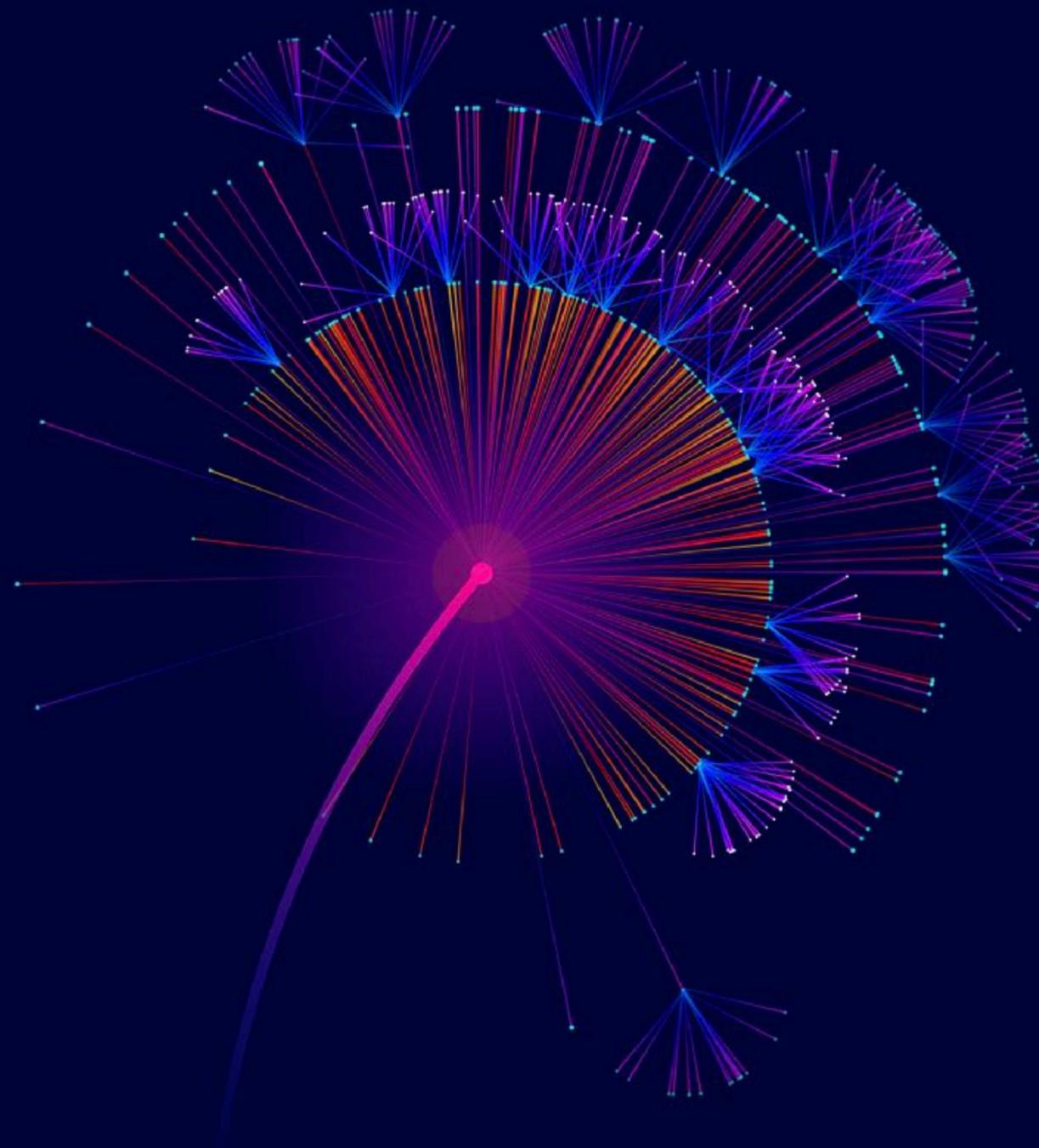


图可视化有点意思

十吾

蚂蚁集团 AntV 工程师



01

图可视分析、编辑小故事

02

图可视分析一般过程

03

图行业现状与场景概览

什么是图 (Graph)

什么是图 (Graph)

✘ 图像、图画 (Image, Figure, Photo)

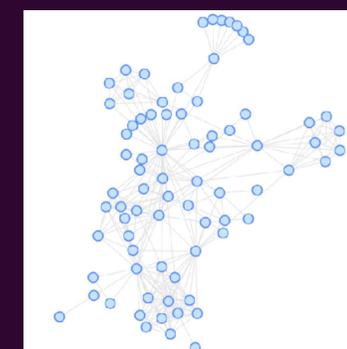


什么是图 (Graph)

✘ 图像、图画 (Image, Figure, Photo)



✘ 不是特指视觉上看到的点和边



什么是图 (Graph)

✘ 图像、图画 (Image, Figure, Photo)



✘ 不是特指视觉上看到的点和边



✔ 是一种数据结构：实体与关系的集合

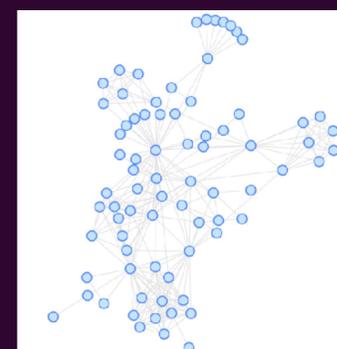
$$G = \{ \\ V: [v1, v2, \dots], \\ E: [e1, e2, \dots] \\ \}$$

什么是图 (Graph)

✘ 图像、图画 (Image, Figure, Photo)



✘ 不是特指视觉上看到的点和边



✔ 是一种数据结构：实体与关系的集合

$$G = \{ \\ V: [v1, v2, \dots], \\ E: [e1, e2, \dots] \\ \}$$


图可视化的一种经典方式：
点线图

01

图可视分析、编辑社区小故事

故事纯属虚构，灵感来源：混迹图可视化开源社区若干年的学习经验

电信诈骗分析

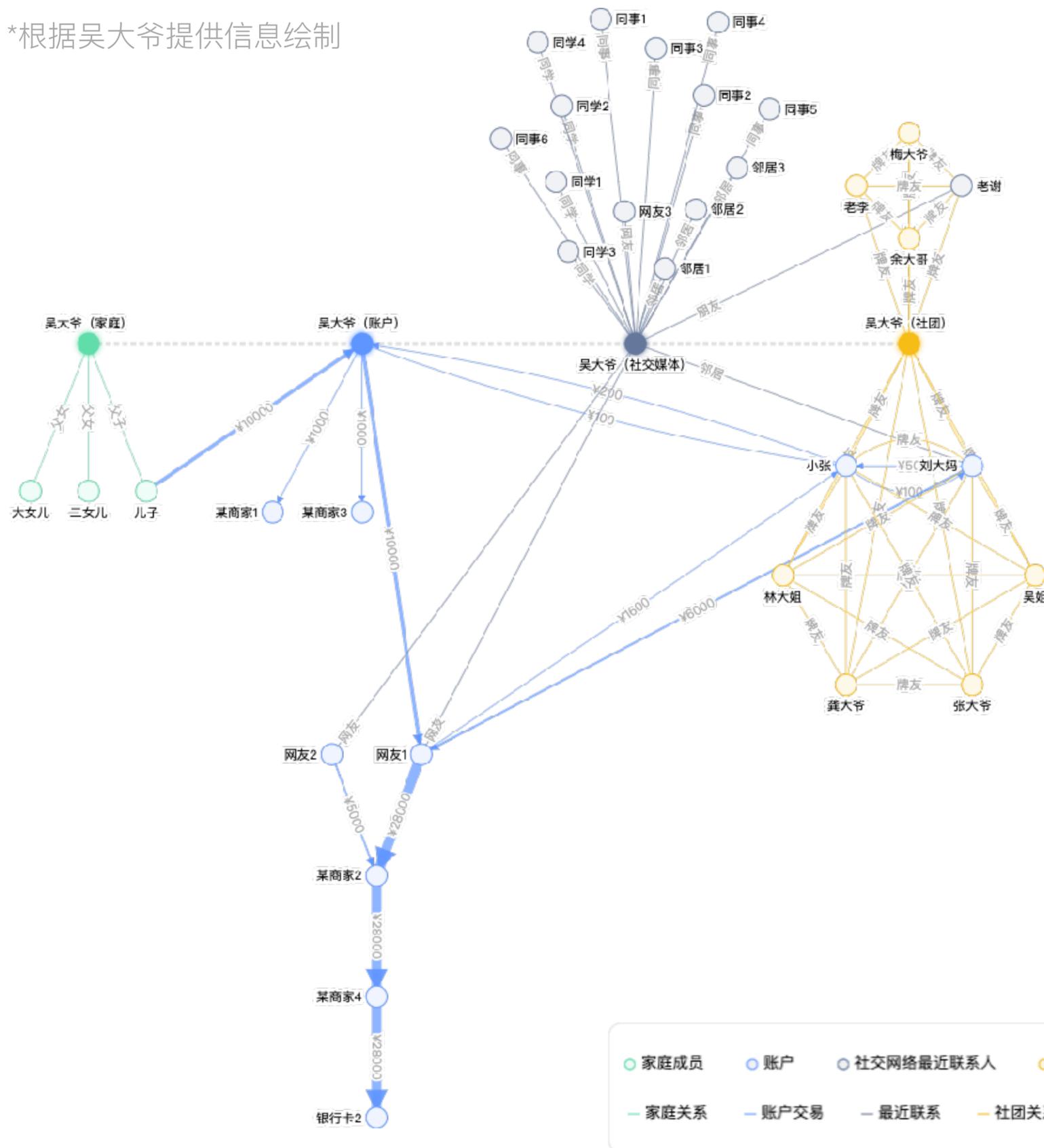
电信诈骗分析

65 岁的**吴大爷**被骗，根据「**他提供的相关信息以及有关部门调查信息**」，得到各方面关系数据，我们使用图可视分析手段发现风险和**保护潜在受害人**。

电信诈骗分析

65岁的吴大爷被骗，根据「他提供的相关信息以及有关部门调查信息」，得到各方面关系数据，我们使用图可视分析手段发现风险和保护潜在受害人。

*根据吴大爷提供信息绘制



电信诈骗分析

65 岁的吴大爷被骗，根据「他提供的相关信息以及有关部门调查信息」，得到各方面关系数据，我们使用图可视分析手段发现风险和保护潜在受害人。

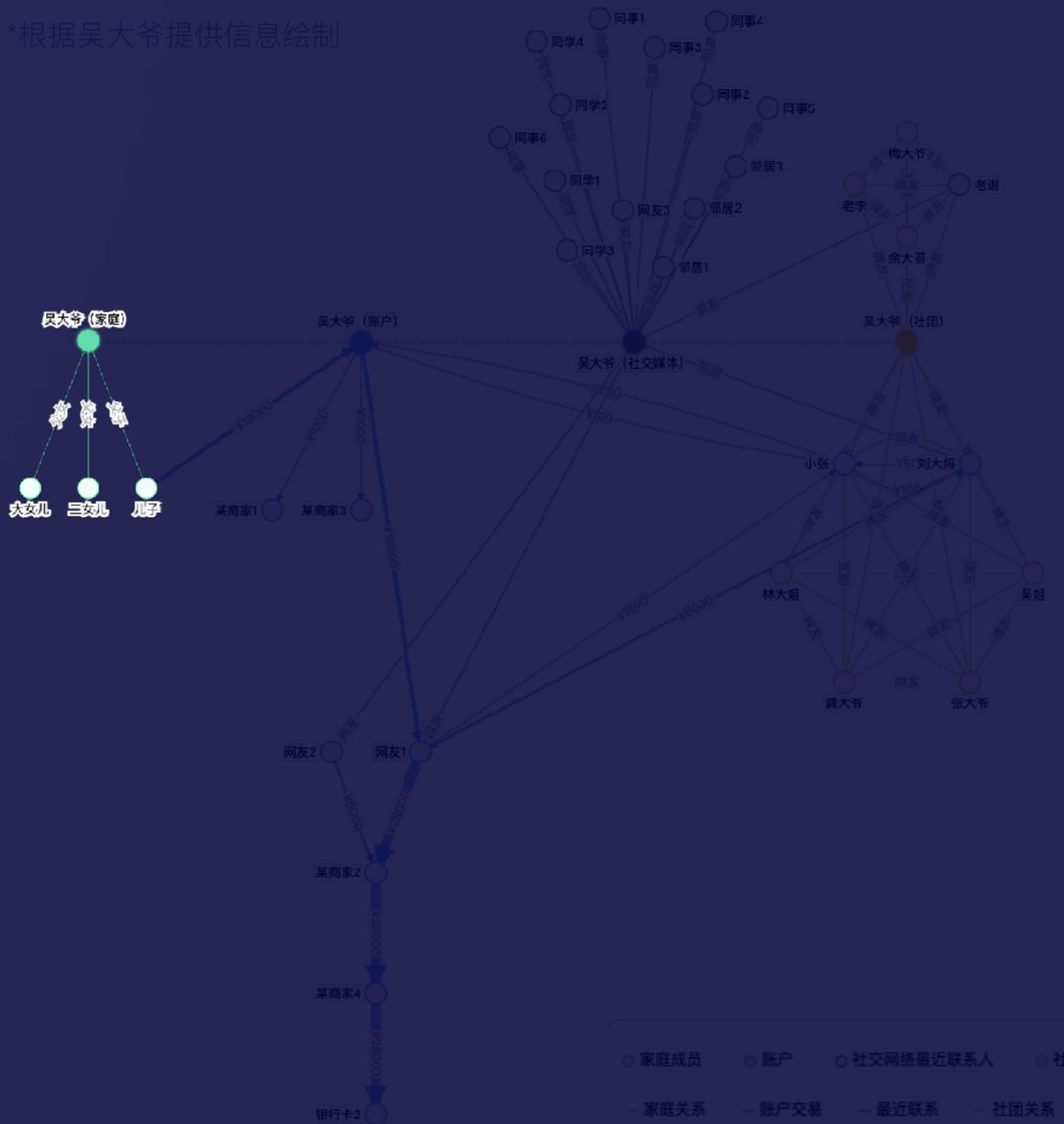
*根据吴大爷提供信息绘制



电信诈骗分析

65岁的吴大爷被骗，根据「他提供的相关信息以及有关部门调查信息」，得到各方面关系数据，我们使用图可视分析手段发现风险和保护潜在受害人。

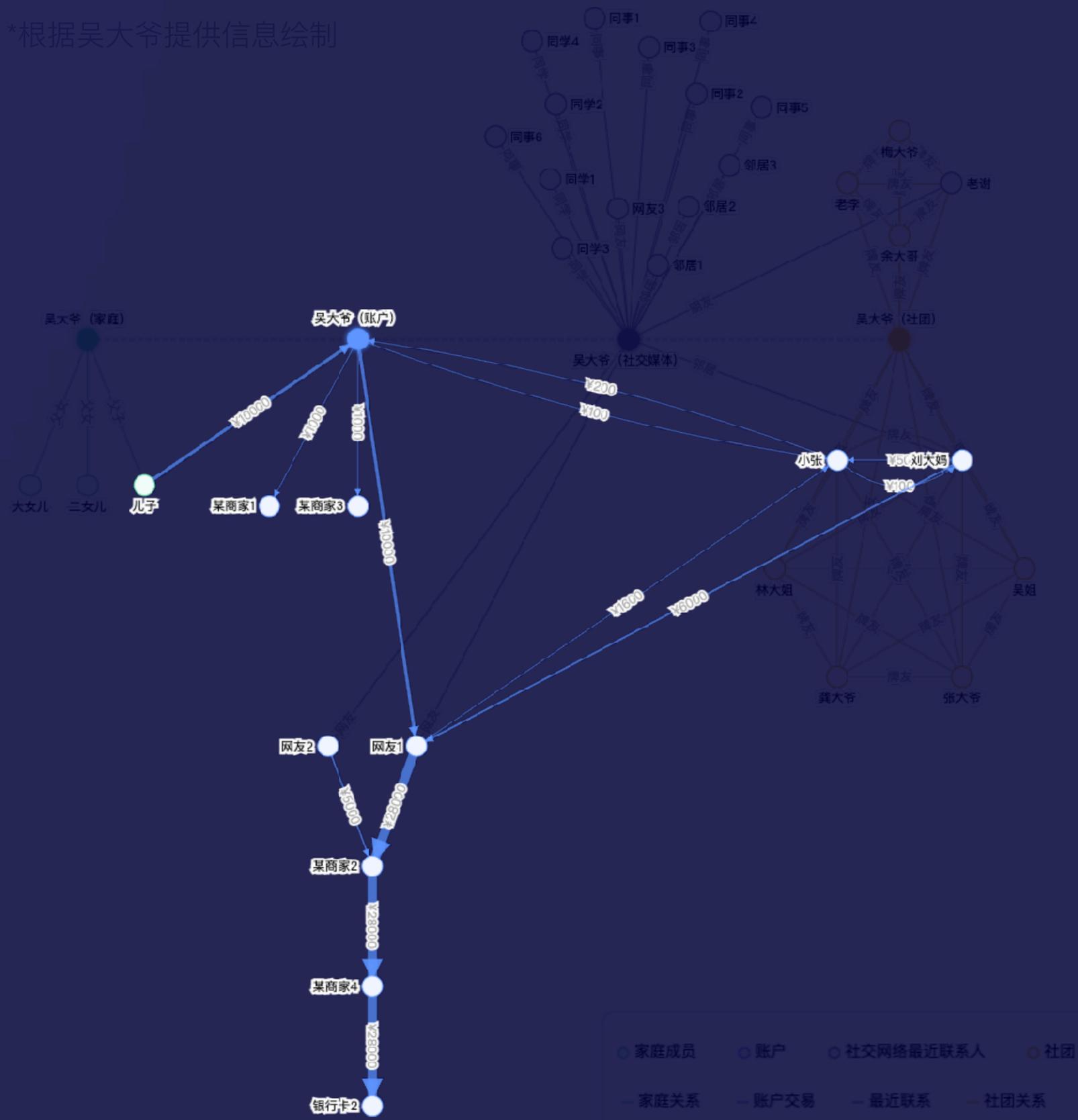
*根据吴大爷提供信息绘制



电信诈骗分析

65 岁的吴大爷被骗，根据「他提供的相关信息以及有关部门调查信息」，得到各方面关系数据，我们使用图可视分析手段发现风险和保护潜在受害人。

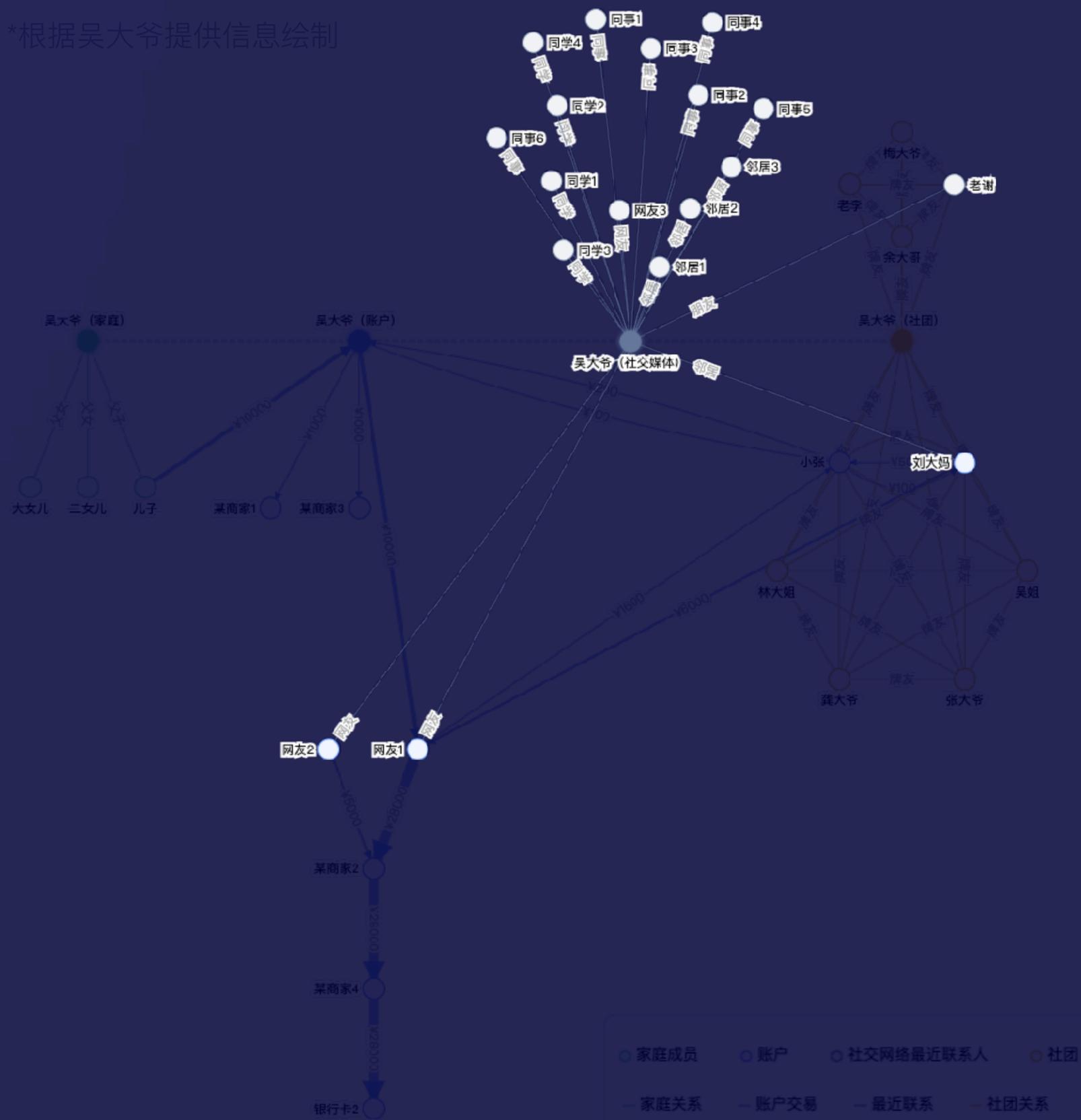
*根据吴大爷提供信息绘制



电信诈骗分析

65岁的吴大爷被骗，根据「他提供的相关信息以及有关部门调查信息」，得到各方面关系数据，我们使用图可视分析手段发现风险和保护潜在受害人。

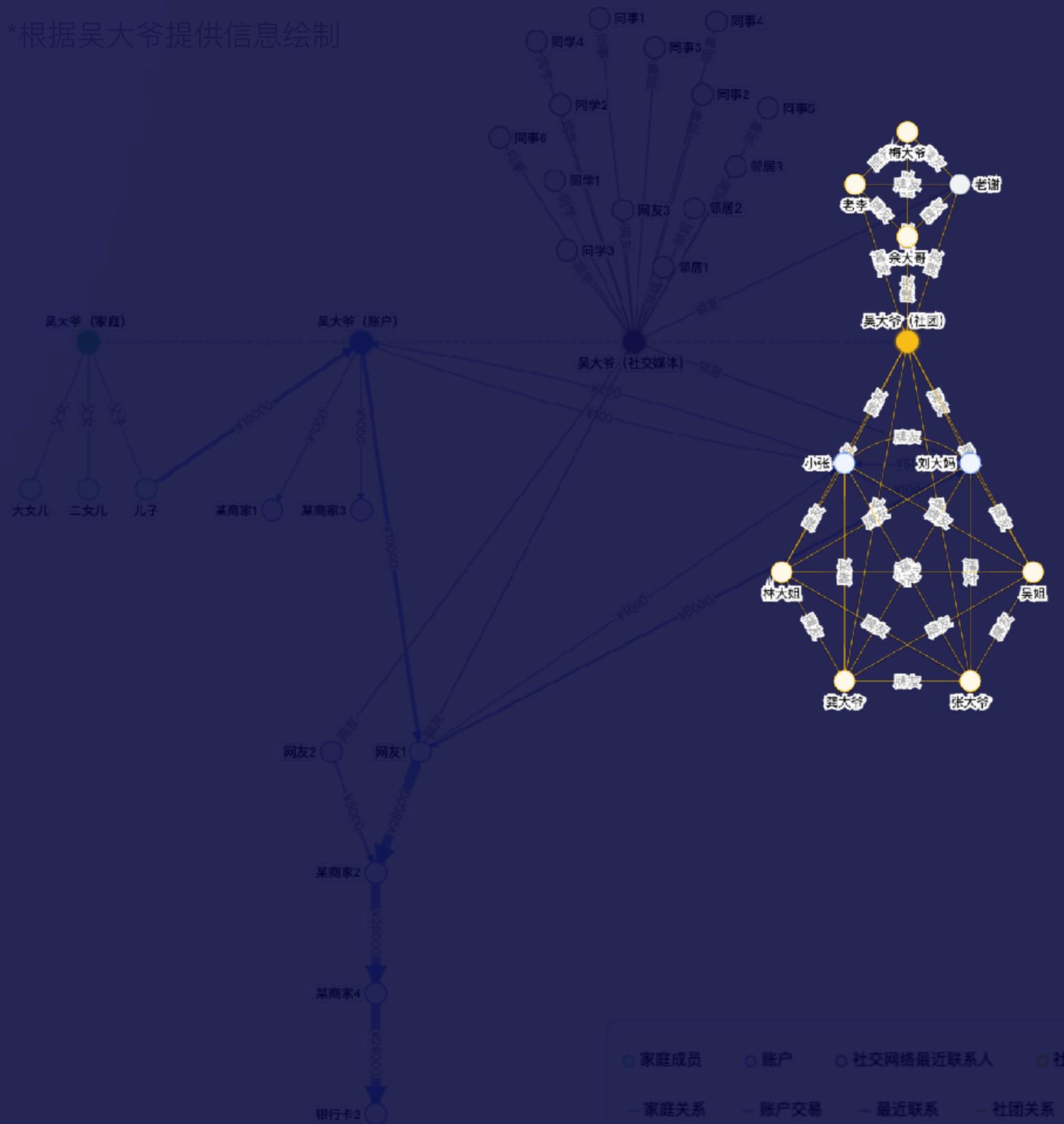
*根据吴大爷提供信息绘制



电信诈骗分析

65岁的吴大爷被骗，根据「他提供的相关信息以及有关部门调查信息」，得到各方面关系数据，我们使用图可视分析手段发现风险和保护潜在受害人。

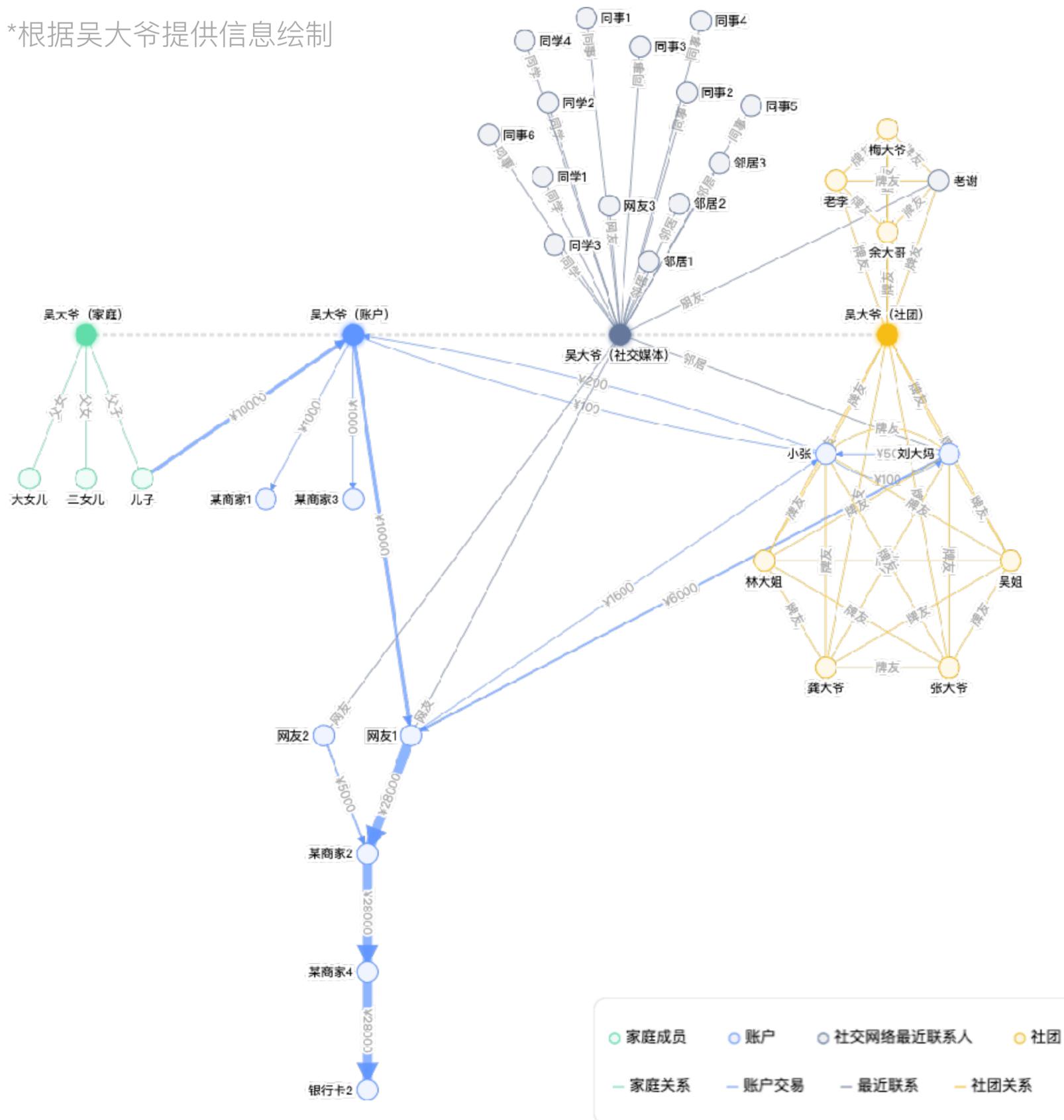
*根据吴大爷提供信息绘制



电信诈骗分析

65岁的吴大爷被骗，根据「他提供的相关信息以及有关部门调查信息」，得到各方面关系数据，我们使用图可视分析手段发现风险和保护潜在受害人。

*根据吴大爷提供信息绘制

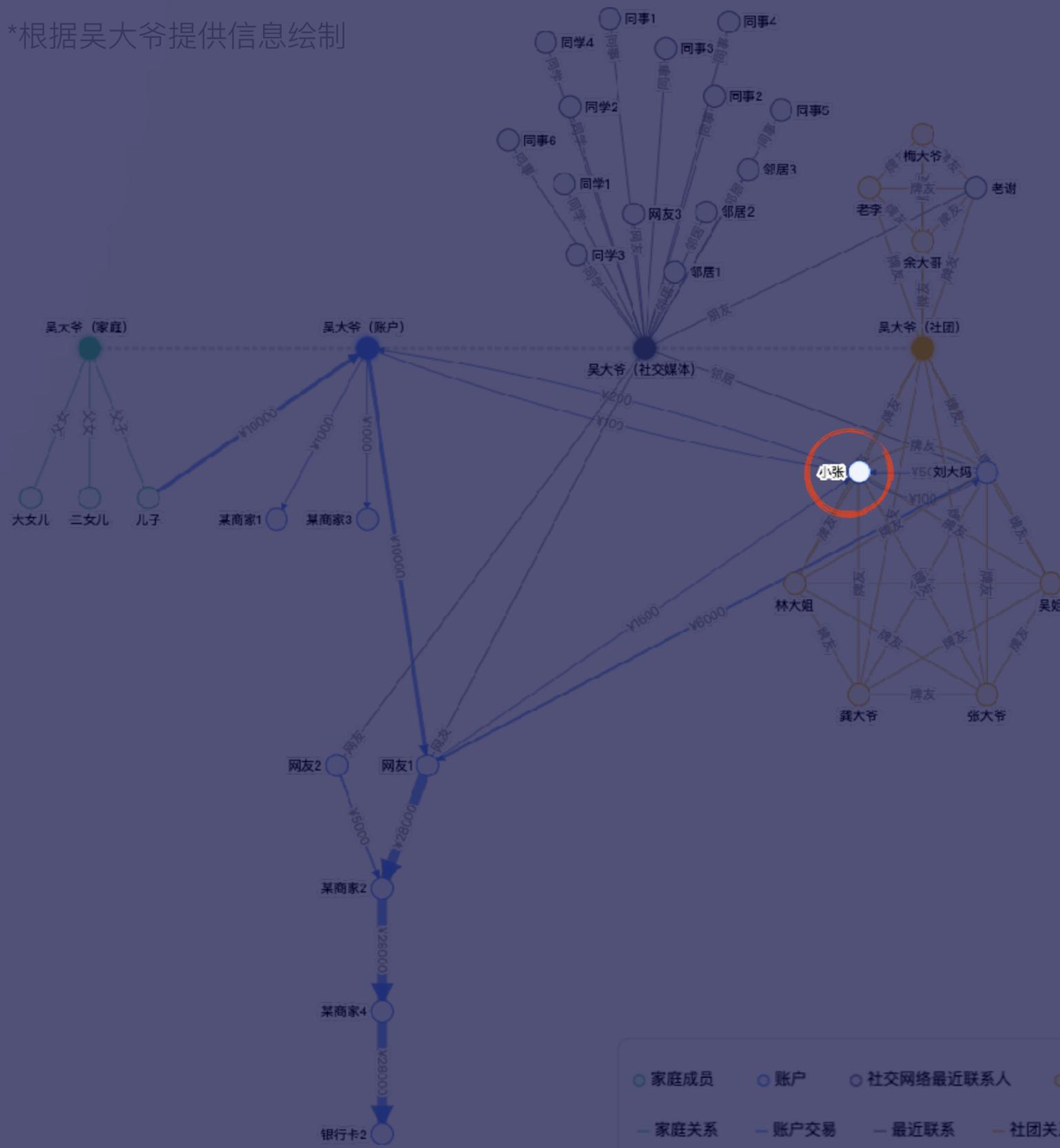


电信诈骗分析

65 岁的吴大爷被骗，根据「他提供的相关信息以及有关部门调查信息」，得到各方面关系数据，我们使用图可视分析手段发现风险和保护潜在受害人。

吴大爷说，棋牌社的「小张」告诉他有一个投资渠道可以得到双倍回报，吴大爷托小张尝试投了 100 元，果然得到了 200 元的回报。于是小张让吴大爷通过社交媒体自行联系「网友1」进行投资。

