反欺诈技术交流

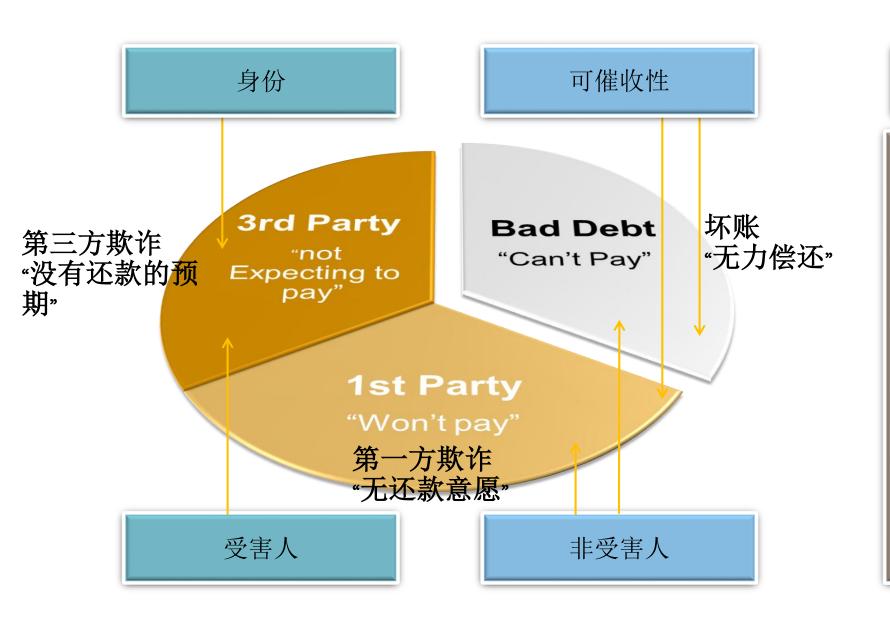
常国珍

本次目标

- 银行贷款申请欺诈简介
- 欺诈检测方法
- 先进案例
- 建模思路

1银行贷款申请欺诈简介

申请欺诈理论上的分类



类型和特征

首笔还款即违约 (直线滚动) 第二笔还款违约 生命周期早期阶段违约 身份盗用 (凭证盗用) 失联 恶意透支 超限 钱骡账户 (收款人欺诈)

