



美团实习介绍

张颖而

目录

- ◆ 美团联名卡获客业务 线上曝光-激活转化率提升20%
 - 项目背景
 - 单任务树模型到DNN迁移
 - 多任务模型
- ◆ 广告选择策略 线上转化率提升7%

美团联名卡获客业务



业务背景

- **目标**：帮助银行发放信用卡
- **广告投放途径**：支付完成后弹窗广告（需要与其他业务竞争该流量，因此要挑选最有可能使用信用卡的用户）
- **任务输入**：订单&用户维度特征
- **任务输出**：该订单激活信用卡的评分
- **标签**：激活-1，不激活-0

单任务模型

- **目标**

- 树模型—DNN；曝光—激活

- **原因**

- DNN能够实现更复杂的模型，而GBDT的模型容量比较有限。
- 新的研究成果都是基于深度学习的研究，采用深度神经网络之后可以更好的应用新的研究成果，比如后面介绍的多任务模型。

- **工作内容**

- 数据
- 模型

单任务模型—数据处理

特征类型：参考之前的业务选特征(500)，再用树模型选top权重(200)

1. 类别型 (C) :银行编号、商户号、支付通道、地域等
2. 连续型 (D) :年龄、过去180天弹窗点击次数、支付金额等

	训练集	验证集	测试集
数量	20M	3M	26M
正样本%	1%	1%	0.1%
时间顺序	前	中	后

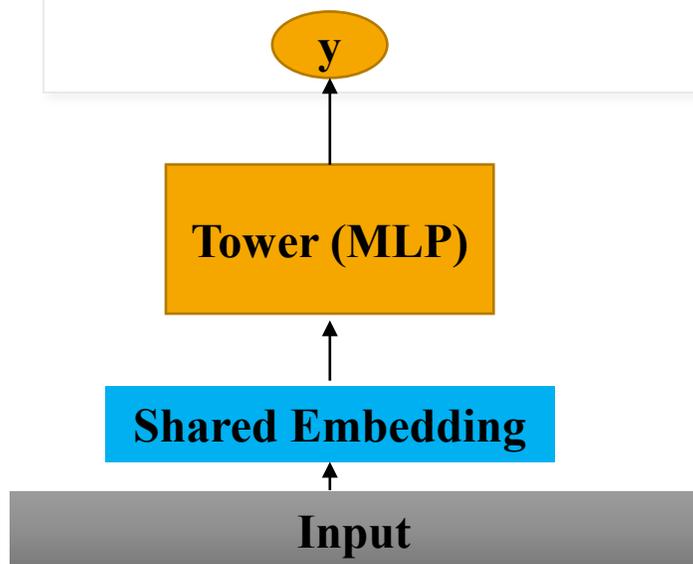
特征处理(spark):

1. 空值填充
2. C型特征编码后映射
3. D型特征离散化分桶

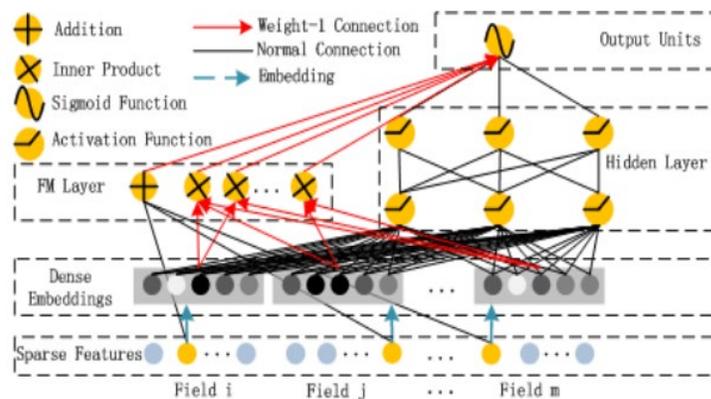
特征构建input层:

