

Model

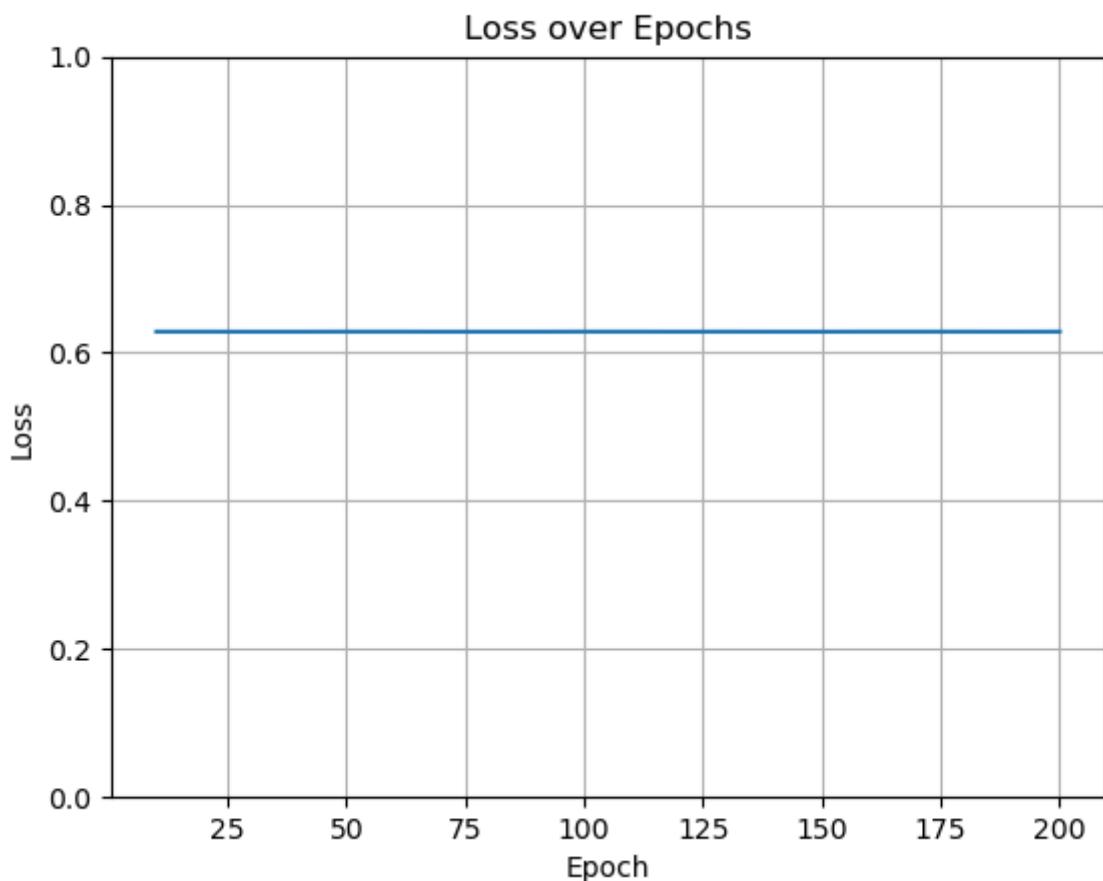
1. 尝试简单的逻辑斯蒂回归
 2. 尝试决策树/随机森林等经典机器学习算法
 3. 神经网络（多层感知机）
 4. XGBoost/LightGBM - 当作基准
- 准确率： $(\text{实际阳性, 检测阳性}) + (\text{实际阴性, 检测阴性}) / \text{总人数}$
 - 精确率： $(\text{实际阳性, 检测阳性}) / \text{检测阳性}$
 - 召回率： $(\text{实际阳性, 检测阳性}) / \text{实际阳性}$
 - F1分数：召回率和精确率的调和平均