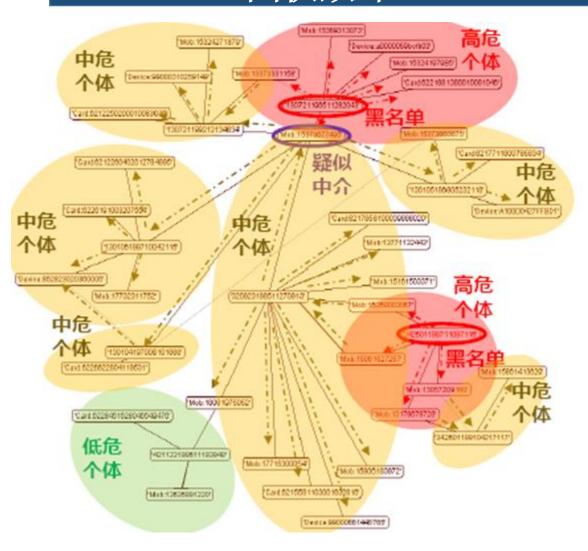
申请反欺诈实操上的分类

个人欺诈



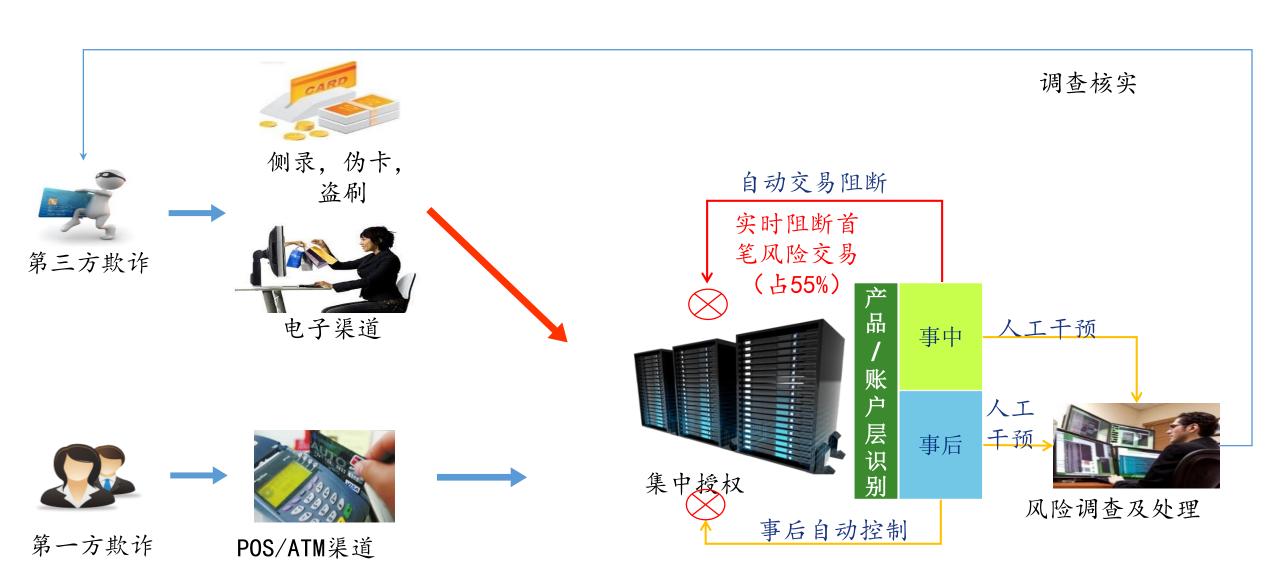


团伙欺诈



2 欺诈检测方法

银行卡欺诈典型防控场景



银行卡欺诈防控体系

客户端





ATM/POS



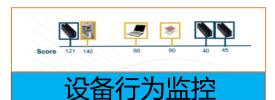
电子渠道

结合客户端和渠道段采 集的信息和安全决策



他行非面交易

会话层识别







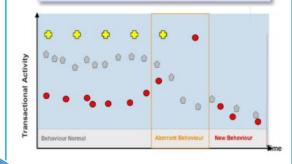
犯罪逻辑行为

- 对比客户历史行为
- 2. 对比同类客户群同时 段行为
- 3. 匹配典型犯罪行为

触发告警信息

产品层识别

账户/产品行为分析

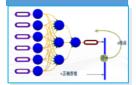


交易信息/客户信息/产品/账户 信息

规则判断



智能模型识别



客户层识别

客户层汇总侦测变量

客户层欺诈侦测





交易信息/客户信息/账户信息/ 报警信息

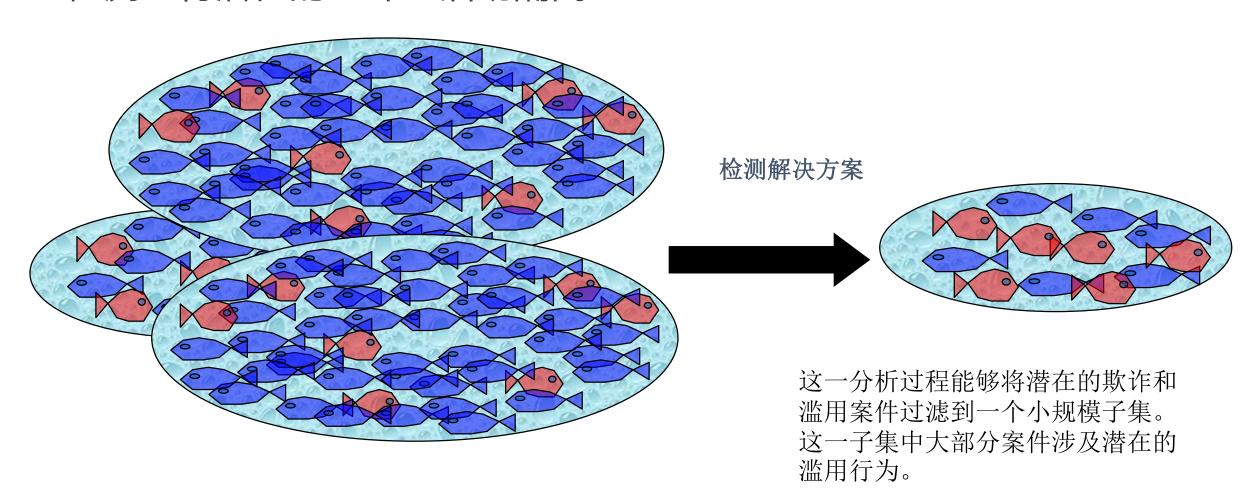
综合考虑:

- 1. 对比历史行为记录
- 进行身份认证
- 3. 对矛盾的信息进行 分析并触发警报

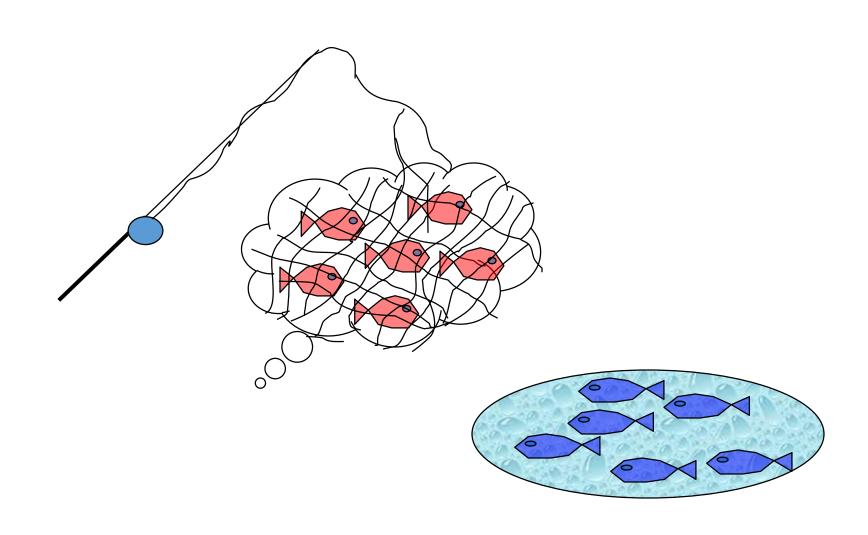
触发告警信息

检测思路

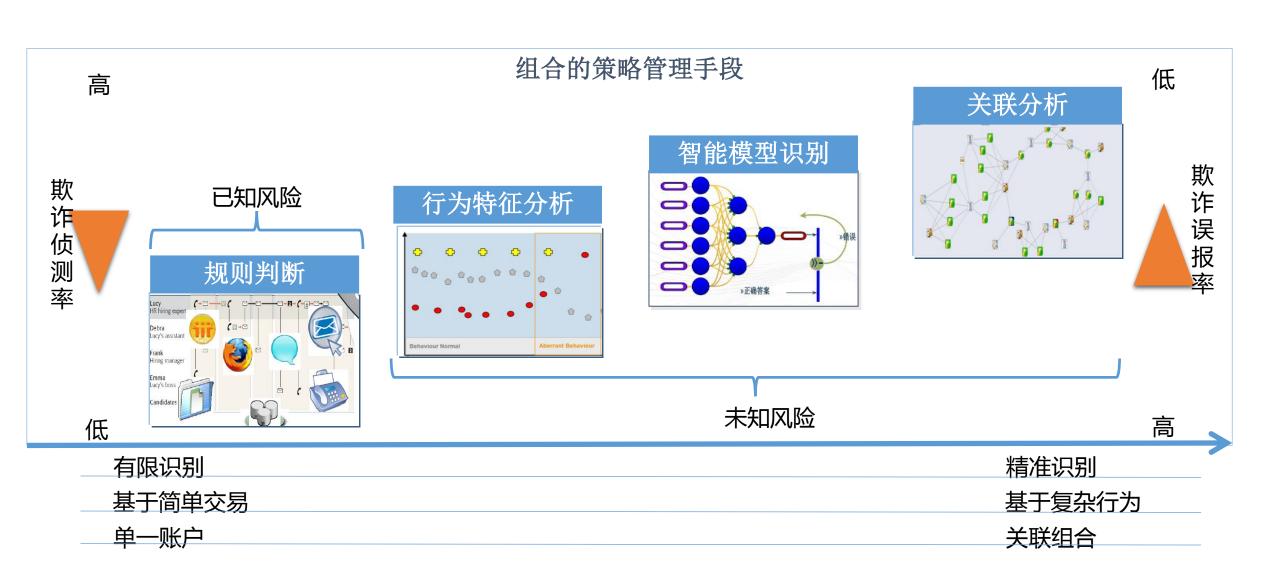
• 检测:将潜在的"坏"活动隔离



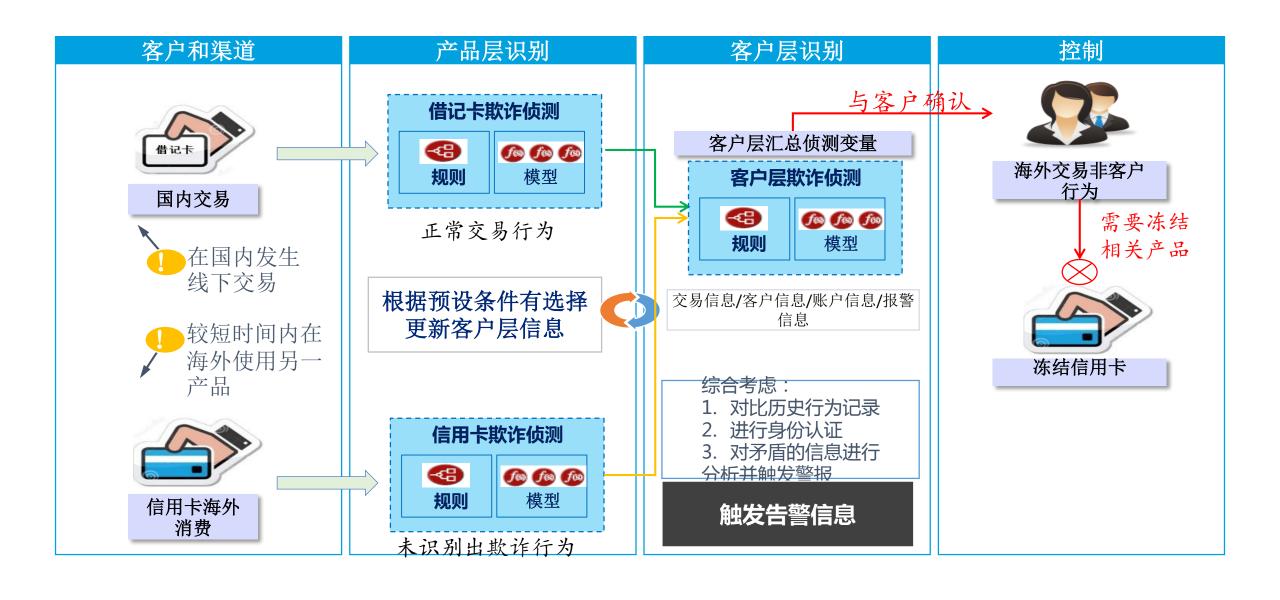
