - \vec{w}_0\|_2^2)$$

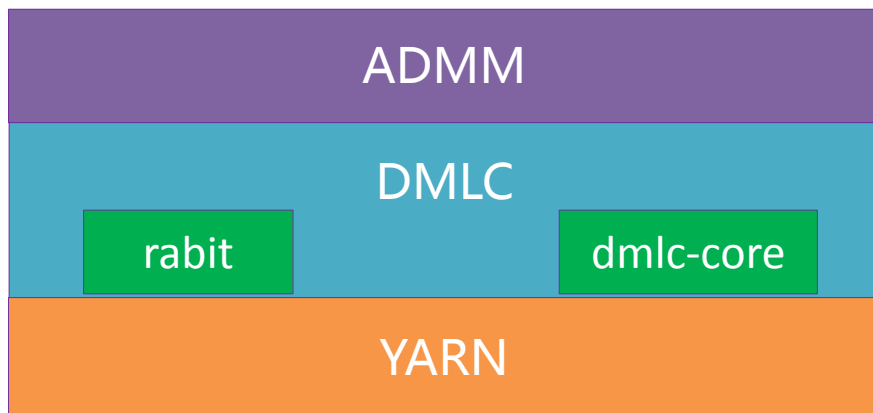
### ▶ 优化算法框架

- ▶  $x := \vec{w}_{0t}, z := \vec{w}_0, y := \alpha_t$
- ▶  $x^{k+1} = \operatorname{argmin}_x L_{\rho}(x, z^k, y^k)$  // 优化x
- ▶  $z^{k+1} = \operatorname{argmin}_z L_{\rho}(x^{k+1}, z, y^k)$  // 优化z
- ▶  $y^{k+1} = y^k + \rho(x^{k+1} - z^{k+1})$  // 更新对偶y

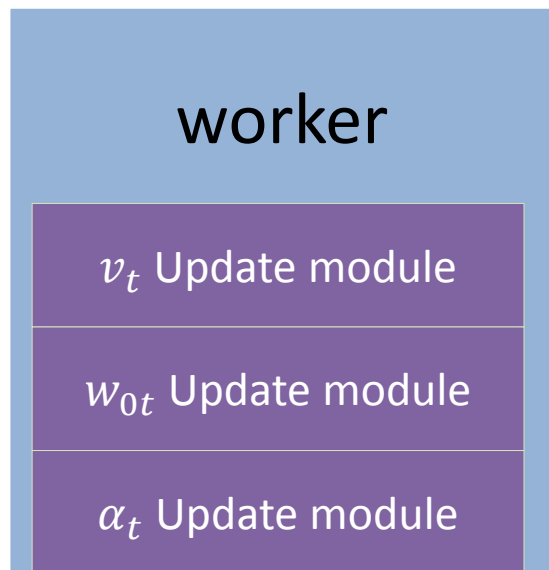


## ▶ 开发平台

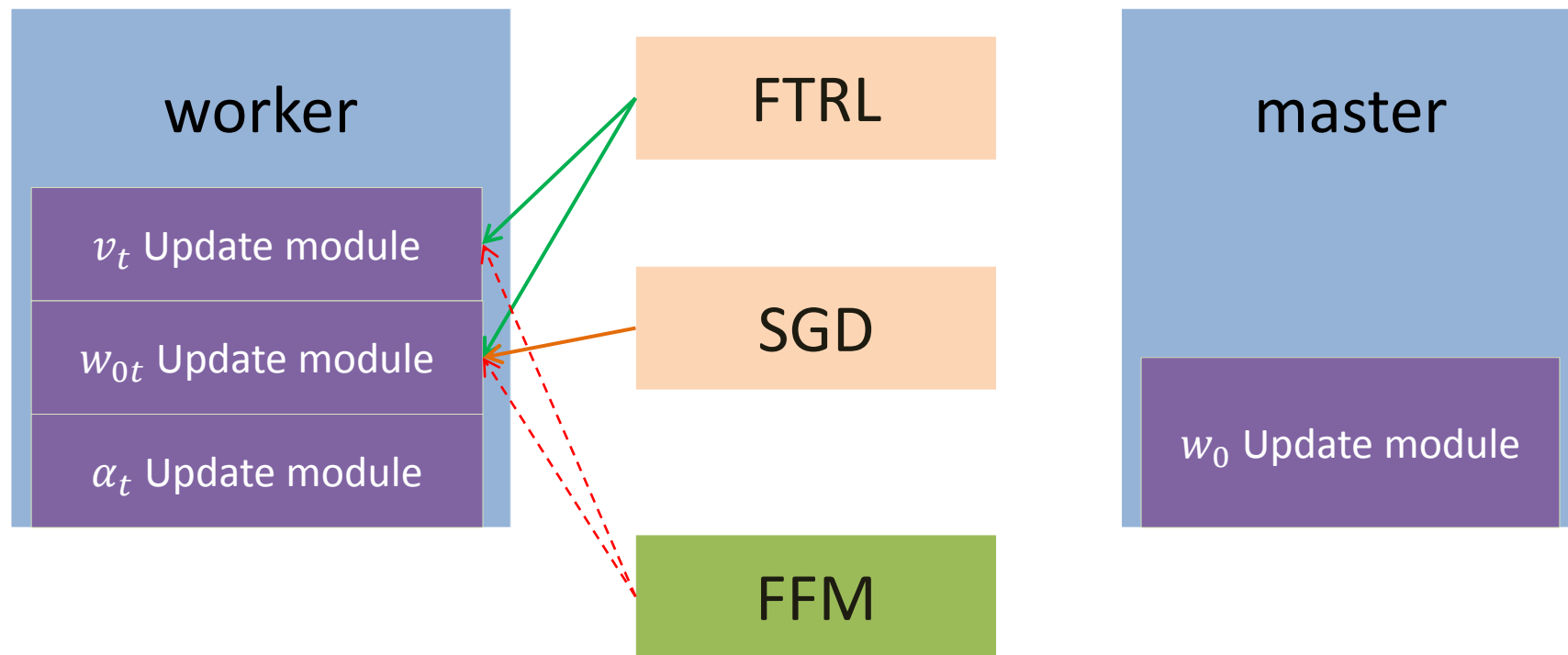
- ▶ Allreduce结构
- ▶ 第三方基础库DMLC
  - ▶ rabbit : Reliable Allreduce and Broadcast Interface
  - ▶ dmlc-core : backbone library to support DMLC projects
- ▶ YARN集群