Phase 1

尝试了贴合比较好的几个数据进行逻辑回归和多层感知机训练，总体结果非常不好，训练损失几乎不下降，学习效果也很一般，准确率只有60%上下

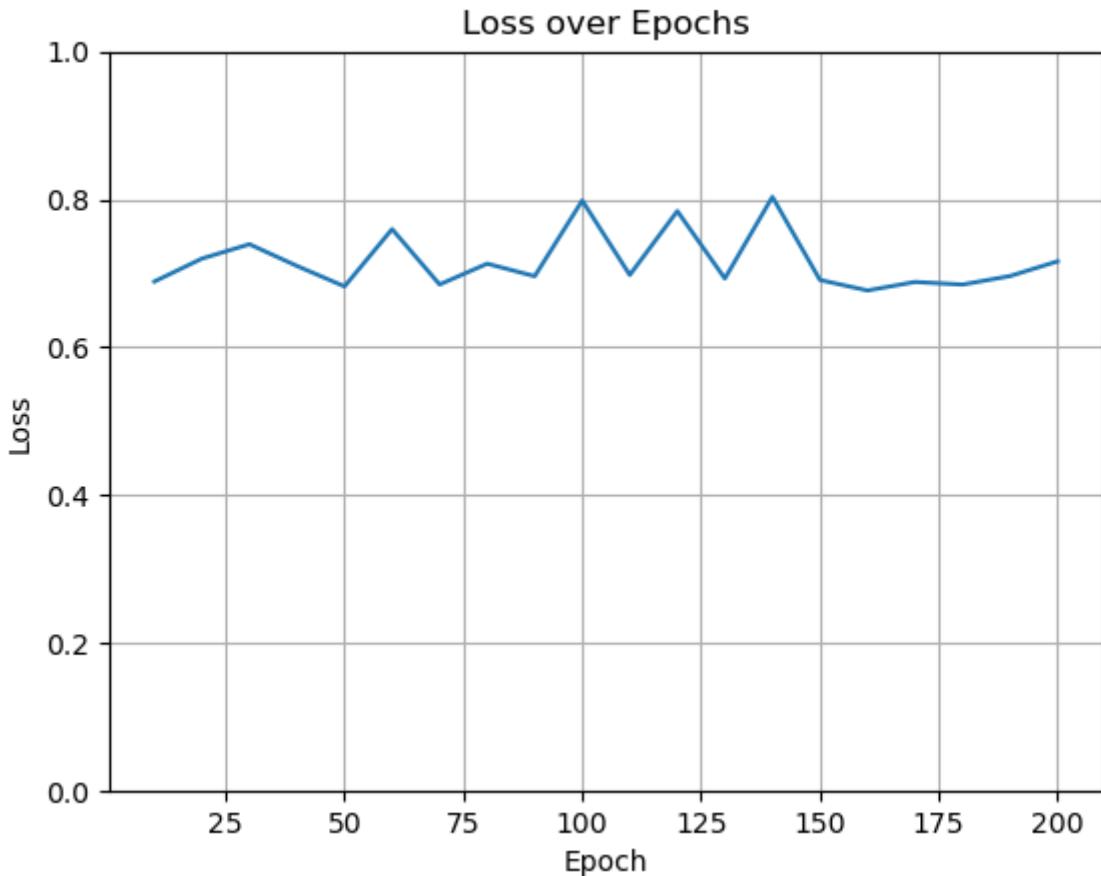
这里可以看一下MLP的损失变化

- 学习率较小的时候：



平均损失: 0.6277
精确率: 0.6452
召回率: 1.0000
F1分数: 0.7843
准确率: 0.6298

- 学习率再大一点:



PROF

测试结果(设备: cuda):
平均损失: 0.6625
精确率: 0.6250
召回率: 1.0000
F1分数: 0.7692
准确率: 0.6233

逻辑回归也不用看了，就基本不下降的，我们也尝试了很多的调参，最后也没有给调出一个好的结果，基本是无法学习。

原因推测是因为我们的数据本身非常离散化，不利于深度学习进行反向传播和梯度下降

Phase2

对随机森林的超参数进行了筛选

n_estimators	max_depth	accuracy	precision	recall	f1_score
100	5	0.628321	0.634315	0.953221	0.761737
100	10	0.633564	0.645816	0.912584	0.756367
100	15	0.634121	0.648275	0.902820	0.754661
100	20	0.624707	0.651156	0.857015	0.740036
100	25	0.605243	0.653877	0.779031	0.710988
200	5	0.628457	0.634401	0.953255	0.761810
200	10	0.633357	0.645858	0.911644	0.756073
200	15	0.634200	0.648146	0.903703	0.754882
200	20	0.624764	0.650881	0.858413	0.740379
200	25	0.606536	0.654227	0.782079	0.712462
300	5	0.628407	0.634289	0.953691	0.761868
300	10	0.633007	0.645665	0.911335	0.755835
300	15	0.634014	0.647959	0.903932	0.754835
300	20	0.624921	0.650754	0.859513	0.740706
300	25	0.607071	0.654431	0.783110	0.713011
400	5	0.628314	0.634222	0.953714	0.761827
400	10	0.633236	0.645667	0.912137	0.756112
400	15	0.633943	0.647906	0.903932	0.754799
400	20	0.624950	0.650656	0.860041	0.740838
400	25	0.607221	0.654420	0.783661	0.713233
500	5	0.628264	0.634166	0.953840	0.761827
500	10	0.633321	0.645622	0.912664	0.756261
500	15	0.634021	0.647962	0.903943	0.754841
500	20	0.624757	0.650439	0.860327	0.740803
500	25	0.607807	0.654679	0.784646	0.713795

