白条贷后Action Model V1.0

- 一. 需求&场景二. 使用方案三. 可行性验证

- 四. 确定流程、准备工作
- 五. 建模过程
 - 1. 切分特征
 - 训练xgb
 - 2. FM训练与预测
 - 3. Kmeans聚类
 - 多种聚类方案分析
 - 最终采取聚类方案
- 聚类客群含义验证 • 六. 模型结果分析
 - 1. 建模测试集效果2. 跨时间验证

 - 3. 提额试验数据验证
 - 4. 客群含义验证
- 七. 提额测试
- 八. 实验分析结果

 - 1. 模型自身的排序能力2. 模型与主策略效果对比

一. 需求&场景

本版模型用于评估用户提额后的收益

action变量为: 用户额度等级

目标变量为: 用户未来三个月的月均借款金额

二. 使用方案

目标变量

- 1. 收益:表现期内累计消费金额 2. 表现期:3个月(翔哥之前分析结论) 排除用户:
 - a. 小额500-

 - a. 介級300 b. 员工、质押、乡村、企业用户 c. 激活账龄<90天的用户; d. 排白条/金条/大白当前逾期30+、或历史逾期30+的用户、账户状态异常的用户;
 - 一年内未使用白条;
 - f. 逾期1+;
 - g. 表现期内提额超过20%的用户;

输入

- 1. 特征: 商城特征+白条行为特征+提额类特征
- 2. action变量: 用户当前额度, 额度等级划分: 6000以下500一档, 6000以上1000一档, 15000以上一档;

样本选择

- 大促与平常的样本分开建模,大促影响周期:6月,11月,12月训练样本选择方式:多个时间截面(每隔一个月取一次)训练样本时间跨度:最近一年

- 4. 训练样本是否包含表现期内不消费的客户:包含

建模方法

- 1. 直接建模 (baseline) 2. 先分客群,各客群分开建模(客群按是否活跃划分)

验证方式

- 模型衡量指标RMSE,模型预测值的排序性
- 2. 验证各客群的预测值排序性和区分性
- 3. 在活动调额数据上验证是否具有排序性

输出结果

- 1. 每个用户在各个额度下的预测消费金额
- 2. 每个用户所属模型聚类的客群 3. 每个客群的重要变量差别(以得出客群的含义)
- 4. 每个用户额度提N档后消费金额增量(-3<=N<=3, 用来测试模型)

三. 可行性验证

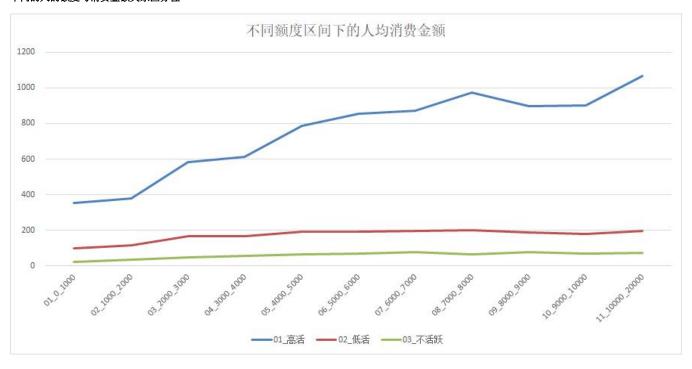
主要结论:

- 1、总整体看, 额度越高人均消费先升高, 后趋于平缓。
- 2、细分客群看,整体趋势都是先升高后平缓,但不同客群的斜率不同。
- 3、对于活跃客户和睡眠客户,可以分客群预测消费金额,可能模型准确度会更高。

额度与消费金额关系验证

			人均月均消费金额	人均月均消费金额	
额度区间/观察点	总人数	有消费客户占比	(所有客户)	(有消费客户)	总人数占比
01_500_1000	2218629	44%	79	179	1%
02_1000_1500	4270028	48%	115	242	2%
03_1500_2000	5078522	53%	162	306	3%
04_2000_2500	4326590	56%	210	378	2%
05_2500_3000	5493774	51%	214	424	3%
06_3000_4000	12392102	55%	288	521	7%
07_4000_5000	12594182	53%	308	584	7%
08_5000_6000	13322102	56%	374	672	7%
09_6000_7000	12735135	56%	413	736	7%
10_7000_8000	12616834	54%	426	786	7%
11_8000_9000	13389140	55%	445	814	7%
12_9000_10000	14517342	55%	455	834	8%
13_10000_11000	13007612	56%	505	902	7%
14_11000_12000	10292821	58%	556	955	6%
15_12000_13000	9040713	60%	571	959	5%
16_13000_14000	7531904	62%	645	1039	4%
17_14000_16000	9998415	68%	774	1145	5%
18_16000_18000	5740271	74%	922	1252	3%
19_18000_20000	3947712	78%	1090	1393	2%
20_20000_high	13569064	81%	1257	1549	7%