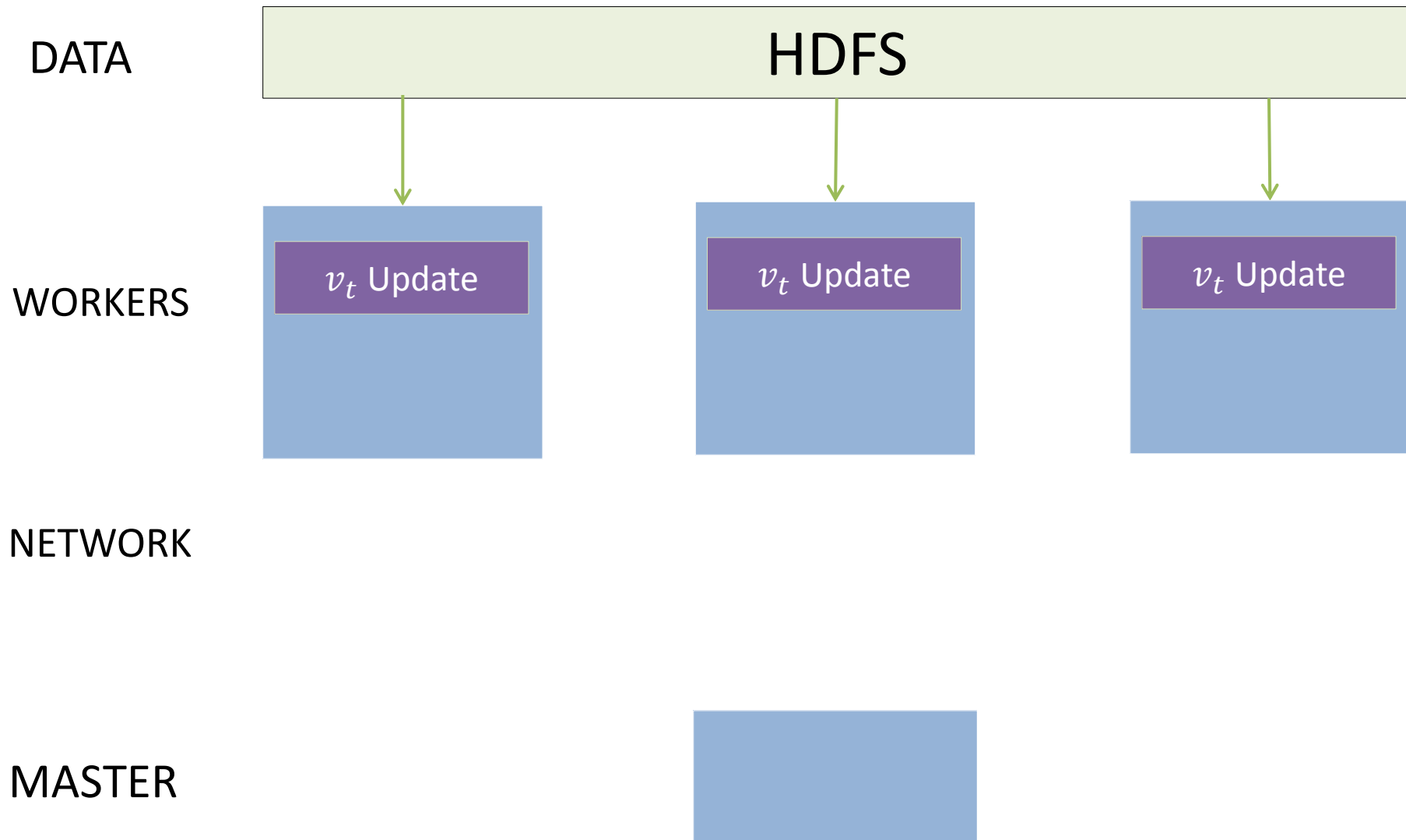


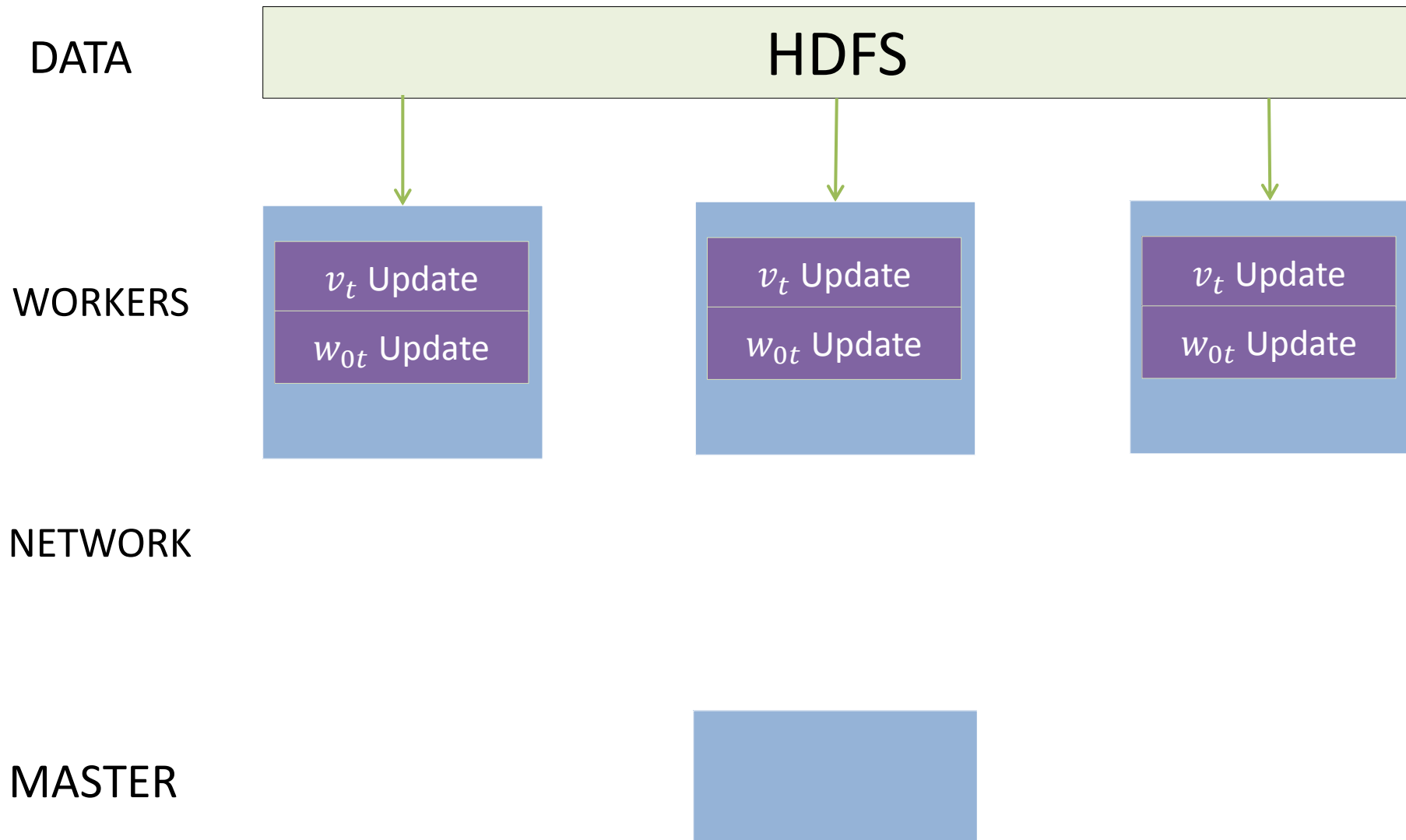
## ▶ ADMM的参数更新模块开发