*根据吴大爷提供信息绘制

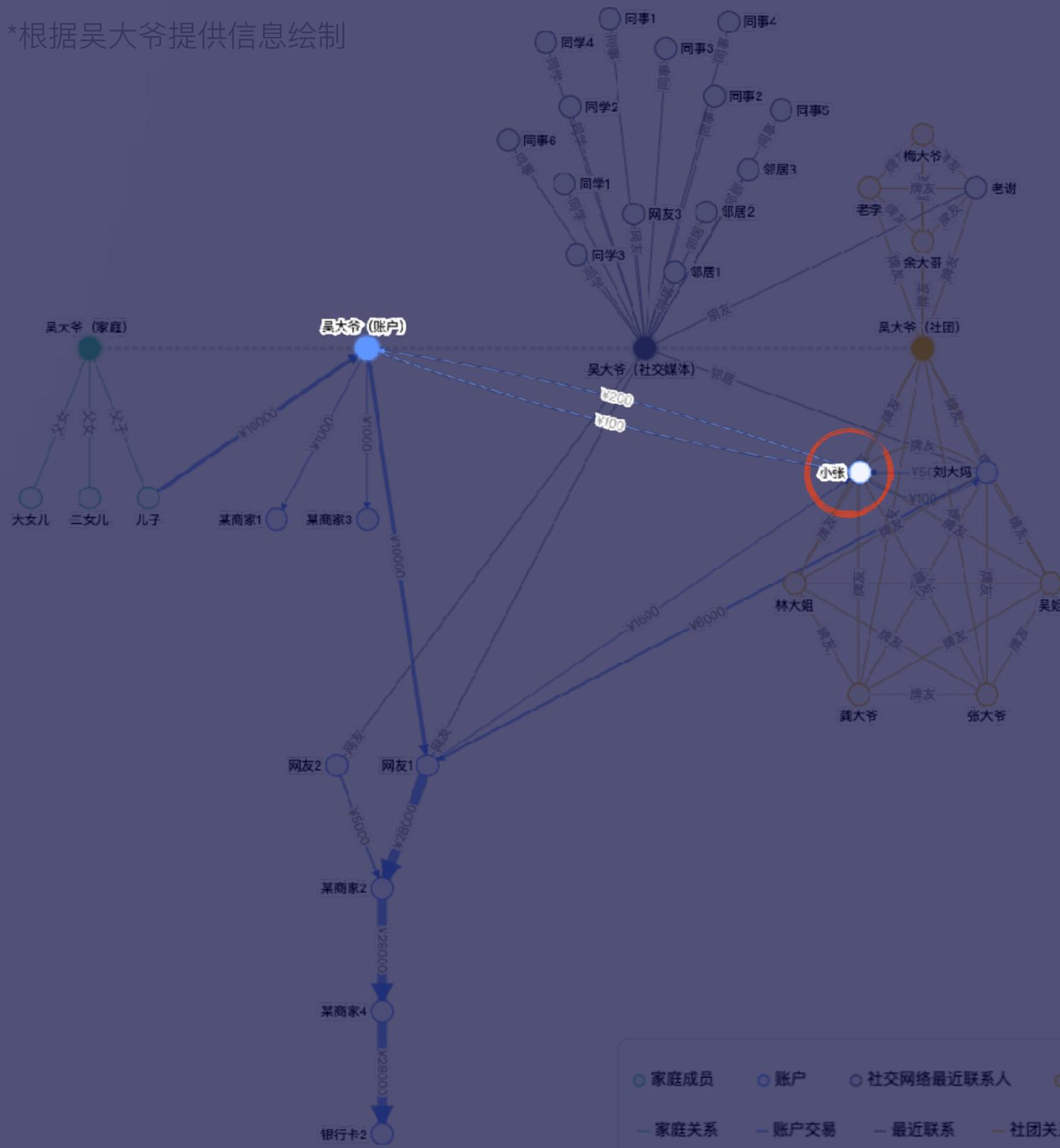


电信诈骗分析

65岁的吴大爷被骗，根据「他提供的相关信息以及有关部门调查信息」，得到各方面关系数据，我们使用图可视分析手段发现风险和保护潜在受害人。

吴大爷说，棋牌社的「小张」告诉他有一个投资渠道可以得到双倍回报，吴大爷托小张尝试投了100元，果然得到了200元的回报。于是小张让吴大爷通过社交媒体自行联系「网友1」进行投资。

*根据吴大爷提供信息绘制

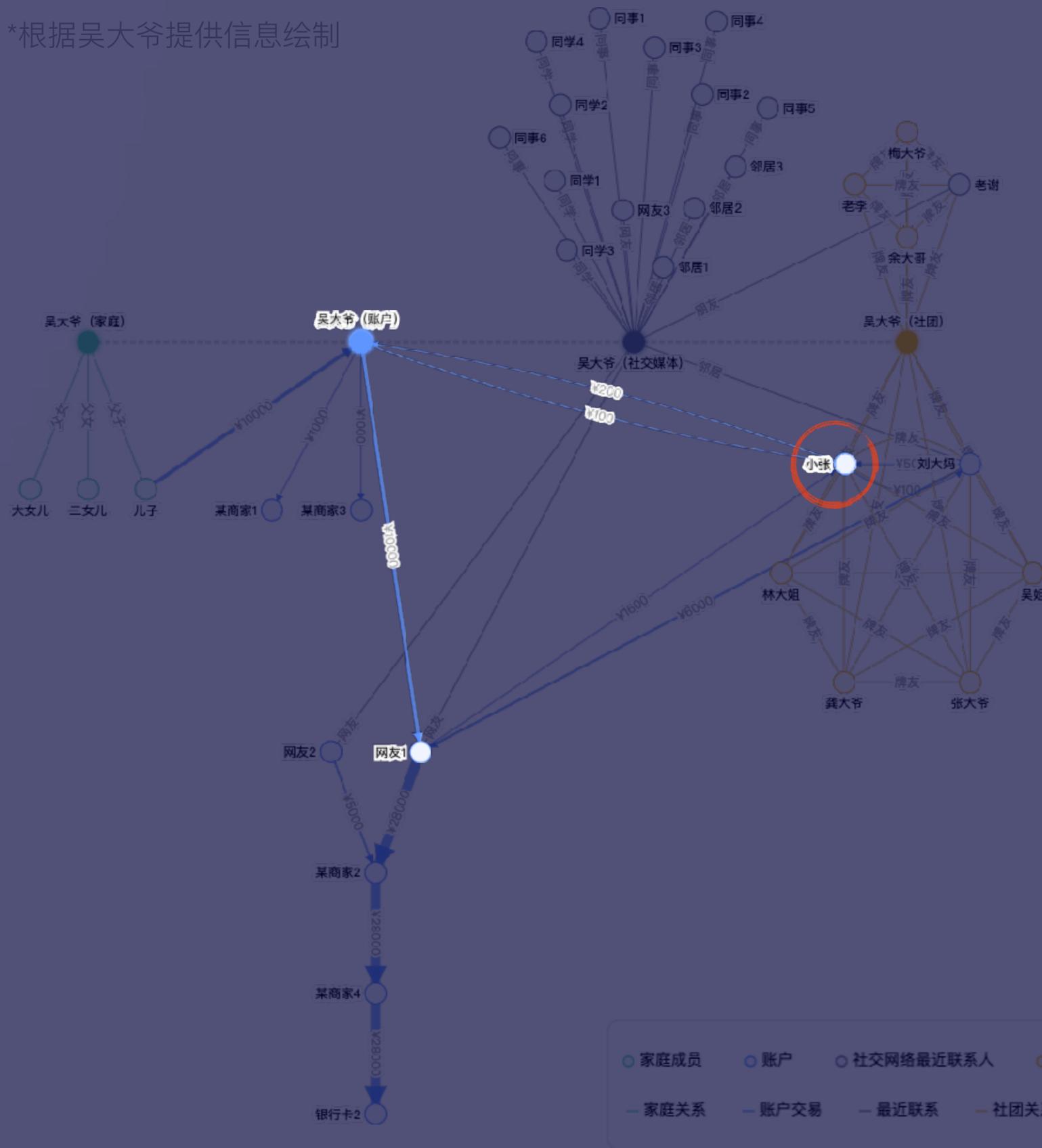


电信诈骗分析

65 岁的吴大爷被骗，根据「他提供的相关信息以及有关部门调查信息」，得到各方面关系数据，我们使用图可视分析手段发现风险和保护潜在受害人。

吴大爷说，棋牌社的「小张」告诉他有一个投资渠道可以得到双倍回报，吴大爷托小张尝试投了 100 元，果然得到了 200 元的回报。于是小张让吴大爷通过社交媒体自行联系「网友1」进行投资。

*根据吴大爷提供信息绘制

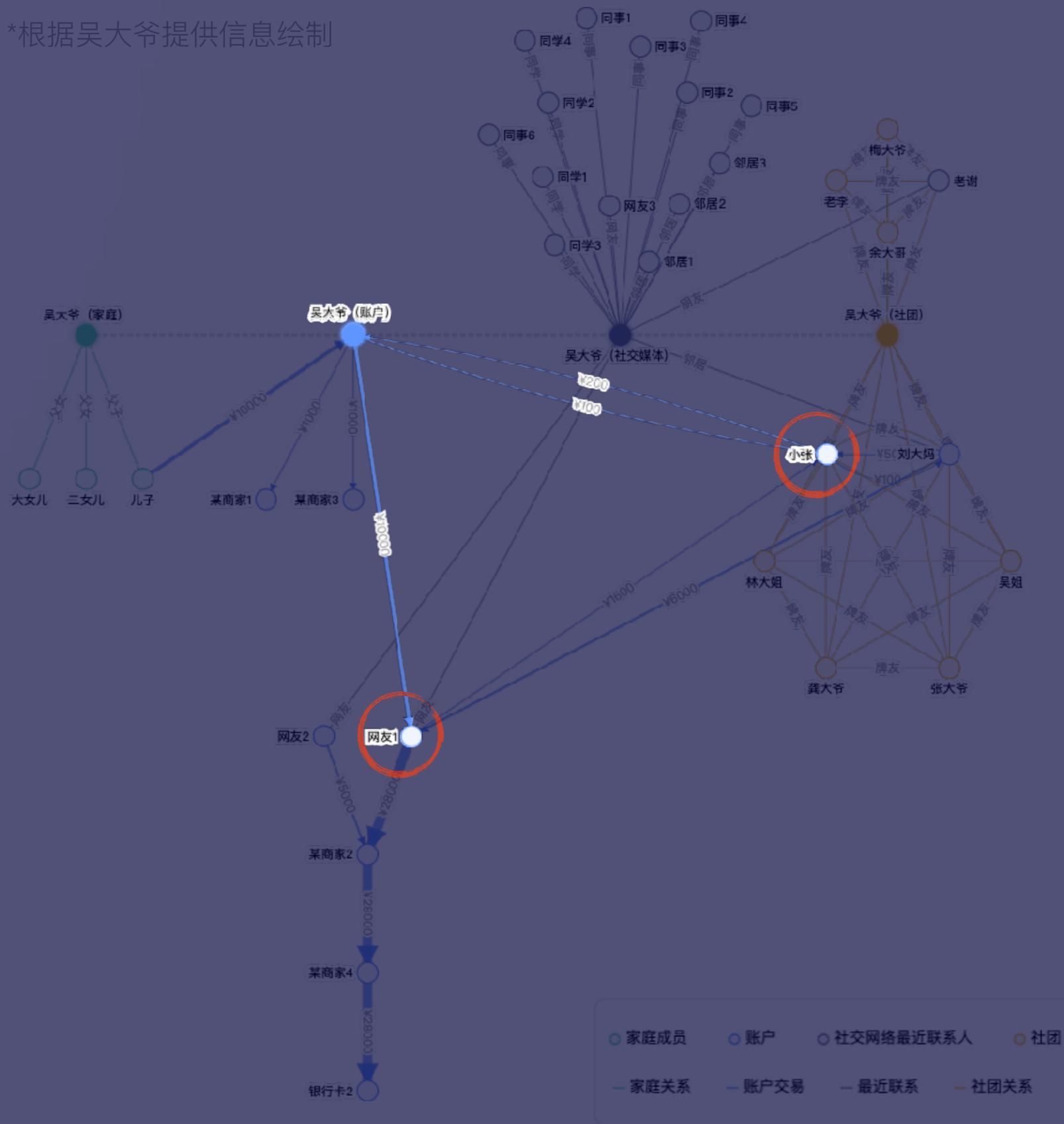


电信诈骗分析

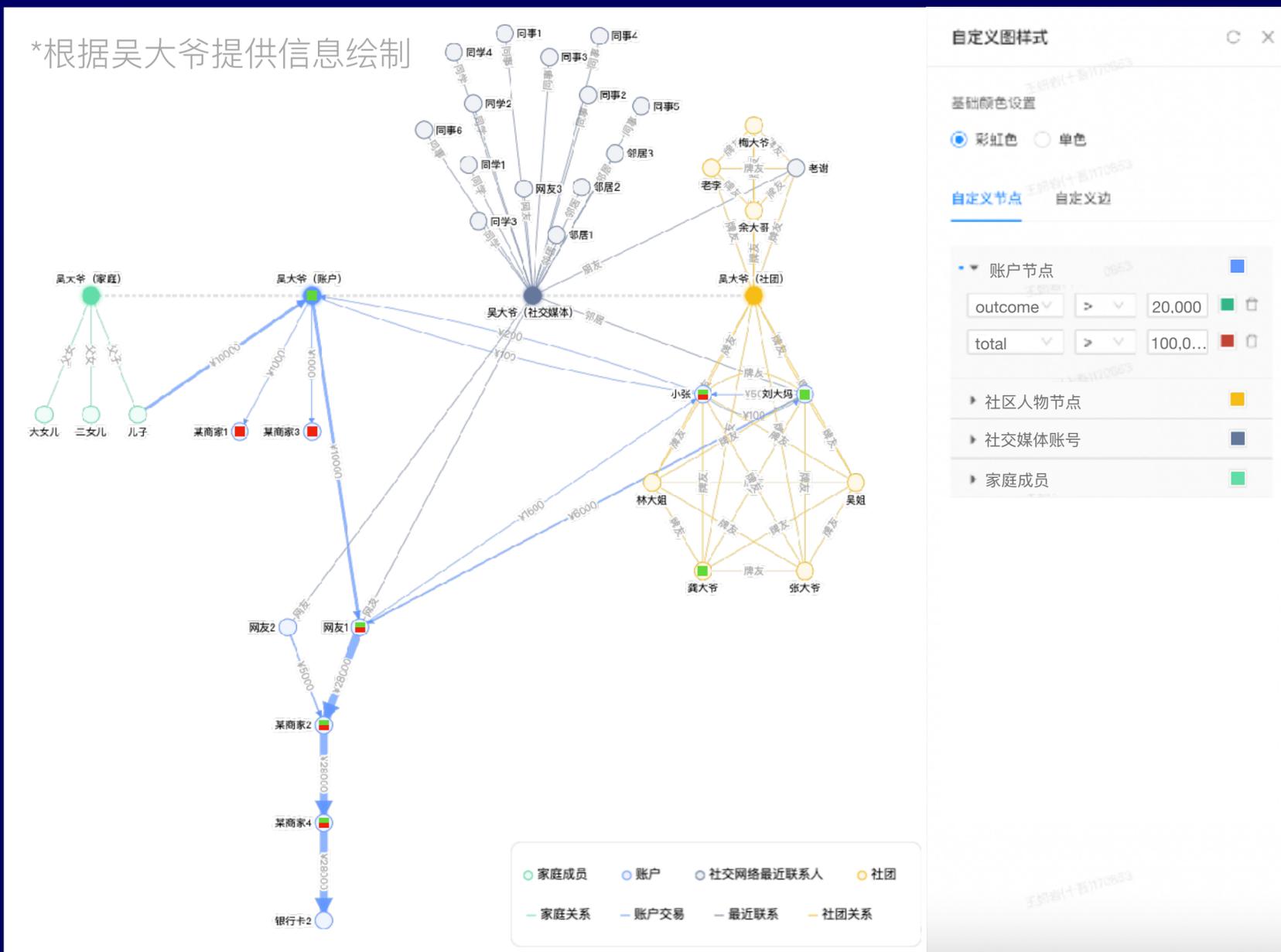
65 岁的吴大爷被骗，根据「他提供的相关信息以及有关部门调查信息」，得到各方面关系数据，我们使用图可视分析手段发现风险和保护潜在受害人。

吴大爷说，棋牌社的「小张」告诉他有一个投资渠道可以得到双倍回报，吴大爷托小张尝试投了 100 元，果然得到了 200 元的回报。于是小张让吴大爷通过社交媒体自行联系「网友1」进行投资。

*根据吴大爷提供信息绘制



Step 1. 种子节点标记与启发



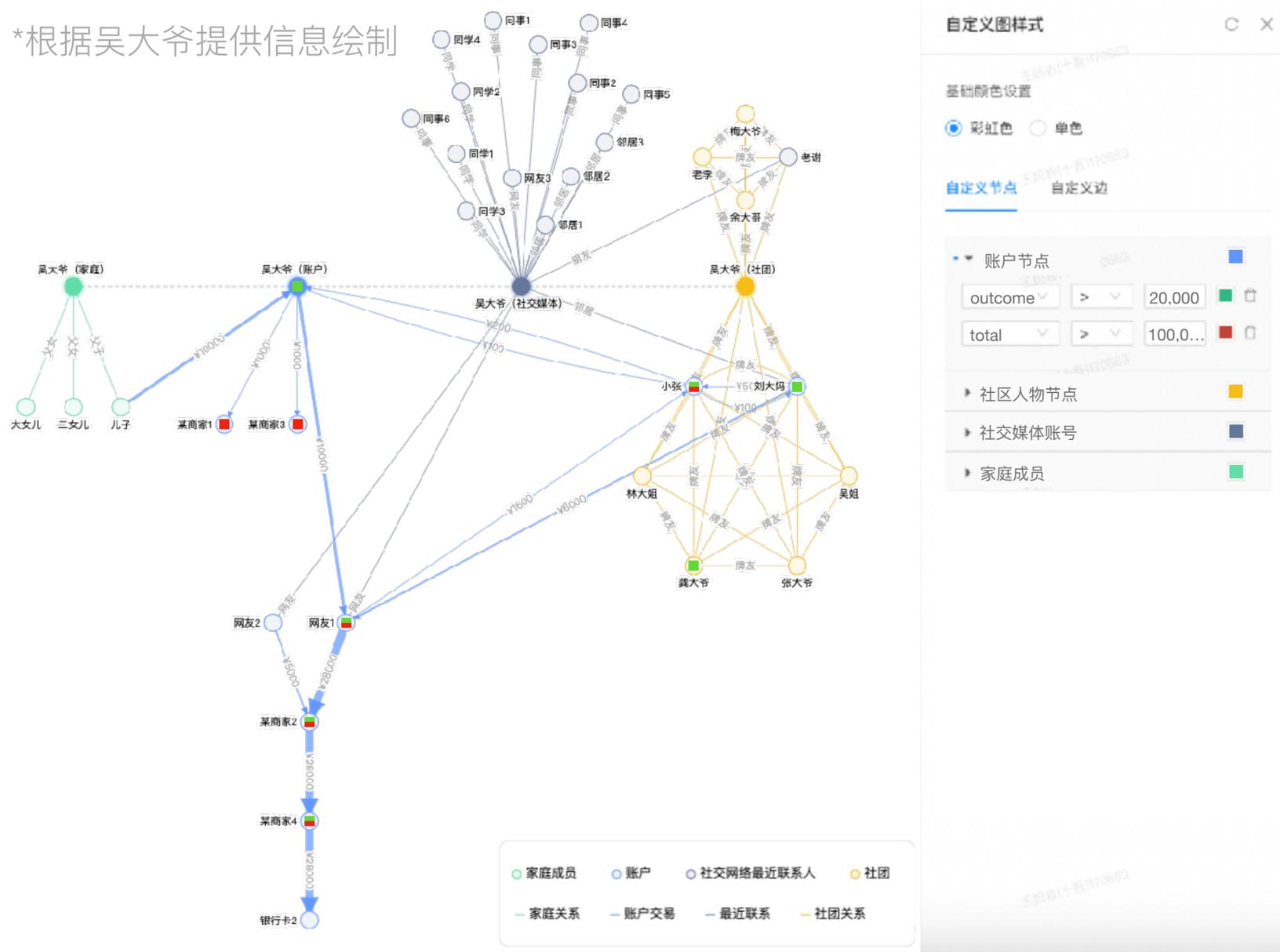
数据属性标注：属性数值满足条件的元素在网络中的情况



节点重要性分析：中心性、Page Rank、属性配置

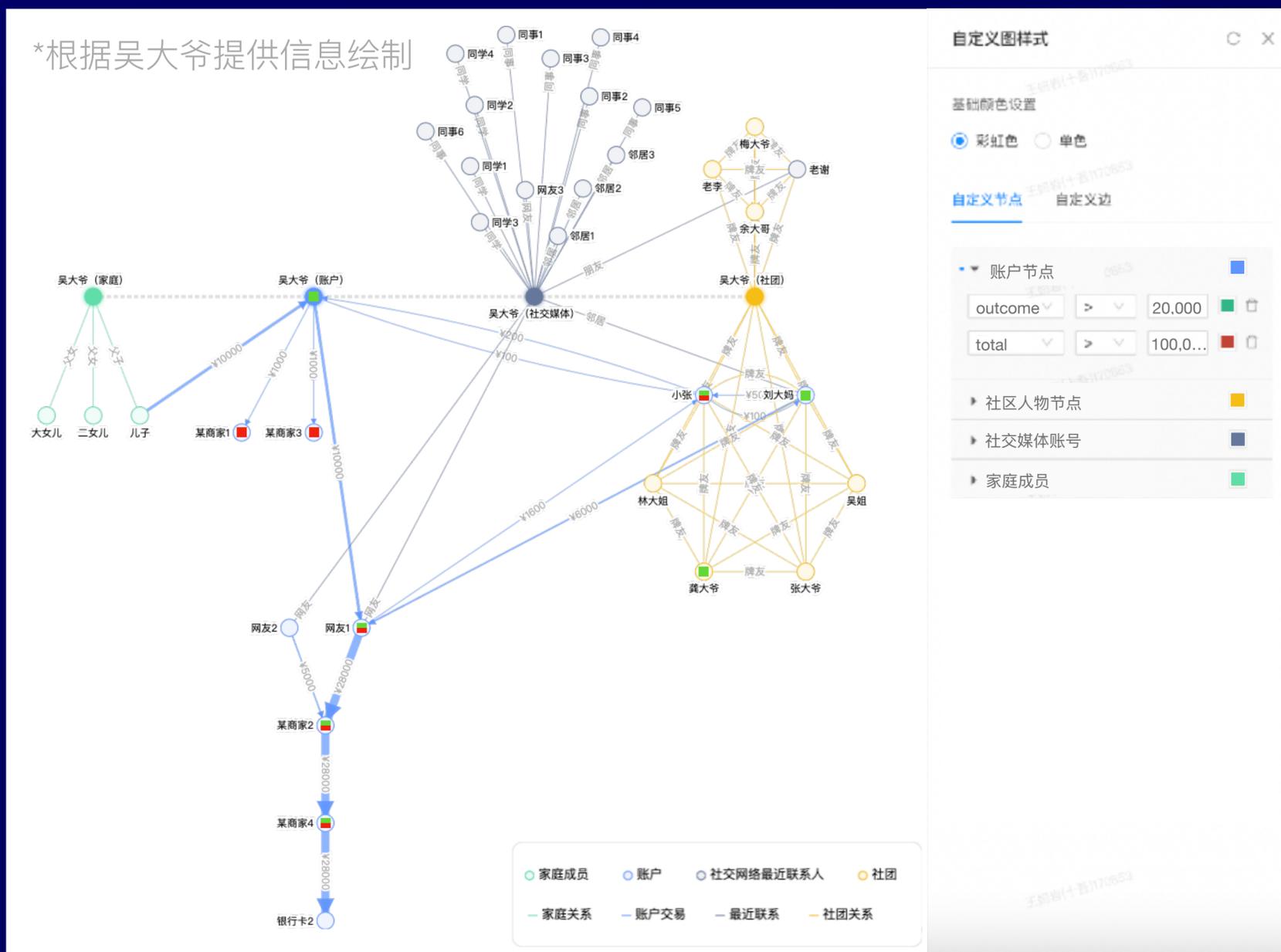
Step 1. 种子节点标记与启发

*根据吴大爷提供信息绘制



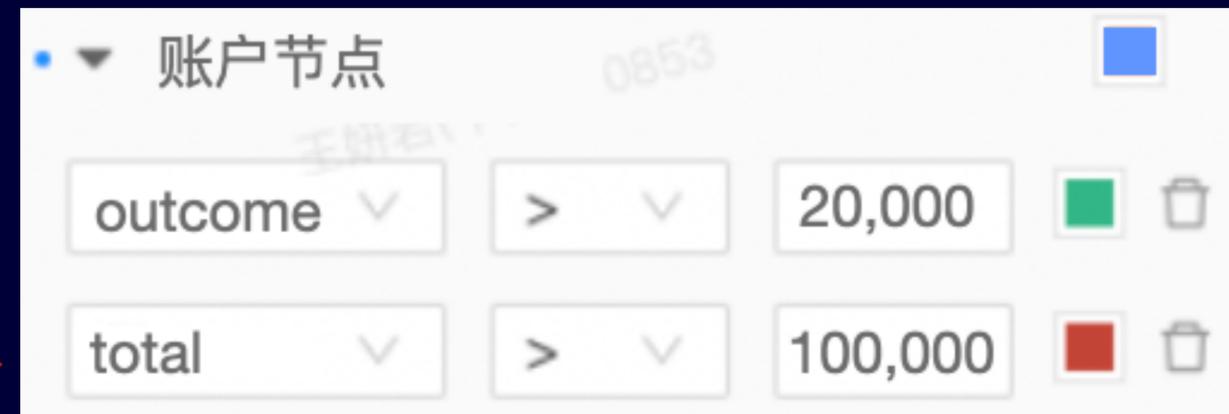
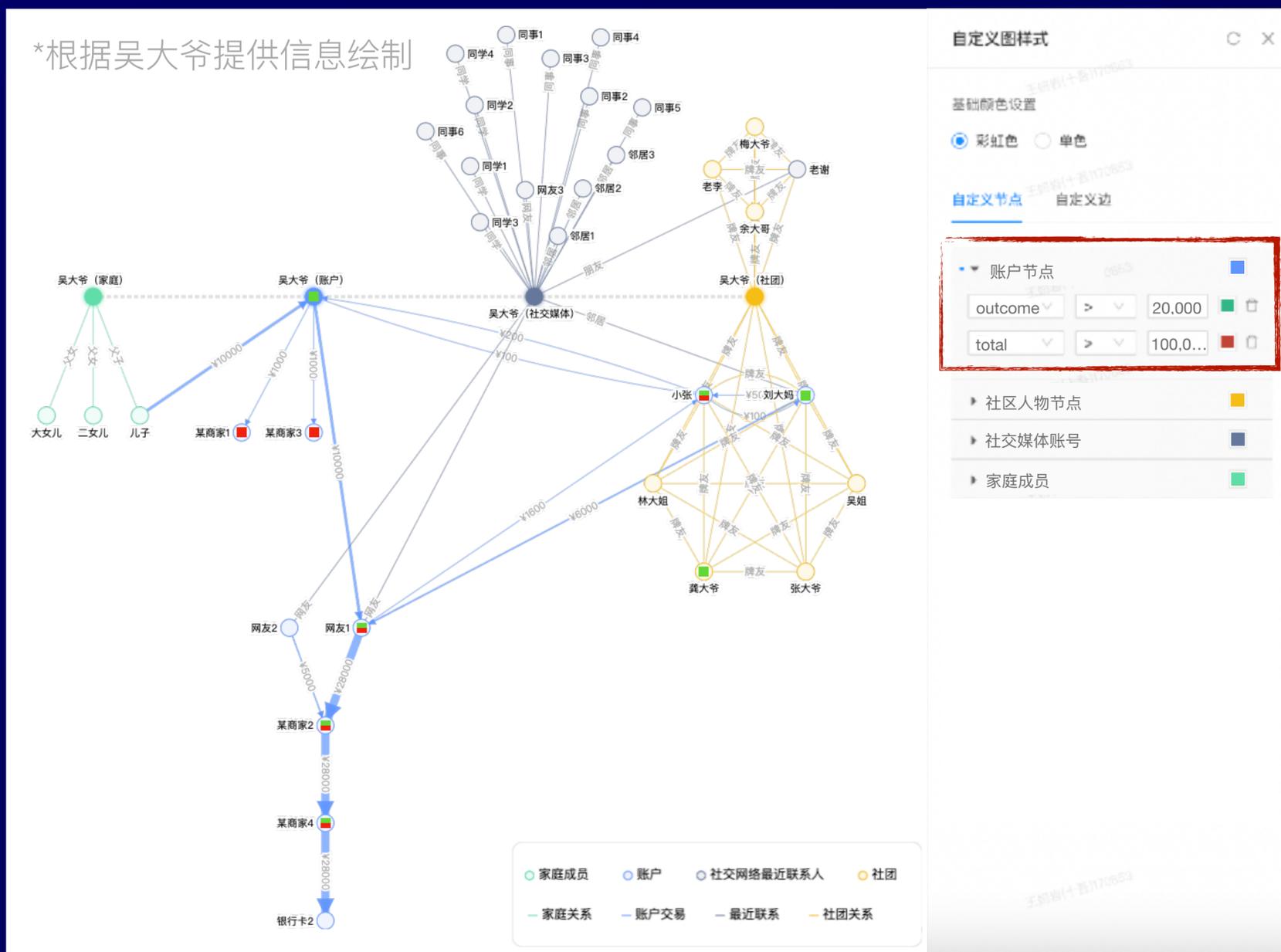
数据属性标注：属性数值满足条件的元素在网络中的情况

Step 1. 种子节点标记与启发



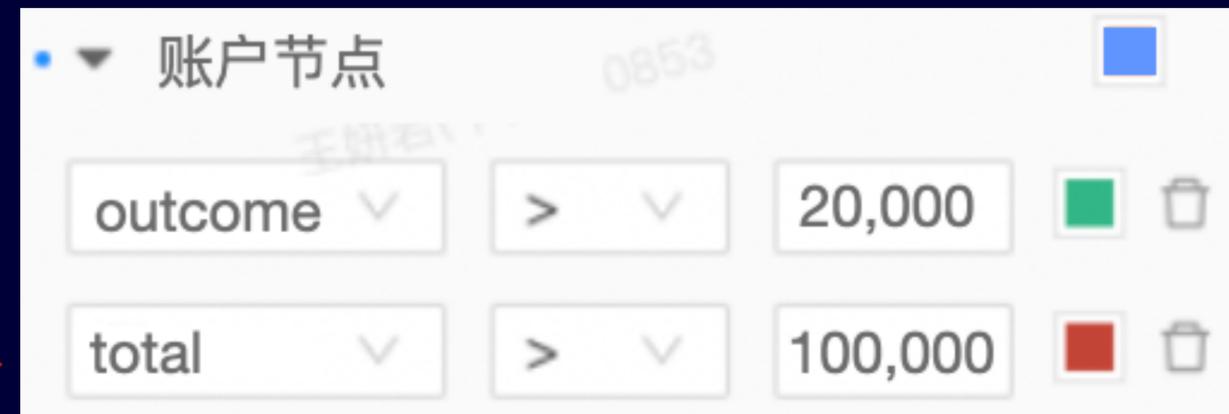
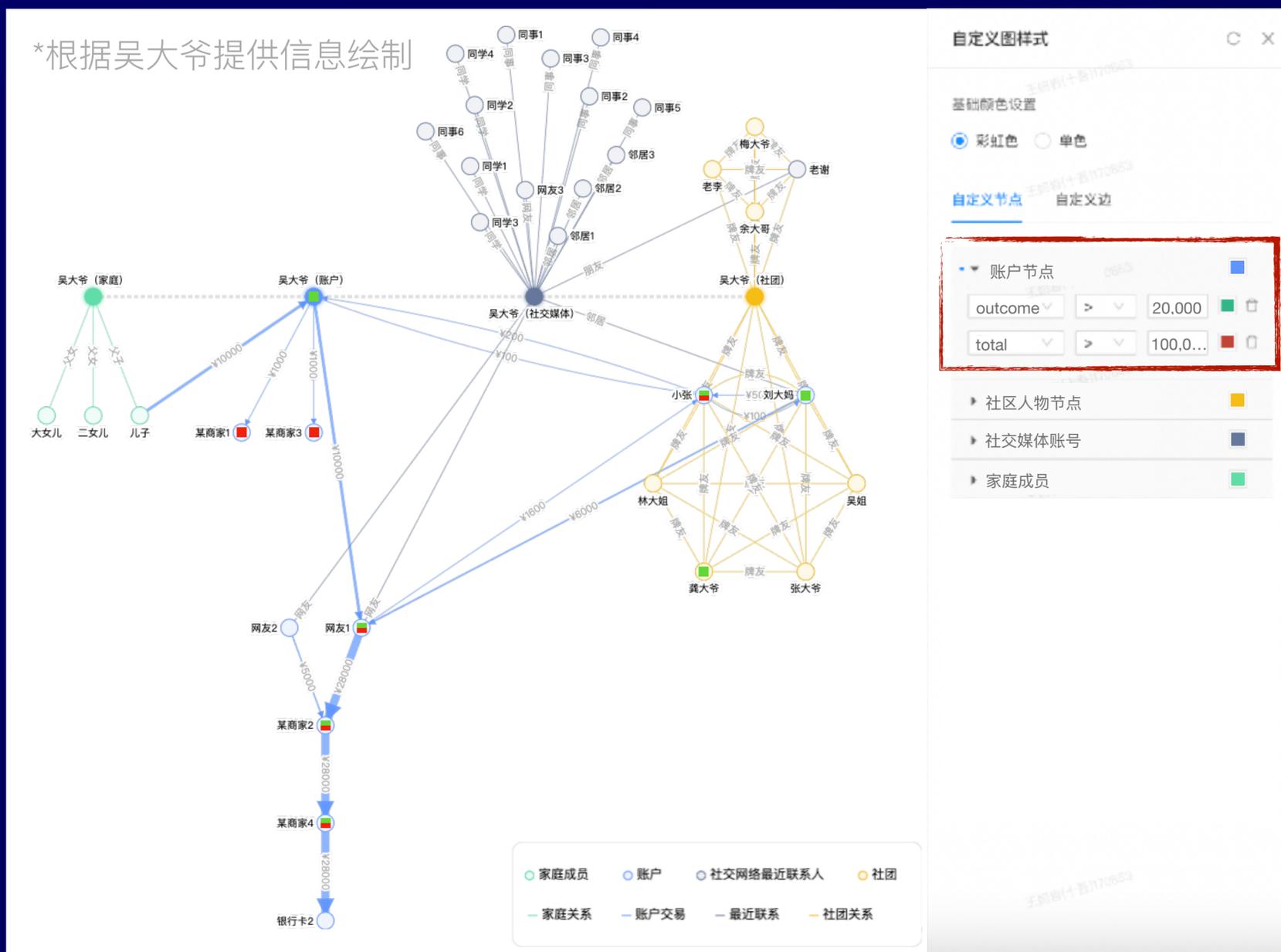
数据属性标注：属性数值满足条件的元素在网络中的情况