不同的人的额度与消费金额关系区分性



四. 确定流程、准备工作

排除用户分析

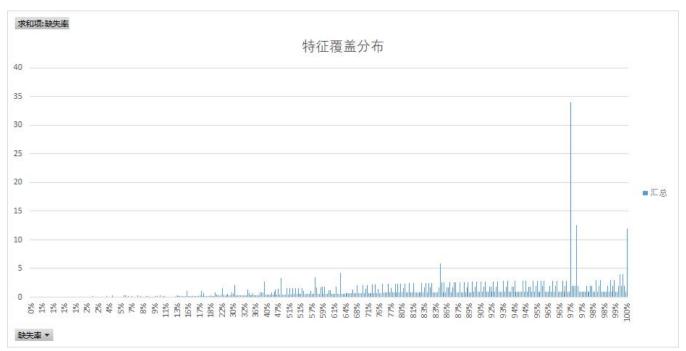
排除标签	2018年1月	2018年2月	2018年3月	2018年4月	2018年5月	2018年6月	2018年7月	2018年8月	合计
00_未激活	63849074	63509933	63102817	62722589	62363117	61783202	61466107	61115161	499912000
01_小额500	440342	456515	509123	556179	630895	663471	748082	832211	4836818
02_员工、质押、乡村	217303	219810	222819	226995	232486	242018	244081	247084	1852596
03_激活账龄<90d	5316558	3951487	3370792	3337302	3529995	4232615	4203409	4351390	32293548
04_高风险	1615283	1734216	1817498	1916557	2000593	2102030	2203563	2297575	15687315
05_账户状态异常	246736	266062	326754	349737	355554	390362	404885	426840	2766930
06_一年内未使用白条	6196659	6802229	7364097	7783489	8203672	8575941	9038771	9505782	63470640
07_表现期末账户状态异常	311152	319964	293751	295690	298425	321154	324991	320436	2485563
08_表现期末提额超过20%	2585685	2646159	5166207	160421	73265	42563	4608397	8587543	23870240
09_表现期末降额超过20%	310391	11088	6747	7097	19424	5130950	180107	176052	5841856
99_目标客户	17974945	19705735	18261578	23970043	24534589	20127055	21127272	17861881	163563098
合计	99064128	99623198	100442183	101326099	102242015	103611361	104549665	105721955	816580604

特征相关性分析

fea_name	correlation
user_level	0. 577
mob	0. 501
p1_last_m12_suc_paymoney	0. 426
p1_last_m12_amount	0. 401
prod2_last_m12_suc_paymoney	0. 396
tot_amt_raw	0. 394

特征覆盖率分析

特征覆盖正常



五. 建模过程

1. 切分特征

训练xgb

训练样本: 1534855

```
where (dt='2018-01-31') or dt='2018-02-28' and abs(hash(pin))\%20=0 and abs(hash(pin))\%100<>0
```

测试样本: 381034

```
where (dt='2018-01-31' \text{ or } dt='2018-02-28') and abs(hash(pin))\%100=0
```

XGB效果:

```
[155] train-rmse:797.204 test-rmse:809.678
```

重要变量:

```
cons_tot_amt_12m 1.16757936857e+12
cons_avg_amt_12m 8.15860924773e+11
repay_tot_amt_12m 2.107841822e+11
cons_max_amt_12m 1.74459e+11
item_cnt_3_amt 47883200000.0
cons_avg_cnt_12m 24867400000.0
top5_uprovince_cnt 24154200000.0
top4_ucity_cnt 23319700000.0
cons_max_cnt_12m 17106800000.0
repay_tot_cnt_12m 16920115000.0
p0_last_m12_suc_paycount_mean 16165700000.0
```

2. FM训练与预测

RMSE:

```
#Iter=199 Train=793.146 Test=840.995
```

训练参数:

额度切割表

额度等级	取值
1	[500, 1000)
2	[1000, 1500)
3	[1500, 2000)
4	[2000, 2500)
5	[2500, 3000)
6	[3000, 4000)
7	[4000, 5000)
8	[5000, 6000)

9	[6000, 7000)
10	[7000, 8000)
11	[8000, 9000)
12	[9000, 10000)
13	[10000, 11000)
14	[11000, 12000)
15	[12000, 13000)
16	[13000, 14000)
17	[14000, 16000)
18	[16000, 18000)
19	[18000, 20000)
20	[20000, +∞)

3. Kmeans聚类

多种聚类方案分析

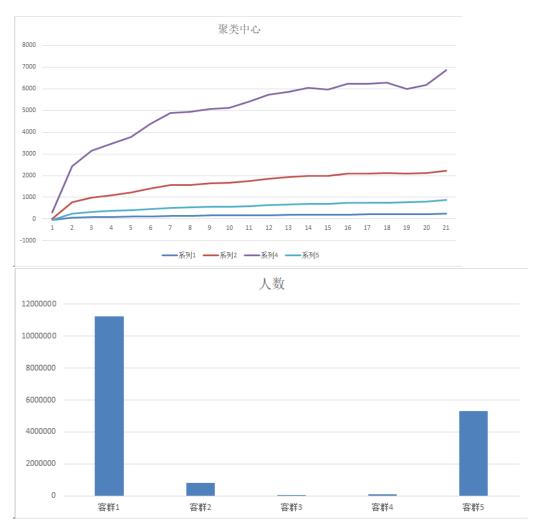
a. 原始值聚类

动机:最原始的预测结果用来聚类,从而从预测结果的欧氏距离的差异作为聚类的标准 聚类list

amount0 amount1 amount2 amount3amount4 amount5 amount6 amount7 amount8 amount9 amount10 amount11 ${\tt amount} 12$ amount13 amount14 ${\tt amount15}$ amount 16amount17 amount18 amount19