人工审查



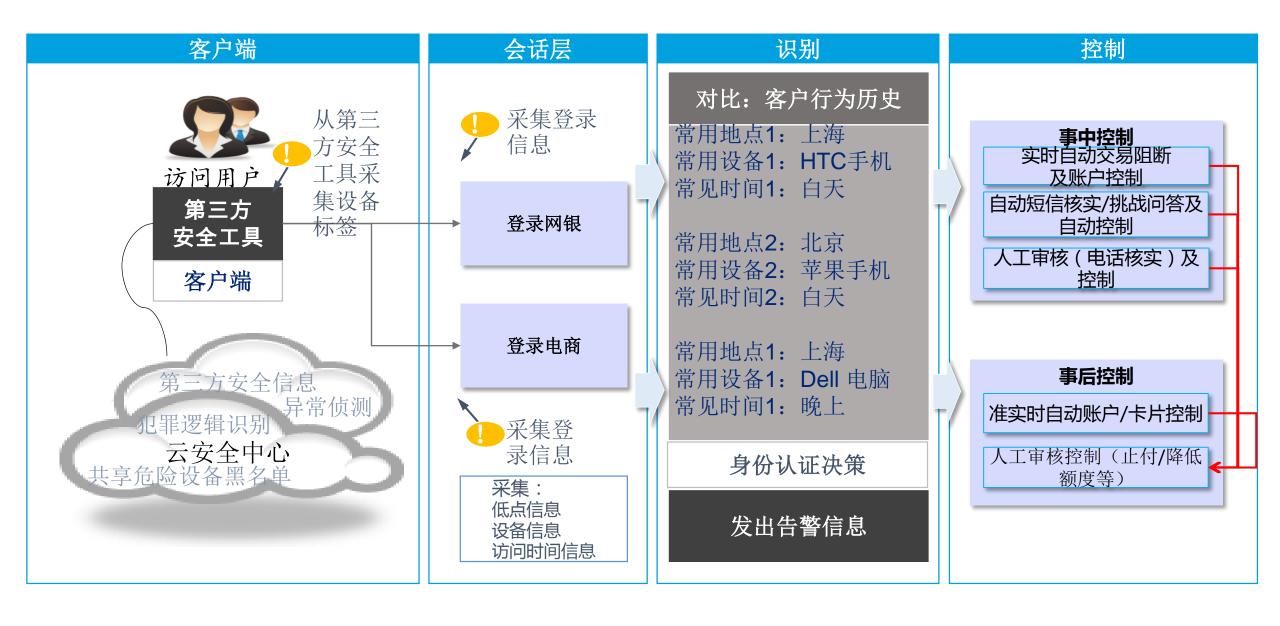
检测技术



检测技术:规则判断

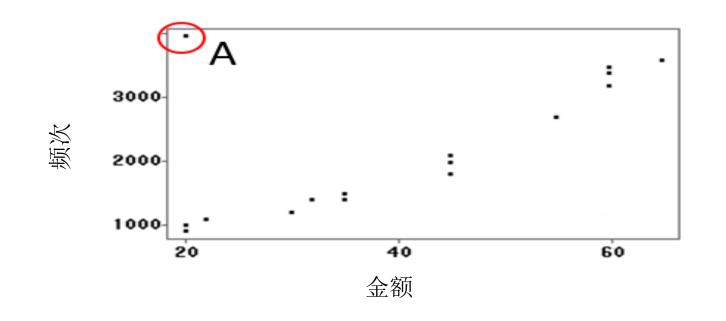


检测技术:行为特征分析



检测技术:异常值发现

- 异常值发现模型是基于行为分析的方法。
- 欺诈行为多多少少都会 变现出异常行为。比如 小额多频的转账。
- 可以通过使用k-means 聚类方法。



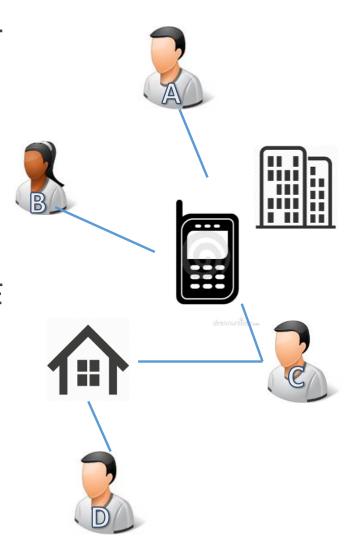
检测技术:神经网络

- 欺诈行为规律性不强, 难以识别,因此线性模型难以奏效。目前两大 商业欺诈监控软件均选 择神经网络作为建模工 具。
- 讲申请人、申请机构、申请渠道等方面的信息 纳入模型。