1. max_depth = 5 那一组各项指标几乎原地不动，且 recall 最高（≈0.954），F1 也最高（≈0.762）。
2. 随着 depth 增大，precision 微升，但 recall 明显下降，F1 被拉低。
3. n_estimators 从 100 加到 500，指标基本不再变化，说明树数已饱和。

PROF

选择n_estimator=200, max_depth=5

尝试了更多的模型

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Random Forest	0.6285	0.6344	0.9533	0.7618
Logistic Regression	0.6293	0.6414	0.9190	0.7555
SVM	0.6233	0.6233	1.0000	0.7679
KNN	0.5875	0.6522	0.7247	0.6865
Decision Tree	0.5560	0.6493	0.6255	0.6372
Naive Bayes	0.5761	0.7219	0.5203	0.6048
Neural Network	0.6308	0.6429	0.9170	0.7559

初步分析可以发现，对于召回率而言，只有随机森林，神经网络，逻辑回归和有限向量机成功达到了90%以上，而有限向量机更是意外地达到了100%的召回率！

0.6233 positive samples in training set.

0.6233 positive samples in test set.

这是模型很好吗？不，这单纯是因为一共有62.33%的数据是阳性的，只要每一个都预测是阳性，就能达到这个准确率和召回率

KNN

对K邻居数进行了一定的筛选

n_neighbors	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score	Correct Probability Mean	Convince Probability Mean
5	0.5821	0.6530	0.7031	0.6771	0.5610	0.7658
15	0.5980	0.6529	0.7578	0.7015	0.5609	0.7133
25	0.6054	0.6530	0.7829	0.7121	0.5608	0.6995
35	0.6092	0.6524	0.7984	0.7181	0.5610	0.6929
45	0.6121	0.6519	0.8106	0.7226	0.5611	0.6889
55	0.6142	0.6515	0.8194	0.7259	0.5610	0.6862
65	0.6160	0.6513	0.8261	0.7284	0.5611	0.6843
75	0.6169	0.6509	0.8312	0.7301	0.5611	0.6828
85	0.6177	0.6505	0.8356	0.7315	0.5611	0.6816
95	0.6185	0.6502	0.8396	0.7329	0.5611	0.6807
— PROF —						
105	0.6192	0.6501	0.8428	0.7340	0.5610	0.6799
115	0.6198	0.6499	0.8452	0.7348	0.5610	0.6792
125	0.6204	0.6499	0.8477	0.7357	0.5610	0.6787
135	0.6207	0.6497	0.8495	0.7363	0.5610	0.6782
145	0.6214	0.6498	0.8515	0.7371	0.5610	0.6778
155	0.6214	0.6495	0.8526	0.7374	0.5610	0.6775
165	0.6220	0.6496	0.8546	0.7381	0.5610	0.6772
175	0.6221	0.6494	0.8557	0.7384	0.5610	0.6769
185	0.6223	0.6493	0.8570	0.7388	0.5610	0.6767
195	0.6223	0.6490	0.8581	0.7390	0.5610	0.6764

n_neighbors	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score	Correct Probability Mean	Convince Probability Mean
205	0.6221	0.6487	0.8588	0.7391	0.5609	0.6762
215	0.6225	0.6488	0.8597	0.7395	0.5609	0.6761
225	0.6227	0.6487	0.8608	0.7399	0.5609	0.6759
235	0.6226	0.6486	0.8612	0.7399	0.5609	0.6757
245	0.6231	0.6487	0.8622	0.7404	0.5609	0.6756
255	0.6233	0.6487	0.8631	0.7407	0.5609	0.6754
265	0.6232	0.6484	0.8638	0.7408	0.5609	0.6753
275	0.6231	0.6483	0.8639	0.7407	0.5609	0.6752
285	0.6233	0.6483	0.8646	0.7410	0.5609	0.6751
295	0.6234	0.6483	0.8650	0.7411	0.5608	0.6750

Phase2总结

这几个模型的表现都很糟糕说实话，准确率都比较低，有些甚至有基本啥也没学到的情况

规划

准备XGBoost, LightGBM的部署，并且学习其他参赛者的模型

Phase3

模型	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score	Correct Probability Mean	Convince Probability Mean
XGBoost	0.6367	0.6496	0.9057	0.7565	0.5630	0.6362
LightGBM	0.6368	0.6499	0.9045	0.7563	0.5630	0.6363

节点无法通过分裂实现有效优化，这是没有调参的版本，说实话表现很一般，甚至不如全猜阳性，先前我们认为，只取部分数据

['bmi','waist_to_hip_ratio','cholesterol_total','triglycerides','family_history_diabetes','diagnosed_diabetics']，这些关联度更大的数据会有比较好的结果，但是最后反映出来的是，我们的模型表现很烂，因此我们放弃这样的做法，尝试使用更多的数据列。