聚类中心

amount20



结论: 能聚类出差异比较大的用户, 但客群人数差异大, 受整体曲线相对位置影响大

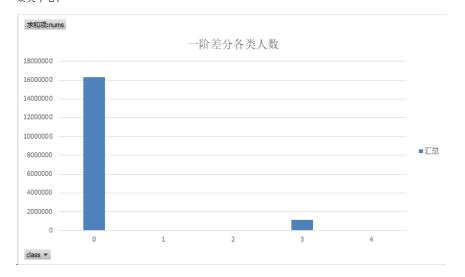
b. 一阶差分聚类

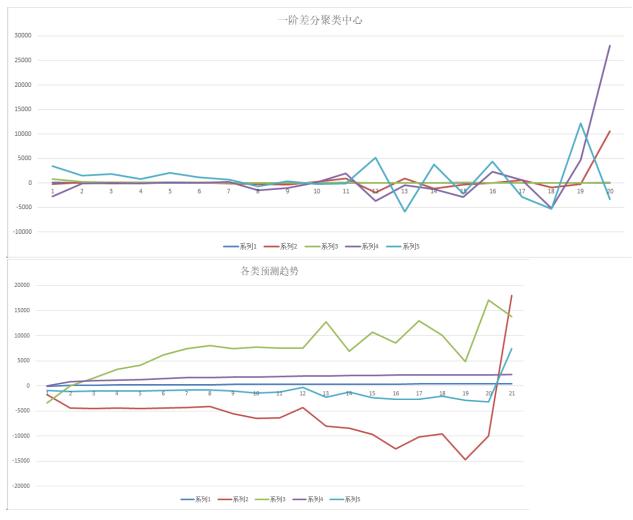
动机:消除预测值的绝对值的影响,用曲线的增长模式的不同区分不同客群聚类list

amount1-amount0
amount2-amount1
amount3-amount2
amount4-amount3
amount5-amount4
amount6-amount5
amount7-amount6
amount8-amount7
amount9-amount8
amount10-amount9
amount11-amount10
amount12-amount11
amount13-amount12

amount14-amount13
amount15-amount14
amount16-amount15
amount17-amount16
amount18-amount17
amount19-amount18
amount20-amount19

聚类中心:





总结: 不适合此场景。因为如果两类人只在某几个位置上差异很大, 其他的趋势相似, 会使真实曲线差异很大但却会被分到同一类

c. 减初始值

动机:消除初始位置的影响,用后续的增长模式聚类

聚类list

amount1-amount0 amount2-amount0 amount3-amount0 amount4-amount0 amount5-amount0 amount6-amount0 amount7-amount0 amount8-amount0 amount9-amount0
amount3-amount0 amount4-amount0 amount5-amount0 amount6-amount0 amount7-amount0 amount8-amount0
amount4-amount0 amount5-amount0 amount6-amount0 amount7-amount0 amount8-amount0
amount5-amount0 amount6-amount0 amount7-amount0 amount8-amount0
amount6-amount0 amount7-amount0 amount8-amount0
amount7-amount0 amount8-amount0
amount8-amount0
amount9-amount0
amount10-amount0
amount11-amount0
amount12-amount0
amount13-amount0

amount14-amount0

amount15-amount0

 ${\tt amount16-amount0}$

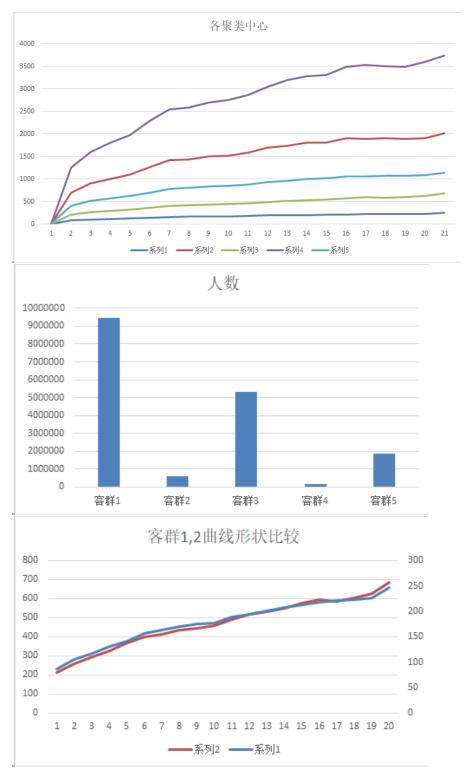
amount17-amount0

amount18-amount0

amount19-amount0

amount20-amount0

聚类效果



结论: 人数较为均匀, 差异较为明显, 但各个客群增长模式相似, 拐点相近

d. 归一化聚类

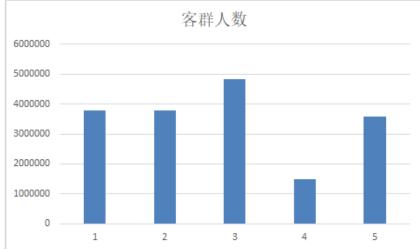
动机:消除绝对值的影响,将每个用户的预测值序列归一化,从而用每个用户归一化之后的曲线形状聚类,以得到拐点不同的客群聚类list