| FICO (费埃哲)的Falcon产品 | SAS公司的SFM产品 |
|---------------------|--|
| 实时的交易欺诈侦测 | SAS Connector接口。可以实现与建行的授权、 支付等核心系统的消息和事务处理 |
| Profiling技术 | 评分引擎支持。 |
| 部署神经网络模型 | 反欺诈神经网络 |
| | 趋势分析 |
| 灵活的规则管理 | 灵活的规则管理 |
| 企业级反欺诈支持 | 企业级应用 |
| | 强大案件管理 |
| 全球联盟模型知识库 | 支持落地的客户自主模型开发 |

有组织的欺诈

- 各申请人之间有一些关联,此类欺诈通常有其"标志性特征"。
 - "标志性特征"可以是申请人类型和产品类型。
 - "标志性特征"可以包括位置。
 - 可通过雇主、地址、电话号码或命名的个人相关联。
- 需要借助关联分析工具来识别有组织的欺诈"网络"。
 - 申请人C与申请人B和A通过共同的雇主电话相关联;同时申请人C与申请人D通过共同的地址(模糊匹配)相关联;至此形成一个网络。

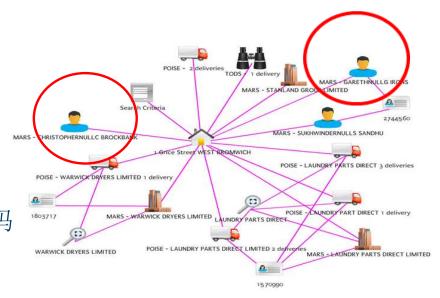


检测技术:关联分析

- · 关联分析通过追踪"实体"之间的"关联",发现那些"不明显的" 关系。
- 关联分析的主要对象是"有组织的欺诈"。
- 关联分析通常使用"模糊匹配"来创建关联。
 - 姓名匹配、地址匹配等等

可以通过以下特征将两个申请人相关联:

- □ 共同的地址(一级关联)
- □ 共同的电话号码和地址(二级关联)
- □ 共同的电话号码、地址和另一个共同的电话号码 (三级关联)