Phase4

用全部的数据直接输入XGBoost模型训练得到结果

移除了部分数据列，发现基本没有影响

评估指标	XGBoost	LightGBM	Catboost
准确率 (Accuracy)	0.6832	0.6834	0.6803
精确率 (Precision)	0.7056	0.7072	0.7006
召回率 (Recall)	0.8449	0.8410	0.8518
F1 分数 (F1-Score)	0.7690	0.7683	0.7688
ROC AUC 分数	0.7241	0.7238	0.7218

感觉是比之前的结果明显好一点

感受就是，在机器学习中，喂完整的，特征更多的数据还是很有必要的，这样能帮助你回归出更好的结果。

说实话到这里我感觉已经走到头了，没什么好调参的地方了，要不就这样子总结总结完事吧？

其实我还是不太甘心，，因为我们的准确率始终连70都到不了，kaggle提交最后得分只有0.60左右，说实话调参也没有什么好调的，它基本就这个层次了。

代码存在[run.ipynb](#)中

Phase5

引入KFold

我们修改了大量代码，引入了5折交叉验证，我们在5次训练中每次都选取最好的模型，然后将其对其五次训练结果取平均

评估指标	CatBoost	LightGBM
准确率 (Accuracy)	0.6832	0.6842
精确率 (Precision)	0.7057	0.7089
召回率 (Recall)	0.8435	0.8369
F1 分数 (F1-Score)	0.7685	0.7676
ROC AUC	0.7255	0.7267
预测的自信程度	-	0.6244

结果我们发现这个模型本身的表现实际上相比Phase4提出的结果没有更大的突破，KFold并没有能优化我们的模型到更好的程度

接下来尝试分箱操作，同时要尝试排名概率

- 发现了一个非常意外的事情，我们实际上错误地把id代进去跑了，最后呈现出来的结果是预测的自信程度更高了，但是准确率更低了
- 纠正了这个小错误，并且引入了分箱和排名概率后的结果为

评估指标	CatBoost	LightGBM
准确率 (Accuracy)	0.6533	0.6530
精确率 (Precision)	0.6681	0.6683
召回率 (Recall)	0.8816	0.8798
F1 分数 (F1-Score)	0.7602	0.7596
ROC AUC	0.6778	0.6774
预测的自信程度	0.6102	0.6102

Phase 6

至少到现在为止我的感受是，似乎在模型逐渐精美，逐渐完善后，比起模型的进一步优化，更要去看数据是否清晰

又犯了个错误，concat测试的时候不小心没有把索引匹配一致

- 调显著性水平，
- 调箱数 (n_bins)：如 KBinsDiscretizer 的n_bins，可调范围一般 5~10，箱数过多易过拟合、过少易丢失特征信息；
- 分箱策略 (strategy)：可选 “quantile”（等频）、“uniform”（等距）、“kmeans”（聚类分箱），针对偏态数据优先调为 “quantile”，均匀分布数据可用 “uniform”；
- 学习率
- 训练个神经网络

接下来继续训练个神经网络和随机森林，并且稍微调整下分箱相关的

-
- PROF
- 分箱操作是否有用，对比
 - 排名概率 or 归一化
 - 各个模型的比较
 - 模型的结合是否有用
 - 不同参数的分析
 - KFold的作用，对比