Step 1. 种子节点标记与启发



数据属性标注：属性数值满足条件的元素在网络中的情况

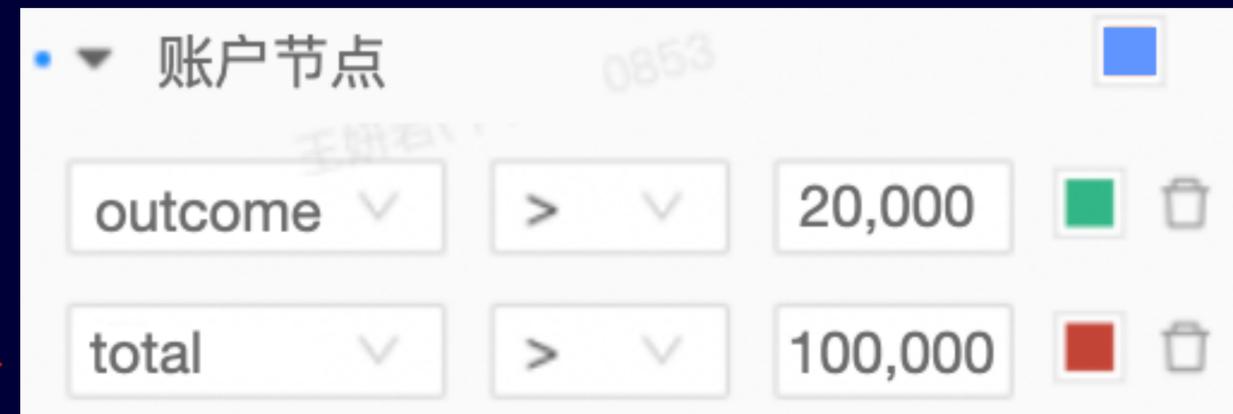
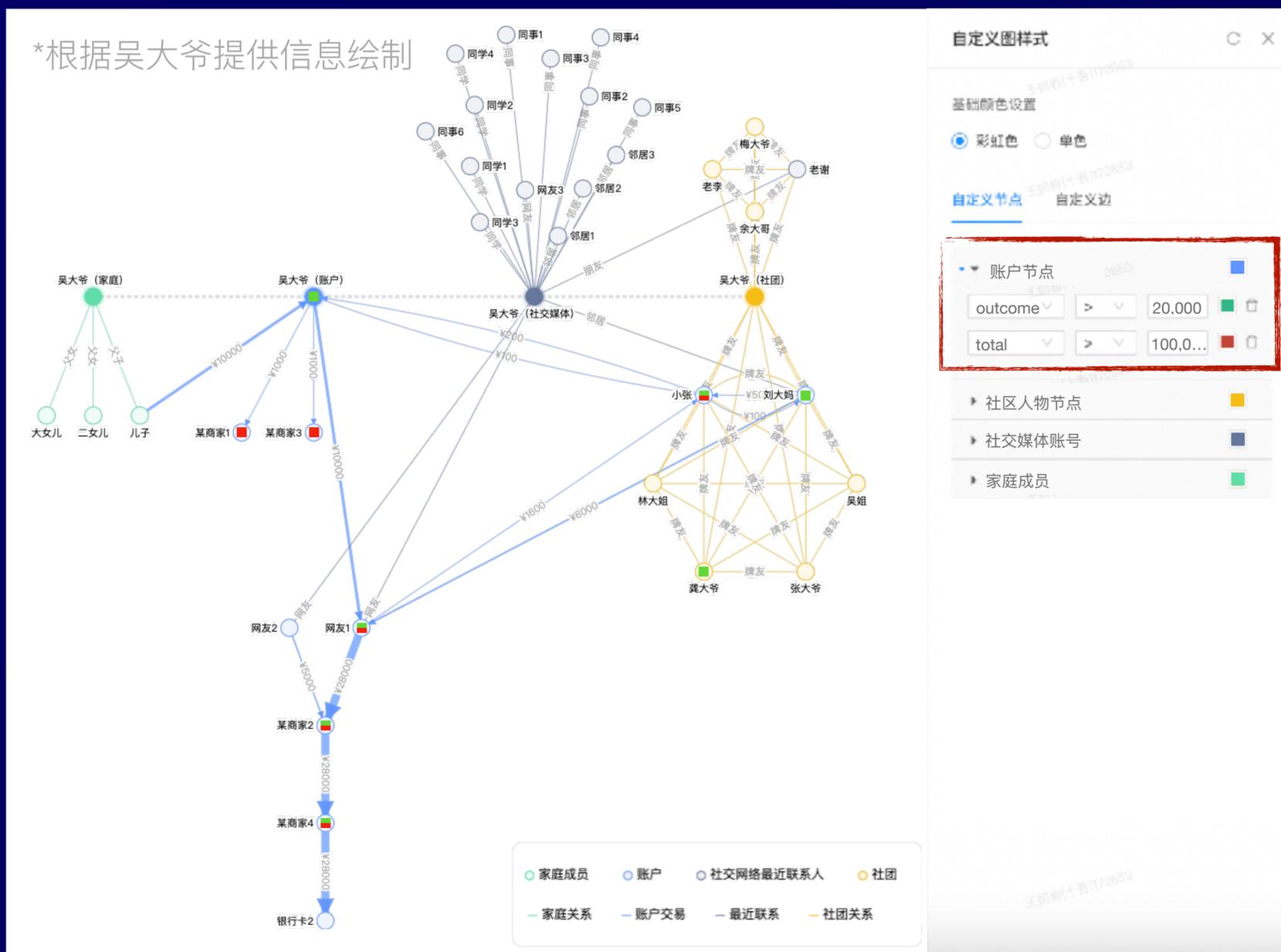
Step 1. 种子节点标记与启发



支出金额 > 2w的节点，发现种子节点

数据属性标注：属性数值满足条件的元素在网络中的情况

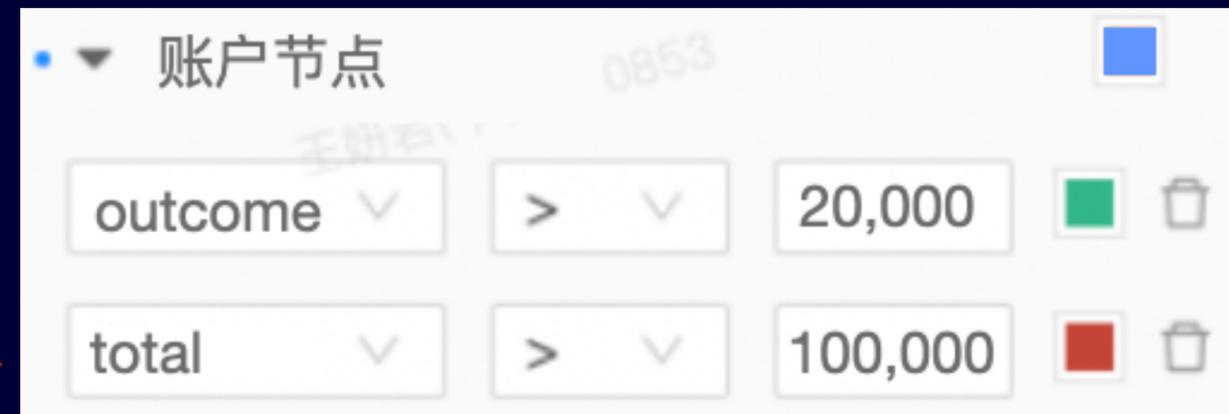
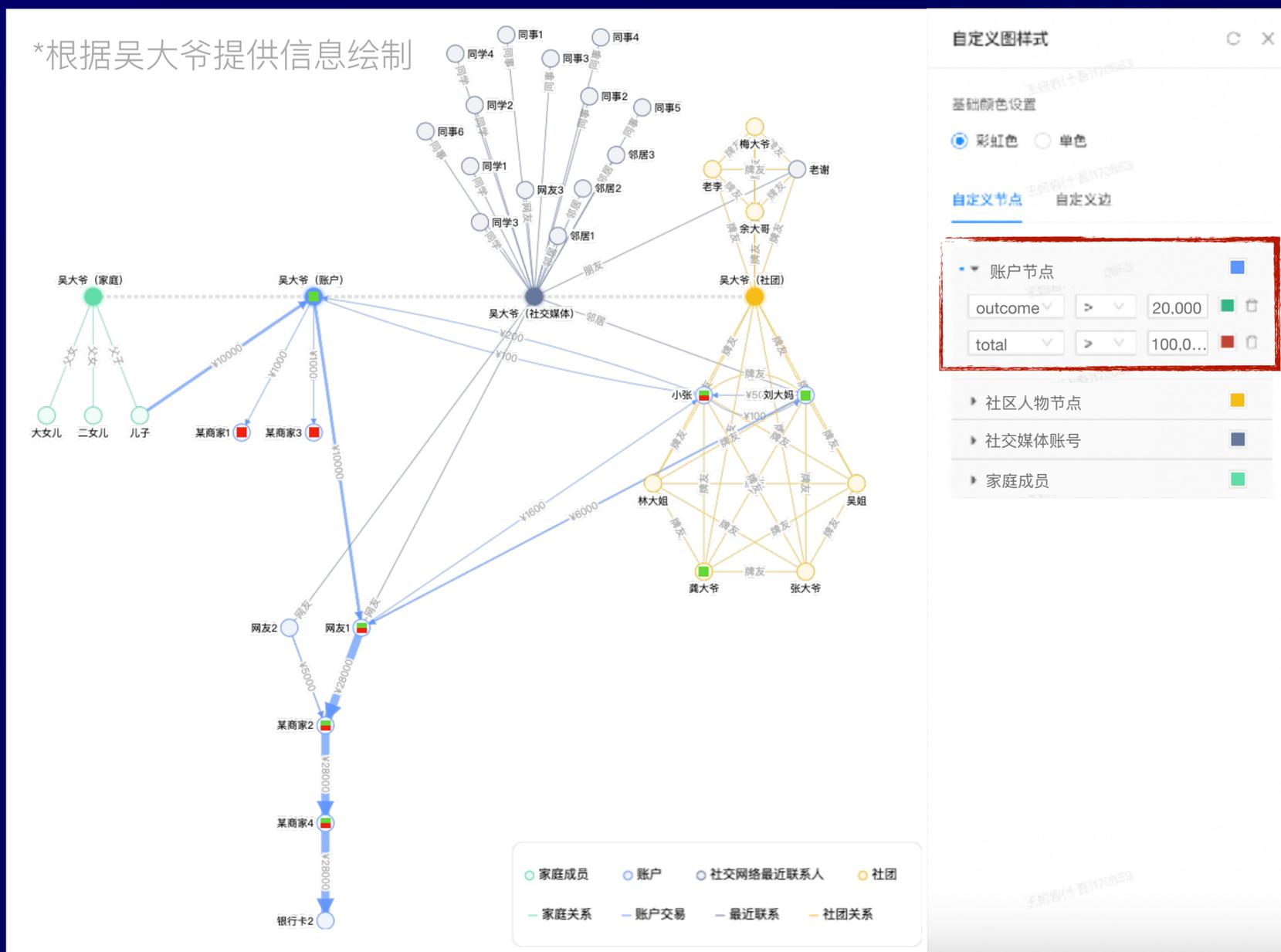
Step 1. 种子节点标记与启发



支出金额 > 2w的节点，发现种子节点
收入 + 支出金额 > 10w的节点

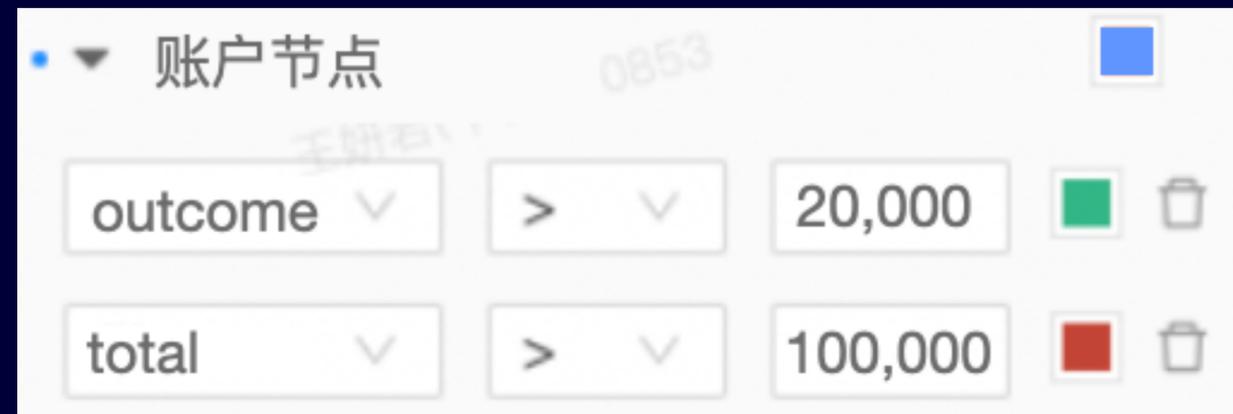
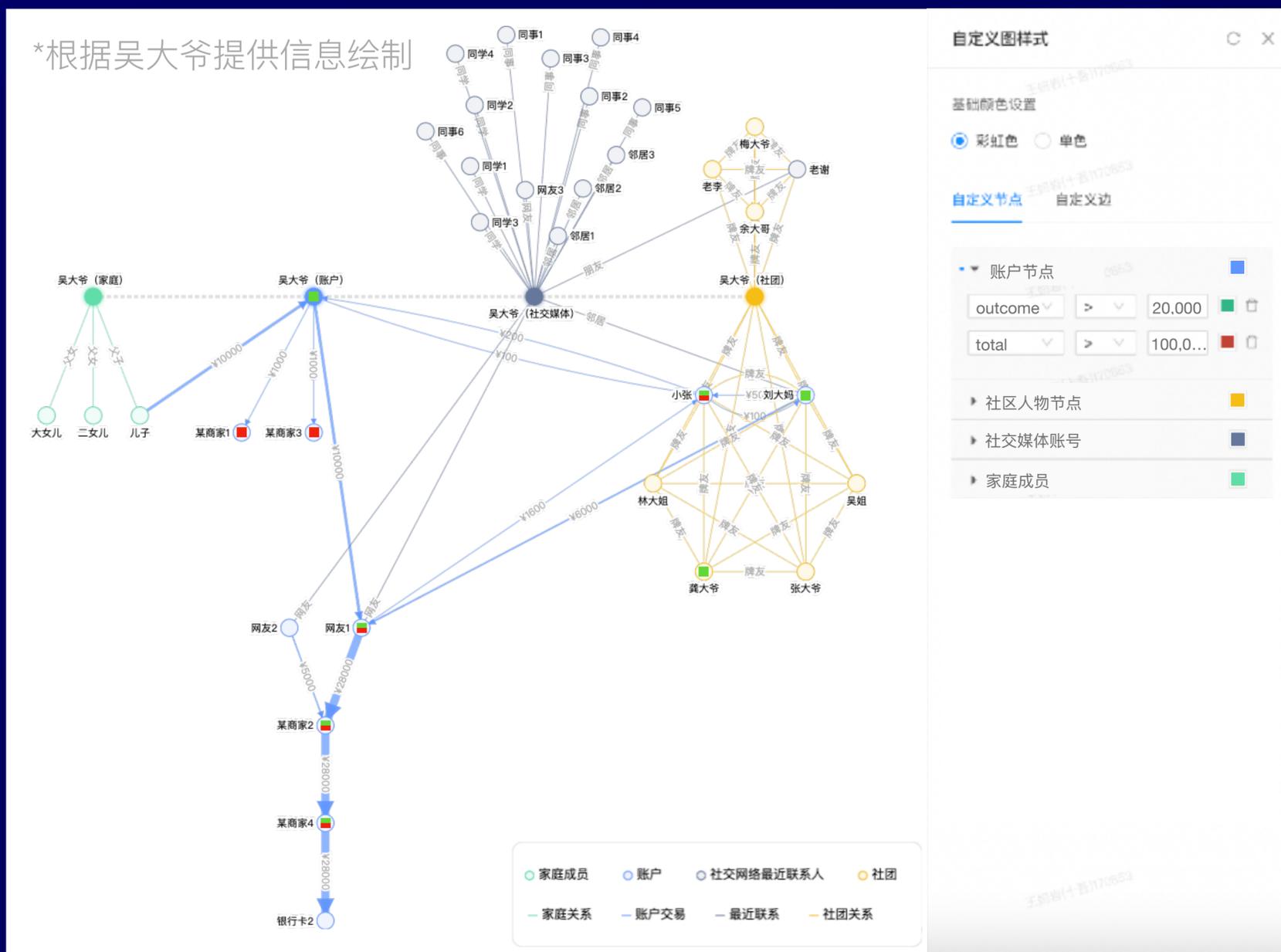
数据属性标注：属性数值满足条件的元素在网络中的情况

Step 1. 种子节点标记与启发



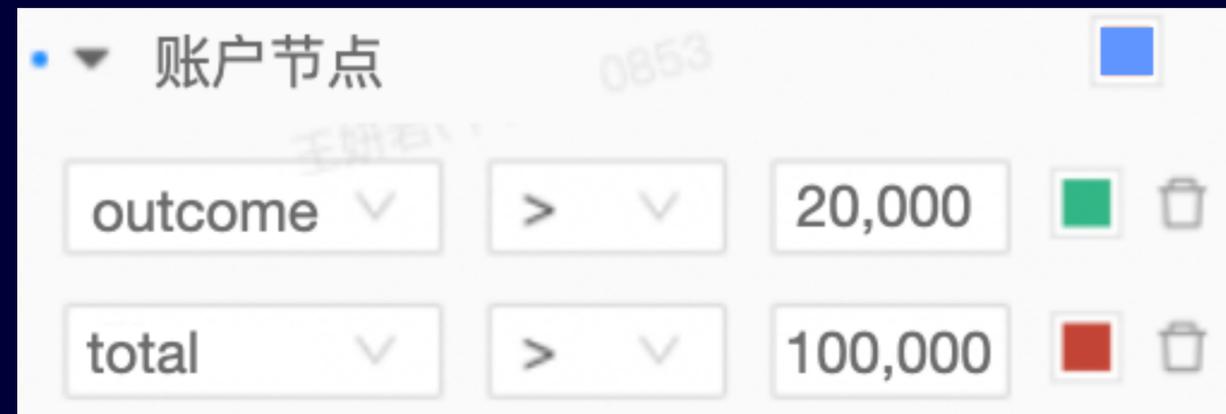
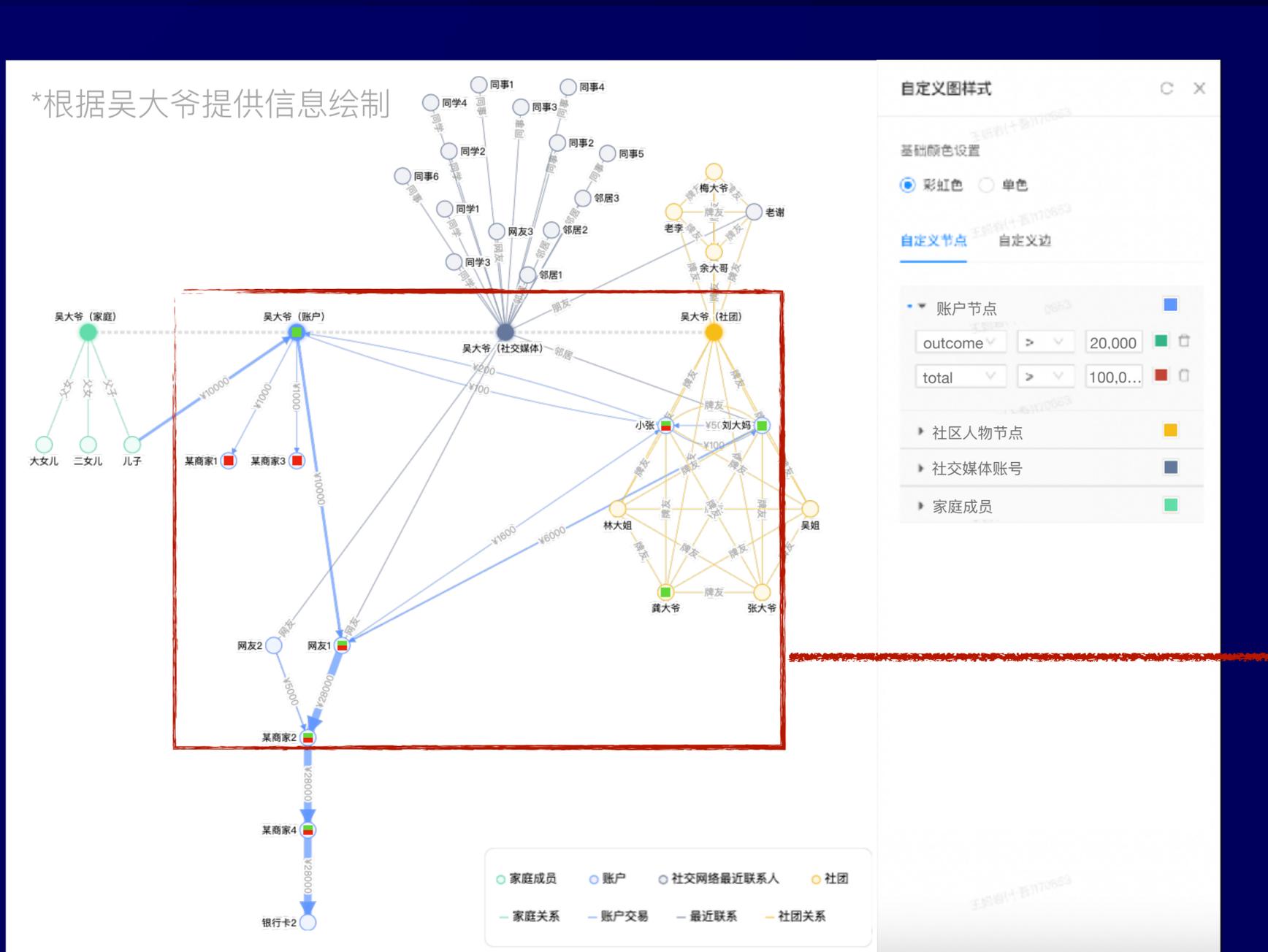
数据属性标注：属性数值满足条件的元素在网络中的情况

Step 1. 种子节点标记与启发



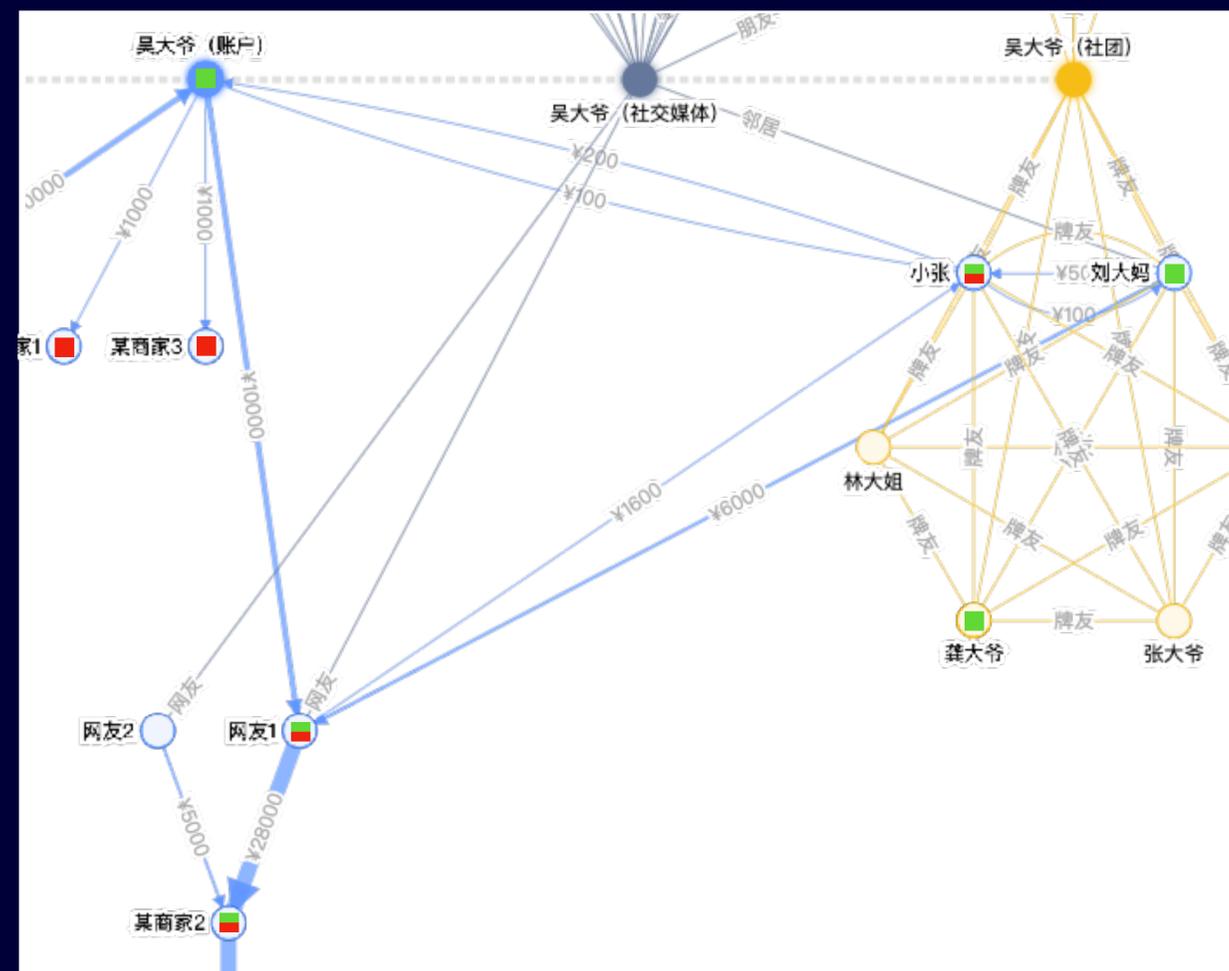
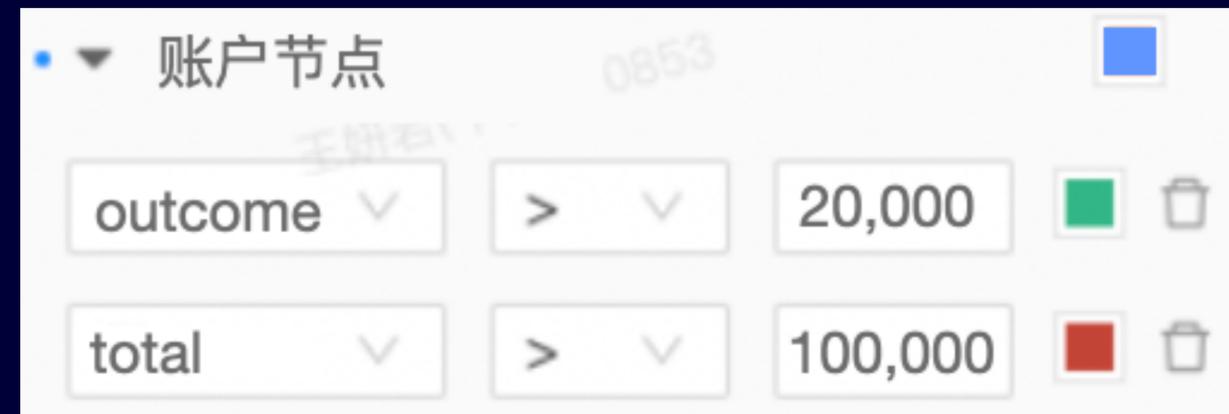
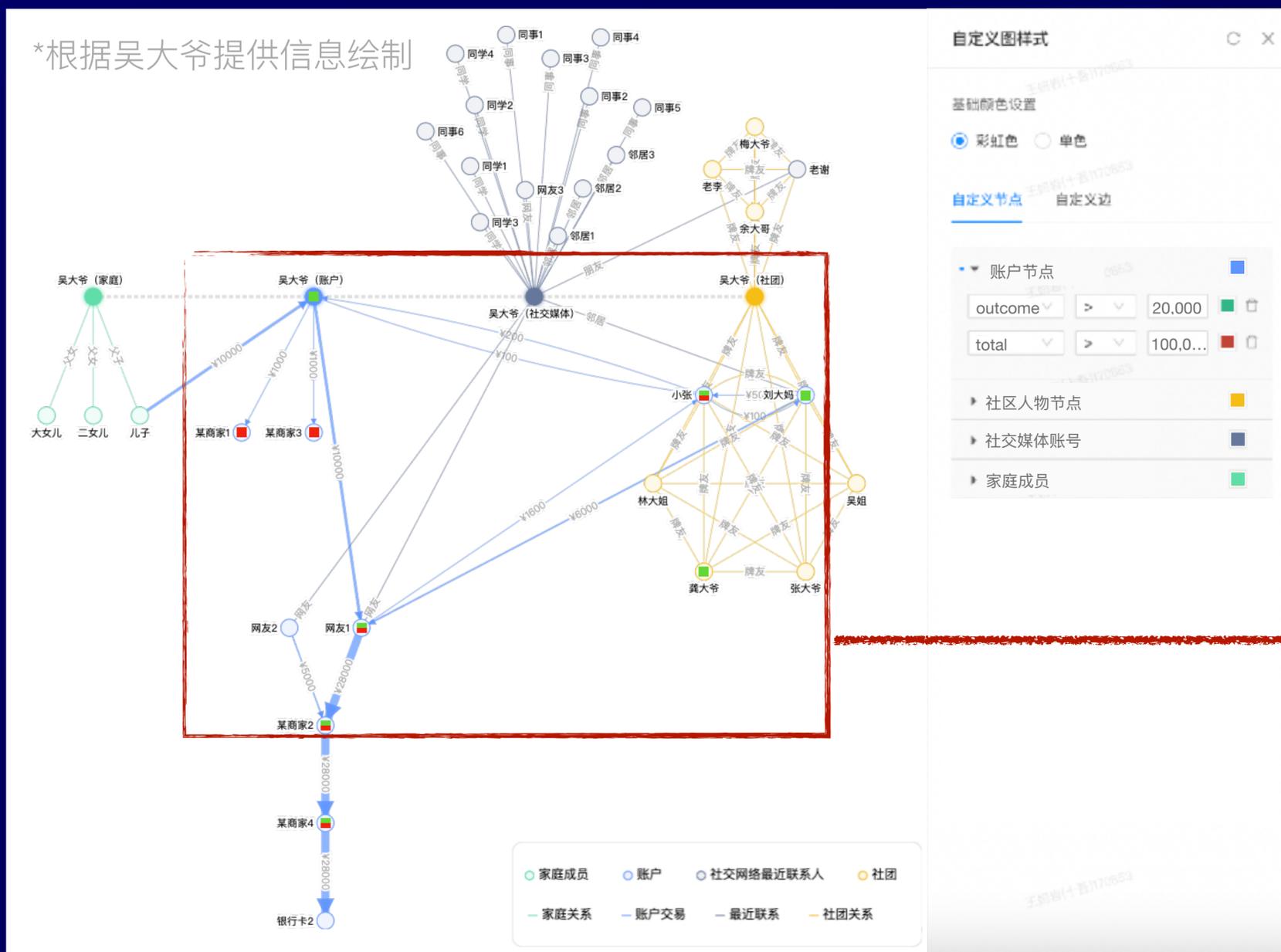
数据属性标注：属性数值满足条件的元素在网络中的情况