检测技术:汇总

商品更新频率,货物购买速度

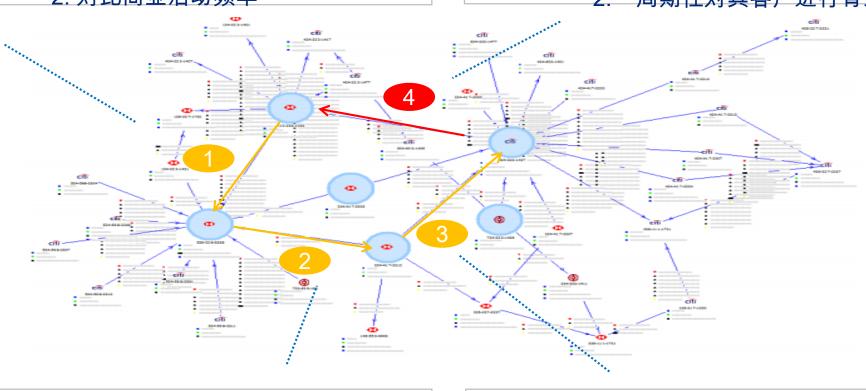
- 1.监控监控商品更换速度。
 - 2. 对比商业活动频率

实际控制人的身份调查,周期性客户调查

- 1. 社会信息关联,发现实际控制人
- 2. 周期性对其客户进行背景调查

对比商户 行为档案

可疑活动 监控



基于风险 的客户 背景调查

资金流向 关联分析

固定交易对手,不正常交易份额

- 1. 固定交易对手在交易份额中的占比
 - 2. 固定交易对手的交易频率

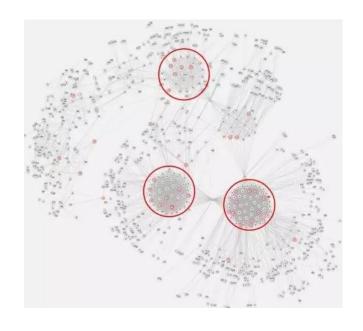
追踪资金走向,还原交易关系

- 1. 跟踪资金走向,侦测循环资金流
- 2. 对高速,大量的资金流动进行重现

3 先进案例

先进案例

在贷前审批上的运用





众安依照"物以类聚、人以群分"的思路,发现欺诈高发的群体; 执行"射人射马、擒贼擒王"的方法,排除黑中介。 **腾询**构建聊天人群的复杂网络,用于进行传销等事件的侦测。

宜人贷将传统反欺诈技术与知识图谱、复杂网络相融合。

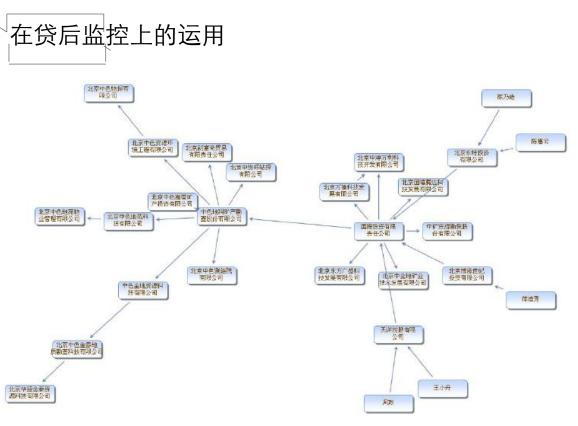


进件设备 用户申请借款 消费特征 算法模型 规则集合 通讯特征 数据处理 评分等级 规则触碰 FICO校准 欺诈特征 < 欺诈阈值 欺诈用户 诈调 图数据库 查组

信用特征

参考: http://www.docin.com/p-1957163916.html

先进案例



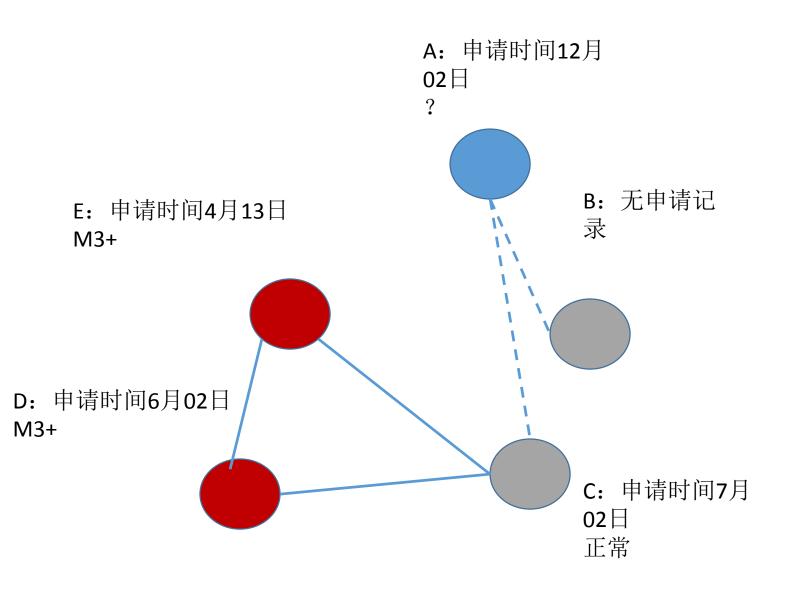
企业关联知识图谱在业界已经广泛运用于贷前审批和贷后监控, 并以后者的运用为主。其理论依据是传播模型,也就是"近朱者 赤、近墨者黑"原则的量化运用。