C类做Embedding($d=5$),
D类离散化后Embedding ;
输出节点concat

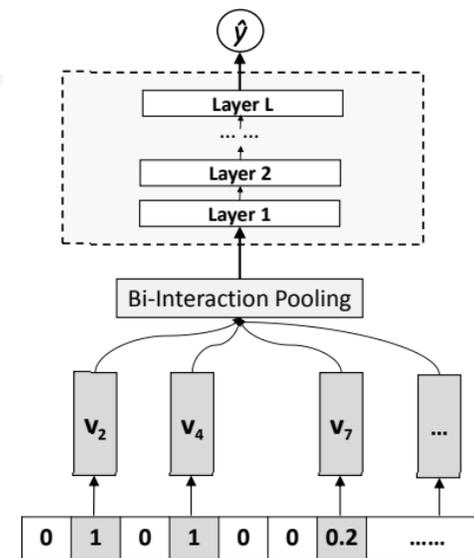
单任务模型——模型选择



MLP



DeepFM

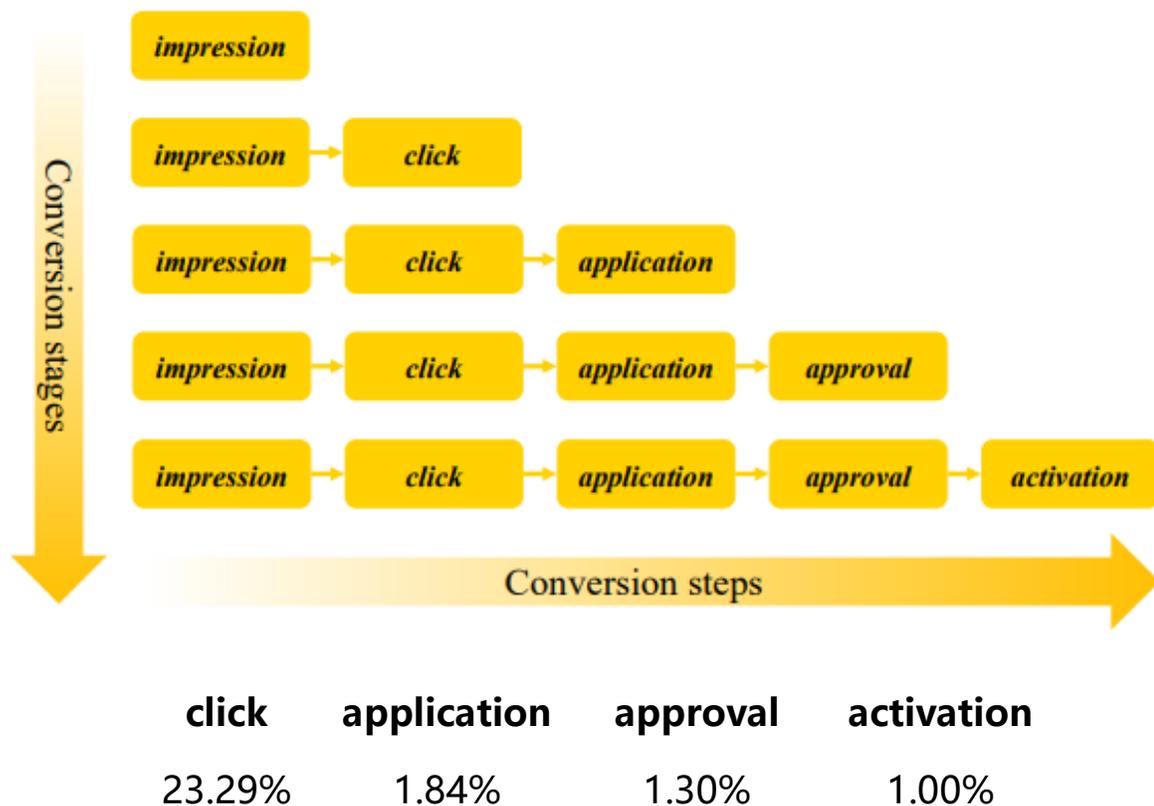


NFM

Model	Industrial dataset			
	<i>approval</i> AUC	<i>activation</i> AUC	Gain	Gain
LightGBM	0.8392±0.0011	0.8536±0.0035	-	-
MLP	0.8410±0.0010	0.8602±0.0014	+0.0018	+0.0066