Step 1. 种子节点标记与启发



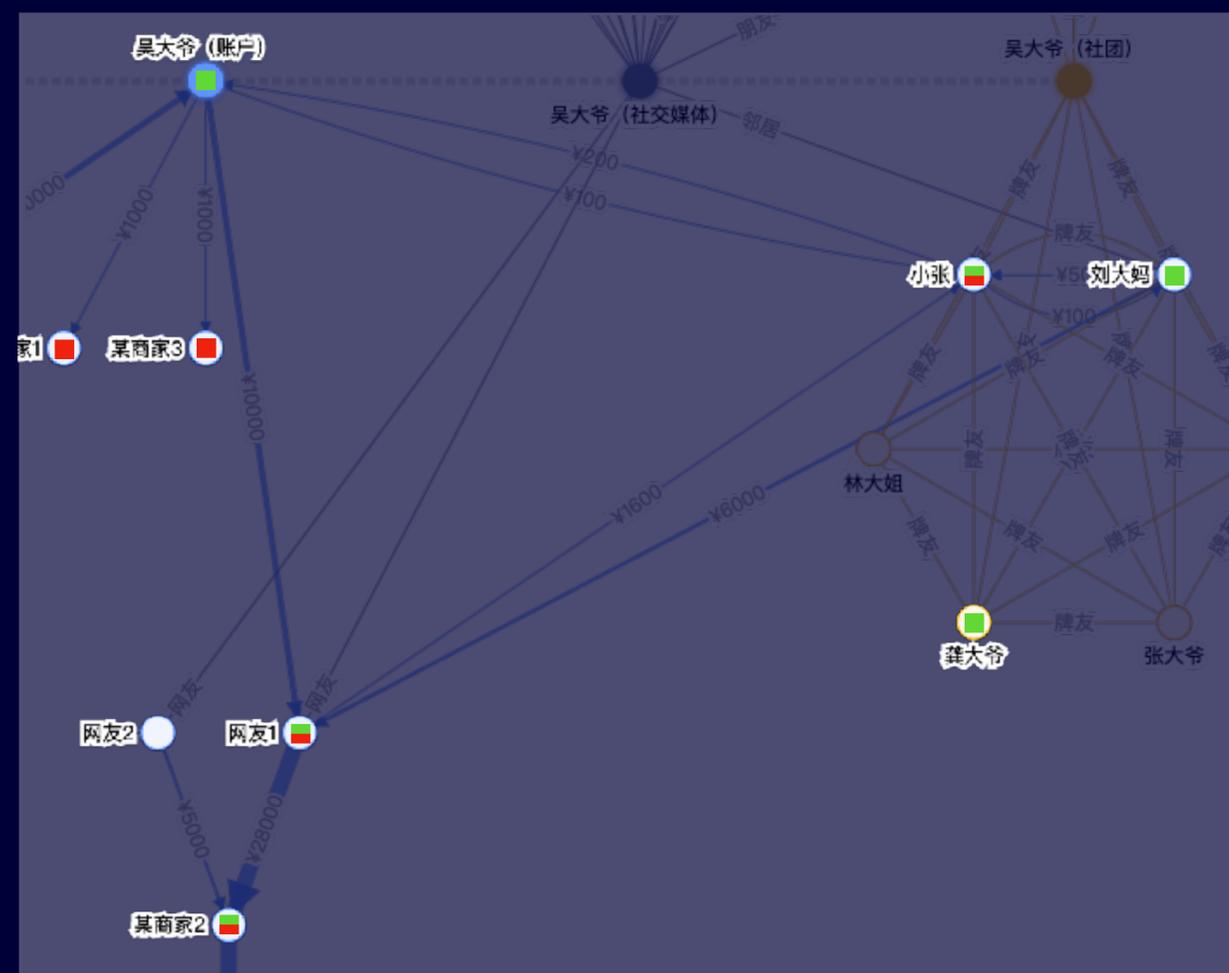
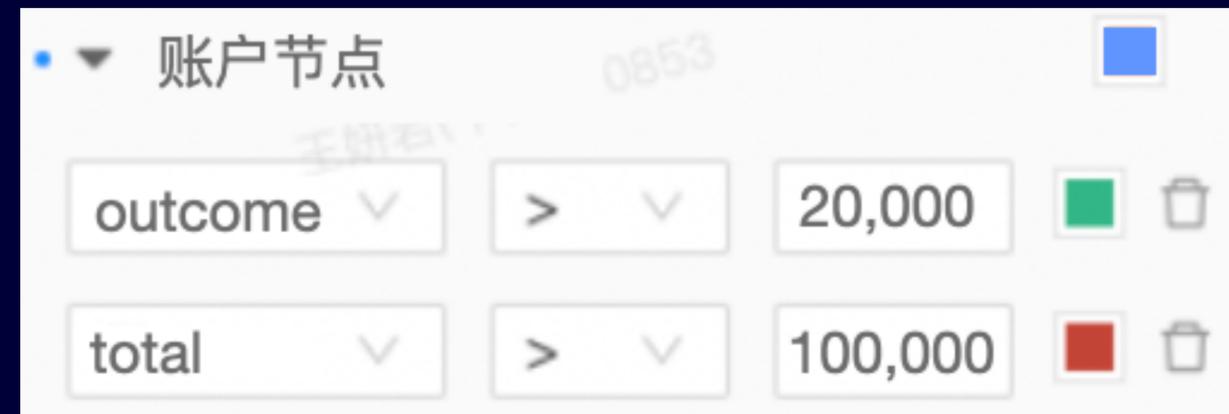
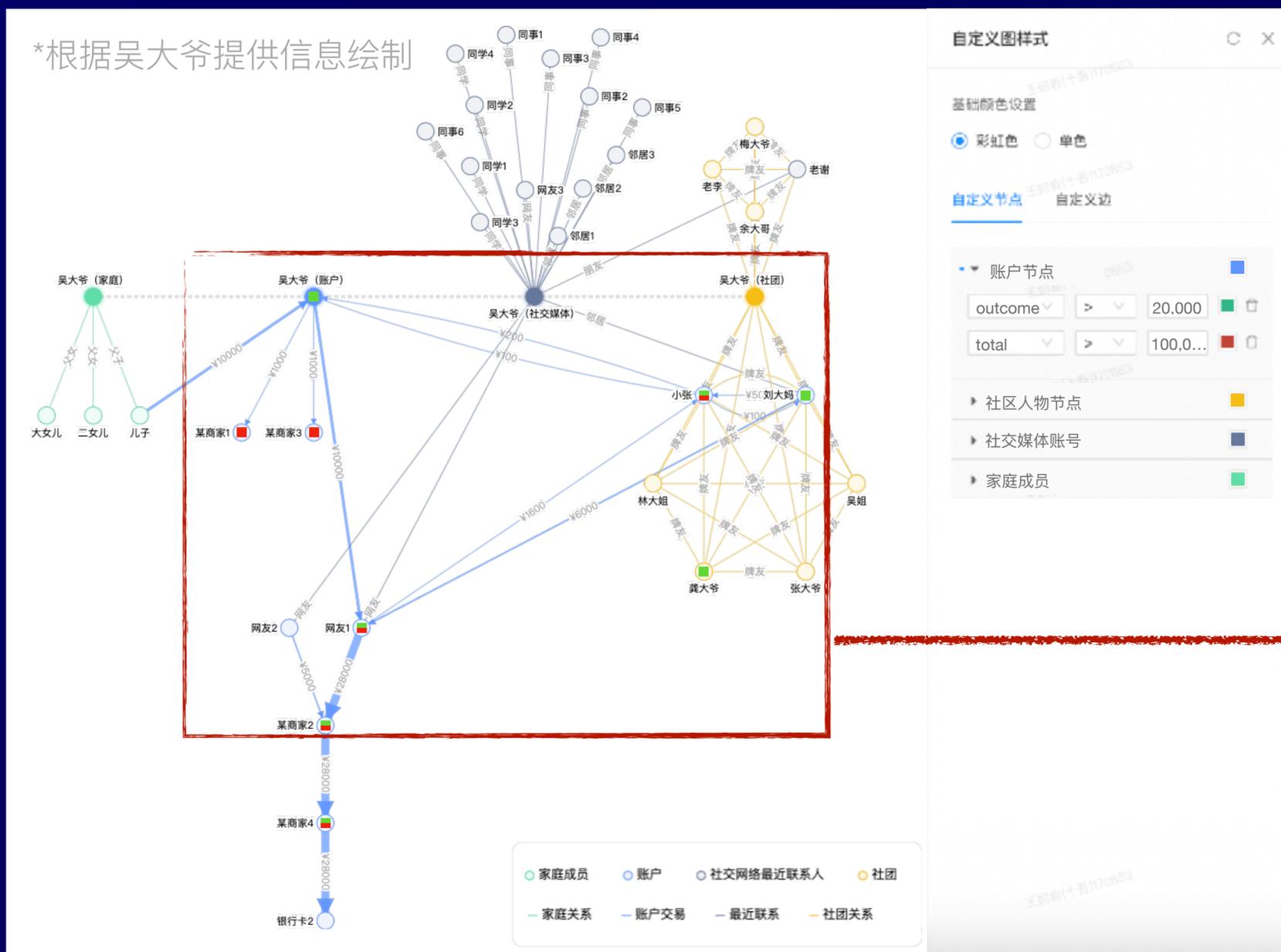
数据属性标注：属性数值满足条件的元素在网络中的情况

Step 1. 种子节点标记与启发



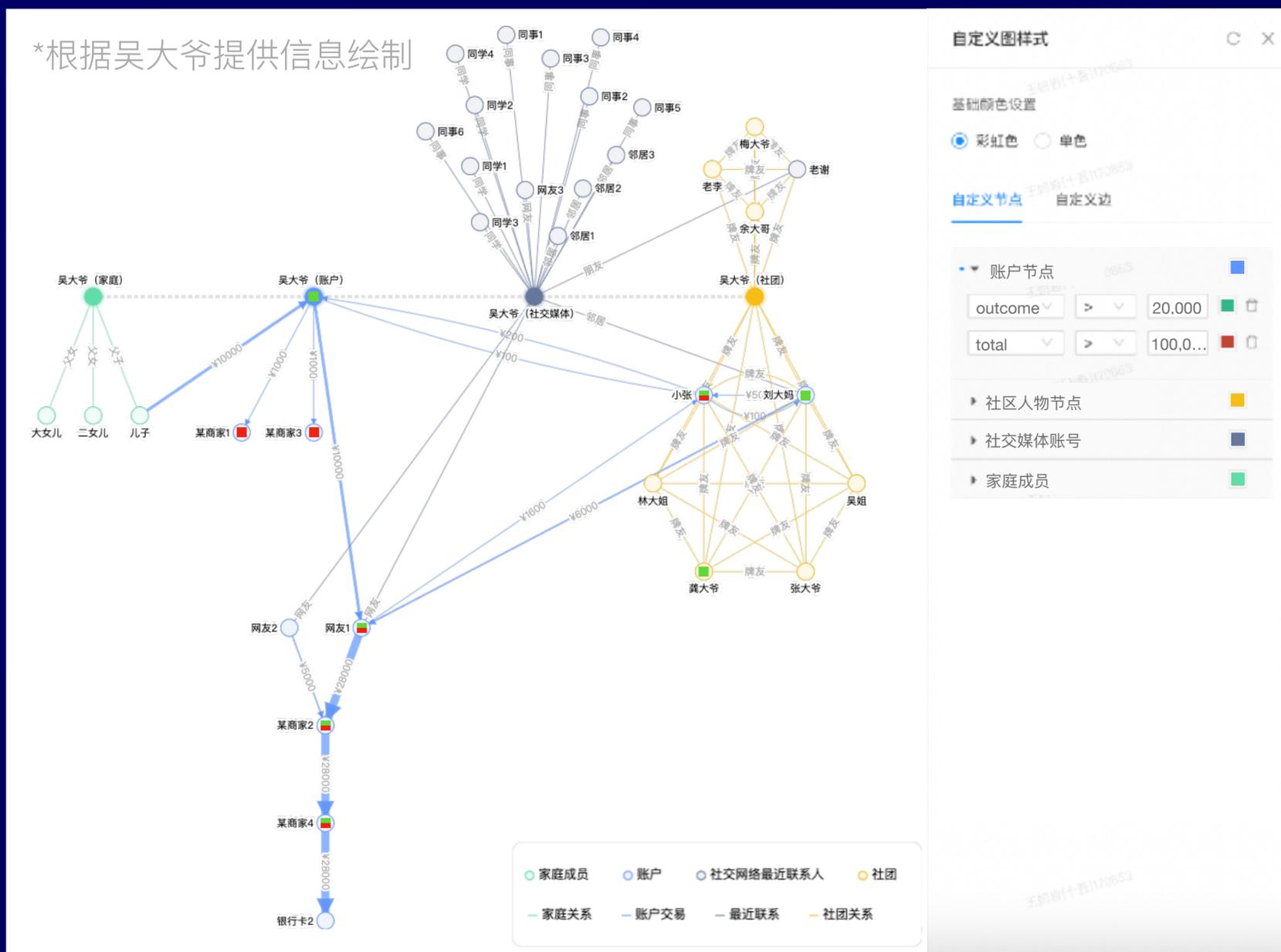
数据属性标注：属性数值满足条件的元素在网络中的情况

Step 1. 种子节点标记与启发

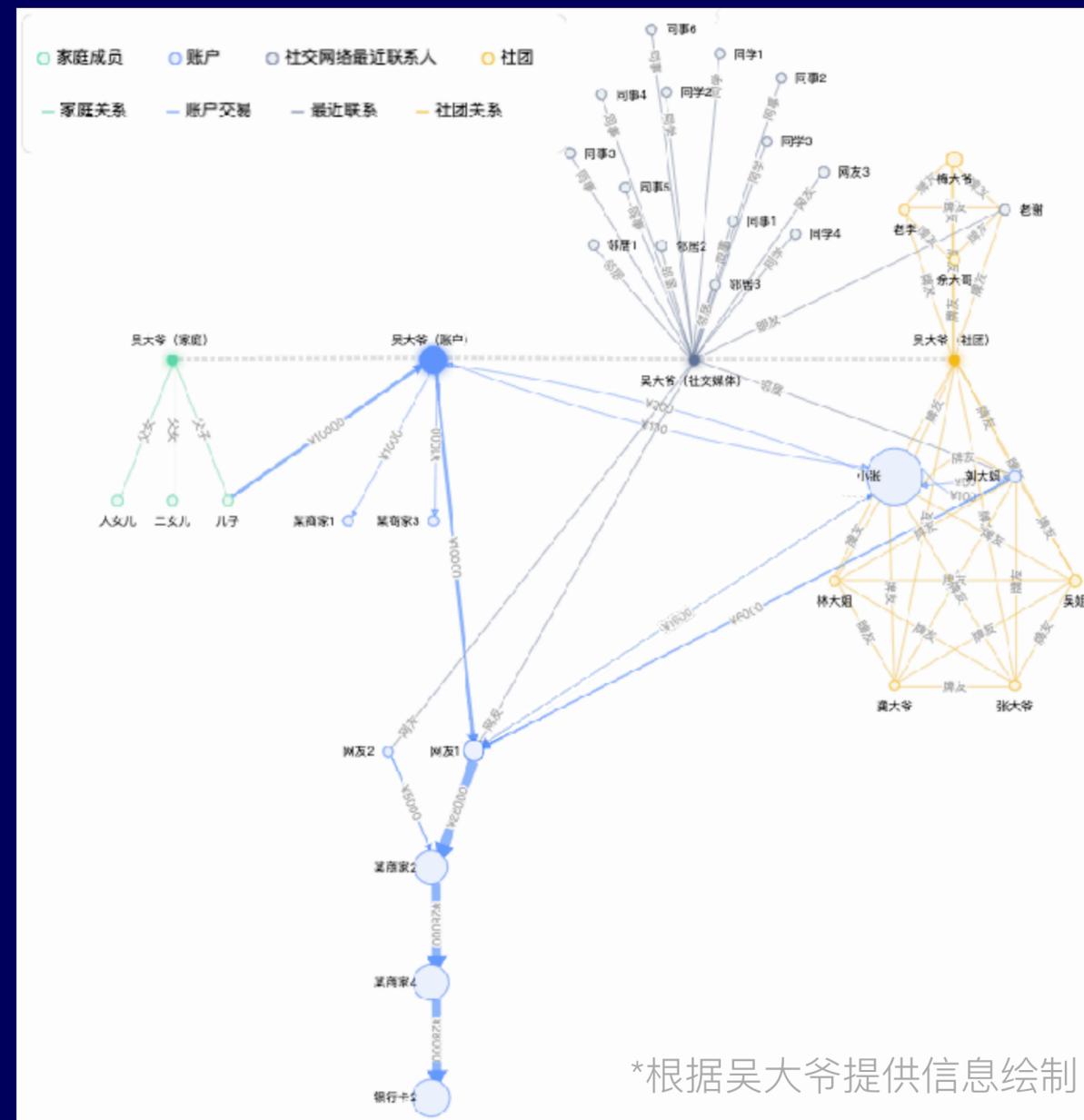


数据属性标注：属性数值满足条件的元素在网络中的情况

Step 1. 种子节点标记与启发

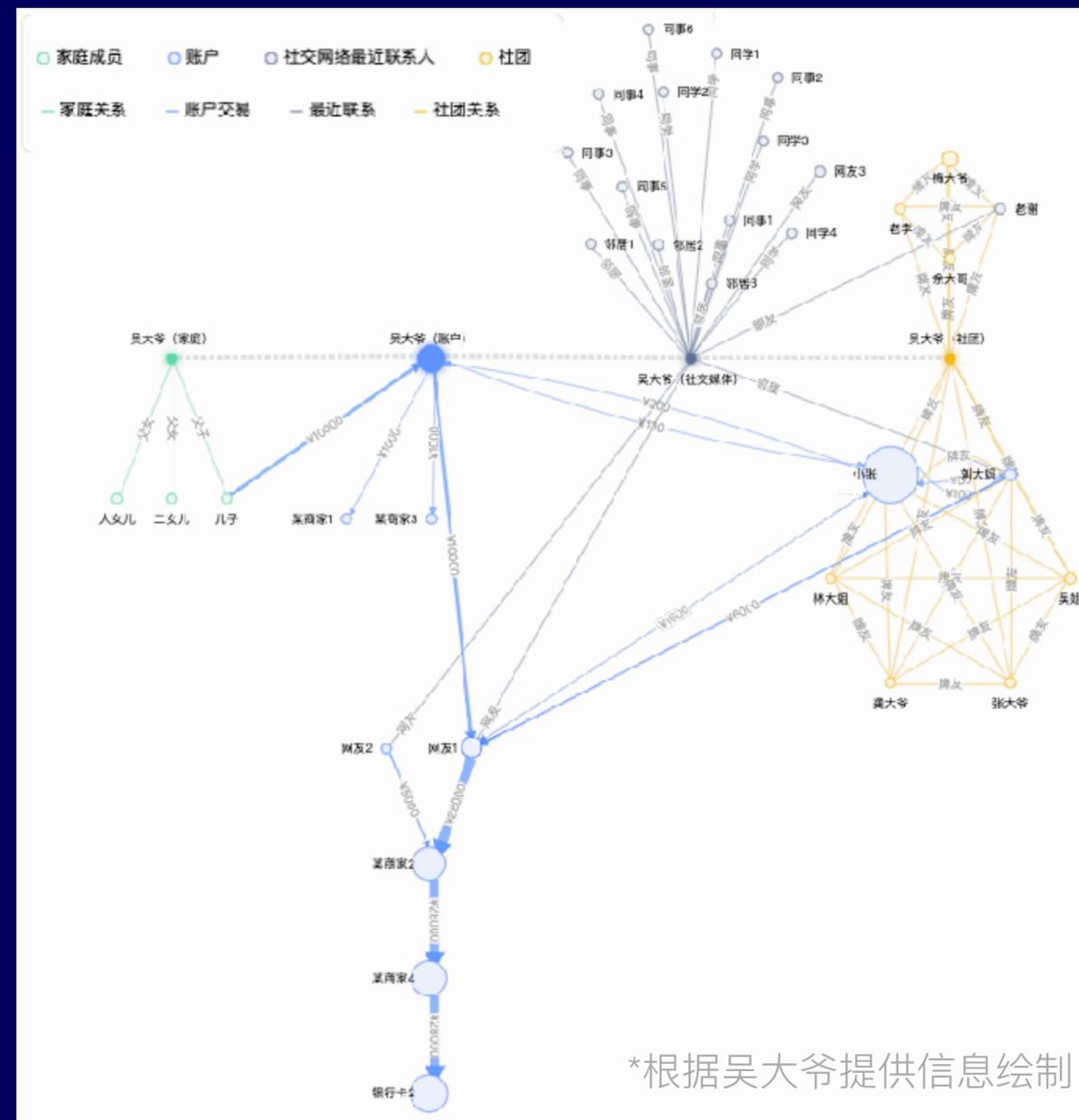


数据属性标注：属性数值满足条件的元素在网络中的情况



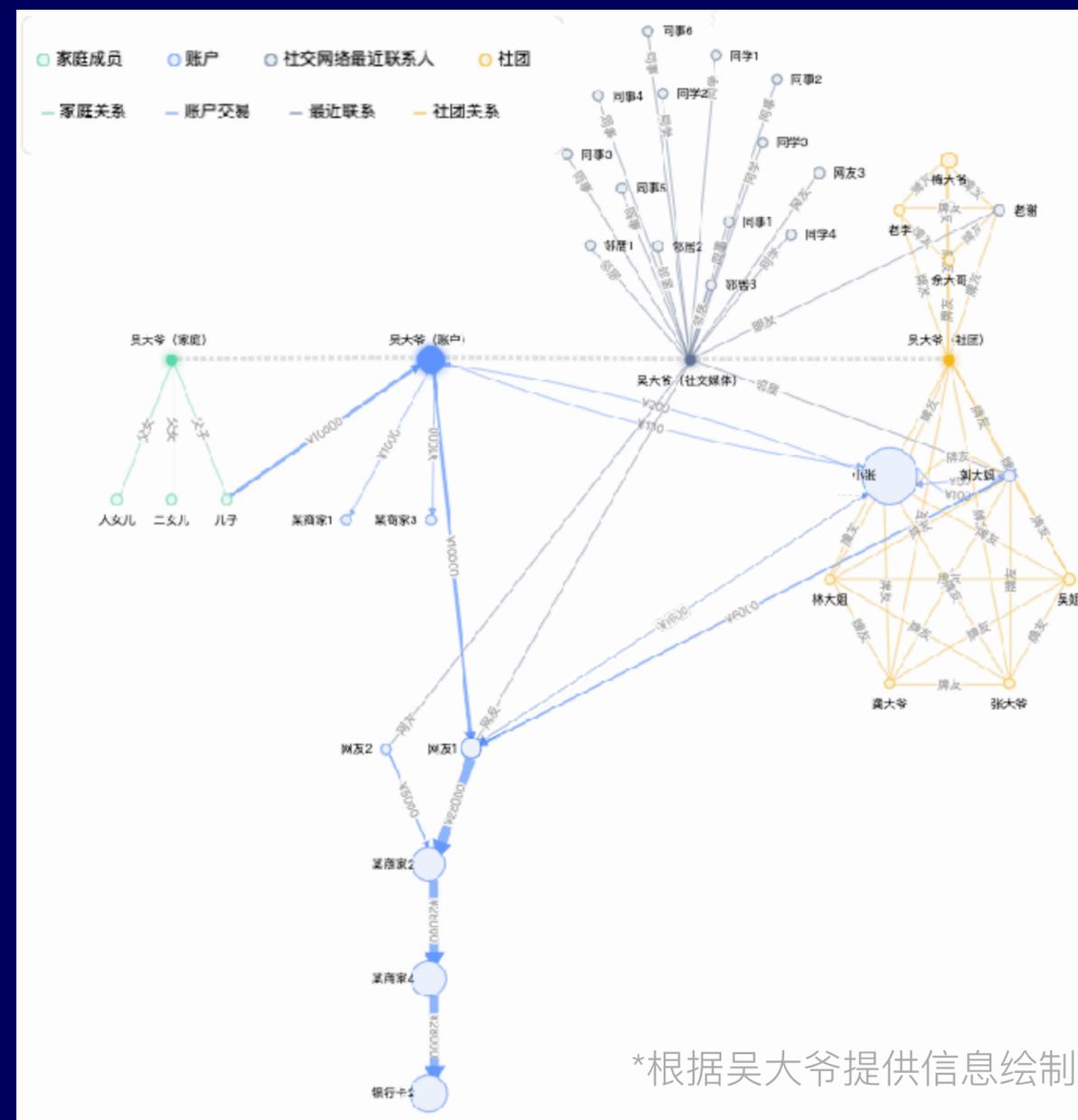
节点重要性分析：中心性、Page Rank、属性配置

Step 1. 种子节点标记与启发



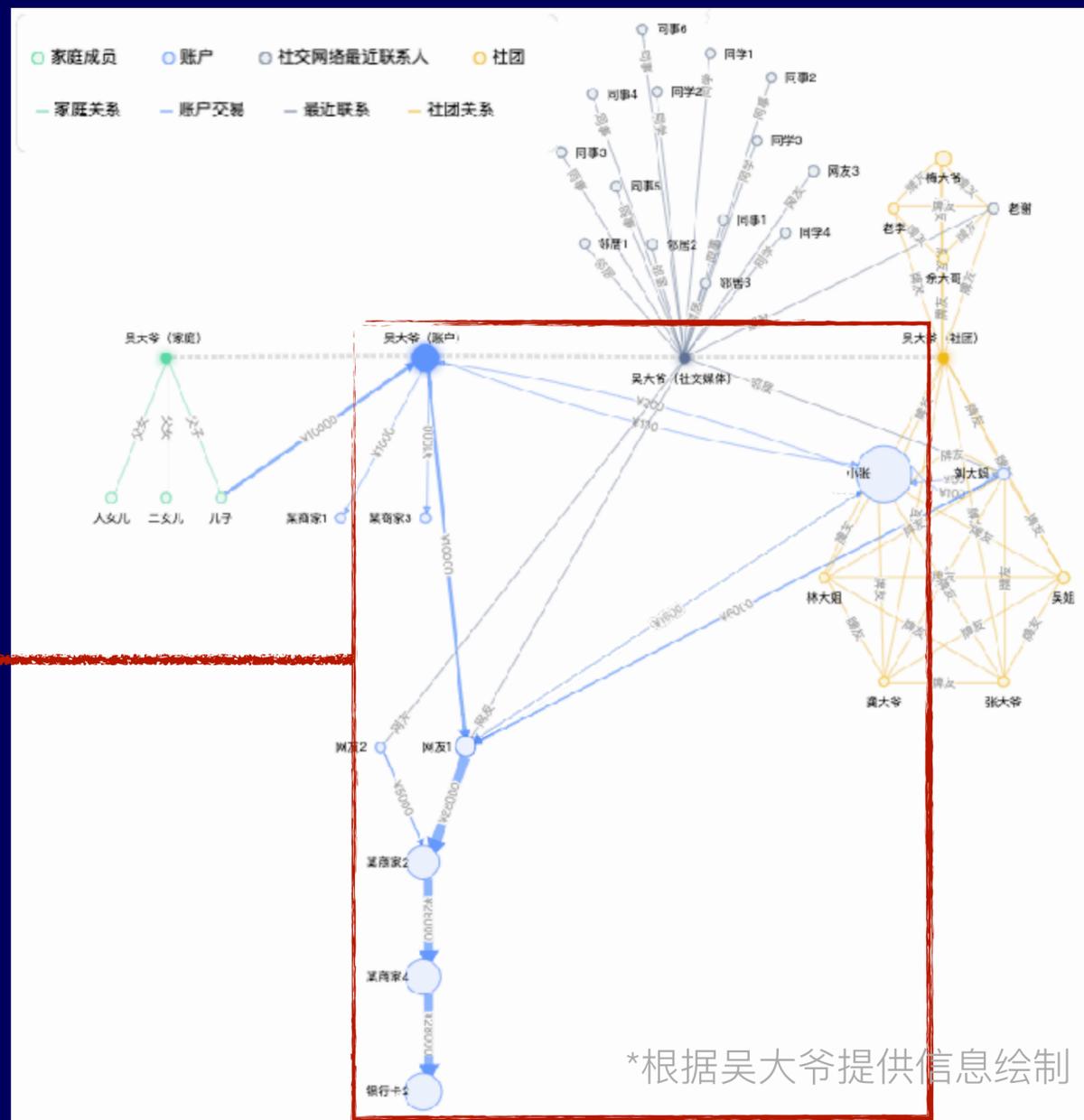
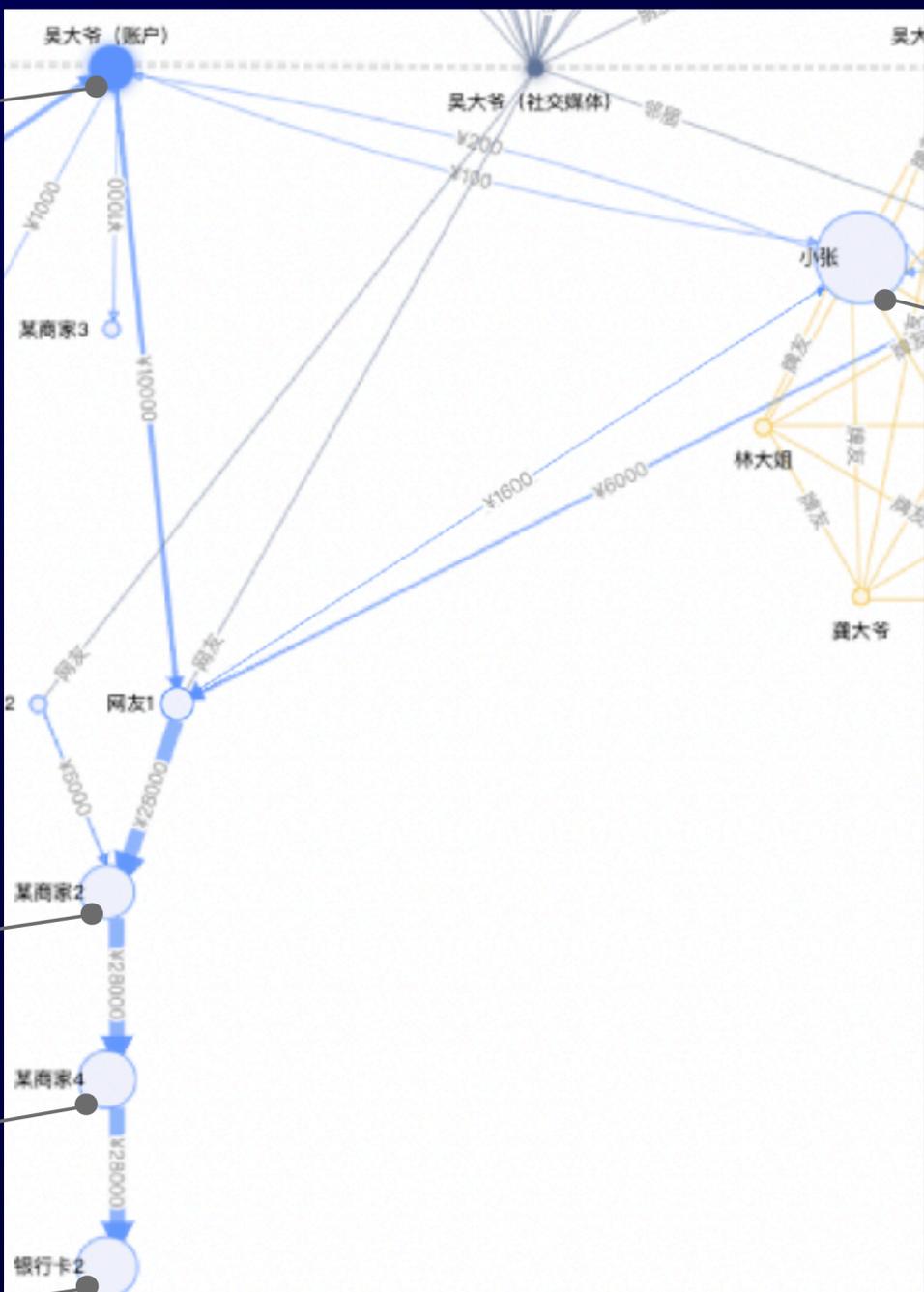
节点重要性分析：中心性、Page Rank、属性配置