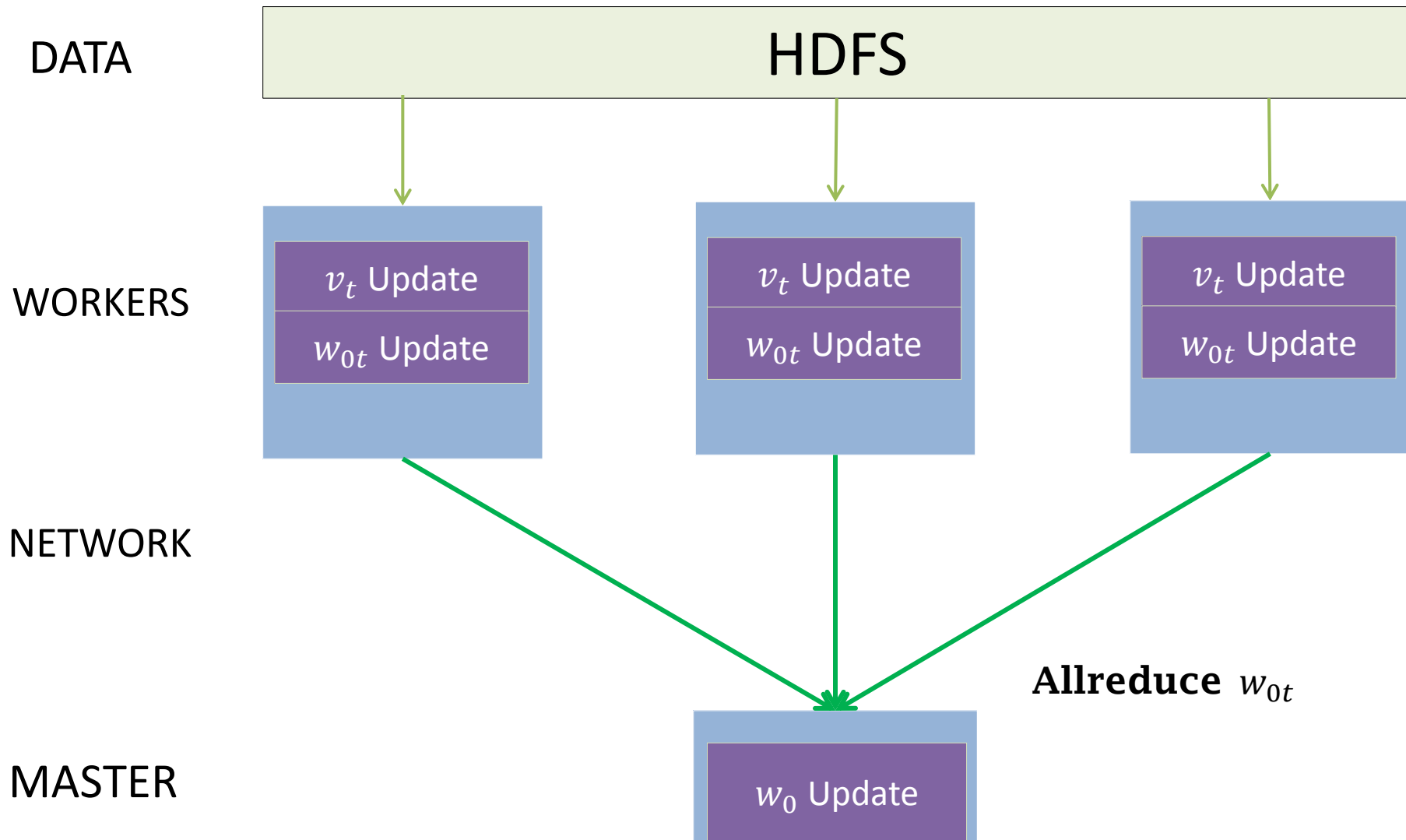


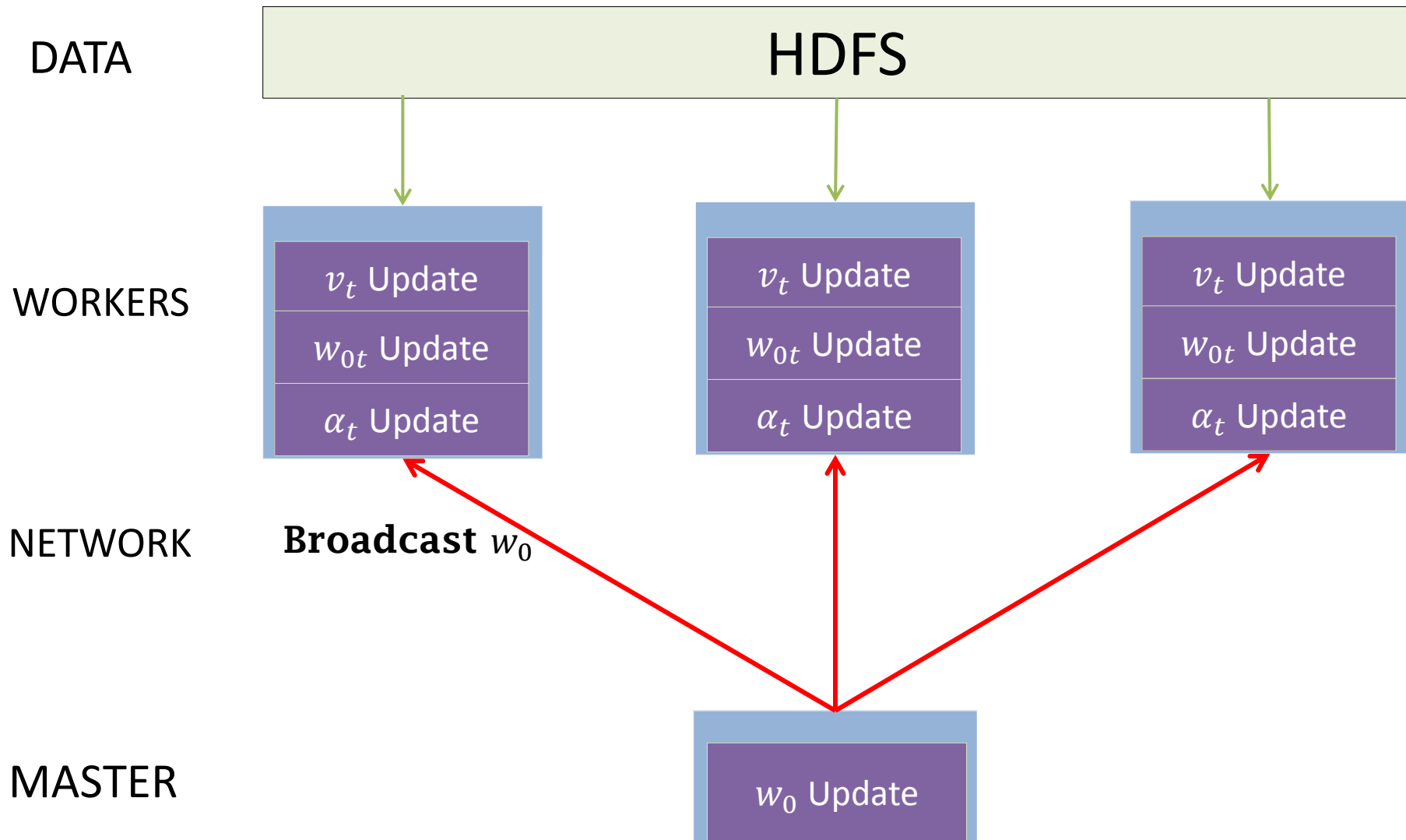
## ► 支持的优化算法实现



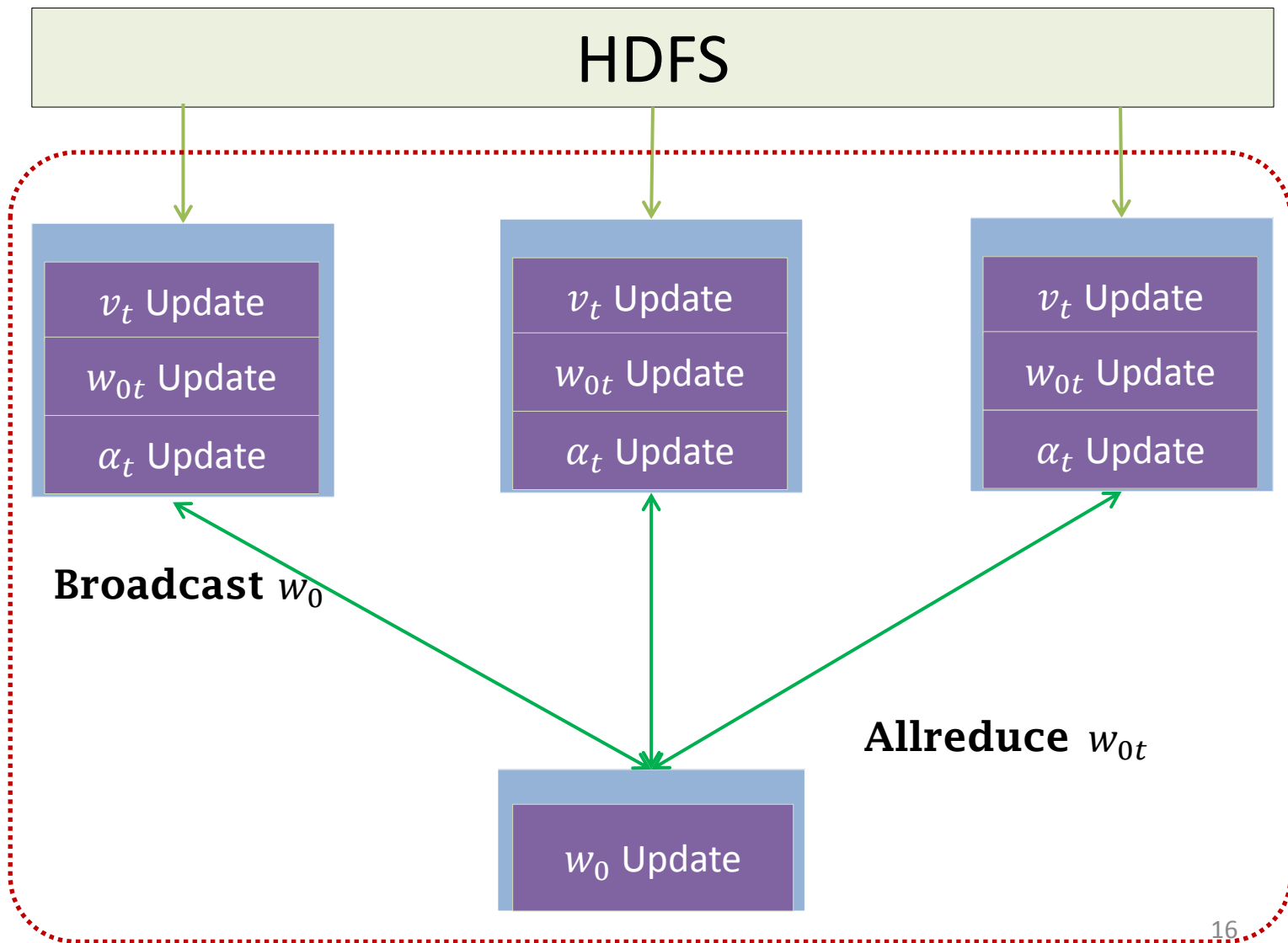