总结

模型基本没有什么优化的空间和能力了，说实话

分箱

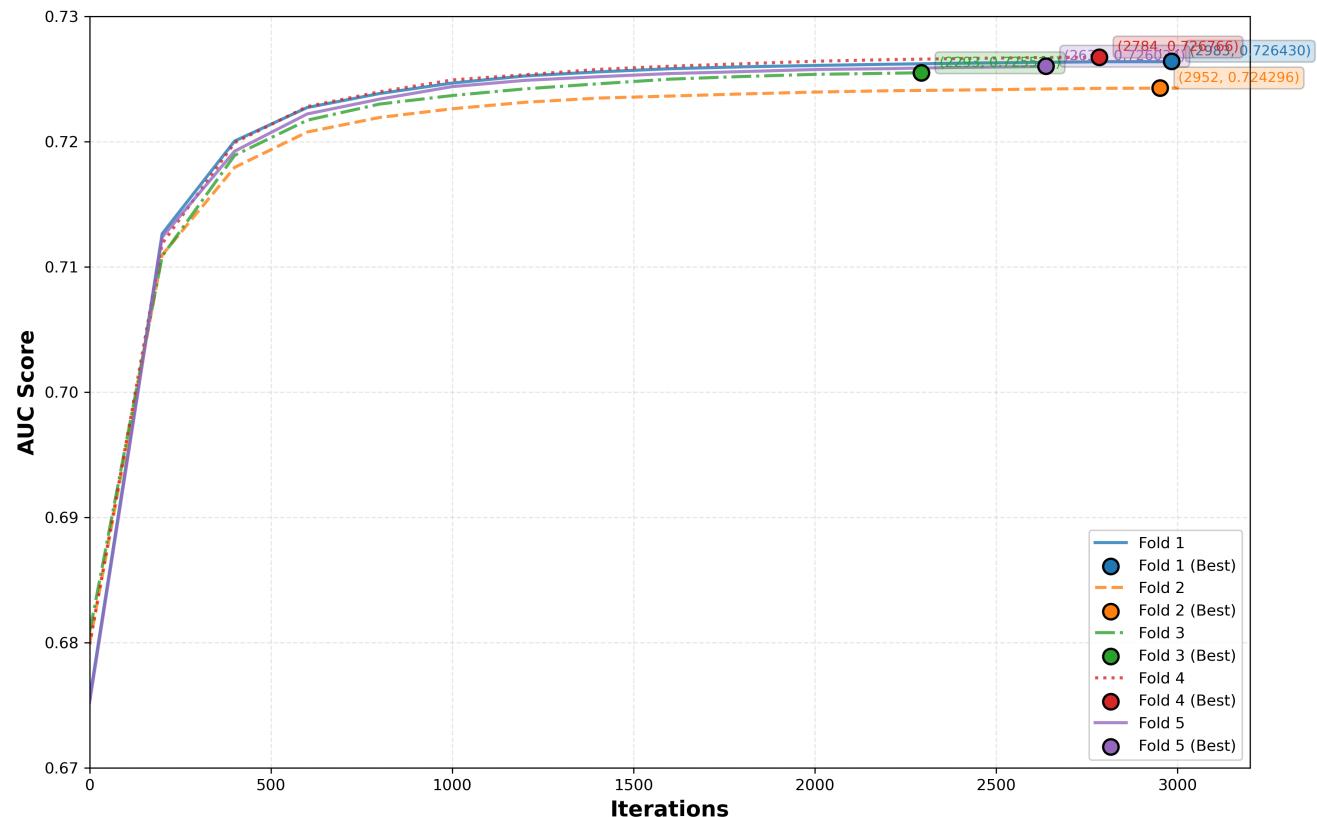
我们对数据进行了一次分箱操作，这个操作的主要目的是把原本较为连续的数据进行分组，尝试让我们基于决策树的模型能更好地提取特征。

表现如何呢？我们以Catboost为例，阐述分箱的作用

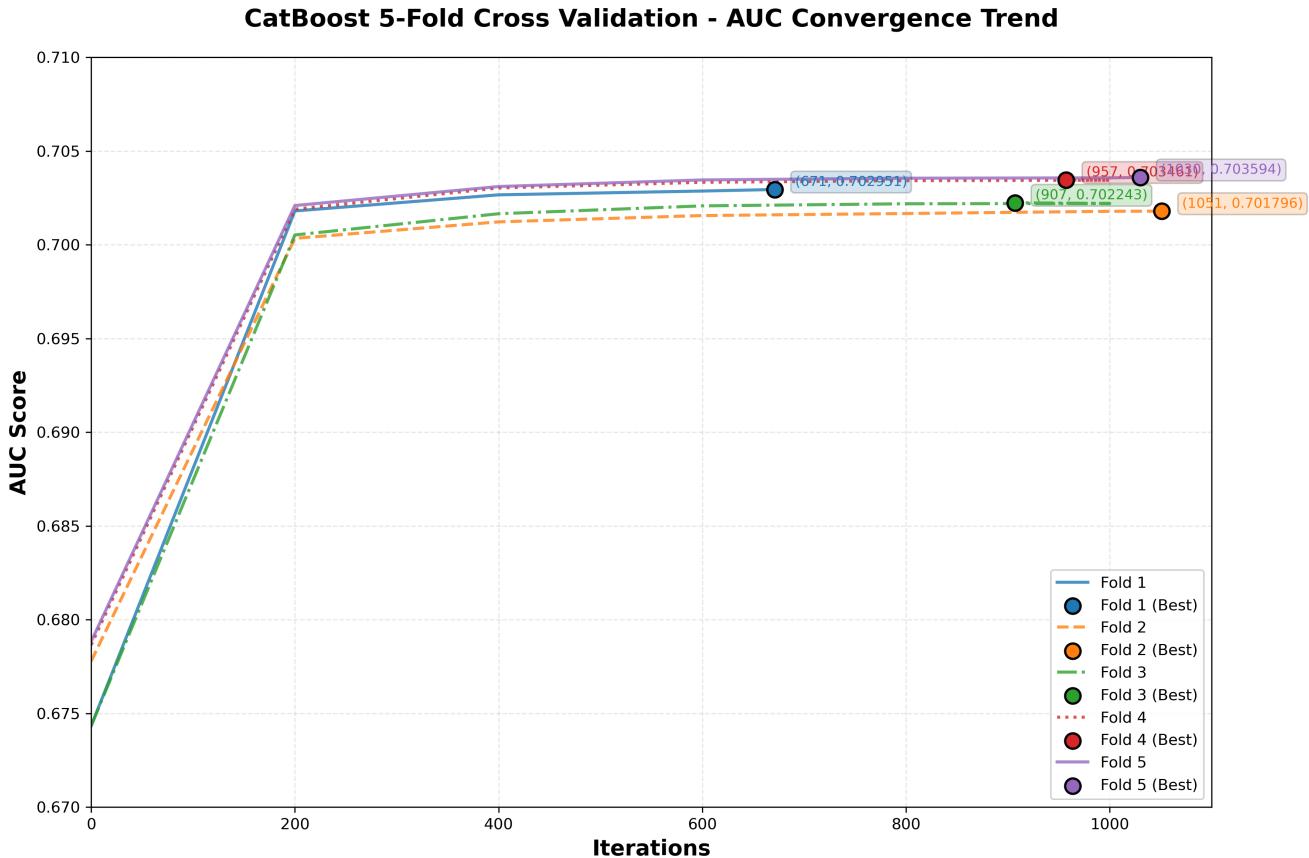
分箱箱数 (n_bins)	分箱策略 (strategy)	准确率	精确率	召回率	F1 分数	ROC AUC
- (无分箱)	- (无分箱)	0.6834	0.7062	0.8427	0.7684	0.7258
5	uniform	0.6532	0.6681	0.8818	0.7602	0.6779
10	uniform	0.6649	0.6861	0.8525	0.7603	0.6963
15	uniform	0.6631	0.6815	0.8626	0.7615	0.6942
20	uniform	0.6658	0.6863	0.8543	0.7611	0.6984
5	quantile	0.6604	0.6835	0.8476	0.7568	0.6903
10	quantile	0.6649	0.6861	0.8524	0.7603	0.6963
15	quantile	0.6670	0.6892	0.8485	0.7606	0.7009
20	quantile	0.6681	0.6898	0.8498	0.7614	0.7028