Step 1. 种子节点标记与启发



节点重要性分析：中心性、Page Rank、属性配置

Step 1. 种子节点标记与启发



*根据吴大爷提供信息绘制

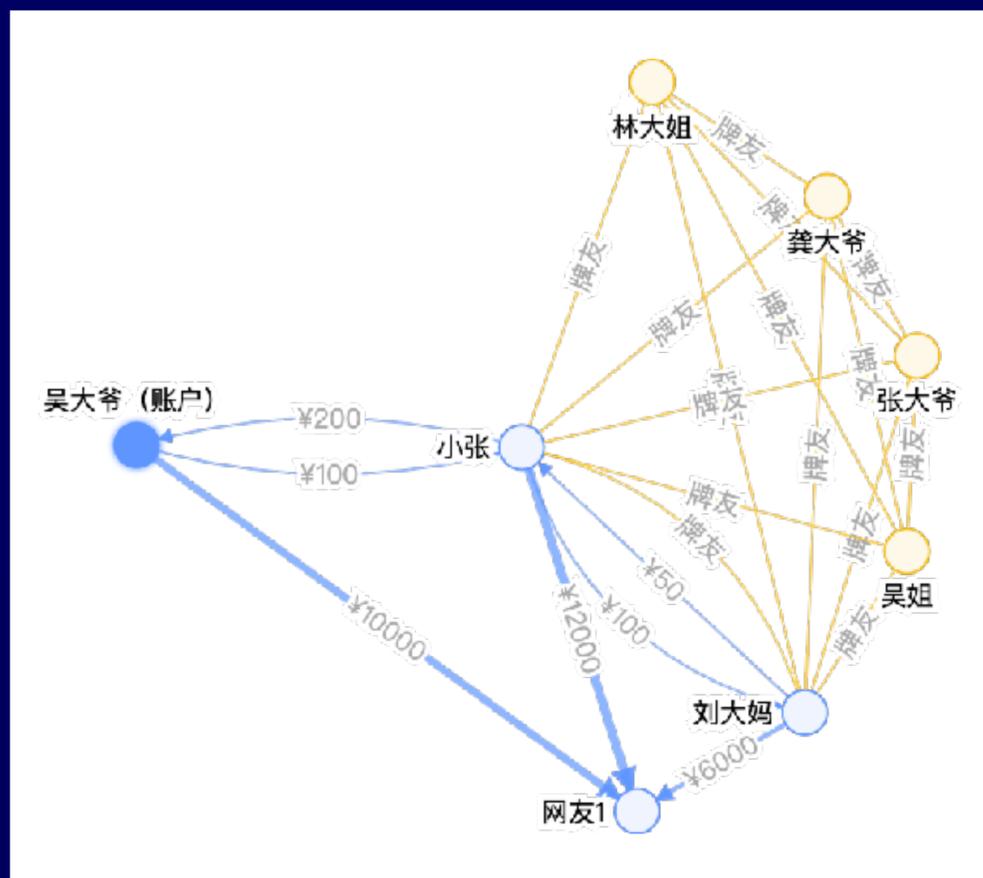
节点重要性分析：中心性、Page Rank、属性配置

• PageRank 算法找出可能重要的种子节点 •

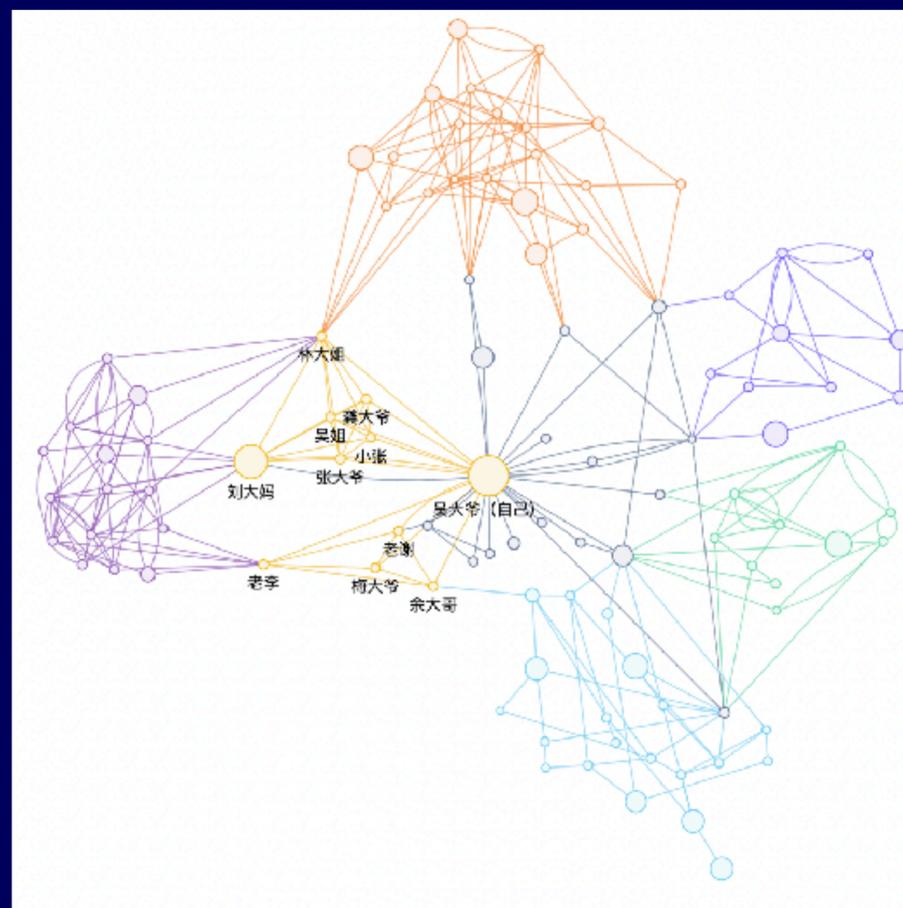
Step 2. 种子节点扩散

和「吴大爷」的共同邻居为「小张」的其他人也有被骗风险

骗子挑选「被骗对象」可能有一定的规律，从「节点属性」或「图结构」为依据，寻找更多相似的高危人群



拥有共同邻居的节点发现：
从一个种子节点发现类似种子节点，可用于挖掘未知种子群体

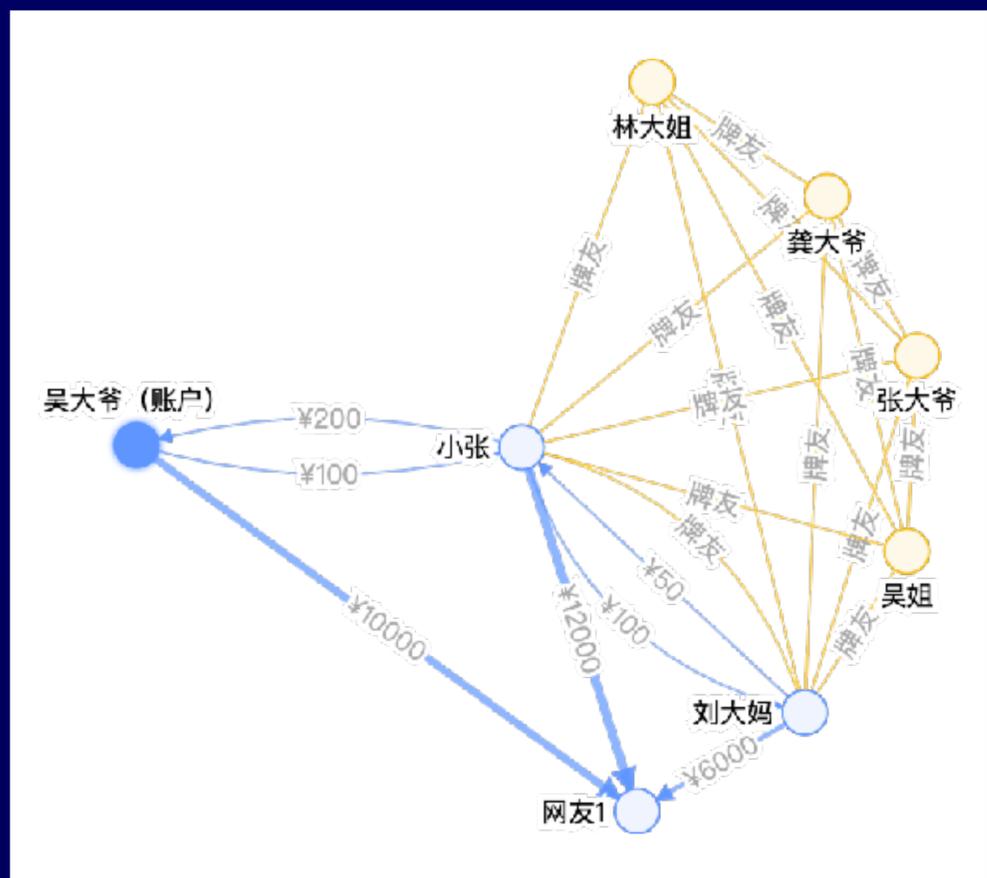


节点相似性：
提取节点属性特征向量，进行 cosine 相似性计算

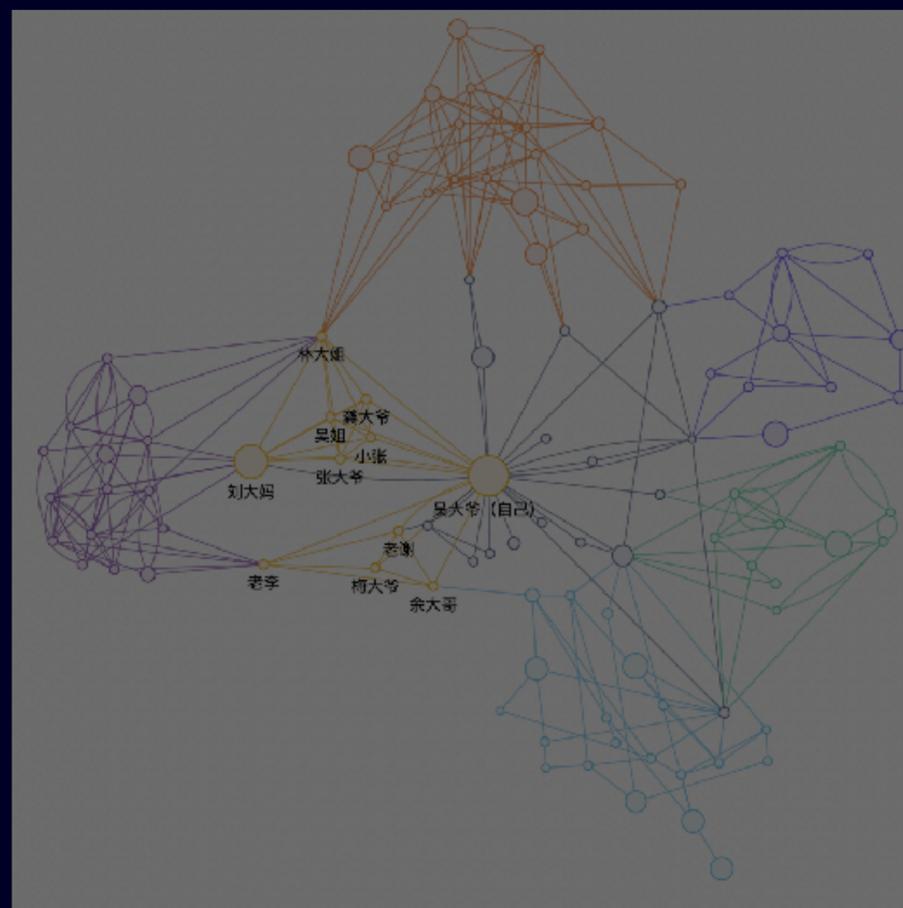
Step 2. 种子节点扩散

和「吴大爷」的共同邻居为「小张」的其他人也有被骗风险

骗子挑选「被骗对象」可能有一定的规律，从「节点属性」或「图结构」为依据，寻找更多相似的高危人群



拥有共同邻居的节点发现：
从一个种子节点发现类似种子节点，可用于挖掘未知种子群体

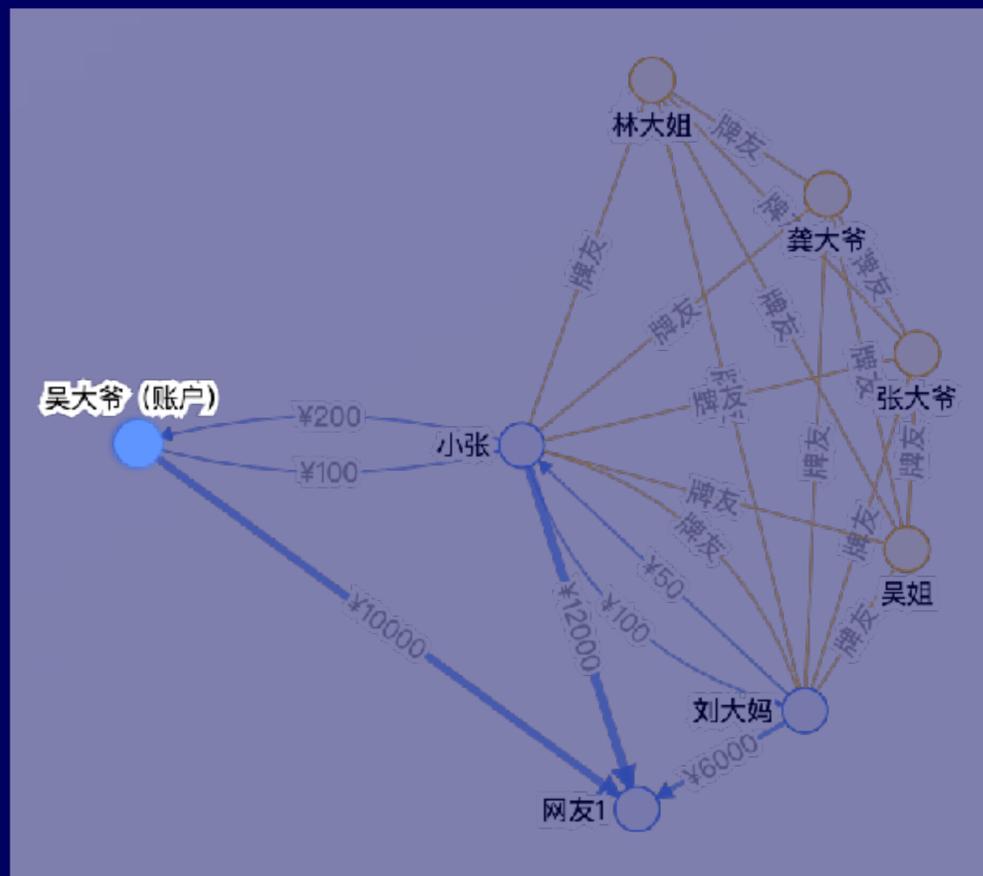


节点相似性：
提取节点属性特征向量，进行 cosine 相似性计算

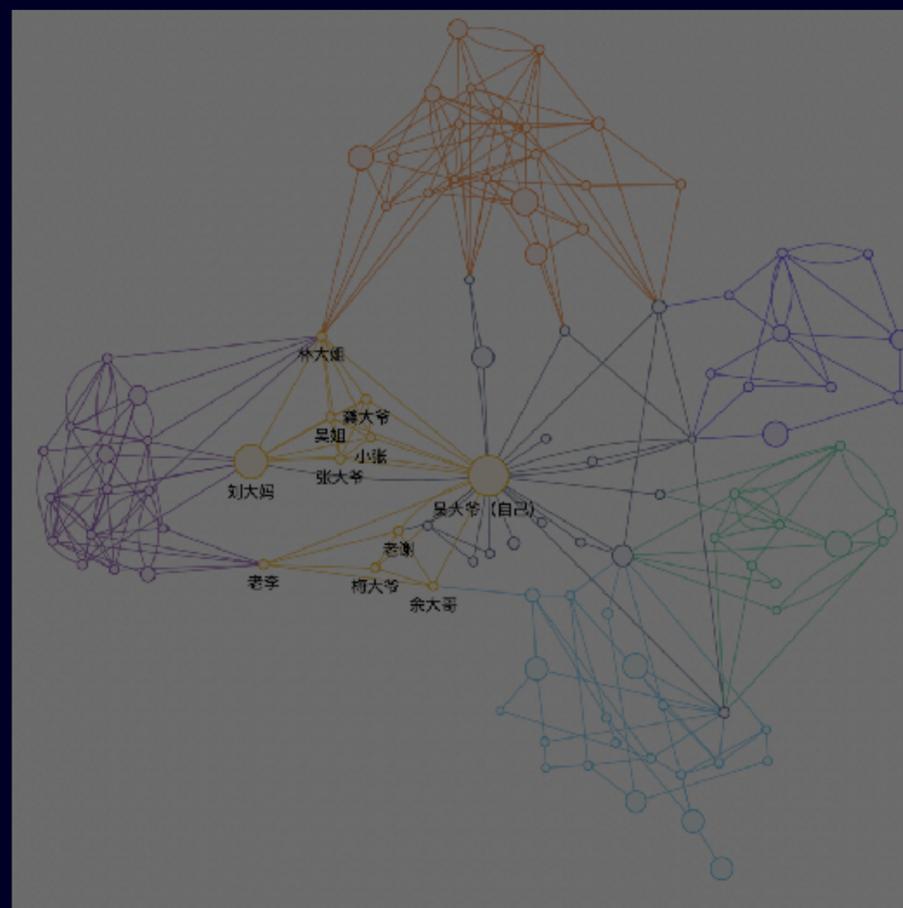
Step 2. 种子节点扩散

和「吴大爷」的共同邻居为「小张」的其他人也有被骗风险

骗子挑选「被骗对象」可能有一定的规律，从「节点属性」或「图结构」为依据，寻找更多相似的高危人群



拥有共同邻居的节点发现：
从一个种子节点发现类似种子节点，可用于挖掘未知种子群体

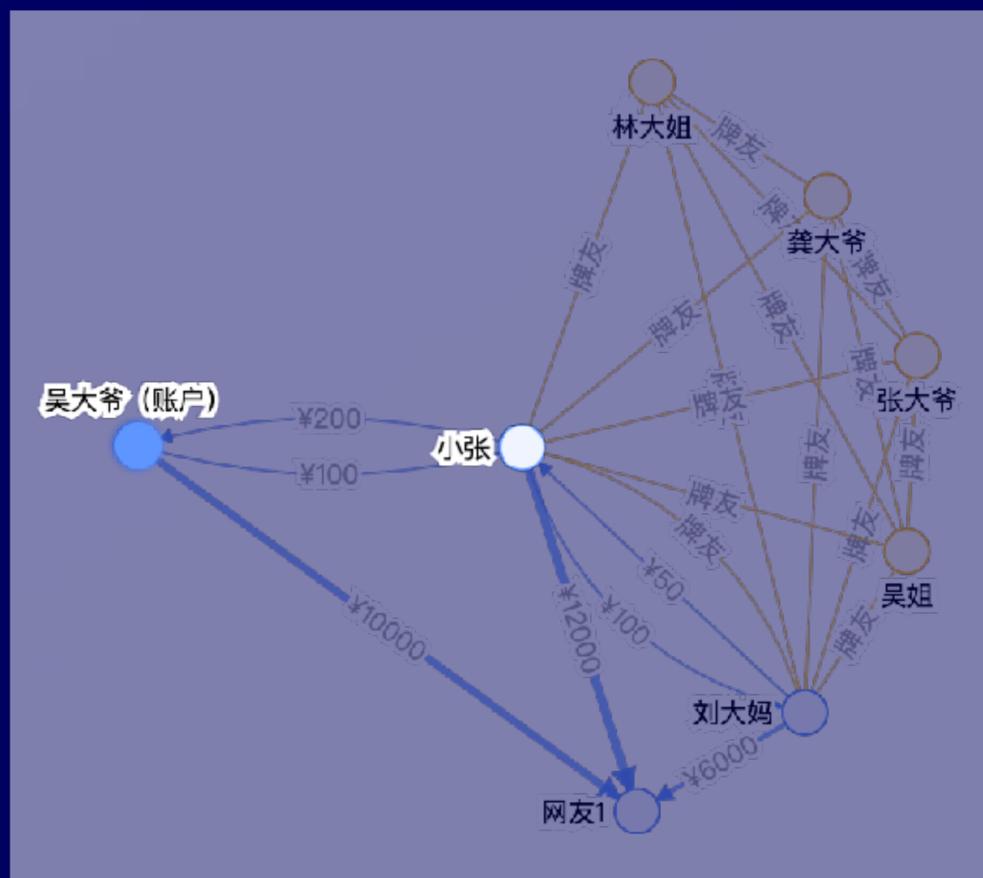


节点相似性：
提取节点属性特征向量，进行 cosine 相似性计算

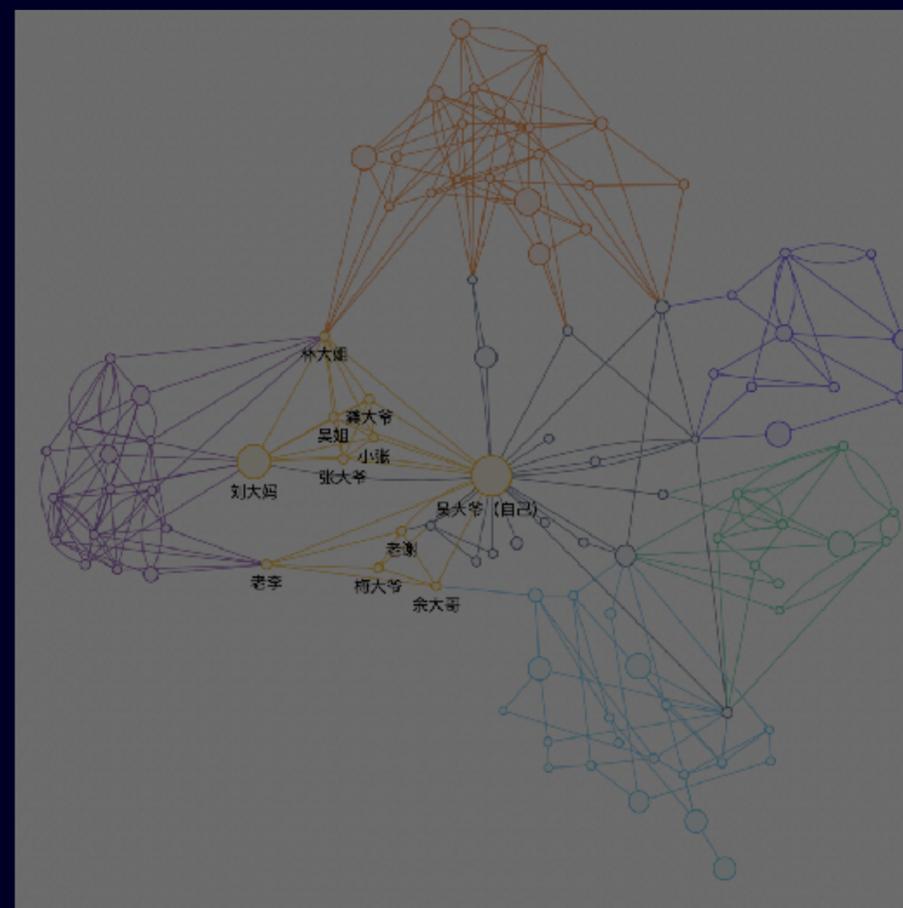
Step 2. 种子节点扩散

和「吴大爷」的共同邻居为「小张」的其他人也有被骗风险

骗子挑选「被骗对象」可能有一定的规律，从「节点属性」或「图结构」为依据，寻找更多相似的高危人群



拥有共同邻居的节点发现：
从一个种子节点发现类似种子节点，可用于挖掘未知种子群体

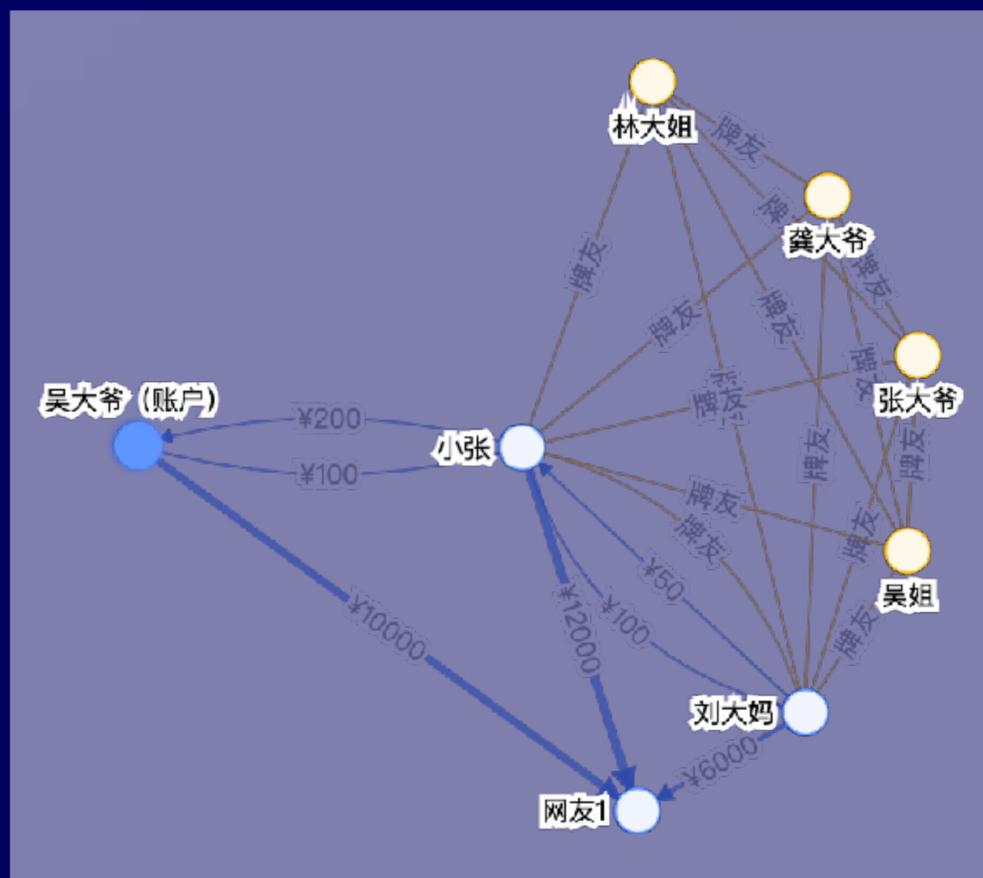


节点相似性：
提取节点属性特征向量，进行 cosine 相似性计算

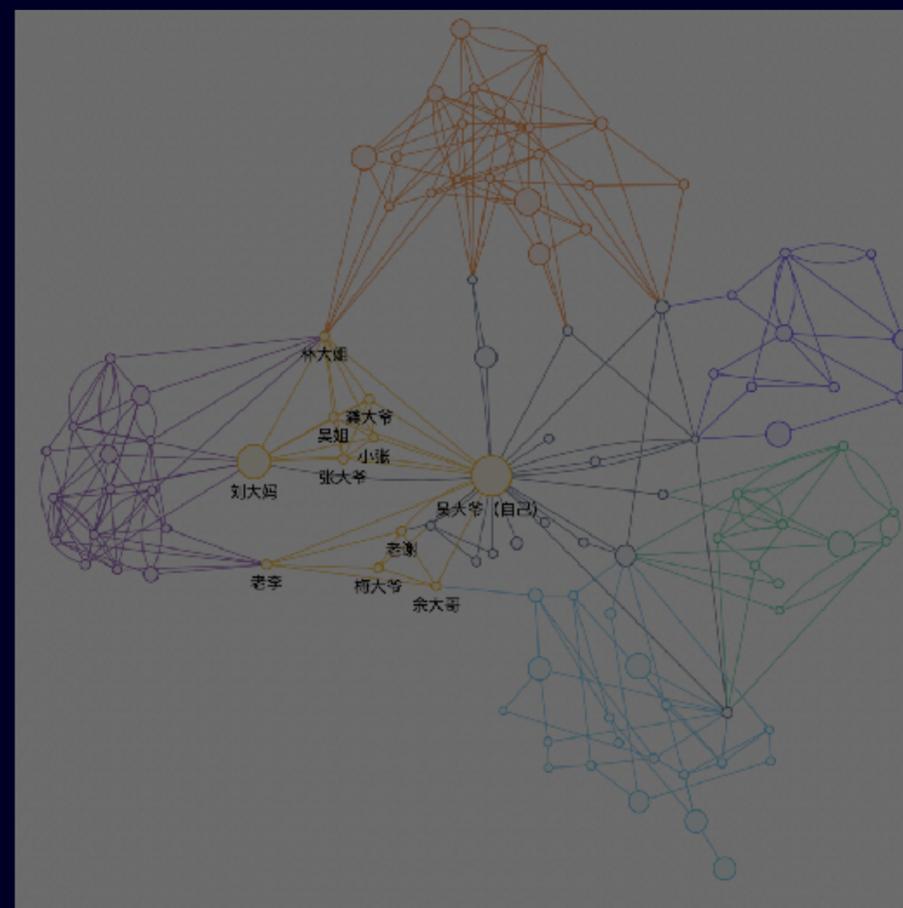
Step 2. 种子节点扩散

和「吴大爷」的共同邻居为「小张」的其他人也有被骗风险

骗子挑选「被骗对象」可能有一定的规律，从「节点属性」或「图结构」为依据，寻找更多相似的高危人群



拥有共同邻居的节点发现：
从一个种子节点发现类似种子节点，可用于挖掘未知种子群体

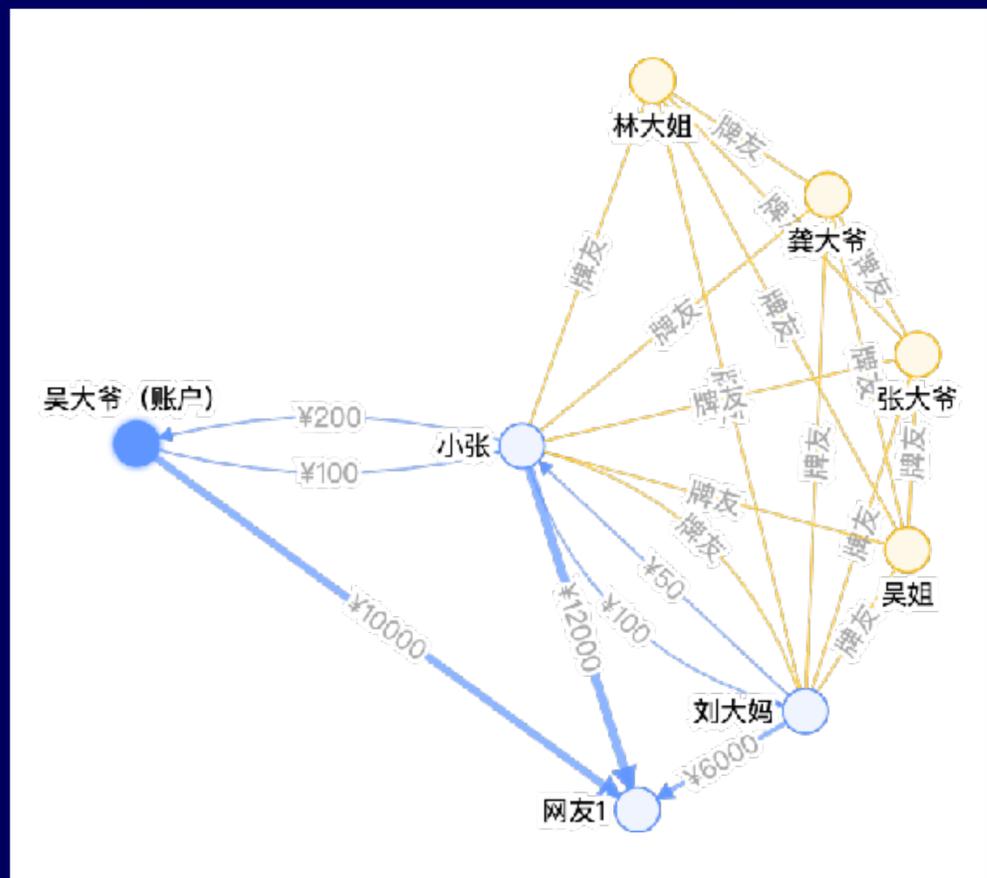


节点相似性：
提取节点属性特征向量，进行 cosine 相似性计算