# ADMM





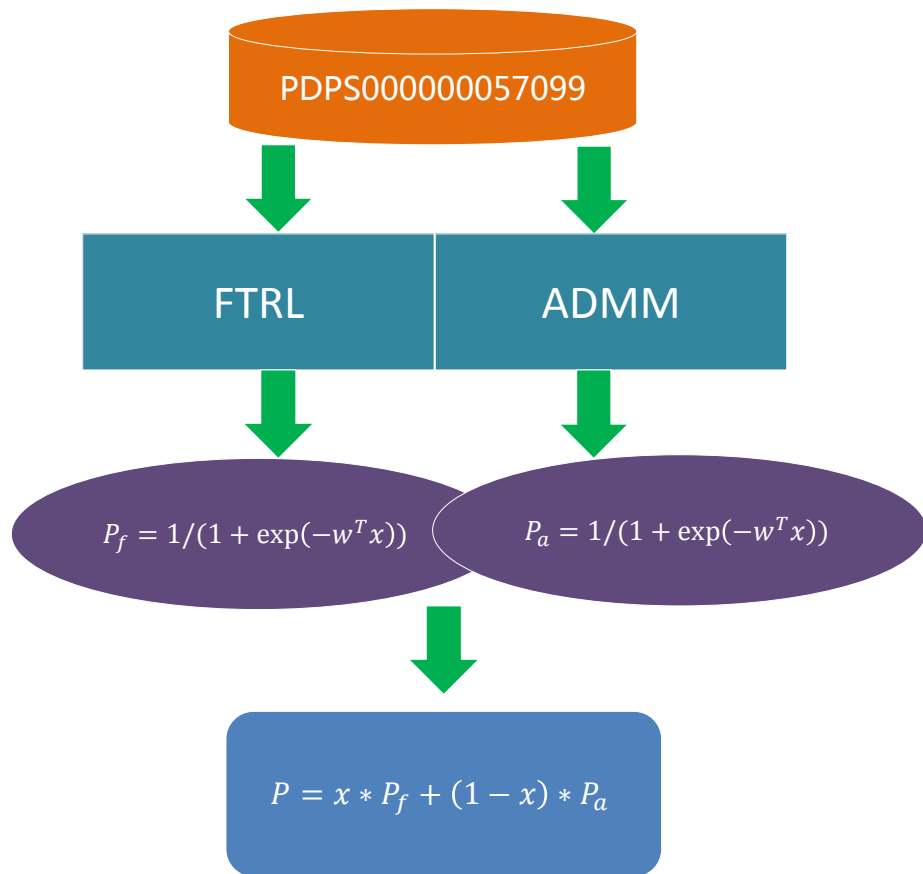
## ► 模型验证和测试