 $(amount1-min_pred)/(max_pred-min_pred)$ as amount1

, $(amount2-min_pred)/(max_pred-min_pred)$ as amount2, $(amount3-min_pred)/(max_pred-min_pred)$ as amount3 , (amount4-min pred)/(max pred-min pred) as amount4 , (amount5-min_pred)/(max_pred-min_pred) as amount5 , $(amount6-min_pred)/(max_pred-min_pred)$ as amount6 , $(amount7-min_pred)/(max_pred-min_pred)$ as amount7 , (amount8-min_pred)/(max_pred-min_pred) as amount8 , (amount9-min_pred)/(max_pred-min_pred) as amount9 , (amount10-min_pred)/(max_pred-min_pred) as amount10 , (amount11-min_pred)/(max_pred-min_pred) as amount11 , (amount12-min_pred)/(max_pred-min_pred) as amount12 , $(amount13-min_pred)/(max_pred-min_pred)$ as amount13 , (amount14-min_pred)/(max_pred-min_pred) as amount14 , (amount15-min_pred)/(max_pred-min_pred) as amount15 , (amount16-min_pred)/(max_pred-min_pred) as amount16 , $(amount17-min_pred)/(max_pred-min_pred)$ as amount17 , $(amount18-min_pred)/(max_pred-min_pred)$ as amount18 , (amount19-min_pred)/(max_pred-min_pred) as amount19 , (amount20-min pred)/(max pred-min pred) as amount20

聚类效果:





结论: 人数均匀,增长趋势差异明显,拐点不同,但没有从消费绝对值的高低上做区分

最终采取聚类方案

最终采用的聚类方案为: 先用归一化聚类, 然后对相似类合并后再用减初始值聚类, 最终得到五类 最终结果见下一节

聚类客群含义验证

为了验证客群含义,

- 首先分别建了五个分类模型,预测用户是否属于某一类,从而获取用户属于该类的重要特征。 然后比较某一类用户和其他类用户在重要特征上的均值差异 汇总每个分类模型的重要特征,很像比较所有类在这些重要特征上的差别