单任务中，DNN相比于树模型收益很小
但完成了模型的迁移：数据&上线
为后面多任务打基础

多任务模型—任务



•**曝光 (Impression)**：广告被展示给了特定的用户

•**点击 (Click)**：用户如果对这个广告内容感兴趣点击这个广告，点击后，就会进入申请表格页。

•**申请 (Application)**：进入申请表格页后用户可以填写申请表格

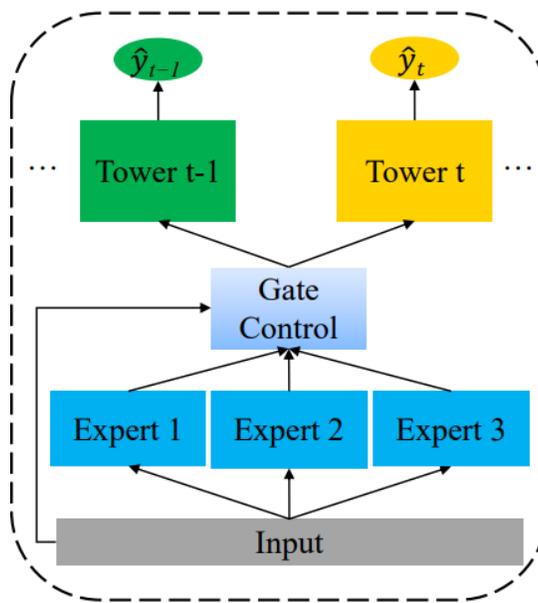
•**核卡 (Approval)**：也称授信，意味着用户信用良好，通过申请并被授予了一定的信用卡额度。

•**激活 (Activation)**：用户在授信并且收到邮寄的信用卡之后，可以激活信用卡并使用。在这里，我们通常看用户是否会在核卡后14天内激活信用卡。

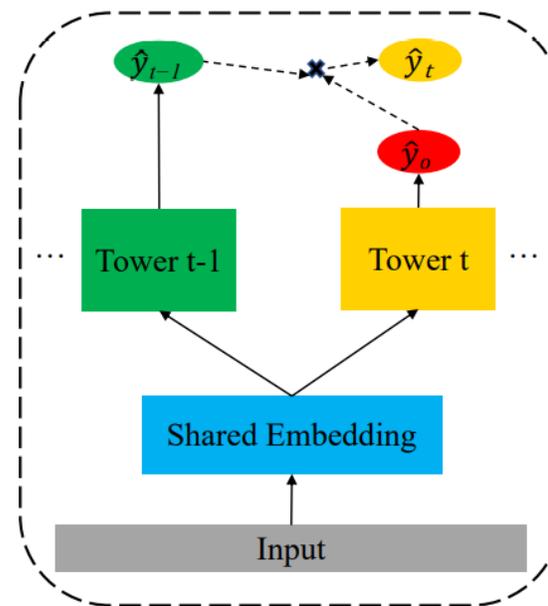
主要任务

多任务模型—模型探索

Model	<i>approval</i> AUC	Industrial dataset <i>activation</i> AUC	Gain	
LightGBM	0.8392±0.0011	0.8536±0.0035	-	-
MLP	0.8410±0.0010	0.8602±0.0014	+0.0018	+0.0066
ESMM	0.8443±0.0028	0.8691±0.0025	+0.0051	+0.0155
MMoE	0.8444±0.0026	0.8705±0.0009	+0.0052	+0.0169