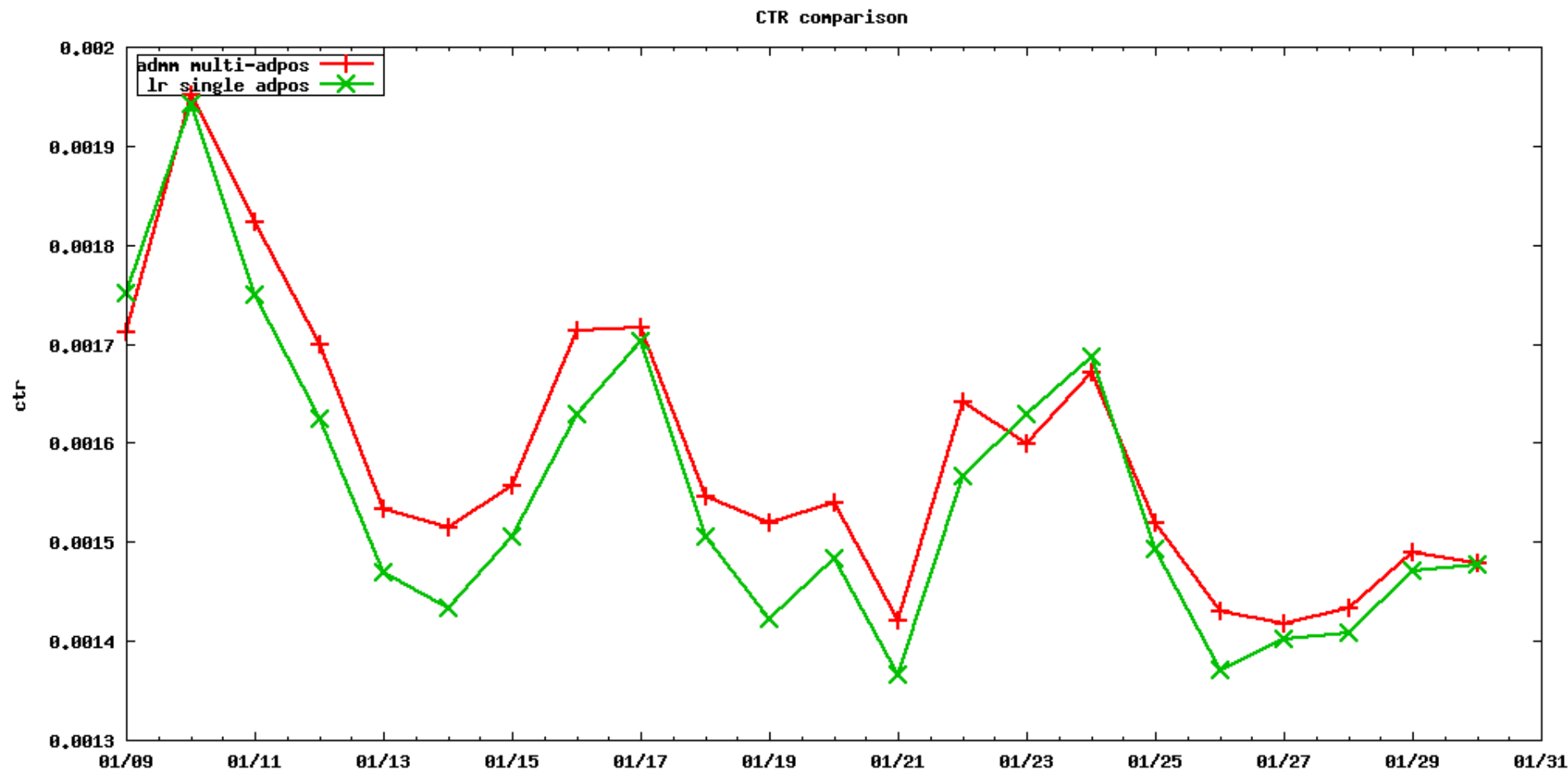
## ▶ 模型调优

- ▶ 模型调参：无参照，工作量大
- ▶ 广告位分组
- ▶ ADMM和FTRL预测融合
- ▶ 性能优化：内存与数据量

- ▶ AUC提升 5+%