众安科技依照个人通信关联网络,以"近朱者赤、近墨者黑"为原则,预测信用恶化客户。

人行征信研发了基于企业贷款担保的知识图谱体系,用于发现过度担保等问题,避免大规模风险扩散。**国开行**研发了基于工商总局的股东投资数据的关联图谱,结合人行的风险预警系统,用于及早发现贷后恶化。**民生银行**研发了基于行内交易数据、工商总局的股东投资数据、人行的担保数据、银联的转帐数据的多类型知识图谱,综合的运用与贷款审批、贷后监控、反洗钱等业务场景。

4 建模思路

贷款申请者的联系人复杂网络构建规则的示例

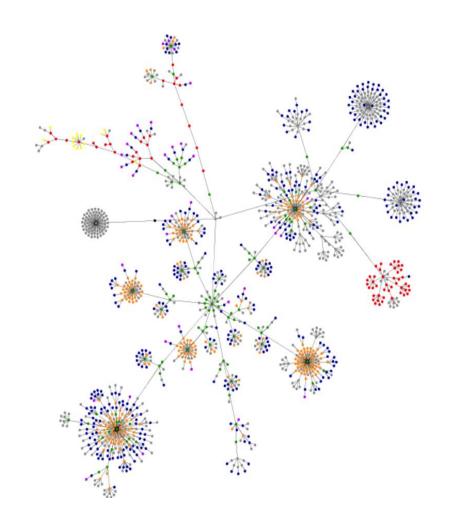


客户A为当前贷款申请客户,他只填写了B和C作为联系人,其中联系人B无申请记录,而联系人C有过申请,而且其与客户DE构成联系人网络。

在已有客户网络中,CDE网络有两个人出现M3+情况, 络有两个人出现M3+情况, 因此申请者A预计会加入一 个违约渗透率为2/3的联系 人网络。

特征工程-复杂网络特征

| 图特征 | 图特征解释 |
|------------------|-----------------------------------|
| 出入度 | 正常/异常的人的手机号、IP地址出入度不同 |
| 子图大小 | 正常/异常的人所在最大连通子图规模不同 |
| 社区大小 | 正常/异常的人形成的社区大小不同 |
| 社区/子图 | 正常异常的社区与子图大小比例不同 |
| 平均近邻 出入度 | 欺诈者处于欺诈者团伙负责人的周围 |
| pagerank | 团伙欺诈的网络中存在重要性较高的节点 而正常网络中一般不会有 |
| 最大近邻 pagerank | 欺诈者处于欺诈者团伙头目的周围 |
| 饱和度 | 欺诈者所用手机号、IP地址之前有过欺诈历史 饱和度大于0 |



1

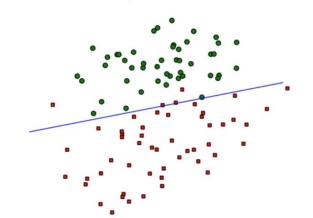
• 为使模型有好的可解释性和易用性,考虑基于权重的分类模型和基于决策树的集成学习算法

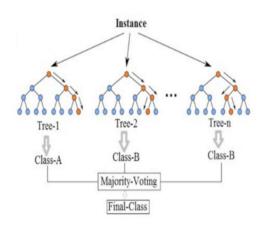
)

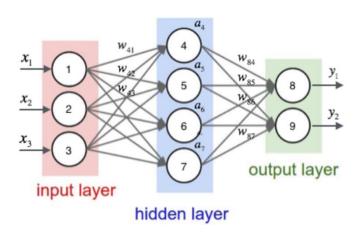
•基于权重的分类模型,比如逻辑回归模型过于简单,不易发现非线性;比如神经网络,数据量要求大,训练要求时间长。

₹ 2 • 基于决策树的集成学习算法,比如 Random Forest,GBDT,XGBoost都有比较好的结果。

. A • 本次建模最终选择的是XGBoost模型。







欺诈团伙分析-训练集欺诈网络可视化