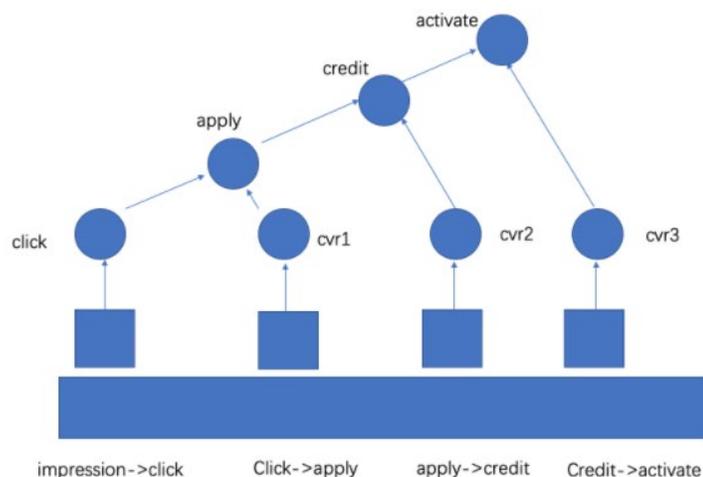


Expert-Bottom pattern
(MMoE)

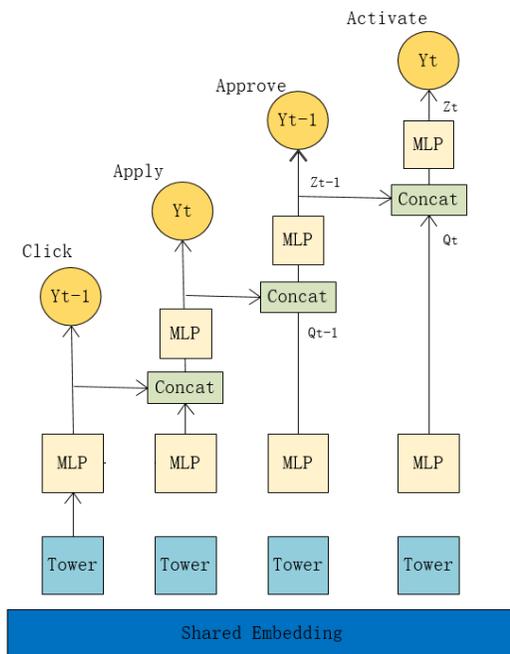


Probability-Transfer pattern
(ESMM)

多任务模型—ESMM 拓展探究

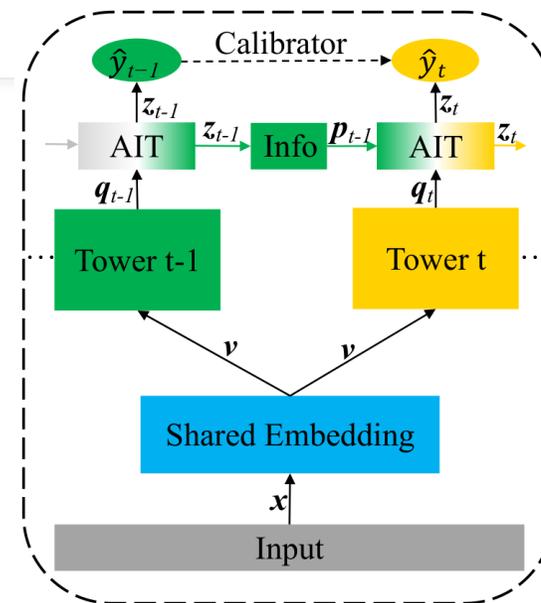


ESMM v1



ESMM v2

离线AUC比ESMM v1高 0.3%,
线上转化率比树模型提升20%



ESMM v3
AITM

多任务模型—AITM

Xi, D., Chen, Z., Yan, P., **Zhang, Y.**, Zhu, Y., Zhuang, F., & Chen, Y. Modeling the sequential dependence among audience multi-step conversions with multi-task learning in targeted display advertising. In *Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining* (pp. 3745-3755).