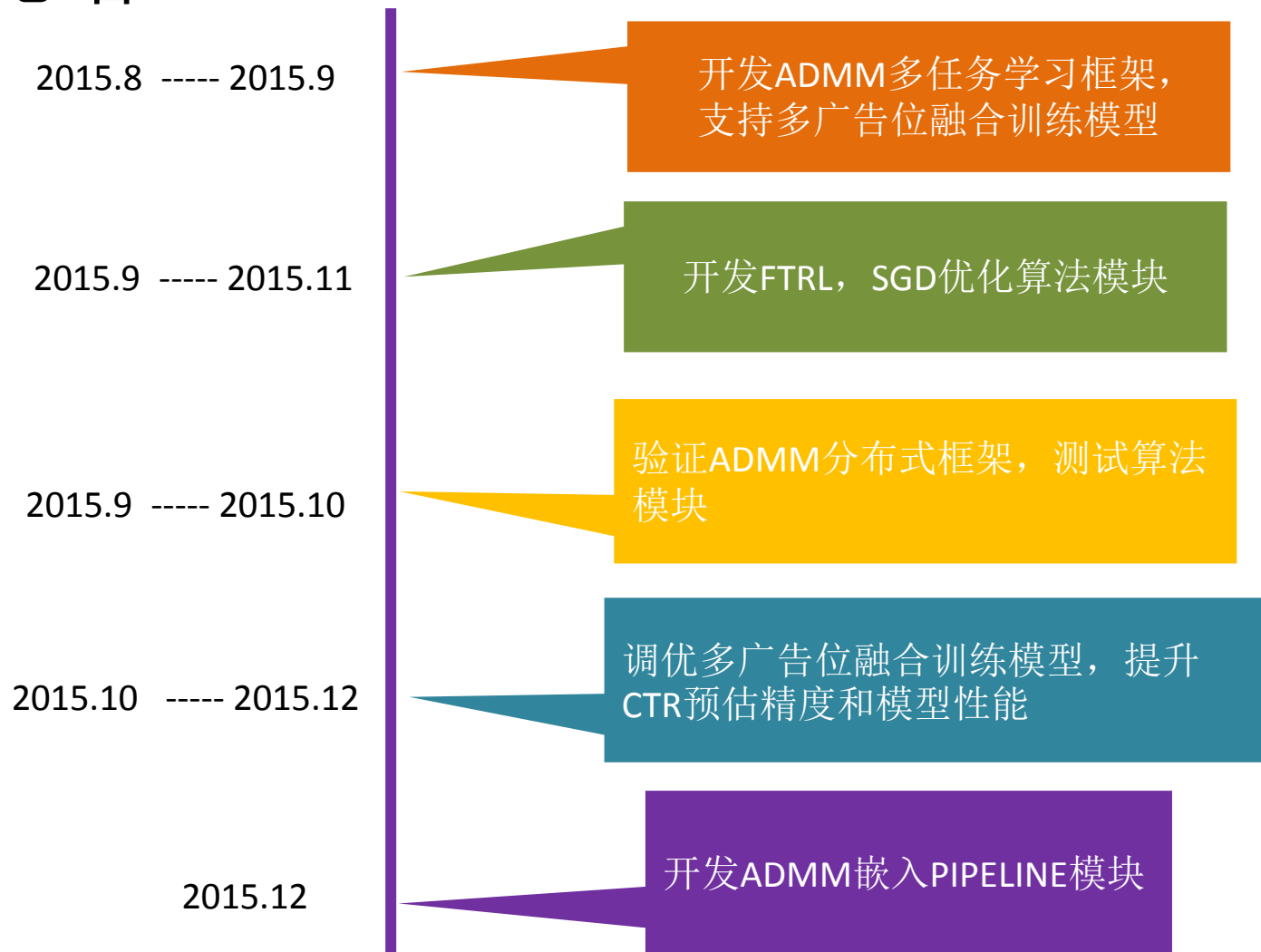


## 线上CTR效果

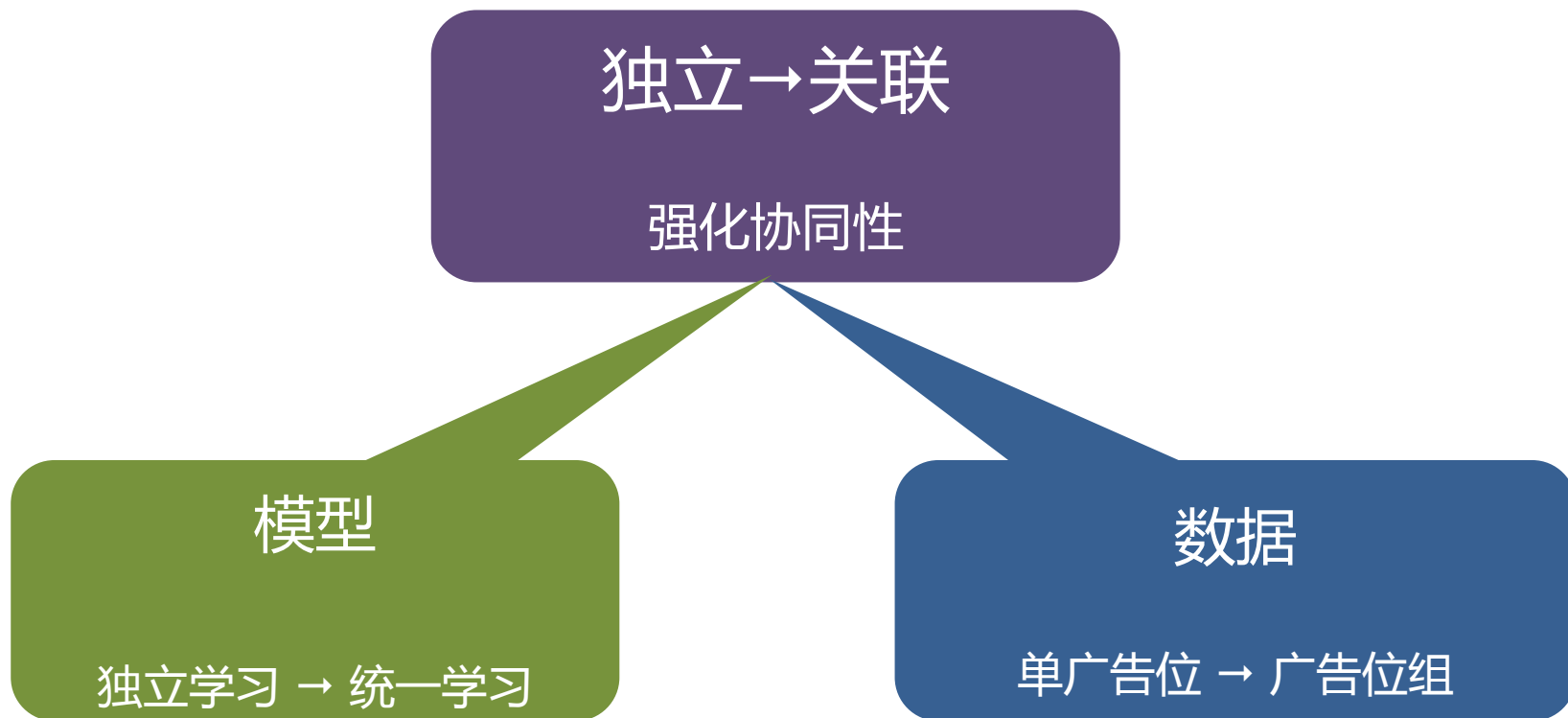




# 总结



## ► 总结



## ▶ 下一步工作



通用化ADMM框架，支持FM模型



combined ranking&regression

## ▶ 个人成长

技术面接触更广，技术能力有进步

理解业务与技术的关系，对业务了解更全面

对团队协作有更深刻的认识和体会

《Simple and scalable response prediction for display advertising》论文的部门技术分享

谢谢  
Thank you