无分箱时的迭代图：

CatBoost 5-Fold Cross Validation - AUC Convergence Trend



进行分箱后：



- 无分箱性能最优：**无分箱时模型在准确率（0.6834）、精确率（0.7062）、F1分数（0.7684）、ROC AUC（0.7258）上均大幅领先所有分箱方案，说明当前数据集的连续特征无需分箱即可保留最优区分度，分箱操作反而损失了部分特征信息；
- 分箱策略对比：**quantile（等频）分箱仍优于uniform（等距）分箱，最优分箱组合（20-quantile）的ROC AUC（0.7028）虽低于无分箱，但远高于最差分箱组合（5-uniform，0.6779）；
- 箱数影响趋势：**分箱箱数从5增加到20时，性能逐步提升但始终不及无分箱，箱数超过15后提升幅度趋缓；
- 模型收敛速度：**可以看出分箱后确实能大幅加快模型的训练速度，减少迭代轮次

PROF

排名概率 VS 归一化

我们在思考模型和模型的结合，提高预测能力，我们有两个思路，一是使用排名概率，二是采用归一化，来看一下吧

评估指标	集成模型（未归一化）	集成模型（归一化后）	CatBoost模型
准确率 (Accuracy)	0.6533	0.6829	0.6835
精确率 (Precision)	0.7766	0.7177	0.7063
召回率 (Recall)	0.6229	0.8097	0.8427
F1 分数 (F1-Score)	0.6913	0.7609	0.7685
ROC AUC	0.7251	0.7251	0.7258

1. 归一化实现了精确率与召回率的显著权衡

- 未归一化模型的核心优势是高精确率（0.7766），但代价是召回率极低（0.6229），模型倾向于“少预测正例，避免误判”，适合对假阳性严格管控的场景（如高价值商品风控）。
- 归一化后模型牺牲了 0.0589 的精确率，换来了 0.1868 的召回率大幅提升，模型从“保守预测”转向“全面识别正例”，更适合需要兼顾识别率的通用分类场景。

2. 归一化显著提升模型综合性能

- 准确率提升 0.0296，F1 分数提升 0.0696，说明归一化消除了不同基模型输出的尺度差异，让集成融合的权重分配更合理，直接改善了模型的整体分类效果。
- ROC AUC 保持不变（0.7251）是关键亮点：这说明归一化仅调整了模型输出的“决策阈值”附近的分布，没有改变模型对正负样本的核心区分能力，验证了归一化是无信息损失的有效预处理手段。