AIT模块利用当前任务Tower输出的向量 q_t 以及前一个任务传来的信息 p_{t-1} 来学习任务间如何融合信息。

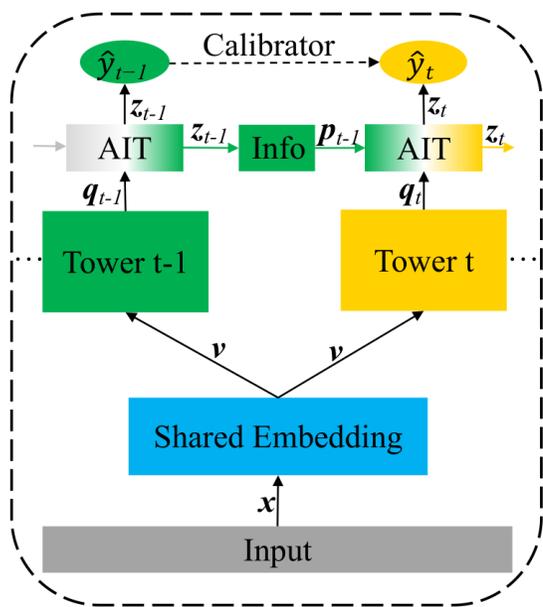
$$z_t = \text{AIT}(p_{t-1}, q_t),$$

$$\text{where } p_{t-1} = g_{t-1}(z_{t-1}),$$

具体地，AIT模块中的注意力机制如下设计：

$$z_t = \sum_{\mathbf{u} \in \{p_{t-1}, q_t\}} w_u h_1(\mathbf{u}),$$
$$w_u = \frac{\exp(\hat{w}_u)}{\sum_u \exp(\hat{w}_u)}, \quad \hat{w}_u = \frac{\langle h_2(\mathbf{u}), h_3(\mathbf{u}) \rangle}{\sqrt{k}}.$$

而迁移的信息是通过函数 g_{t-1} 来学习的，这里可以是一个简单的全连接层，用来学习两个相邻的任务间应该迁移什么信息。



多任务模型—AITM

Model	<i>approval</i> AUC	Industrial dataset		
		<i>activation</i> AUC	Gain	
LightGBM	0.8392±0.0011	0.8536±0.0035	-	-
MLP	0.8410±0.0010	0.8602±0.0014	+0.0018	+0.0066
ESMM	0.8443±0.0028	0.8691±0.0025	+0.0051	+0.0155
OMoE	0.8438±0.0022	0.8714±0.0009	+0.0046	+0.0178
MMoE	0.8444±0.0026	0.8705±0.0009	+0.0052	+0.0169
PLE	<u>0.8518±0.0006</u>	<u>0.8731±0.0016</u>	+0.0126	+0.0195
AITM	0.8534±0.0011**	0.8770±0.0005*	+0.0142	+0.0234

Model	Gain	
	<i>approval</i>	<i>activation</i>
MLP vs LightGBM	+16.95%	+17.55%
AITM vs MLP	+25.00%	+42.11%

广告选择策略



业务场景

- **目标：**针对联名卡的多种广告（经常更新），选择总收益最高的流量分配策略
- **旧策略：**80%流量给当前最优广告，20%流量随机剩余的广告
- **新策略：**Exploit & Explore 多臂老虎机实验仿真，个体使用何种搜索策略可以最大化其累及即时奖励。

多臂老虎机实验—实验设置

- 每个老虎机的摇臂数=广告数量
- 老虎机每个臂的真实概率=广告真实转化率
- 拉动试验次数=投放次数

Step1.初始化老虎机每个臂的概率

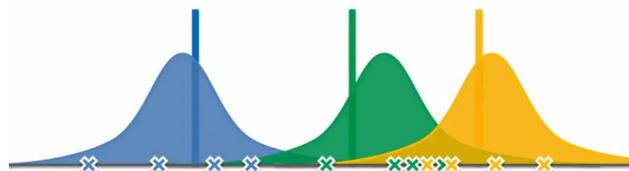
Step2.根据策略 (random, greedy, e-greedy, ucb, thompson) 选择一个臂

