

## 在线上信贷产品的风险管理体系

中，包含反欺诈、信用审批、贷中管理、贷后管理等模块。银行等金融机构在开展业务的过程中，会重点架构并不断完善各个环节的策略与模型，从而使产品业务能够更好地契合互联网信贷的场景需求，解决银行等金融机构风控的痛点与难点，在平衡资产规模的前提下，不断提升资产的质量。

对于互联网循环信贷产品，反欺诈风险管理既针对客户授信申请环节，也包含客户用款申请环节。其中，授信申请环节主要防范的欺诈情况包括非本人申请、虚假资料、团伙欺诈等，用款申请环节主要防范的欺诈情况包括账号盗用、账号破解、拖库撞库等。

### 1、反欺诈数据体系

在搭建信贷产品整个反欺诈体系的过程中，建议引入或采集的数据维度主要包括以下几个方面：

#### 1.1 实名校验

- （1）活体识别：采用面部关键特征定位与跟踪，验证用户是否真实人体；
- （2）人脸检测：根据人的面部特征进行身份信息核验；
- （3）运营商实名验证：手机号、姓名、身份证号的要素核验；
- （4）银行卡要素验证：银行卡号、姓名、身份证号、手机号的要素核验。

#### 1.2 黑灰名单

- （1）公检法黑名单：涉诉违法、行政处罚、失信执行等；
- （2）银行内黑名单：欺诈风险高、信用风险高；
- （3）非银机构逾期失信名单：消金、小贷、保险等金融机构逾期程度较高；
- （4）多头借贷名单：互联网多平台借贷行为；
- （5）互联网行为黑名单：羊毛党、黑产等；

#### 1.3 基本信息

包括客户在申请产品过程中填写的相关资料，如家庭信息、联系人信息、工作信息、学历信息等。

## 1.4 行为轨迹

通过设备埋点方式，抓取客户的设备信息（类别、数量、频率）、地址信息（定位）、操作信息（安装、卸载）等。

## 1.5 人行征信

通过客户人行征信数据，获取个人基本信息、信贷信息、非金融负债信息、公共信息、查询信息等。

## 2、反欺诈规则与模型

在银行等金融机构的反欺诈策略全流程中，通过引入对于预防欺诈风险有效的核心数据与决策变量，对贷前或贷后环节的客户进行欺诈甄别与风险分类，并根据不同欺诈风险等级拟定相应策略，从反欺诈角度更精准地筛选出低风险客户，从而更有效地控制欺诈风险，实现数据量化、智能科学的欺诈风险管理。

反欺诈策略规则在实际场景应用中的表现形式较多，常见类型主要包括：

- （1）实名信息校验；
- （2）黑名单校验；
- （3）设备指纹校验；
- （4）业务逻辑校验；
- （5）设备\地址集中性校验；
- （6）征信信息校验；
- （7）历史信息比对校验；
- （8）关联匹配校验；

( 9 ) 欺诈等级校验 ;

( 10 ) 反欺诈模型评分。

反欺诈策略在应用过程中，具体是通过单条规则或多条组合规则进行决策应用，从而实现客户真实信息的验证，以及异常行为客户的剔除。现根据反欺诈策略的类型，举几个常见的应用场景，部分规则样例如图1所示：

( 1 ) 通过实名信息等相关校验规则，最大程度上拒绝身份盗用，排除非本人申请，包括人脸识别、运营商二/三要素核验、银行卡三/四要素核验等；

( 2 ) 通过黑名单检验类规则，拦截历史有不良信贷记录信息，或者有其他非法行为的申请用户；

( 3 ) 通过客户本人信息、人行征信信息和其他第三方信息的交叉校验规则，拦截客户虚假资料的申请；

( 4 ) 通过客户的设备、IP行为信息等埋点类规则，对异常客户进行拦截，最大程度降低欺诈损失；

( 5 ) 通过多方信息的关联匹配规则，及时发现欺诈团伙中介或黑产风险，降低批量欺诈的损失。

## 编辑切换为居中

添加图片注释，不超过 140 字 ( 可选 )

图1 反欺诈规则样例

反欺诈策略在信贷风控的审批决策中发挥着重要作用，因此银行等金融机构在日常的风控管理中，需要做好对欺诈风险规则的管理，及时对非黑名单类风险规则进行持续的监控评估与迭代优化。数据分析人员务必定期监控各类欺诈策略规则的“触发率”与“命中率”，其中“触发率”是指命中规则阈值的用户比例，“命中率”是指命中规则阈值且欺诈风险实际表现高的用户比例。对于低触发率或低命中率的规则应引起关注，对于命中率低于一定阈值的规则，应及时予以替换或者调整。当

然，在反欺诈策略的实际应用过程中，需要与其他风控模块进行协调配置，例如信用策略、A卡模型、B卡模型等，只有将各类策略与模型形成合理的整体，才能使风控系统发挥出更好的价值与效果。

### 3、知识图谱的团伙欺诈防范

随着黑产和中介在网络信贷中的活动不断深入，各种欺诈方式日趋隐蔽，给金融机构的信贷业务带来了较大损失，这使得团伙欺诈识别成为网络信贷的难点与痛点。对于传统反欺诈防控方案，主要着眼于申请人维度下的共性欺诈行为、交叉特征检验和历史欺诈属性拦截，缺少基于团伙视角的网络行为分析。

对于银行等金融机构，在信贷业务上线6-12个月后，当积累了足够的存量数据时，可以有效开展基于客户多维度信息知识图谱建设。根据知识图谱，引入人工智能机器学习算法，通过评估个体之间的相似度，发现个体之间的隐藏关系，从而精准识别欺诈团伙、异常团伙等高风险点。知识图谱在信贷反欺诈的应用中，系统架构示例如图2所示。



**编辑切换为居中**

添加图片注释，不超过 140 字（可选）

图2 知识图谱系统架构

在反欺诈场景中，知识图谱通过聚合各类数据源，逐步绘制出借款人的信息线索，并通过图的形式进行连结，在应用过程中根据信息交叉验证，针对性地识别欺诈风险。知识图谱可用于识别信息造假、团队欺诈等场景，现举例说明其原理逻辑，利用知识图谱可以通过用户的身份证号，直接索引到个人的全部信息，并以此与用户填写的信息进行一致性检测；也可以通过用户的其他数据推理出相关信息进行验证。例如通过用户的身份证号和姓名可以获得年龄、学历等信息，然后可以推算出工作年限，再根据居住城市、行业属性、职位类型等，结合互联网招聘网站的数据推理出薪酬范围，从而验证用户的收入水平，此外可以根据联系人、设备定位、借贷

行为等信息，识别是否存在团队欺诈的风险。在实际业务场景中，随着数据维度的增加，知识图谱会越来越完善，促使反欺诈能力也会越来越强。因此，知识图谱的架构与应用，最好是拥有较完善的数据体系。

为了便于大家对信贷产品反欺诈策略规则的进一步熟悉与理解，我们准备了一份较为详细的反欺诈规则集样例材料，供各位小伙伴参考学习，详情请大家移步至知识星球查看相关内容。



**编辑切换为居中**

添加图片注释，不超过 140 字 ( 可选 )



**编辑切换为居中**

添加图片注释，不超过 140 字 ( 可选 )

...

~原创文章