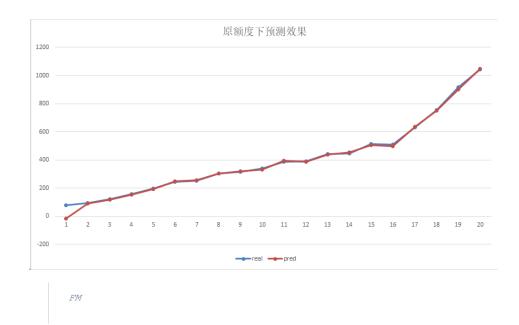
验证结果见下一节

六. 模型结果分析

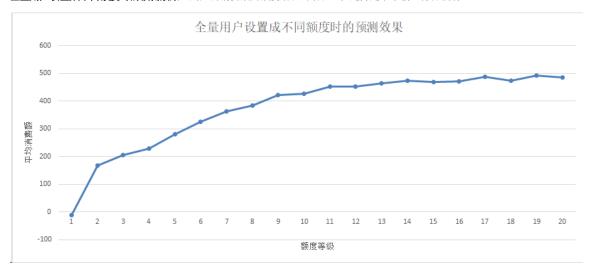
1. 建模测试集效果

模型训练集与测试集选自2018-01-31分区

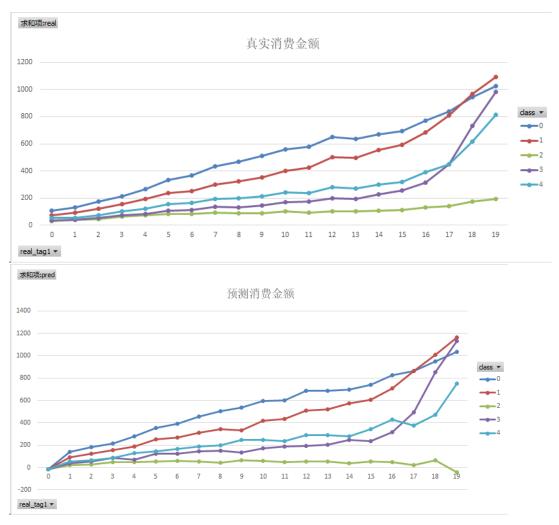
原额度下预测效果: 预测值与真实值基本一致



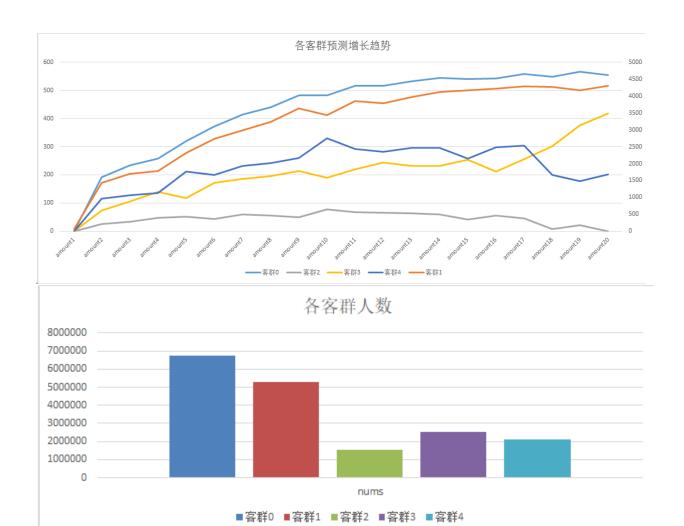
全量用户设置成不同额度时的预测效果:用户的消费额随额度增长而增长,但趋势趋于平缓,符合预期



聚类客群的真实消费额VS预测消费额: 各客群有较大差异,且预测与真实一致



各客群消费额预测趋势与各客群人数:消费额增长中趋于平缓,符合预期;各客群间有较大差异且人数均匀,模型具有使用价值;

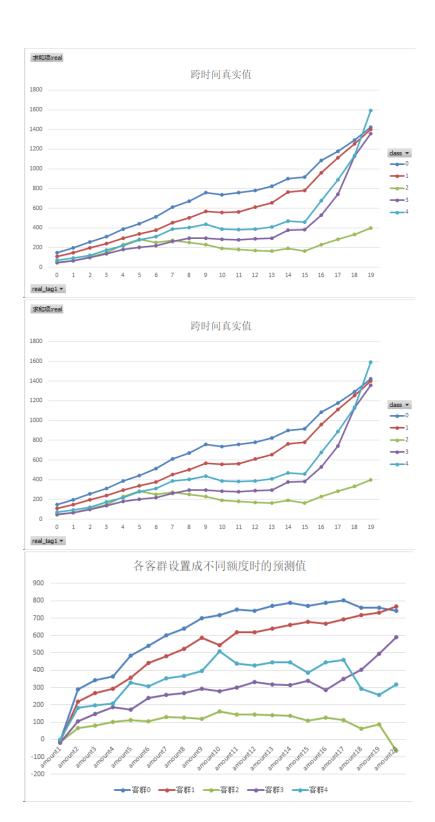


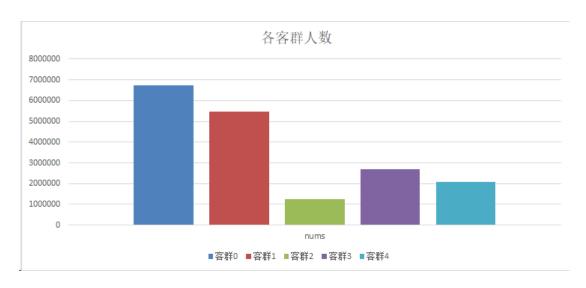
2. 跨时间验证

跨时间段选取2018-08-31区分

相关结果如下: 跨7个月后,性能总体稳定,具有区分力







3. 提额试验数据验证

验证思路: 通过618活动的提额数据来验证模型预测效果

618提额数据: 同额度的用户会被提到不同的额度档(对照组中的用户会保持原额度)

验证方法:验证原额度相同的用户,在被提到不同的额度后,其预测值和实际值是否一致

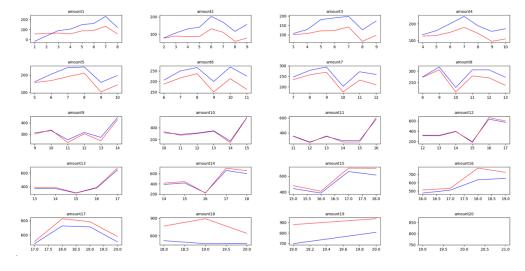
本图先将用户分为各个客群,然后将提额前额度等级不同的用户分成各个子图来看趋势是否一致

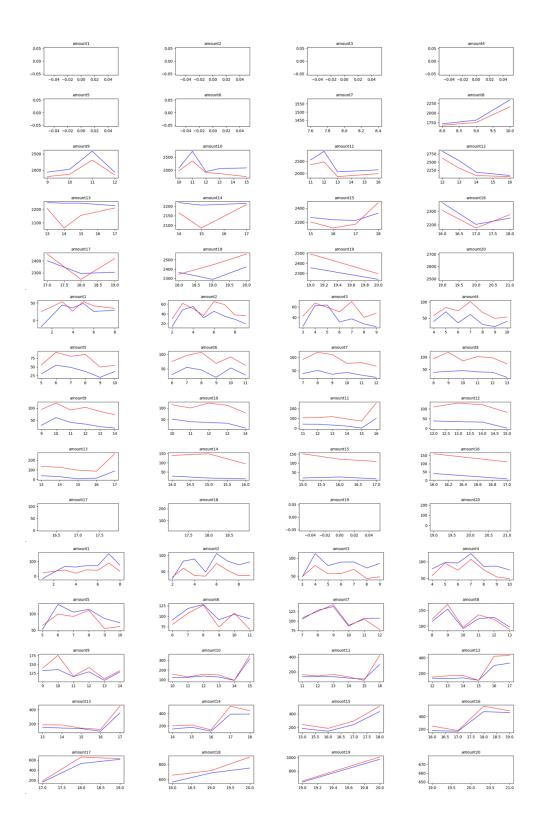
说明:

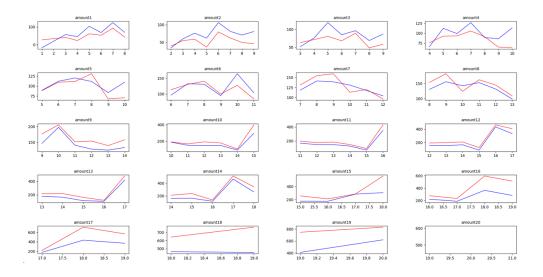
- 子图标题: 提额前额度等级
- 子图横坐标: 提额后额度等级
- 子图纵坐标: 提额后的月均消费金额
- 红线为真实值,蓝线为预测值 下面五个图分别客群1[~]5

结论:

- 2,3客群趋势特殊,和其他客群差异较大,4,5客群较相似 各个客群预测趋势与实际趋势基本一致 2.







4. 客群含义验证

各客群的分类模型重要特征与其他用户的差异:特征差异明显,且与预测的增长曲线现状相符

客群	top10特征	特征含义	増益	其他客群均值	本客群均值	备注
客群0	cons_max_amt_3m	最近3个月月最大消费金额	25588. 85	874. 1091102	1227. 736405	高活 (消费次数高)
	cons_avg_cnt_6m	最近6个月月均消费次数	17449. 135	0. 66860362	1. 565524617	
	cons_tot_amt_3m	最近3个月消费总金额	14573. 442	1203. 738442	1633. 722597	
	cons_tot_cnt_6m	最近6个月消费总次数	10161. 385	4. 007846162	9. 392392709	
	repay_tot_cnt_6m	最近6个月还款总次数	8252. 997143	8. 058800257	21. 63519431	
	cons_mon_cnt_12m	最近12个月消费月份数量	7586. 06	2. 658734898	5. 22609431	
	repay_mon_cnt_6m	最近6个月还款月份数量	7356. 005	1. 976690702	3. 778675317	
	qx_amt_3m	最近三个月取现成功金额	6569. 33	284. 0755619	27. 3411307	
	repay_tot_cnt_12m	最近12个月还款总次数	6191. 94675	14. 81177645	3. 68E+01	
	inst_min_dt_last_12m	最近12个月最近一次分期月份数	5564. 465	11. 55886335	7. 779632256	
客群1	qx_amt_3m	最近三个月取现成功金额	3735. 81	49. 3078155	5641. 008056	高活 (消费金额高)
	qx_amt_2m	最近两个月取现成功金额	3102. 786111	40. 90404745	4789. 798541	
	qx_amt_lm	最近一个月取现成功金额	2257. 14	28. 90889952	3359. 461966	
	qx_amt_per_month_3m	0	1643. 5005	28. 40656099	3245. 749478	
	shldrepay_max_amt_12m	最近12个月月最大应还款金额	1637. 46	339. 6638632	4001. 608235	
	cons_tot_amt_6m	最近6个月消费总金额	1563. 2425	2427. 70804	19980. 01199	
	shldrepay_max_amt_6m	最近6个月月最大应还款金额	1467. 54	339. 5178772	4001. 331909	
	cons_avg_amt_3m	最近3个月月均消费金额	1390. 585	445. 4368617	4393. 159343	
	cons_avg_amt_6m	最近6个月月均消费金额	1349. 405	404. 6251232	3330. 004153	
	cons_tot_amt_3m	最近3个月消费总金额	1119. 401375	1336. 28358	13179. 45331	
客群2	repay_tot_amt_3m	最近3个月还款总金额	8799. 4	1531. 51078	264. 2612651	次数少,金额少
	repay_mon_cnt_6m	最近6个月还款月份数量	7525. 25	3. 328711689	1. 145138196	
	repay_min_dt_last_3m	最近3个月最近一次还款月份数	4759. 775	4. 523598126	10. 76156101	
	repay_mon_cnt_12m	最近12个月还款月份数量	3899. 749733	5. 970466394	2. 347177749	
	shldrepay_min_dt_last_12m	最近12个月最近一次应还款月份数	3548. 42	7. 425292286	13. 29732529	
	shldrepay_min_dt_last_6m	最近6个月最近一次应还款月份数	3428. 14	7. 427465949	13. 29831488	
	cons_max_amt_3m	最近3个月月最大消费金额	2576. 064444	1182. 233442	252. 7986017	
	tiny_ord_pct	小额订单占比	2501. 7615	0. 328206562	0. 483573446	
	repay_tot_cnt_6m	最近6个月还款总次数	2465. 940714	18. 18921115	2. 392090596	
	cons_tot_cnt_6m	最近6个月消费总次数	2451. 226333	8. 067568319	1. 311973987	