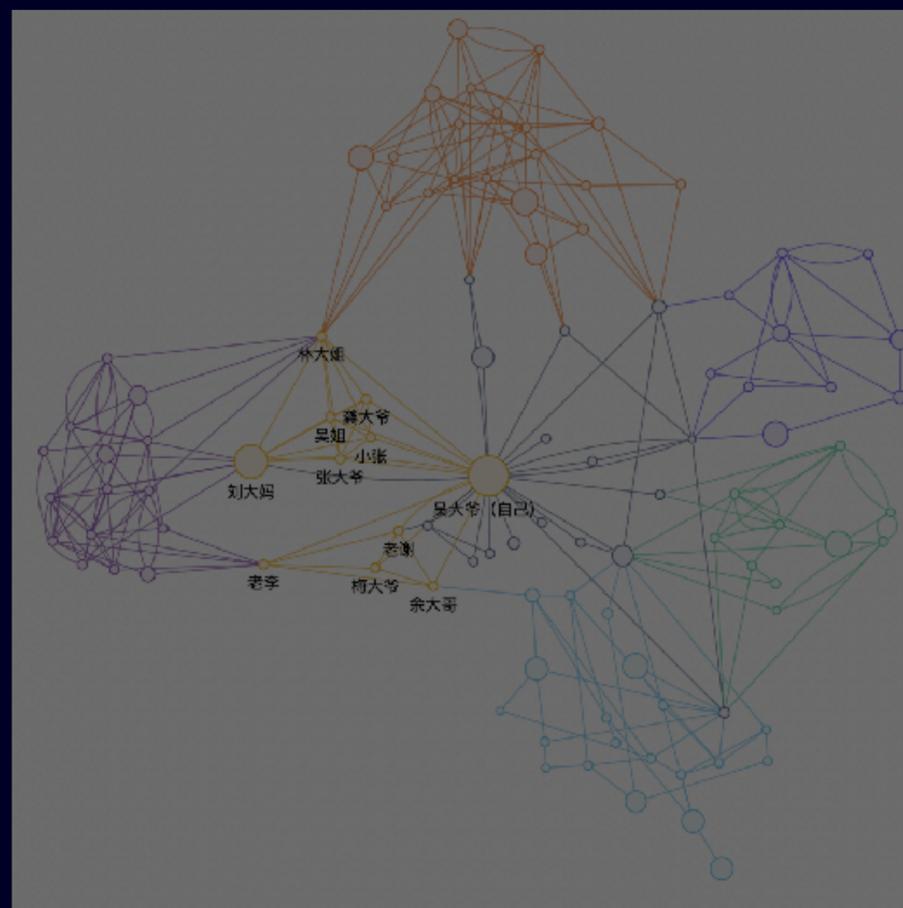
Step 2. 种子节点扩散

和「吴大爷」的共同邻居为「小张」的其他人也有被骗风险

骗子挑选「被骗对象」可能有一定的规律，从「节点属性」或「图结构」为依据，寻找更多相似的高危人群



拥有共同邻居的节点发现：
从一个种子节点发现类似种子节点，可用于挖掘未知种子群体

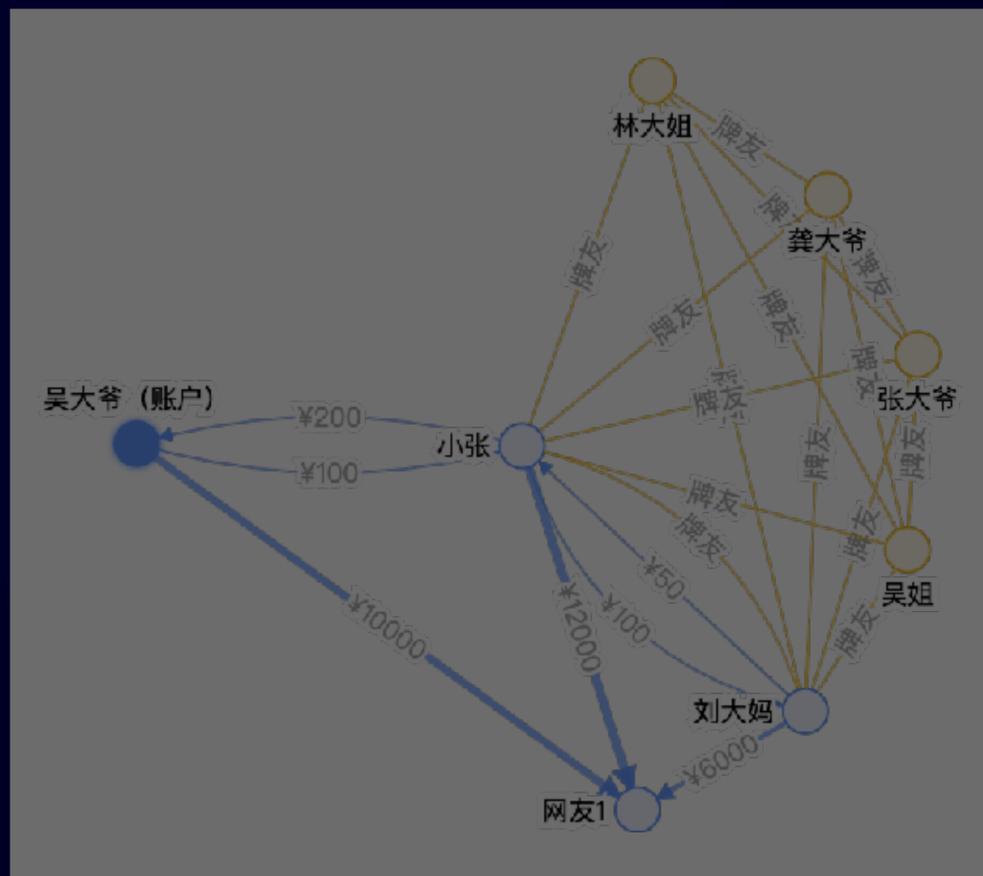


节点相似性：
提取节点属性特征向量，进行 cosine 相似性计算

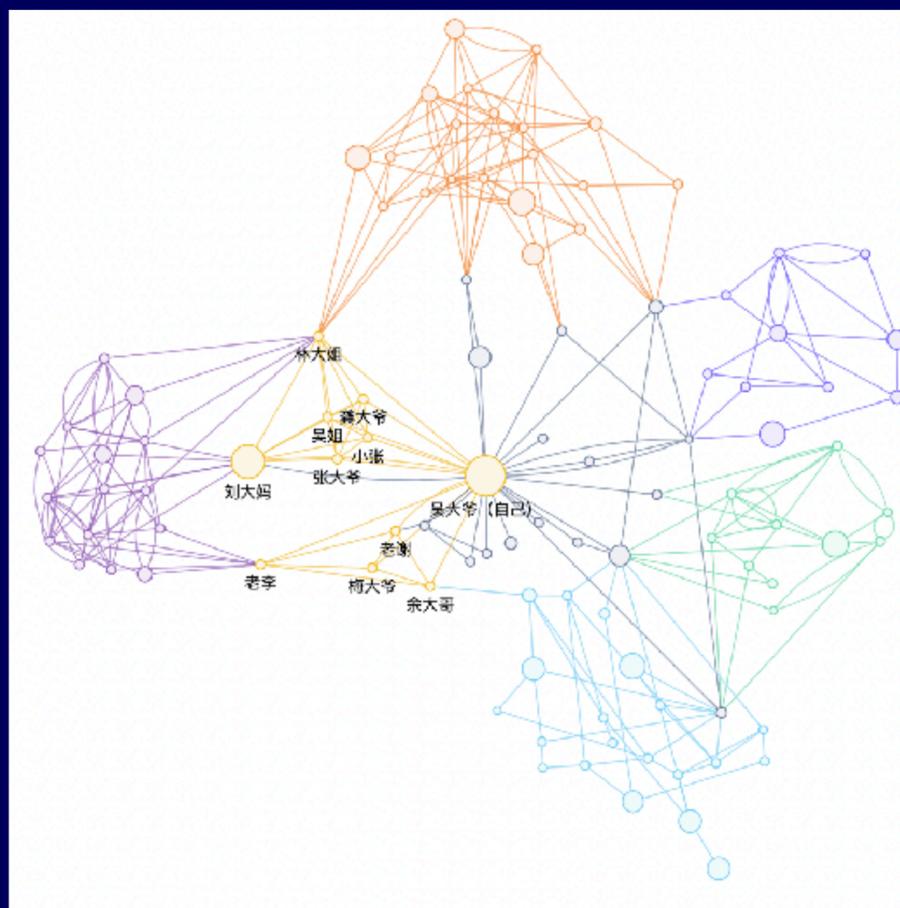
Step 2. 种子节点扩散

和「吴大爷」的共同邻居为「小张」的其他人也有被骗风险

骗子挑选「被骗对象」可能有一定的规律，从「节点属性」或「图结构」为依据，寻找更多相似的高危人群



拥有共同邻居的节点发现：
从一个种子节点发现类似种子节点，可用于挖掘未知种子群体

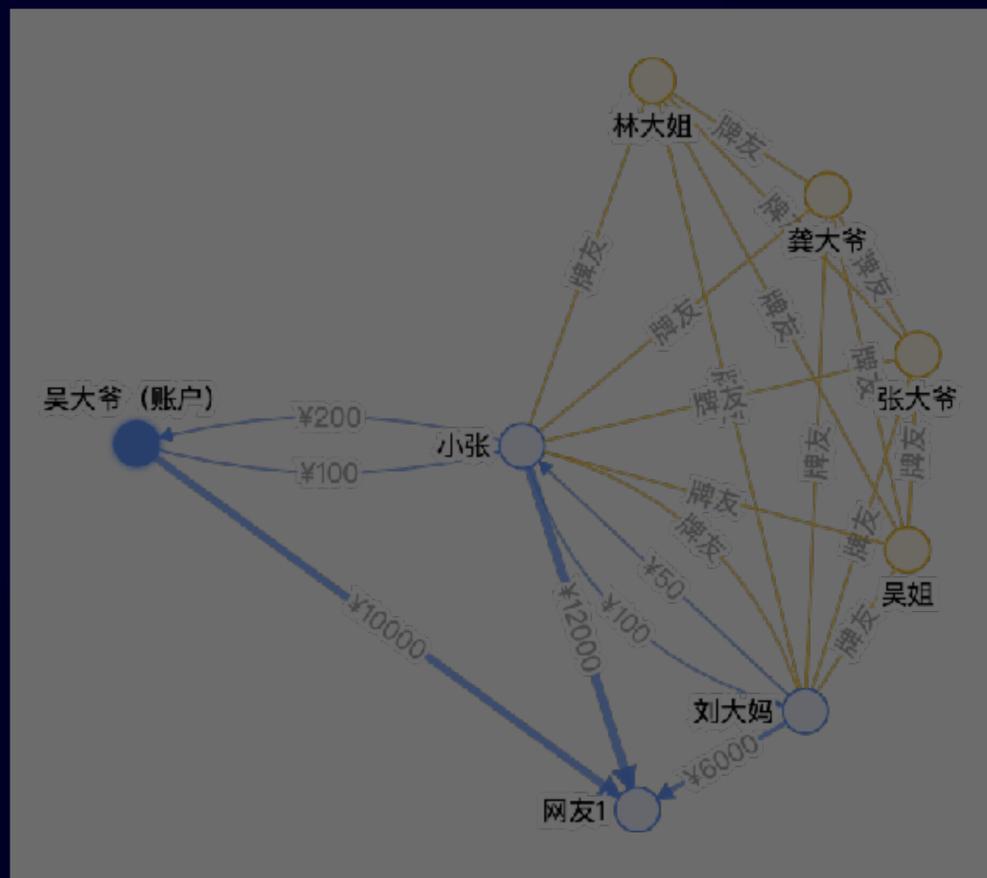


节点相似性：
提取节点属性特征向量，进行 cosine 相似性计算

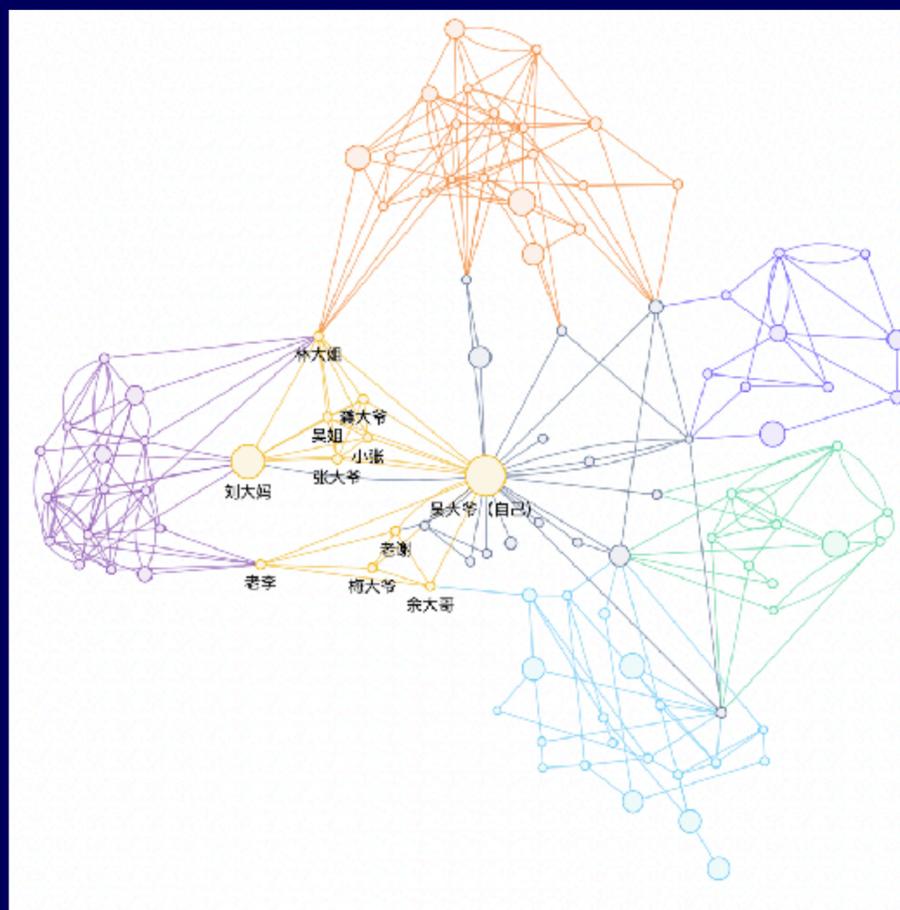
Step 2. 种子节点扩散

和「吴大爷」的共同邻居为「小张」的其他人也有被骗风险

骗子挑选「被骗对象」可能有一定的规律，从「节点属性」或「图结构」为依据，寻找更多相似的高危人群



拥有共同邻居的节点发现：
从一个种子节点发现类似种子节点，可用于挖掘未知种子群体



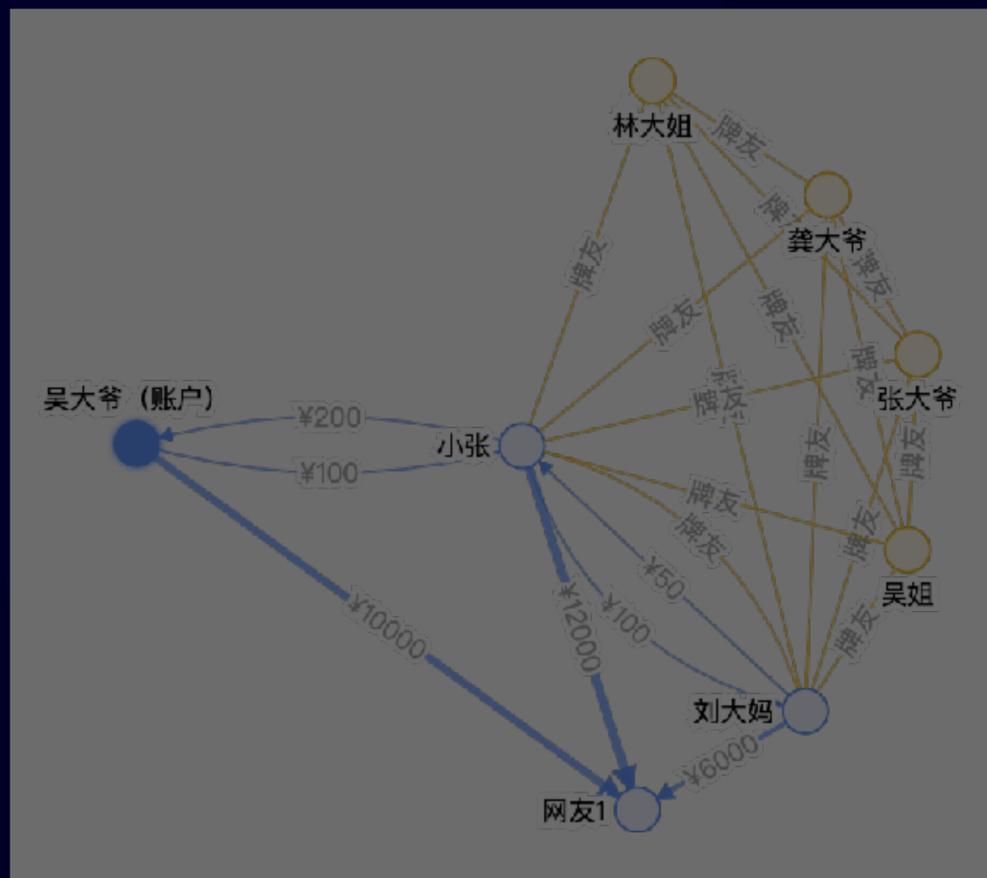
- 年龄范围
- 职业
- 家庭关系
- 收入情况
- 爱好
-

节点相似性：
提取节点属性特征向量，进行 cosine 相似性计算

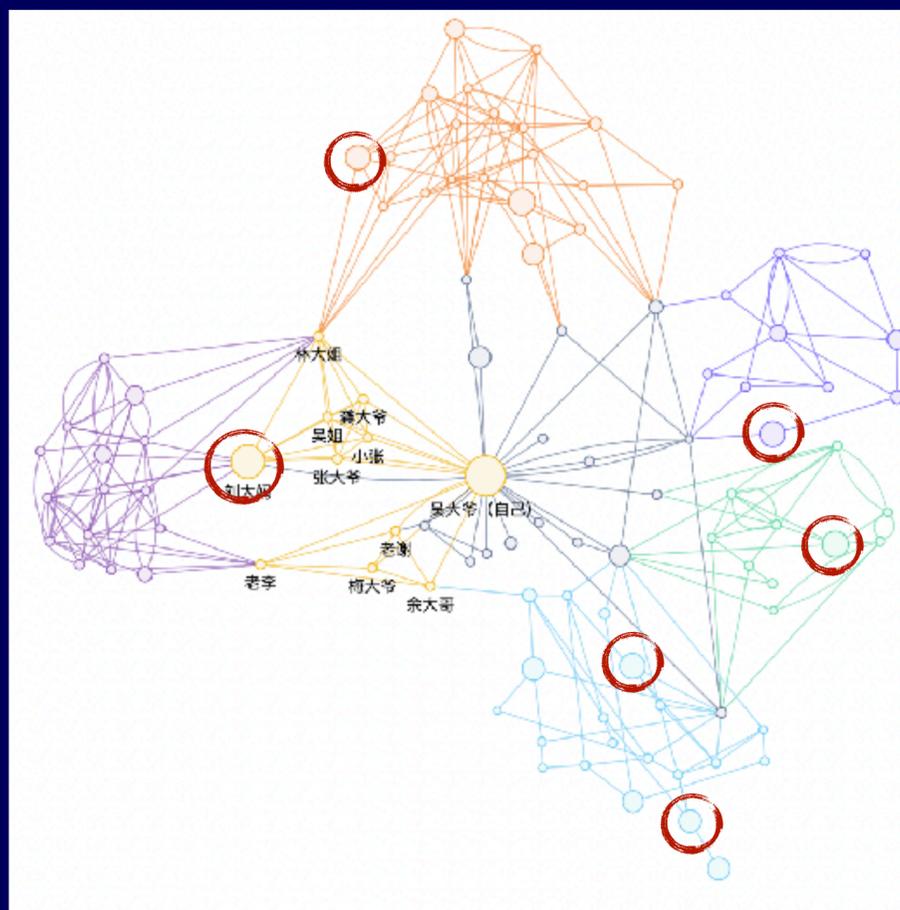
Step 2. 种子节点扩散

和「吴大爷」的共同邻居为「小张」的其他人也有被骗风险

骗子挑选「被骗对象」可能有一定的规律，从「节点属性」或「图结构」为依据，寻找更多相似的高危人群



拥有共同邻居的节点发现：
从一个种子节点发现类似种子节点，可用于挖掘未知种子群体



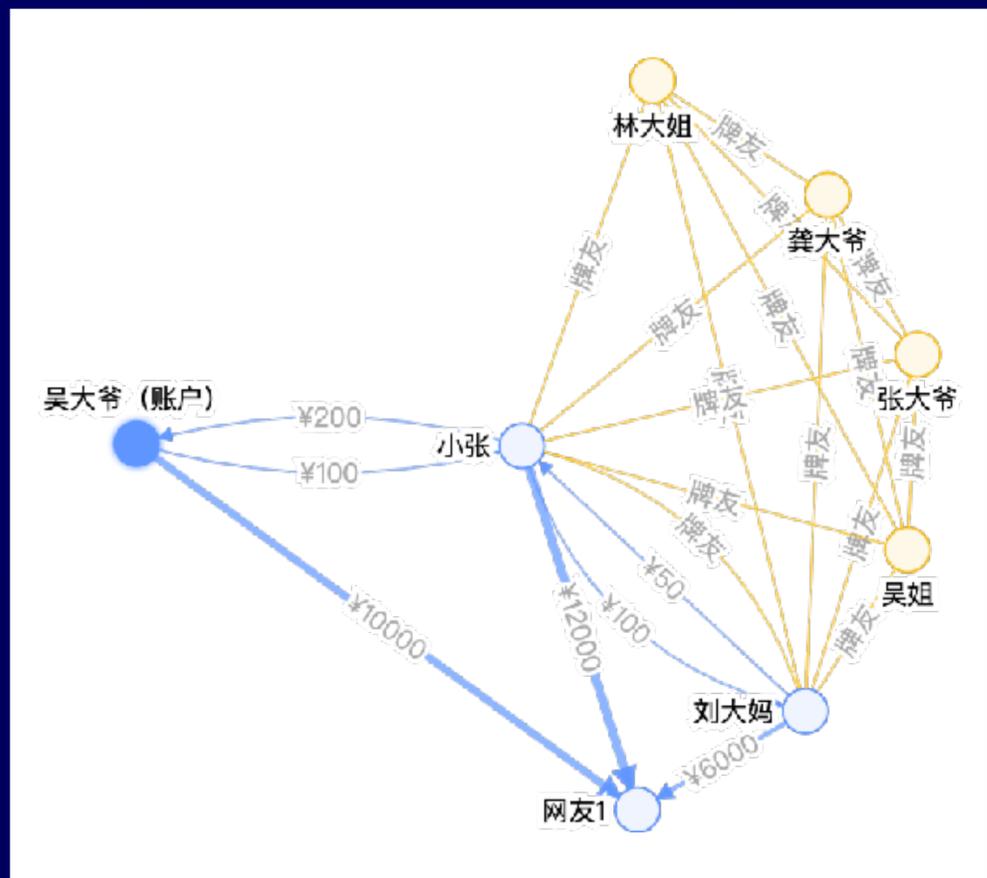
- 年龄范围
- 职业
- 家庭关系
- 收入情况
- 爱好
-

节点相似性：
提取节点属性特征向量，进行 cosine 相似性计算

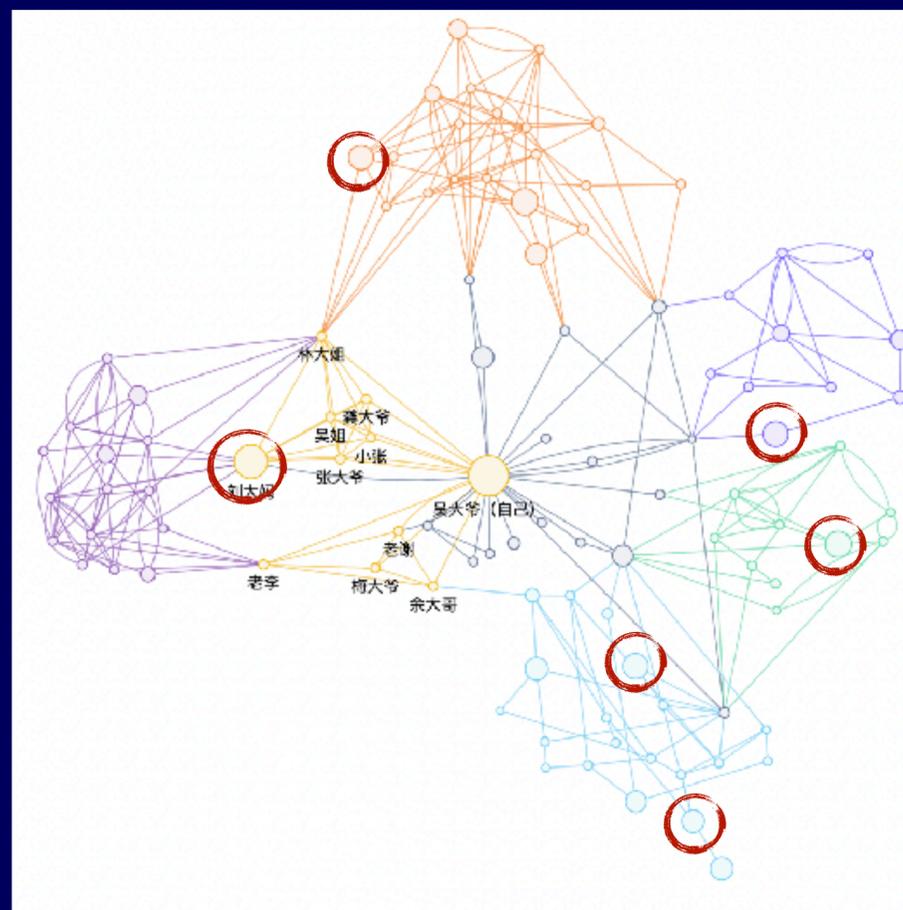
Step 2. 种子节点扩散

和「吴大爷」的共同邻居为「小张」的其他人也有被骗风险

骗子挑选「被骗对象」可能有一定的规律，从「节点属性」或「图结构」为依据，寻找更多相似的高危人群



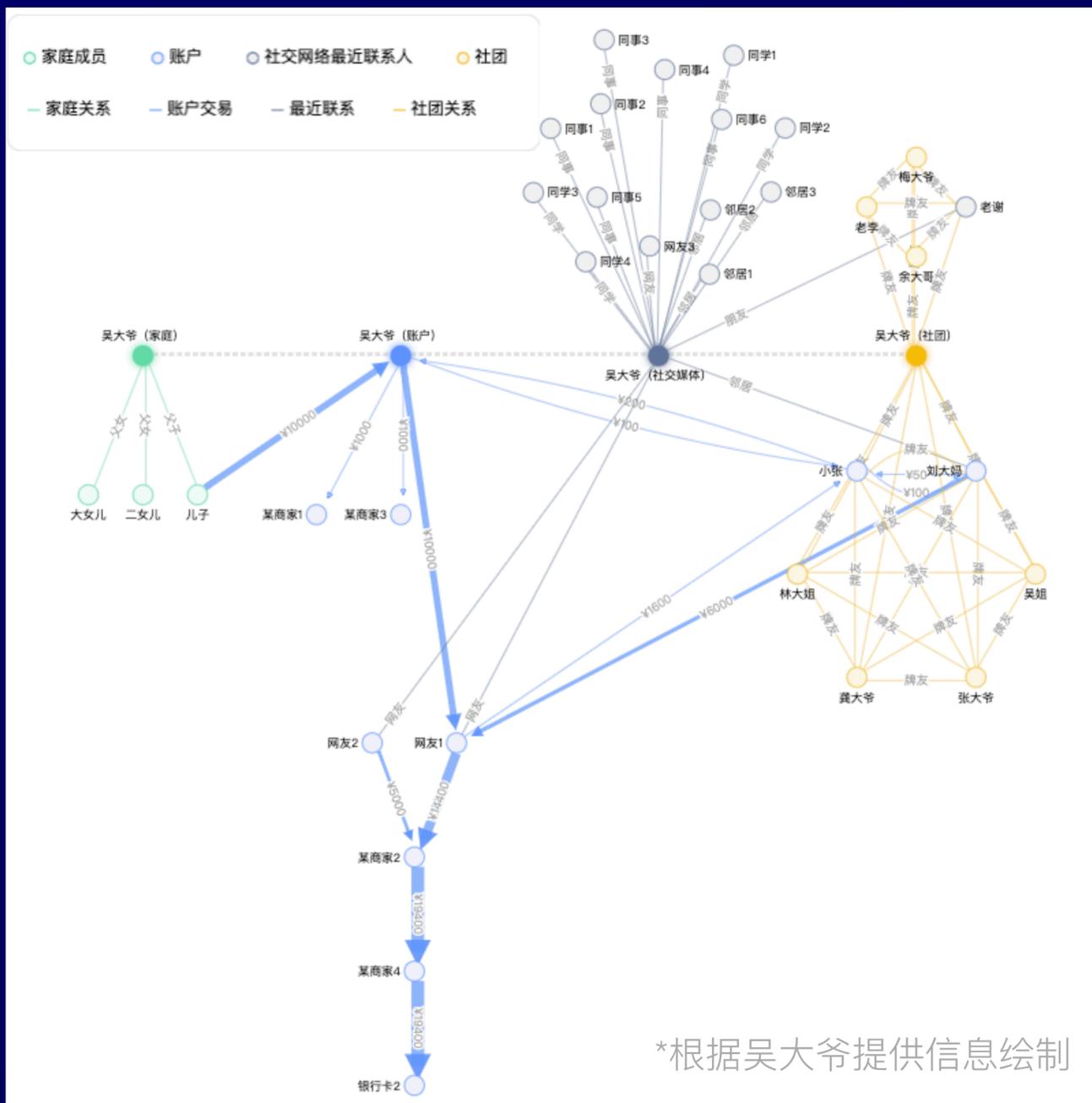
拥有共同邻居的节点发现：
从一个种子节点发现类似种子节点，可用于挖掘未知种子群体



节点相似性：
提取节点属性特征向量，进行 cosine 相似性计算

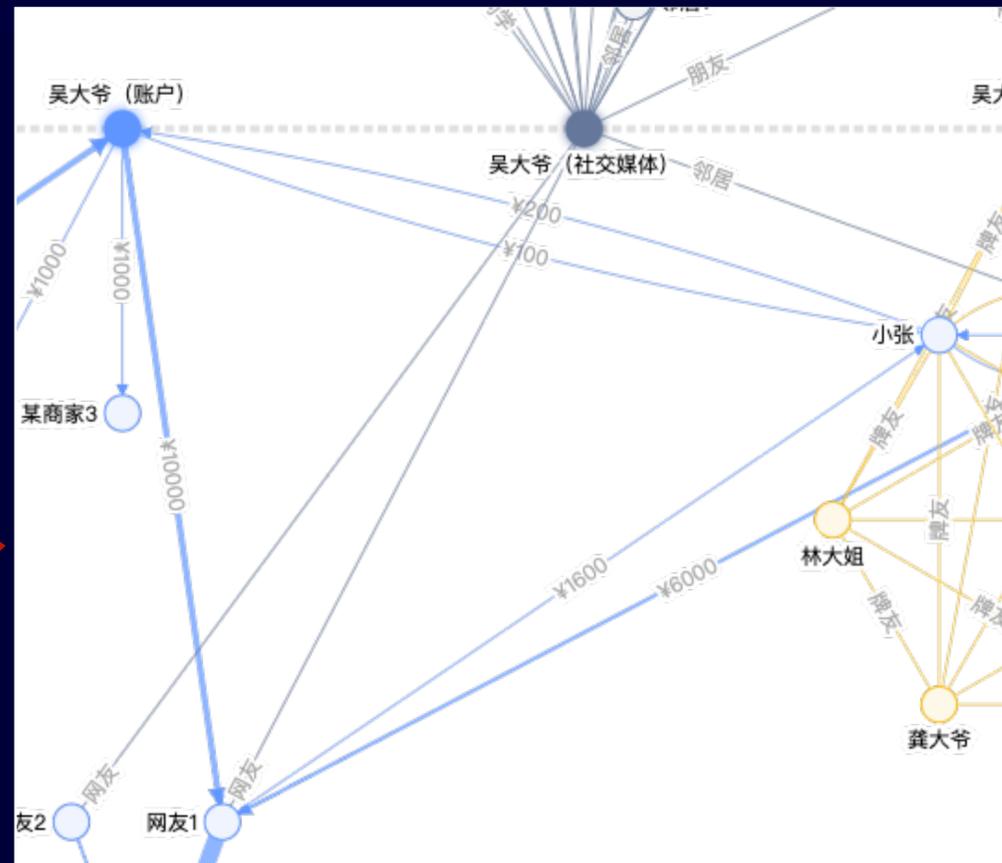
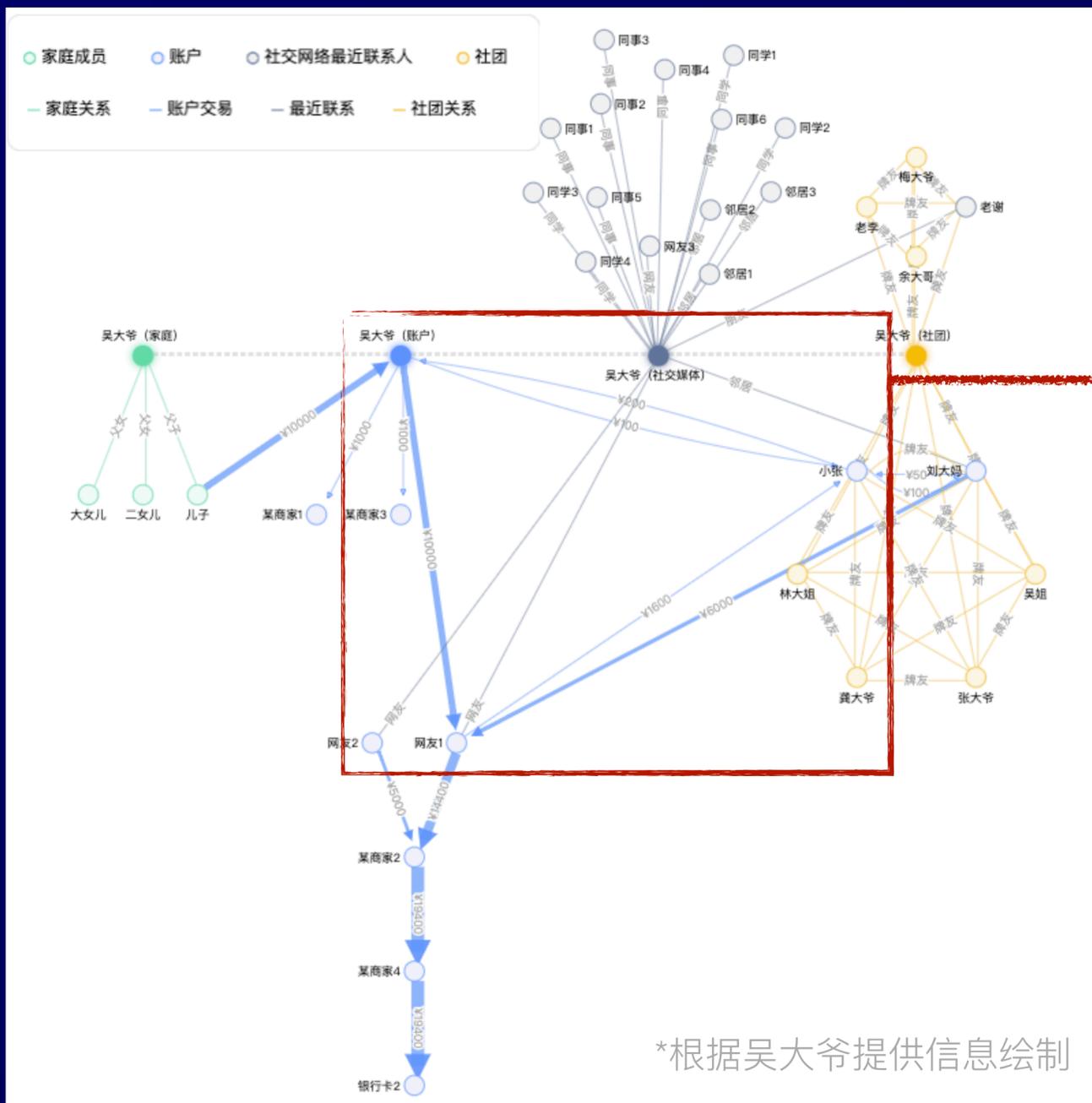
- 年龄范围
- 职业
- 家庭关系
- 收入情况
- 爱好
-