Step3.对该臂进行伯努利实验：发生或者不发生，更新参数

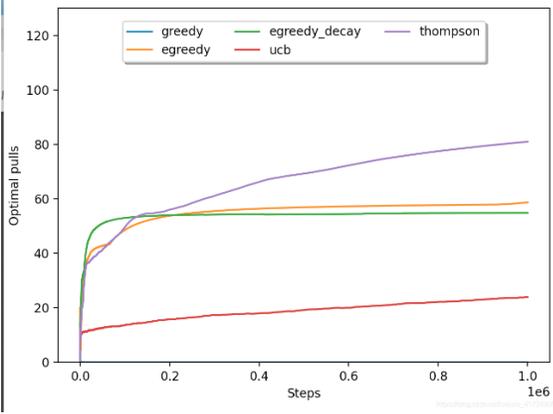
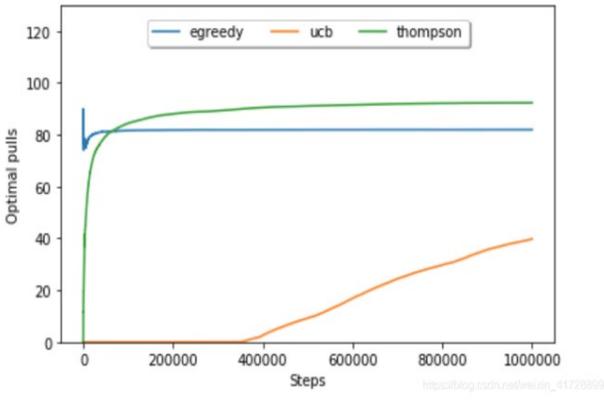
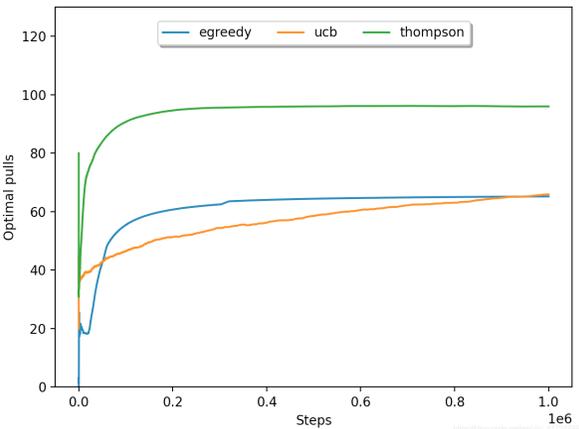
Step4.计算总共命中次数

多臂老虎机实验—策略

策略	选择策略
Random	随机选择
Greedy	选择平均值最大的臂
E-greedy	一部分选择平均值最大的臂；另一部分随机选
Ucb	t : 总次数 Nt(a): 广告A被投放的次数 $A_t \doteq \arg \max_a \left[Q_t(a) + c \sqrt{\frac{\ln t}{N_t(a)}} \right]$
Thompson	β 分布(a,b) 均值=a/(a+b) a+b越大, 则分布越窄 $\beta(a_0+hits, b_0+misses)$ a推荐后用户点击的次数; b参数看成是推荐后用户未点击的次数



多臂老虎机实验—实验结果

实验情景	冷启动	线上仿真 7个旧广告+3个新广告 假设旧广告已经曝光100万次 新广告概率均小于旧广告	线上仿真 7个旧广告+3个新广告 假设旧广告已经曝光100万次 新广告概率均大于旧广告
结果	 <p>Line graph showing Optimal pulls vs Steps for cold start with 7 old ads and 3 new ads where new ad probabilities are smaller. The x-axis is Steps (0 to 1.0e6) and the y-axis is Optimal pulls (0 to 120). Thompson (purple) reaches ~80 pulls, greedy (blue) and egreedy (orange) reach ~55, and ucb (red) reaches ~25.</p>	 <p>Line graph showing Optimal pulls vs Steps for online simulation with 7 old ads and 3 new ads where new ad probabilities are smaller. The x-axis is Steps (0 to 1000000) and the y-axis is Optimal pulls (0 to 120). Thompson (green) reaches ~90 pulls, greedy (blue) reaches ~80, and ucb (orange) reaches ~40.</p>	 <p>Line graph showing Optimal pulls vs Steps for online simulation with 7 old ads and 3 new ads where new ad probabilities are larger. The x-axis is Steps (0 to 1.0e6) and the y-axis is Optimal pulls (0 to 120). Thompson (green) reaches ~95 pulls, greedy (blue) reaches ~65, and ucb (orange) reaches ~65.</p>

Thompson 策略上线后转化率提升7%