				1		
客群3	cons_tot_cnt_6m	最近6个月消费总次数	5733. 608333	8. 247907267	2. 784215267	消费次数少
	repay_mon_cnt_6m	最近6个月还款月份数量	5225. 136	3. 378966133	1. 670922352	
	cons_min_dt_last_3m	最近3个月最近一次消费月份数	4540. 44	5. 685243461	10. 42496901	
	inst_min_dt_last_12m	最近12个月最近一次分期月份数	4076. 67	8. 55247306	12. 60676123	
	amt_stab_cv	金额季度稳定性	4065. 664667	139806. 2977	0.814700941	
	cons_avg_cnt_6m	最近6个月月均消费次数	3812. 975667	1. 374902722	0. 464663524	
	repay_tot_cnt_3m	最近3个月还款总次数	2755. 9995	10. 26649788	2. 711330234	
	cost_inst_avg_fee_12m	最近12个月平均付费分期息费	2426. 410667	2462438. 579	1. 14E+08	
	pop_top3_ord_cnt_pct	订单数最多的商铺top3订单占比	2420. 28	0. 712226883	0. 649939634	
	cost_inst3_tot_amt_ratio_12m	最近12个月付费分3期总金额占比	2194. 89	0. 067432025	0. 009948221	
客群4	cons_tot_cnt_12m	最近12个月消费总次数	2314. 75	14. 10620516	7. 228807488	消费次数少
	cons_mon_cnt_6m	最近6个月消费月份数量	2226. 646	2. 484160248	1. 597061207	
	amt_stab_cv	金额季度稳定性	2173. 23	136356. 2767	1. 098103961	
	pop_top3_amount_pct	消费金额最多的商铺top3金额占比	1863. 141667	0. 842214791	0. 906366234	
	cons_mon_cnt_12m	最近12个月消费月份数量	1840. 69	4. 508443713	2. 88903515	
	v_ord_pct	虚拟订单占比	1584. 42625	0. 075454779	0. 124580042	
	cons_avg_cnt_12m	最近12个月月均消费次数	1568. 99	1. 175200836	0. 601844295	
	cnt_loan	#N/A	1404. 23	13. 78445145	7. 194056807	
	last_used_days	#N/A	1341. 13	116. 6702755	155. 3935229	
	v_ord_pct_3	虚拟订单占比	1308. 4	0. 192923445	0. 329589064	

各客群的重要特征横向比较

(重要特征为汇总各个分类模型的重要性增益,取top30个)

重要特征	含义	客群0	客群1	客群2	客群3	客群4
cons_max_amt_3m	最近3个月月最大消费金额	1227. 736405	7797. 02474	252. 7986017	672. 3055468	839. 7349645
cons_avg_cnt_6m	最近6个月月均消费次数	1. 565524617	6. 063048015	0. 219462405	0. 464663524	0. 671632237
repay_mon_cnt_6m	最近6个月还款月份数量	3. 778675317	5. 340920028	1. 145138196	1. 670922352	2. 59366045
cons_tot_cnt_6m	最近6个月消费总次数	9. 392392709	36. 37832252	1. 311973987	2. 784215267	4. 026355023
cons_tot_amt_3m	最近3个月消费总金额	1633. 722597	13179. 45331	278. 166713	854. 4665238	1035. 39046
repay_tot_cnt_6m	最近6个月还款总次数	21. 63519431	70. 64057515	2. 392090596	5. 43126426	8. 73783809
qx_amt_3m	最近三个月取现成功金额	27. 3411307	5641. 008056	18. 50547414	137. 2850867	89. 0221567
inst_min_dt_last_12m	最近12个月最近一次分期月份数	7. 779632256	4. 795310746	13. 40286391	12. 60676123	9. 678610943
cons_mon_cnt_12m	最近12个月消费月份数量	5. 22609431	9. 171667528	1. 759822823	2. 441266998	2. 88903515
repay_tot_amt_3m	最近3个月还款总金额	1593. 030641	11518. 3266	264. 2612651	722. 3528245	1100. 761021
repay_mon_cnt_12m	最近12个月还款月份数量	6. 672558566	9. 84768389	2. 347177749	3. 622165032	4. 463120045
last_used_days	#N/A	79. 34704388	7. 058932041	217. 9463783	238. 0779539	155. 3935229
cons_mon_cnt_6m	最近6个月消费月份数量	2. 951804769	5. 113577628	0. 801709861	1. 106452172	1. 597061207
amt_stab_cv	金额季度稳定性	0. 87867525	0. 674424819	1409410. 958	0. 814700941	1. 098103961
repay_tot_cnt_12m	最近12个月还款总次数	3. 68E+01	118. 8547686	4. 86E+00	1. 16E+01	1. 50E+01
tiny_ord_pct	小额订单占比	3. 23E-01	3. 07E-01	0. 483573446	0. 289460501	4. 04E-01
repay_min_dt_last_3m	最近3个月最近一次还款月份数	3. 334918298	1. 127911847	10. 76156101	9. 143611515	5. 978011066
cons_min_dt_last_3m	最近3个月最近一次消费月份数	4. 447515348	1. 017836455	12. 08842591	10. 42496901	8. 344759944
cost_inst_avg_amt_12m	最近12个月月均付费分期金额	139. 6556751	456. 912649	10. 4902041	40. 28843832	60. 33032137
pop_top3_amount_pct	消费金额最多的商铺top3金额占比	0. 846506434	0. 803520792	0. 917354987	0. 77932158	0. 906366234
shldrepay_min_dt_last_12m	最近12个月最近一次应还款月份数	6. 268170783	1. 877443991	13. 29732529	11. 72689163	9. 30918298
cost_inst_tot_amt_12m	最近12个月付费分期总金额	1675. 794997	5482. 865049	125. 8622903	483. 4256581	723. 8903332
shldrepay_min_dt_last_6m	最近6个月最近一次应还款月份数	6. 270482357	1. 878535655	13. 29831488	11. 72756029	9. 312492824
qx_amt_2m	最近两个月取现成功金额	23. 70317149	4789. 798541	12. 44058237	117. 4599284	66. 0827091