Step 3. 结构模式分析



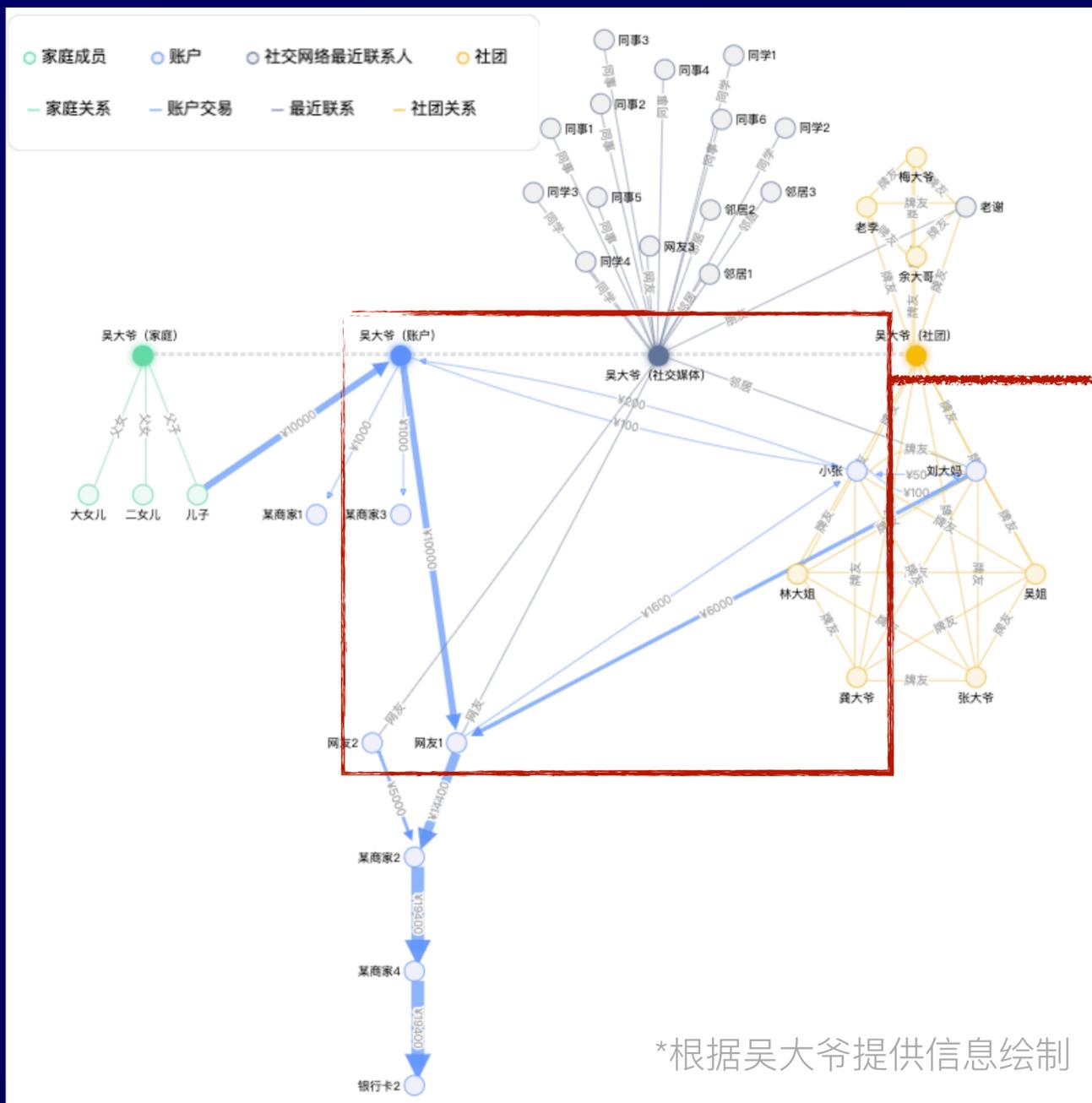
模式匹配：可视化编辑模式，前端小数据量匹配用于探索和验证

Step 3. 结构模式分析



模式匹配：可视化编辑模式，前端小数据量匹配用于探索和验证

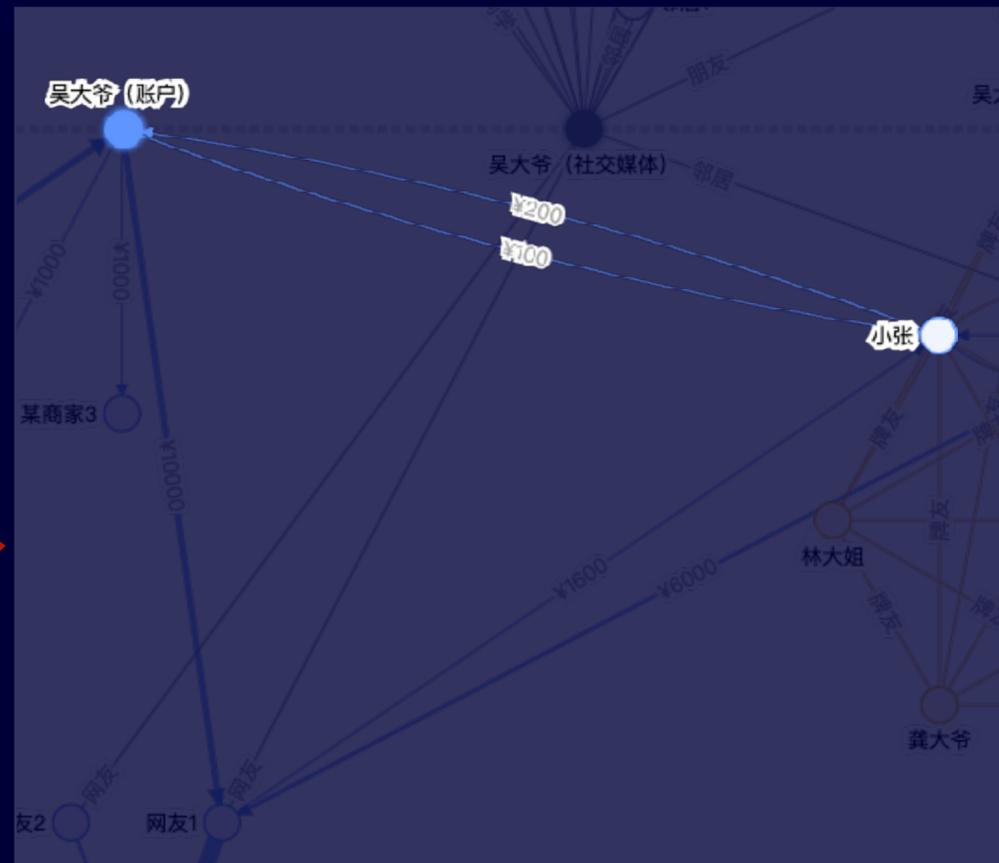
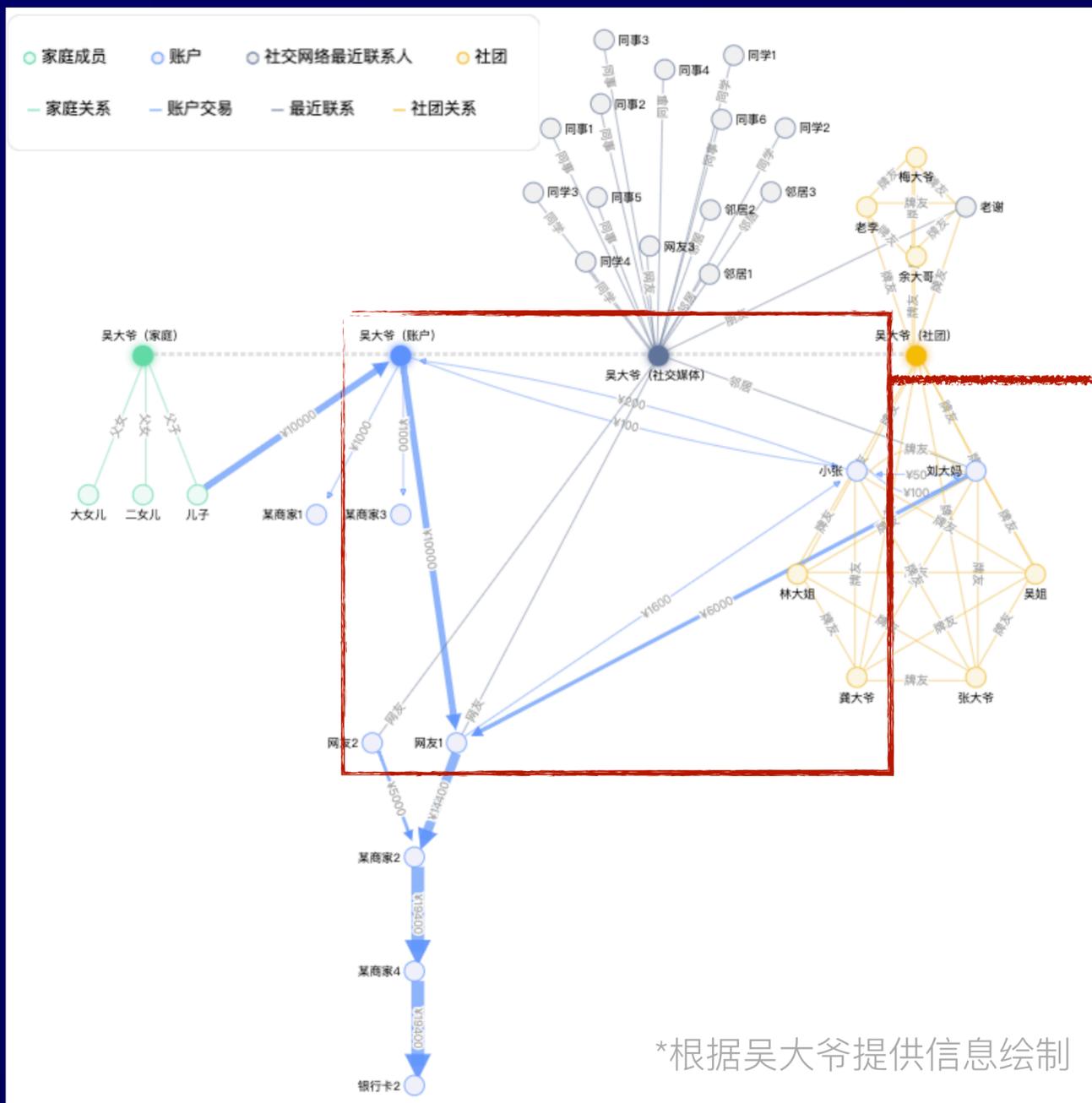
Step 3. 结构模式分析



- 「吴大爷」给「小张」100元, 得到200元回报

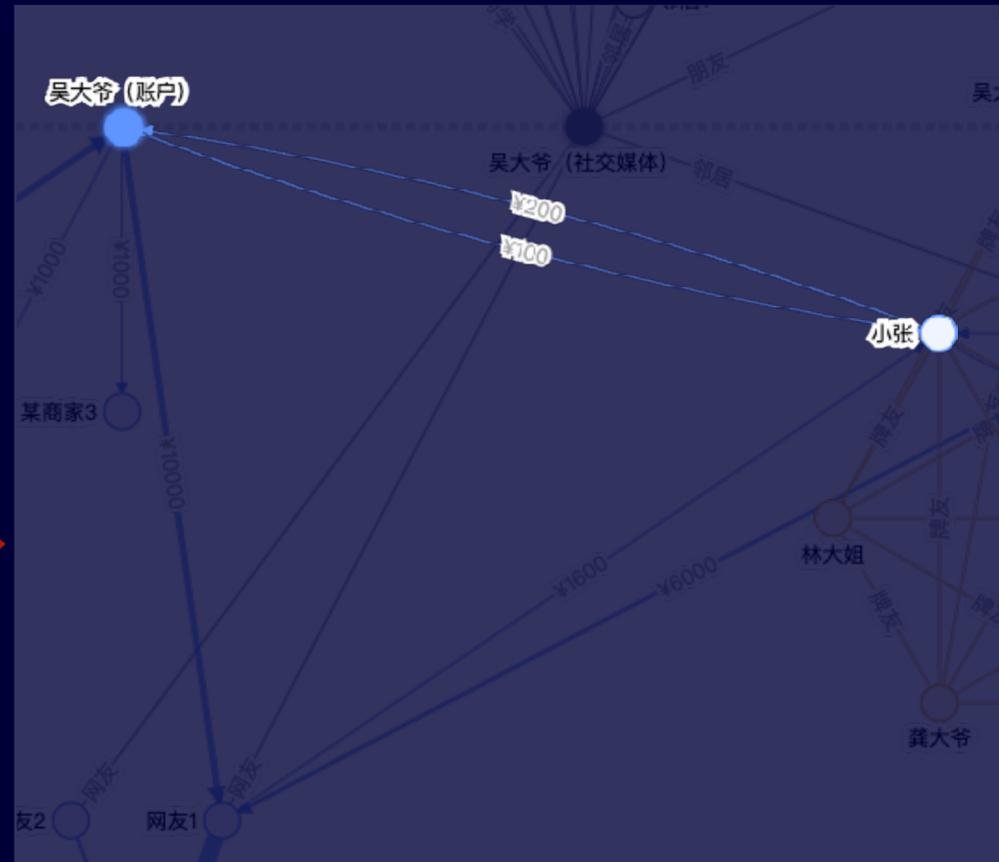
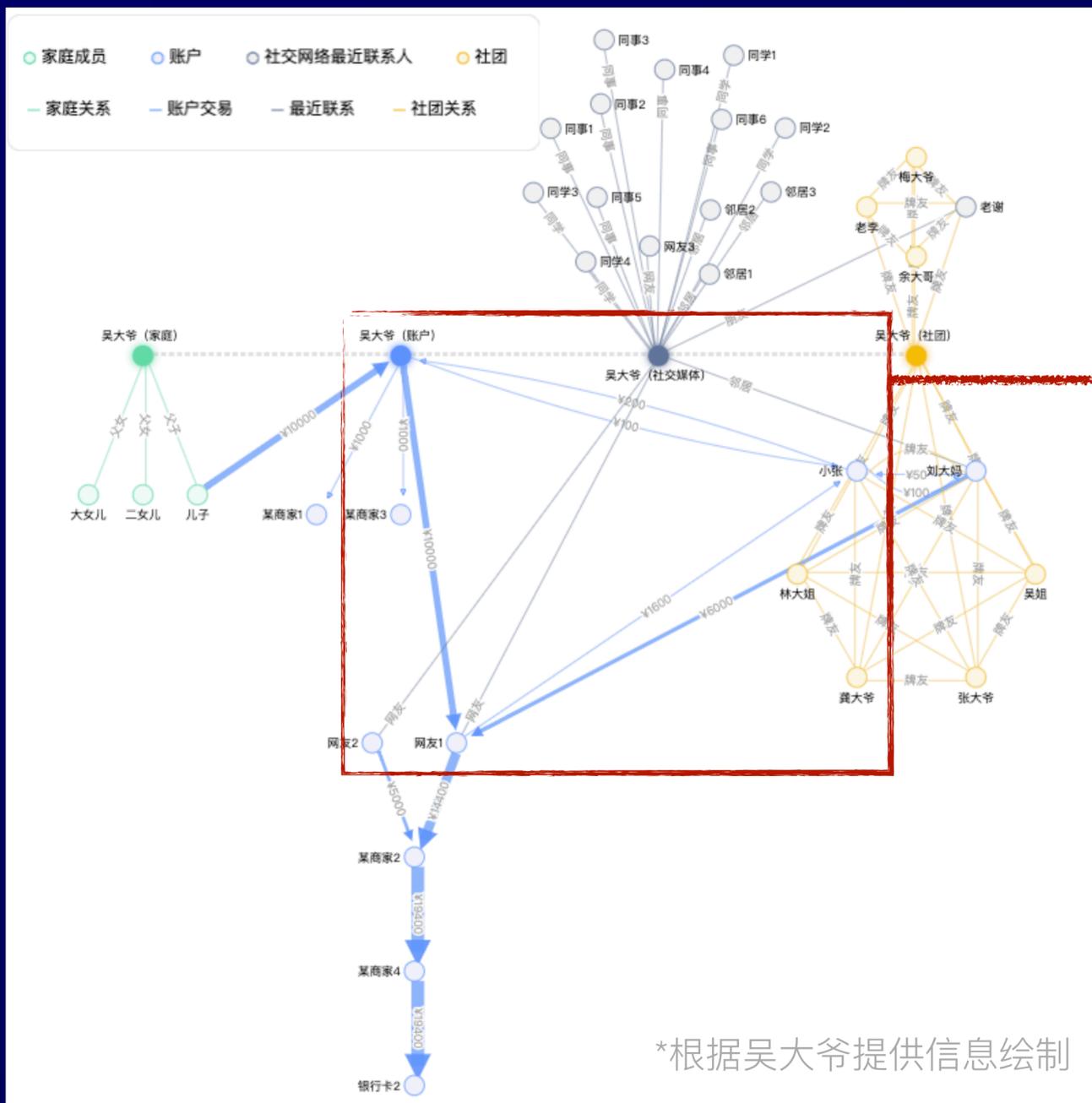
模式匹配: 可视化编辑模式, 前端小数据量匹配用于探索和验证

Step 3. 结构模式分析



模式匹配：可视化编辑模式，前端小数据量匹配用于探索和验证

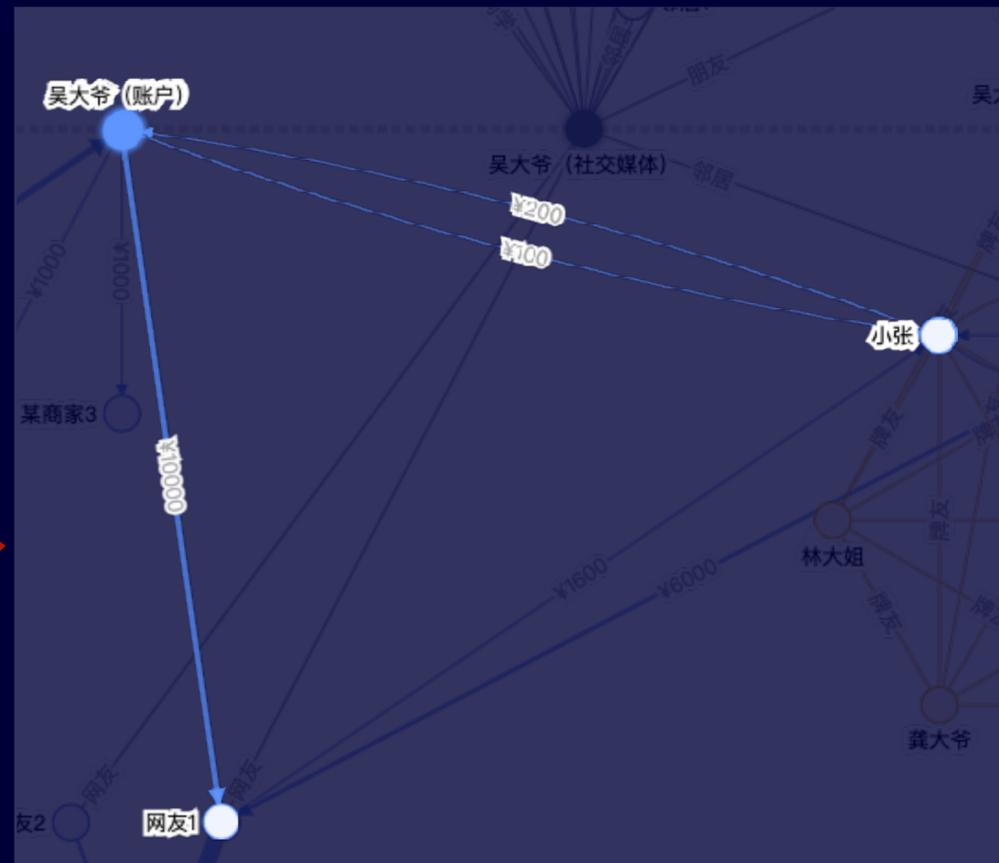
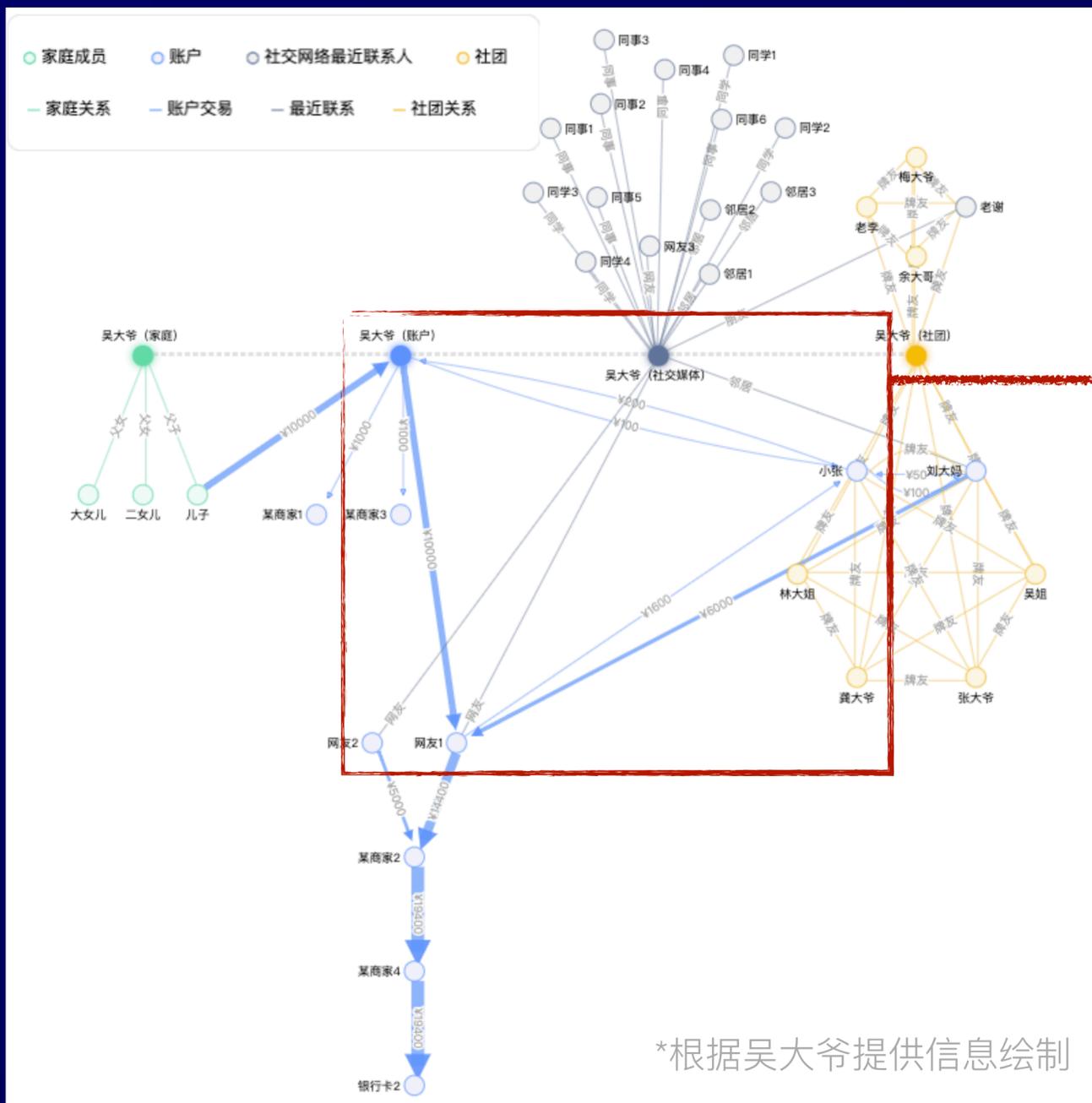
Step 3. 结构模式分析



- 「吴大爷」给「小张」100 元, 得到 200 元回报
- 「吴大爷」给「网友1」10000 元

模式匹配：可视化编辑模式，前端小数据量匹配用于探索和验证

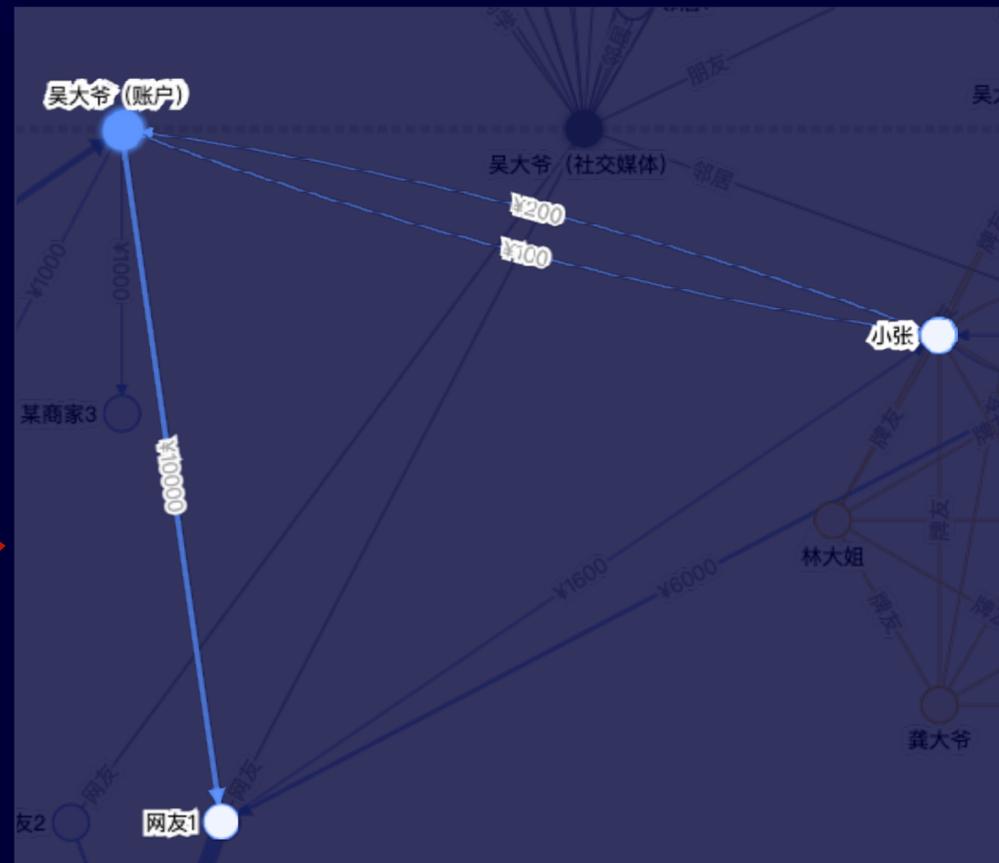
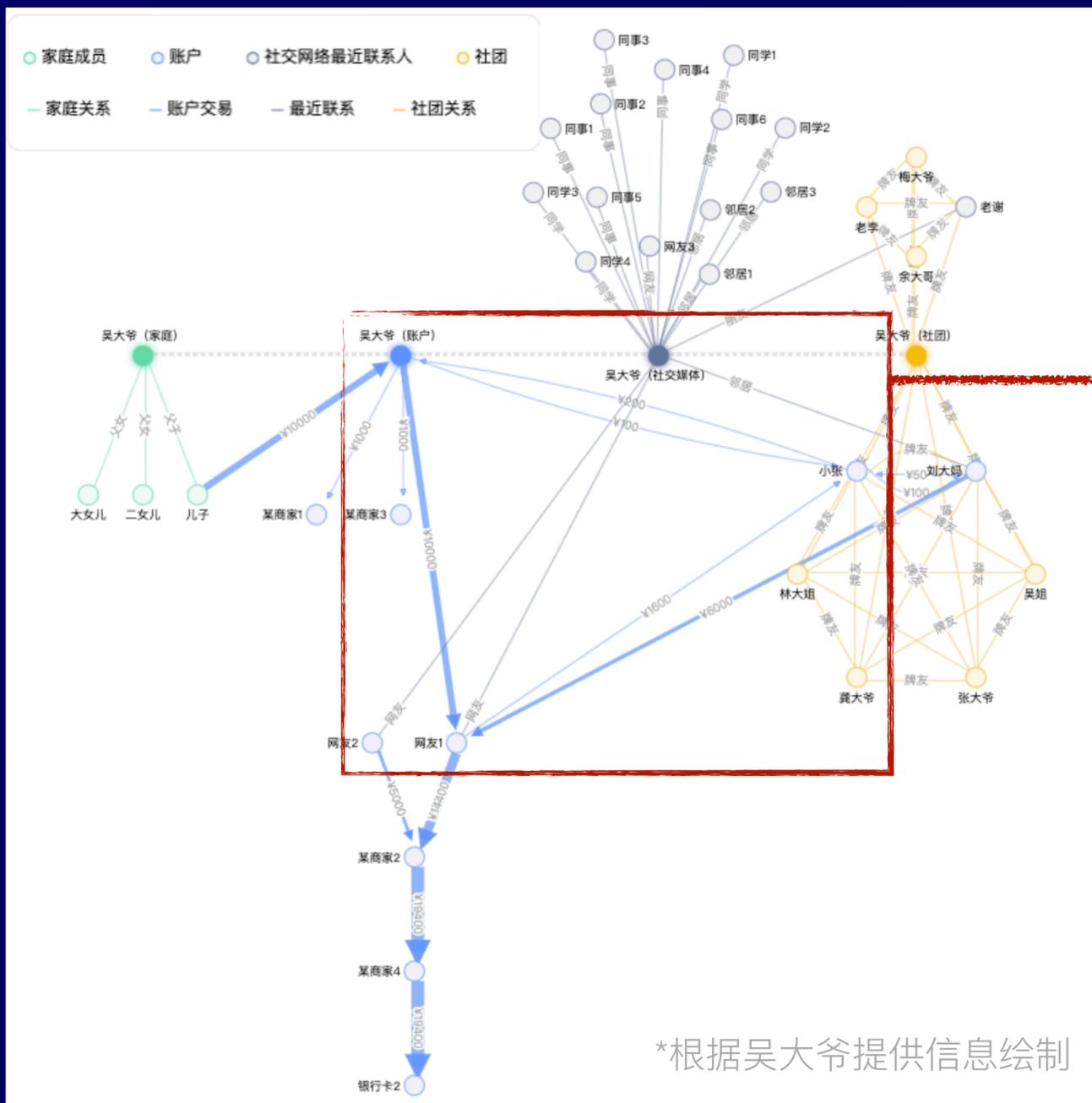
Step 3. 结构模式分析