3. 与单一 CatBoost 模型的对标参考

- 归一化后的集成模型准确率（0.6829）和 CatBoost 几乎持平，F1 分数（0.7609）略低，ROC AUC（0.7251）接近；
- 集成模型的价值在于稳定性（多模型融合降低过拟合风险），而归一化是让集成模型性能逼近甚至超越单一最优模型的关键步骤。

比较模型表现

我们测试的模型主要有以下五种

1. XGBoost
2. CatBoost
3. LightGBM
4. RandomForest
5. MLP

简单把他们最佳参数版本放上来比较吧！其中只有MLP是没有经过5折交叉验证的，因为真的太慢了！！！

模型名称	准确率	精确率	召回率	F1 分数	ROC AUC
Neural Network	0.6656	0.6844	0.8602	0.7623	0.6960
Random Forest	0.6661	0.6785	0.8823	0.7671	0.6993
XGBoost	0.6764	0.6939	0.8602	0.7682	0.7156
LightGBM	0.6818	0.7027	0.8485	0.7687	0.7230
CatBoost	0.6835	0.7063	0.8427	0.7685	0.7258

1. **集成学习模型表现更优：** XGBoost、LightGBM、CatBoost（树基集成模型）的各项指标全面领先于神经网络和随机森林，体现了集成学习在该分类任务上的优势；
2. **CatBoost性能登顶：** CatBoost在准确率（0.6835）、精确率（0.7063）、ROC AUC（0.7258）上均为最优，综合性能最佳；
3. **LightGBM F1分数最优：** LightGBM的F1分数（0.7687）略高于CatBoost，在精确率和召回率的平衡上表现出色；
4. **随机森林召回率突出：** Random Forest的召回率（0.8823）为所有模型中最高，适合对少数类识别要求较高的场景，但精确率相对偏低。

KFold的作用

我们尝试通过多折交叉验证，提高训练稳定性，以Catboost为例，我们来对比一下

评估指标	5折交叉验证	不交叉验证（单一划分）	差异（交叉 - 不交叉）
准确率 (Accuracy)	0.6833	0.6829	+0.0004
精确率 (Precision)	0.7060	0.7057	+0.0003
召回率 (Recall)	0.8428	0.8427	+0.0001
F1 分数 (F1-Score)	0.7684	0.7681	+0.0003
ROC AUC	0.7258	0.7252	+0.0006

二者差距没有很大

部分参数的调整

在我调参的过程中实际上感觉到，模型的参数实际上调整空间相当有限，调来调去实际上对模型性能的改变是较为有限的。

更重要的还是ALPHA，也就是高于多少就认为它阳性。

- 表1：ALPHA = 0.4 时各模型性能对比表

模型名称	准确率	精确率	召回率	F1 分数	ROC AUC
CatBoost Classifier	0.6684	0.6650	0.9430	0.7800	0.7252
LightGBM Classifier	0.6651	0.6610	0.9498	0.7795	0.7230
XGBoost Classifier	0.6578	0.6534	0.9606	0.7777	0.7155
Random Forest Classifier	0.6449	0.6408	0.9792	0.7747	0.6998
Ensemble Model (排名概率)	0.6745	0.7482	0.7200	0.7339	0.7253
Ensemble Model (归一化)	0.6756	0.6775	0.9152	0.7786	0.7240

- 表2：ALPHA = 0.6 时各模型性能对比表

模型名称	准确率	精确率	召回率	F1 分数	ROC AUC
CatBoost Classifier	0.6654	0.7609	0.6754	0.7156	0.7252
LightGBM Classifier	0.6643	0.7604	0.6738	0.7145	0.7230
XGBoost Classifier	0.6570	0.7561	0.6638	0.7070	0.7155
Random Forest Classifier	0.6429	0.7431	0.6528	0.6950	0.6998
Ensemble Model (排名概率)	0.6213	0.8062	0.5166	0.6297	0.7253
Ensemble Model (归一化)	0.6553	0.7720	0.6343	0.6964	0.7239

1. ALPHA=0.4 是更优选型：该配置下所有模型性能更均衡，尤其召回率大幅提升，F1 分数更优，更适合需要兼顾正例识别率的通用分类场景；ALPHA=0.6 仅适用于对精确率要求极高、可容忍高漏判率的小众场景（如高风险欺诈拦截）。
 2. CatBoost 是最优单一模型：在两种 ALPHA 配置下均保持性能领先，兼具稳定性和高效性，是单一模型选型的首选。
 3. 归一化是集成融合的必要步骤：能有效改善集成模型的性能失衡问题，让集成模型逼近甚至超越单一最优模型，实现融合价值。
 4. 集成模型的优势在优质配置下更显著：仅在 ALPHA=0.4（模型整体性能优）时，归一化集成模型才能体现出“准确率略高、稳定性更强”的融合优势；在劣质配置下，集成融合难以逆转性能劣势。
- k的调整

```
validation_df["final_preds"] = k * validation_df["cat_rank"] + (1 - k) * validation_df["lgb_rank"]
```