repay_tot_cnt_3m	最近3个月还款总次数	11. 91783434	39. 5424546	1. 137673979	2. 711330234	4. 722579907
cost_inst_avg_fee_12m	最近12个月平均付费分期息费	-8076972. 823	0. 01513869	-24796217. 21	113776709. 2	80983603.36
pop_top3_ord_cnt_pct	订单数最多的商铺top3订单占比	0. 690996945	0. 627986544	0. 798608364	0. 649939634	0. 775428052
cons_tot_cnt_12m	最近12个月消费总次数	16. 40749404	61. 41784707	2. 960128966	6. 046278337	7. 228807488
qx_amt_1m	最近一个月取现成功金额	18. 4156206	3359. 461966	6. 611770979	81. 5894869	40. 78281458
cost_inst3_tot_amt_ratio_12m	最近12个月付费分3期总金额占比	0. 072181154	0. 059887715	0. 028517392	0.009948221	0. 070393489

七. 提额测试

预计3.18进行提临额测试,测试方案如下:

	\$	群	提幅测试	比例
分类	初始额度	类别	提幅B (30%)	
成长期	-		Action model	16%
4.15K 生息客群 6k-15K 15K+		测试 (全部临额)	10%	
	6k-15K	高效率调额客户	测试4个点,分别为:	12%
	15K+		1.目标额度范围内,交易提升最高点a	2%
	6K-			46%
HFT/E/HMT	6k-10K 经营性提额客户	3.目标额度范围内,交易提升最高点后一个点a+	7%	
	10k+	(上月有白条交易& 上两月无连续提额)	4.目标额度范围内,交易提升幅度最高点b	6%

注:

- 1. 每个客群中这个四个测试点用户数是平均分的,各占25%
- 一共494万人左右

八. 实验分析结果

1. 模型自身的排序能力

模型预测结果具有排序性,

2. 模型与主策略效果对比

在**平均使用量**上,模型最优点在**5/7**个客群上**高于**主策略组

在每千元提升新增使用量(即斜率)上,模型组(包括最优点和斜率最高点)均低于主策略组,但三个客群较接近。

模型最优点								
	每千元提升新增使用量		平均使用量					
	19年3月线下主方案提临额	模型局部最优点位	19年3月线下主方案提临额	模型局部最优点位	对照组			
1. 成长期	5. 2	3. 6	48. 6	50. 1	39. 3			
2. 生息6k-	36. 5	36. 4	262. 0	253. 0	192. 8			
3. 生息6-15k	14. 4	13.8	391.0	397. 6	343. 1			
4. 生息15k+	6. 9	-23.7	637. 5	568. 3	606. 9			
5. 非生息6k-	5. 9	4. 9	41.6	41.0	31. 5			
6. 非生息6-10k	3. 1	3. 1	142.0	147. 4	133. 6			
7. 非生息10k+	2. 7	0. 4	223. 9	215. 5	214. 0			

模型斜率点									
	每千元提升新增使用量		平均使用量						
	19年3月线下主方案提临额	模型局部斜率最大点	19年3月线下主方案提临额	模型局部斜率最大点	对照组				
1. 成长期	6. 9	4.9	50. 3	47. 2	38. 0				

2. 生息6k-	50. 1	45. 1	305. 9	233. 6	190. 9
3. 生息6-15k	16. 2	8. 1	399. 7	361. 2	344. 5
4. 生息15k+	10. 5	-4. 4	648. 7	596. 7	602. 0
5. 非生息6k-	8. 1	6. 1	53. 5	46. 7	39. 0
6. 非生息6-10k	4. 3	4. 1	155. 6	153. 9	143.6
7. 非生息10k+	2.8	2. 3	228. 3	224. 1	218. 1