表1：不同k值（未归一化集成模型）性能对比表

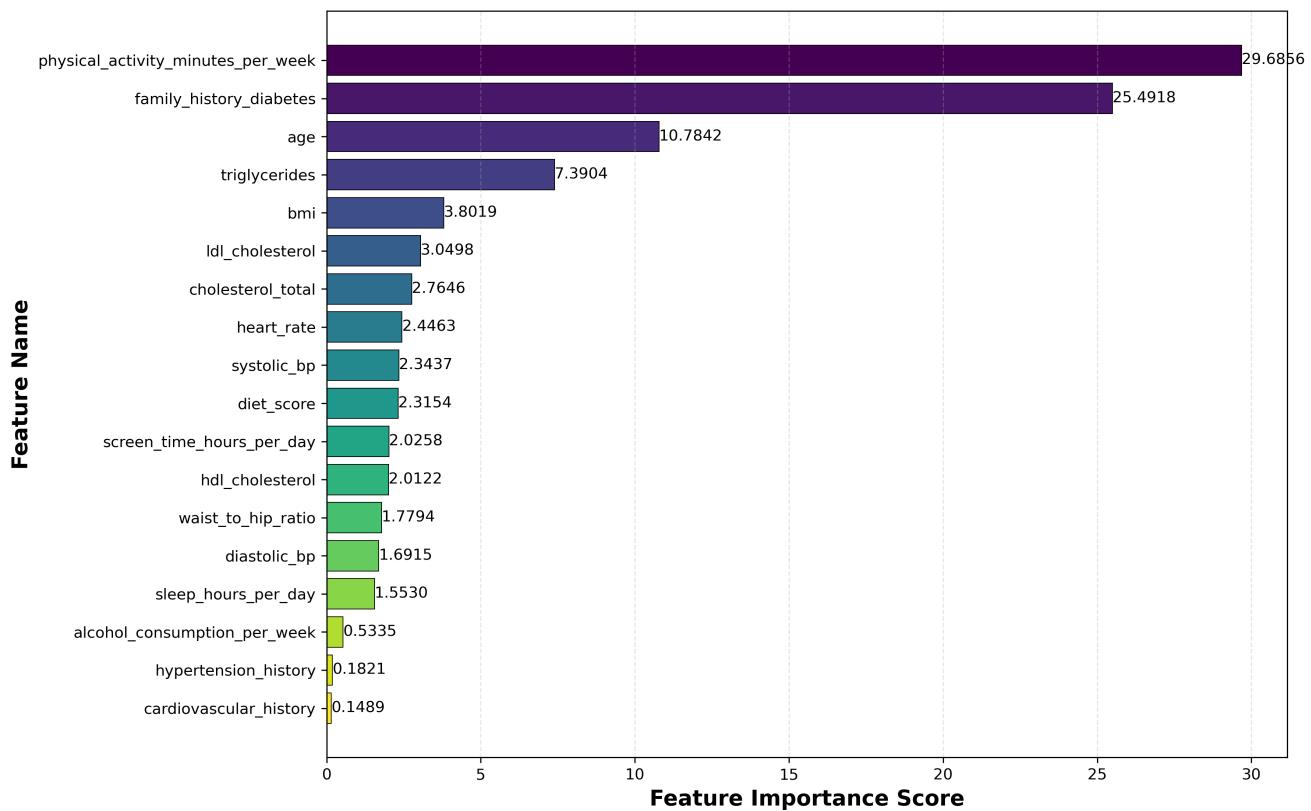
k值	准确率	精确率	召回率	F1 分数	ROC AUC
0.4	0.6740	0.7476	0.7200	0.7336	0.7248
0.5	0.6742	0.7478	0.7202	0.7337	0.7251
0.6	0.6742	0.7478	0.7203	0.7338	0.7253
0.7	0.6742	0.7479	0.7199	0.7337	0.7254
0.8	0.6743	0.7480	0.7200	0.7337	0.7254

表2：不同k值（归一化集成模型）性能对比表

k值	准确率	精确率	召回率	F1 分数	ROC AUC
0.2	0.6758	0.6778	0.9149	0.7787	0.7240
0.3	0.6756	0.6771	0.9167	0.7789	0.7244
0.4	0.6751	0.6763	0.9182	0.7789	0.7248
0.5	0.6746	0.6755	0.9197	0.7789	0.7251
0.6	0.6747	0.6752	0.9214	0.7793	0.7253
0.7	0.6745	0.6745	0.9233	0.7795	0.7254
0.8	0.6742	0.6740	0.9245	0.7796	0.7254

各个特征重要性

CatBoost Feature Importance



Submission

最后我们提交了预测结果，拿到0.63399的评分