- 「吴大爷」给「小张」100 元, 得到 200 元回报
- 「吴大爷」给「网友1」10000 元

模式匹配: 可视化编辑模式, 前端小数据量匹配用于探索和验证

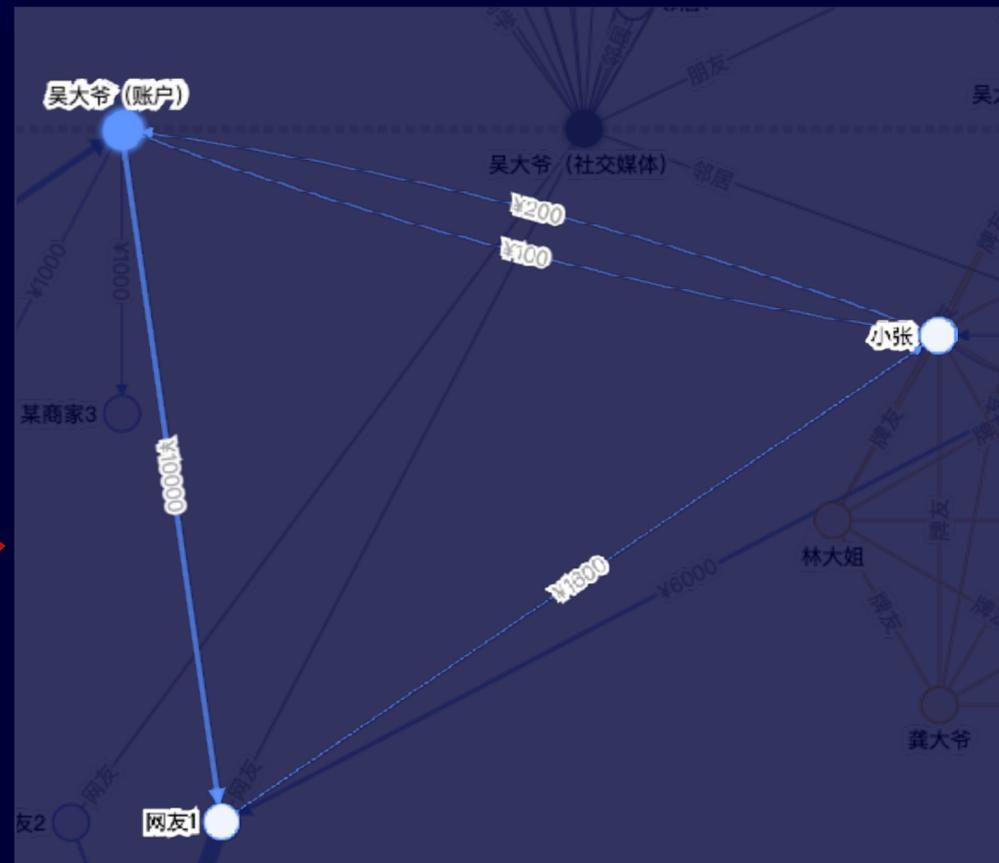
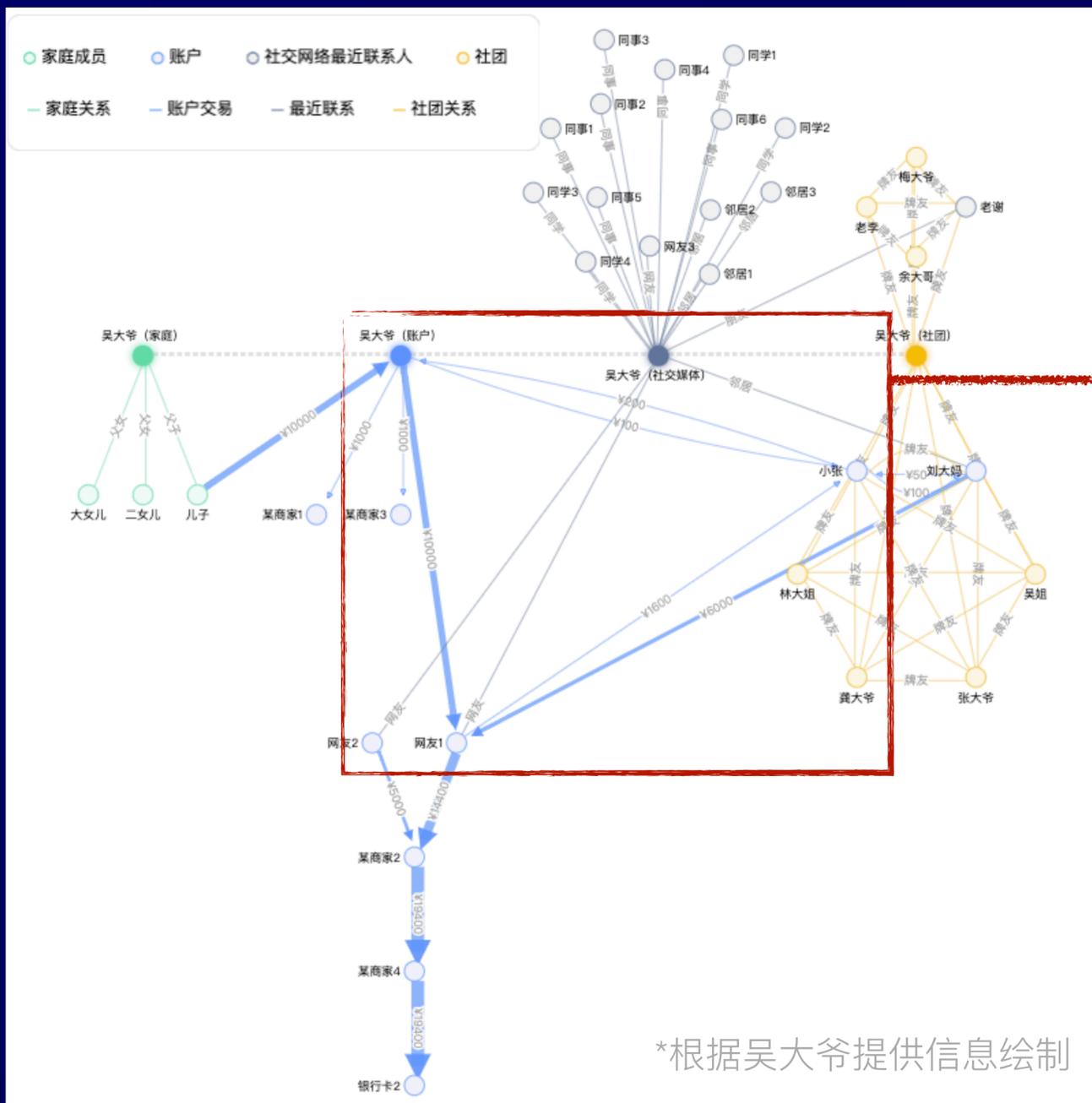
Step 3. 结构模式分析



- 「吴大爷」给「小张」100元, 得到200元回报
- 「吴大爷」给「网友1」10000元
- 「网友1」给「小张」报酬

模式匹配: 可视化编辑模式, 前端小数据量匹配用于探索和验证

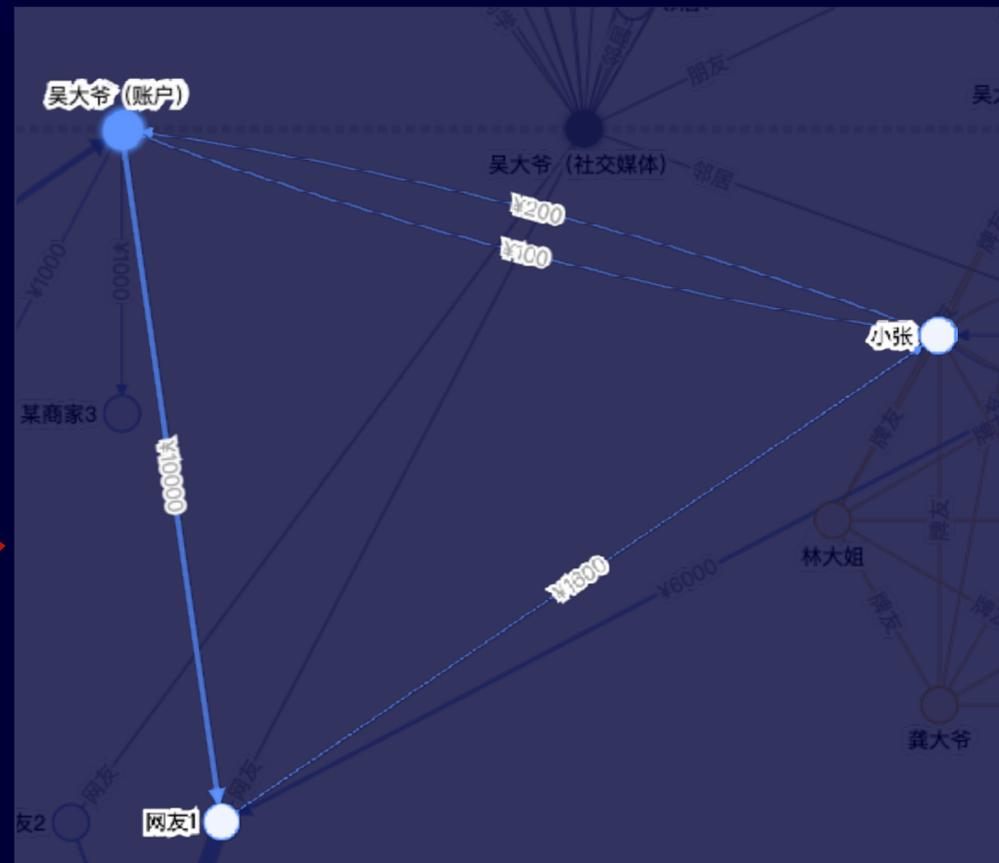
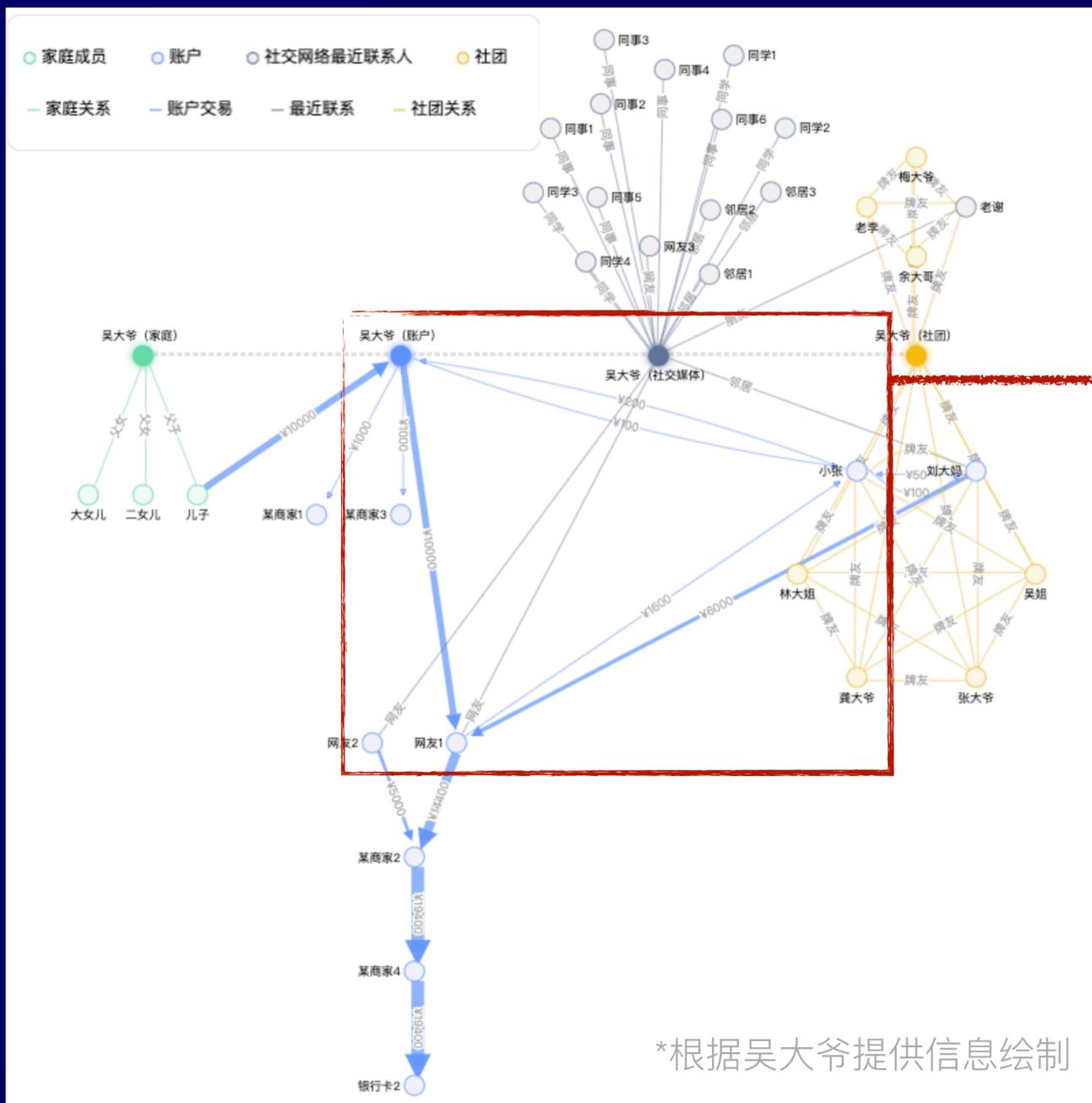
Step 3. 结构模式分析



- 「吴大爷」给「小张」100元, 得到200元回报
- 「吴大爷」给「网友1」10000元
- 「网友1」给「小张」报酬

模式匹配: 可视化编辑模式, 前端小数据量匹配用于探索和验证

Step 3. 结构模式分析

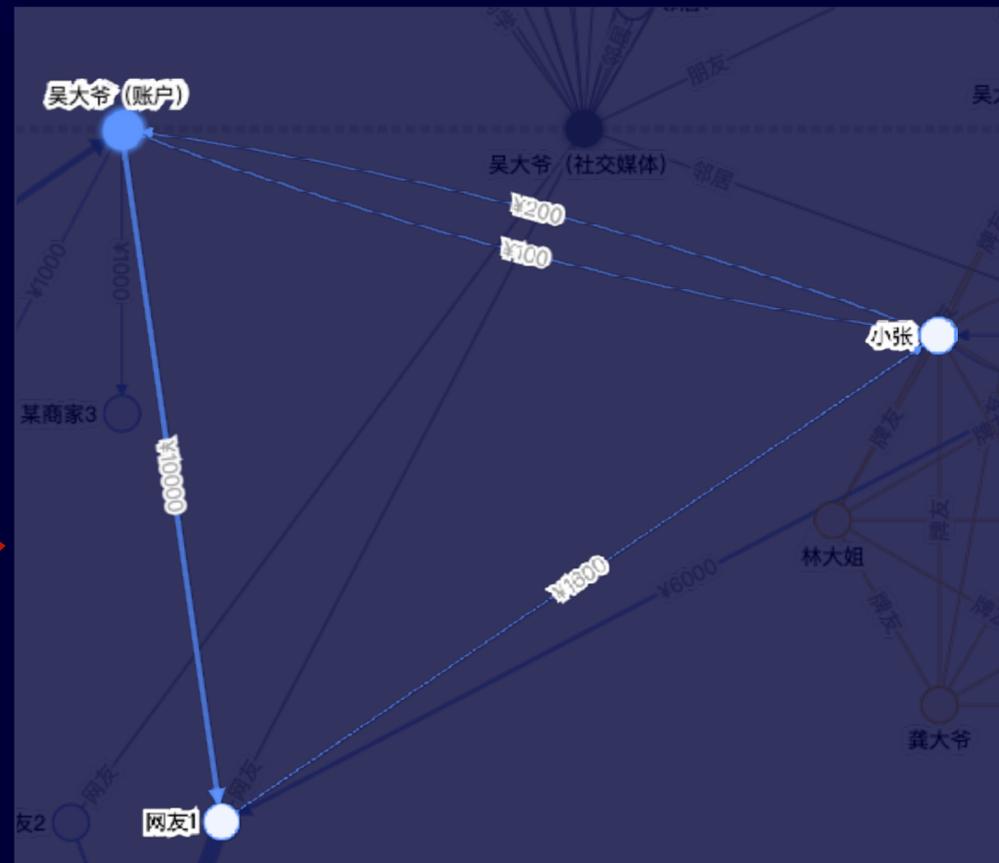
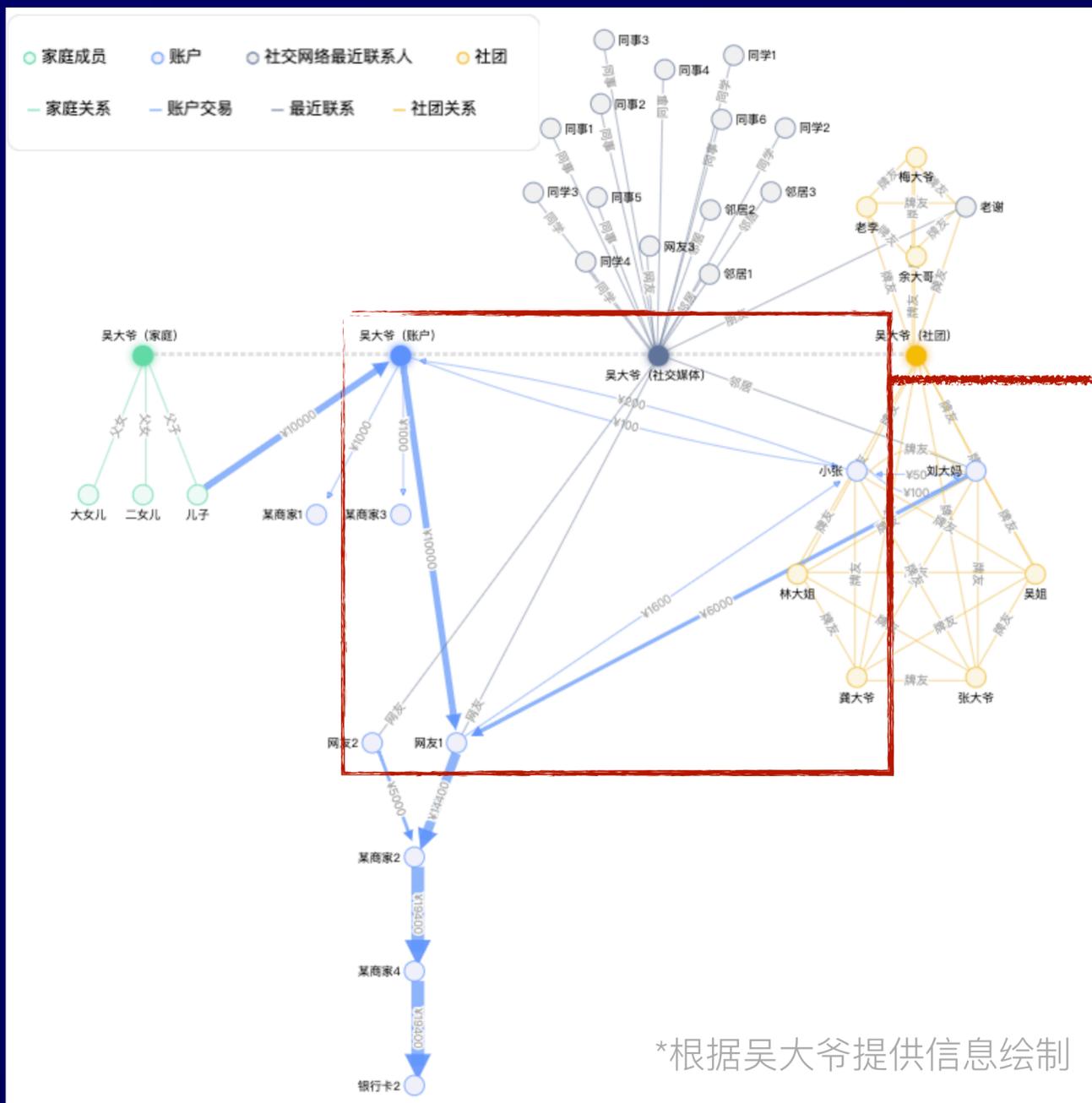


- 「吴大爷」给「小张」100 元，得到 200 元回报
- 「吴大爷」给「网友1」10000 元
- 「网友1」给「小张」报酬

这可能是骗子的惯用套路：派出一个线下人员潜入老年活动社团，引诱老年人上钩后介绍给线上诈骗团伙。

模式匹配：可视化编辑模式，前端小数据量匹配用于探索和验证

Step 3. 结构模式分析



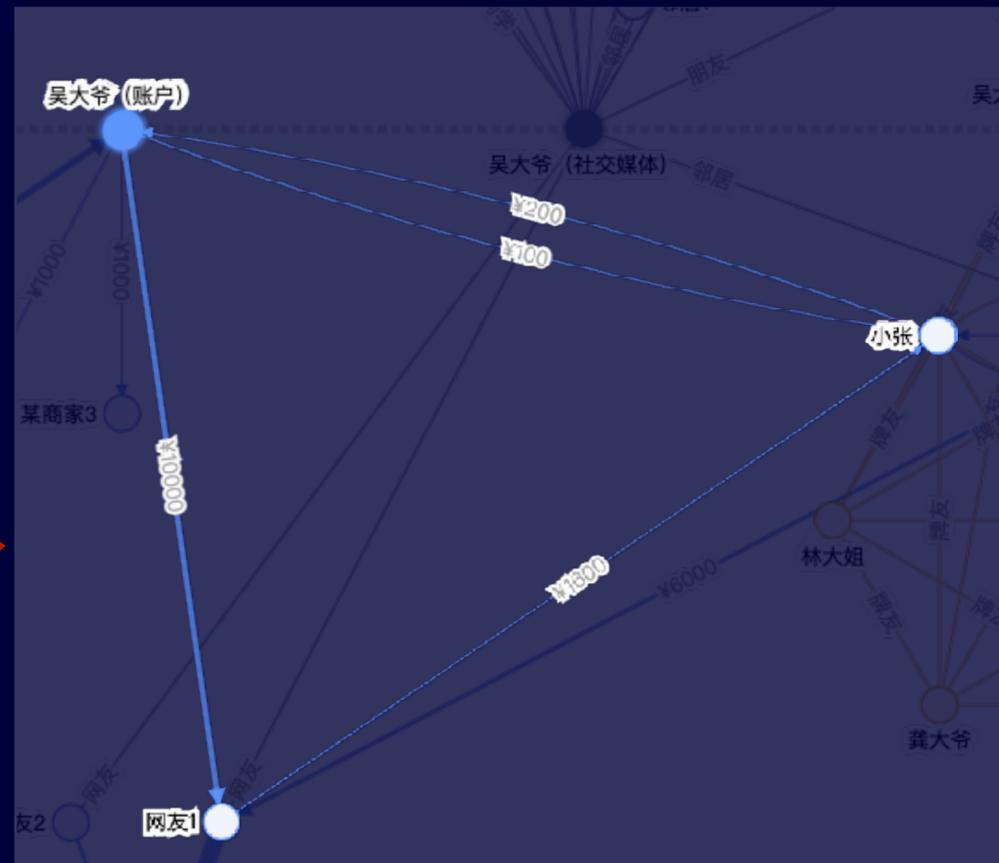
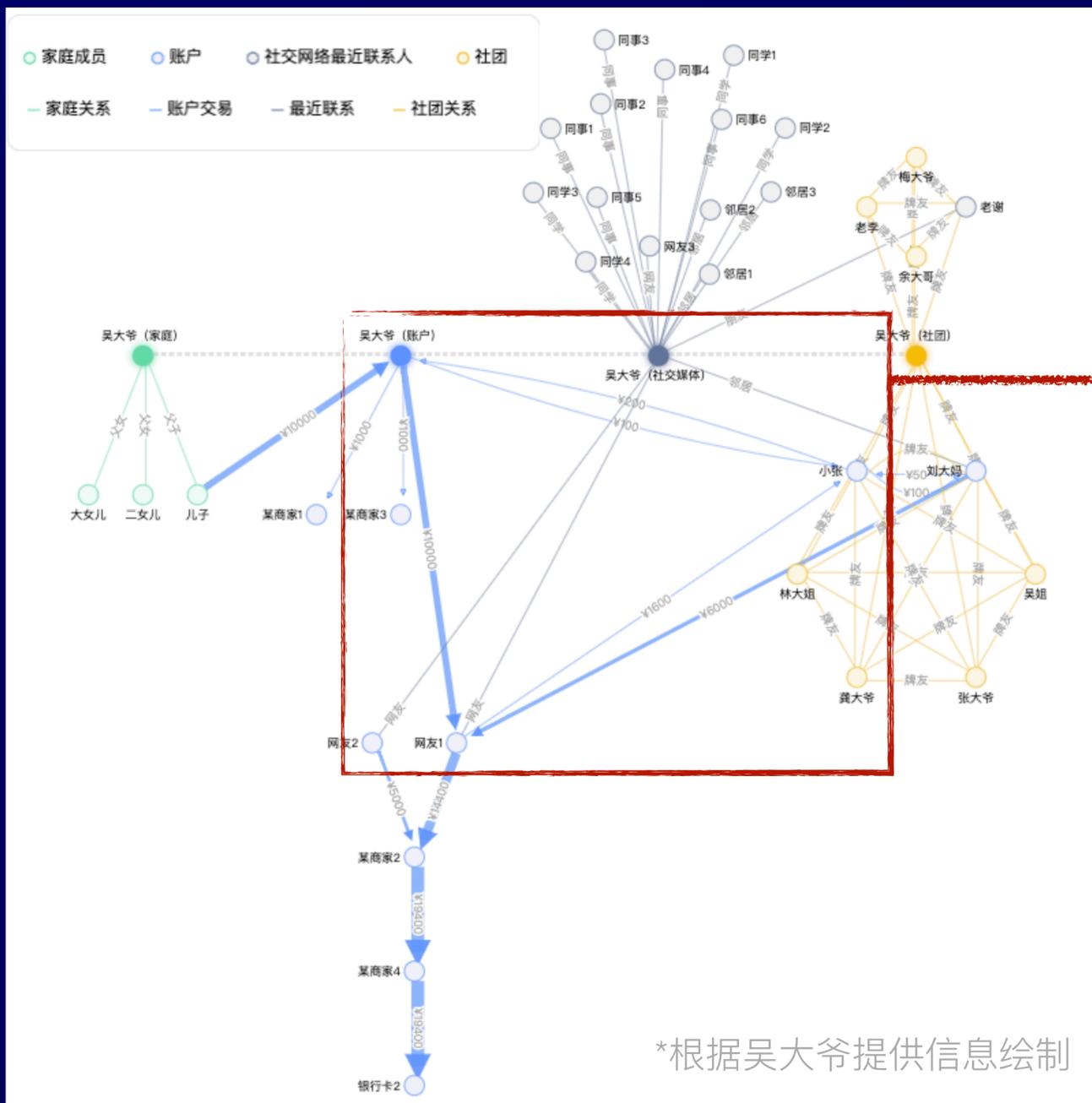
- 「吴大爷」给「小张」100元，得到200元回报
- 「吴大爷」给「网友1」10000元
- 「网友1」给「小张」报酬

这可能是骗子的惯用套路：派出一个线下人员潜入老年活动社团，引诱老年人上钩后介绍给线上诈骗团伙。

模式抽取

模式匹配：可视化编辑模式，前端小数据量匹配用于探索和验证

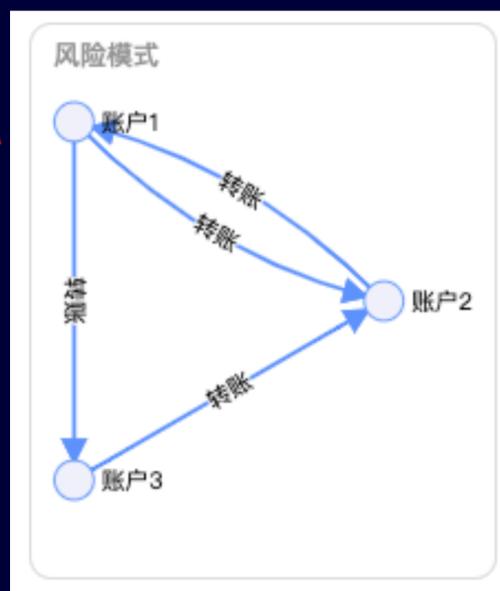
Step 3. 结构模式分析



- 「吴大爷」给「小张」100元, 得到200元回报
- 「吴大爷」给「网友1」10000元
- 「网友1」给「小张」报酬

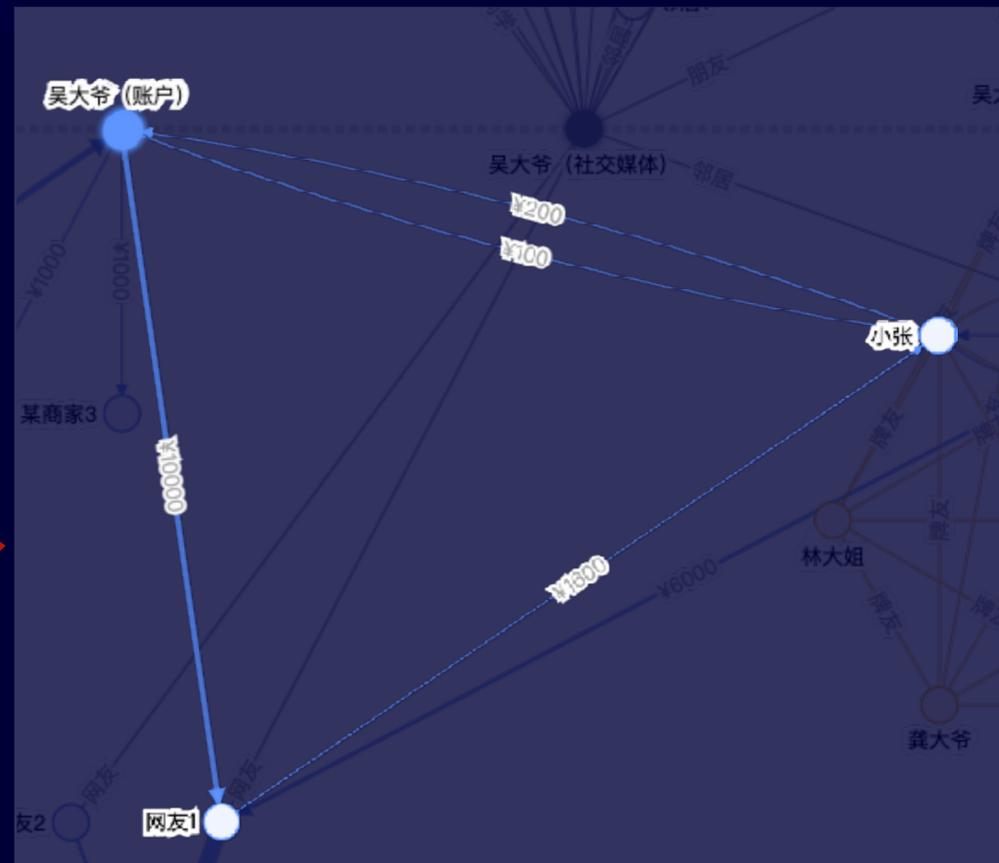
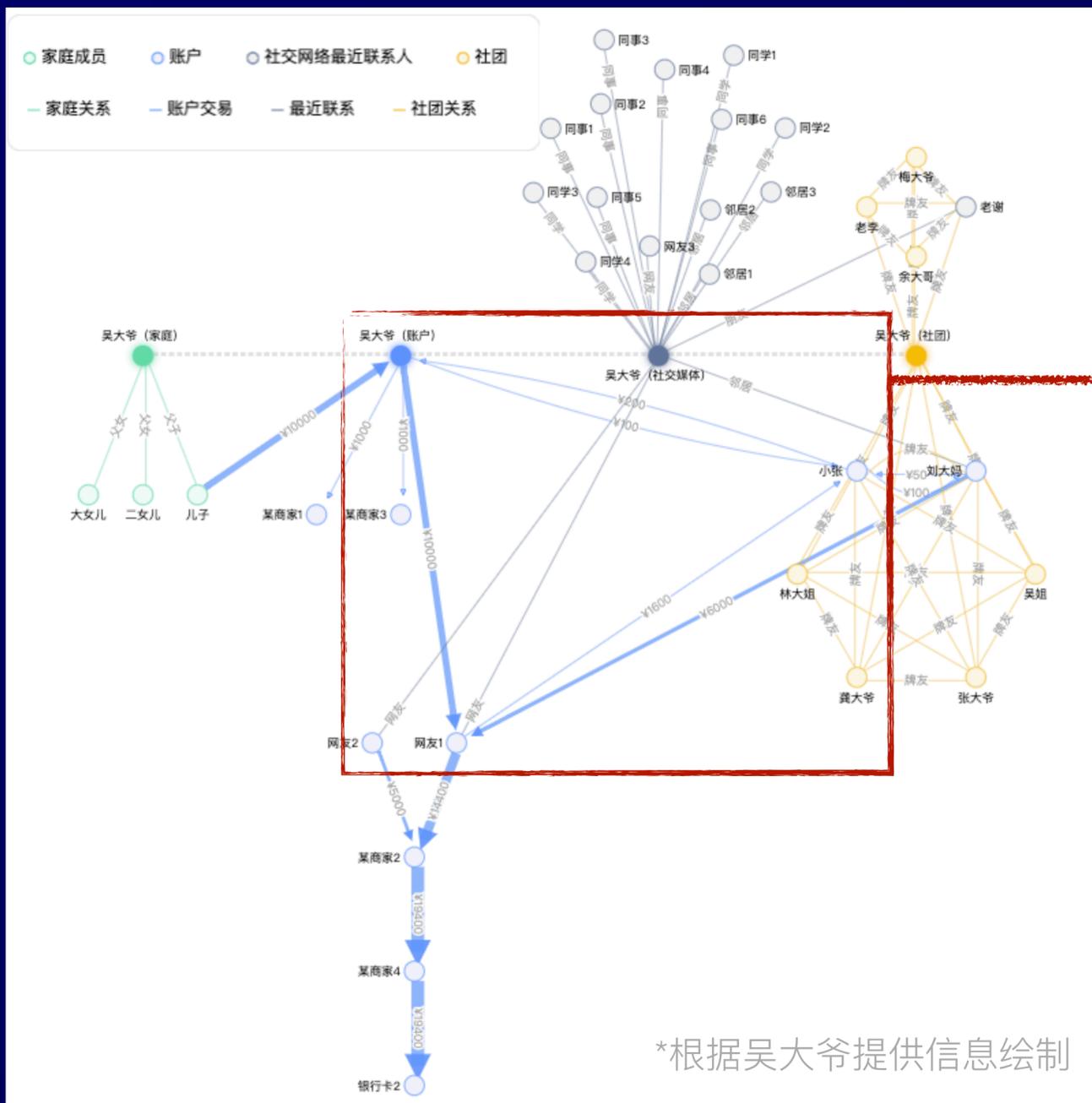
这可能是骗子的惯用套路：派出一个线下人员潜入老年活动社团，引诱老年人上钩后介绍给线上诈骗团伙。

模式抽取



模式匹配：可视化编辑模式，前端小数据量匹配用于探索和验证

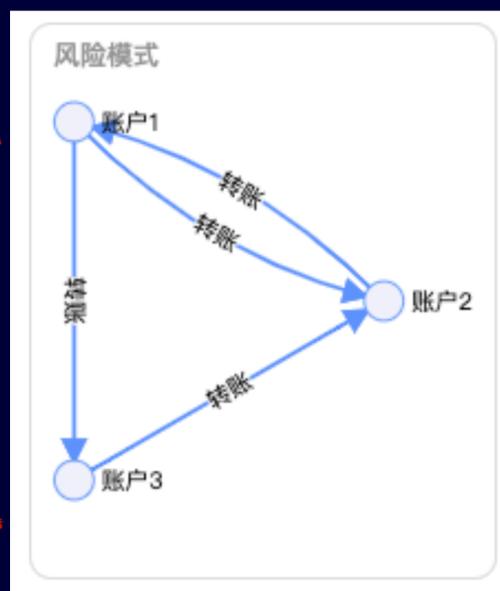
Step 3. 结构模式分析



- 「吴大爷」给「小张」100 元, 得到 200 元回报
- 「吴大爷」给「网友1」10000 元
- 「网友1」给「小张」报酬

这可能是骗子的惯用套路：派出一个线下人员潜入老年活动社团，引诱老年人上钩后介绍给线上诈骗团伙。

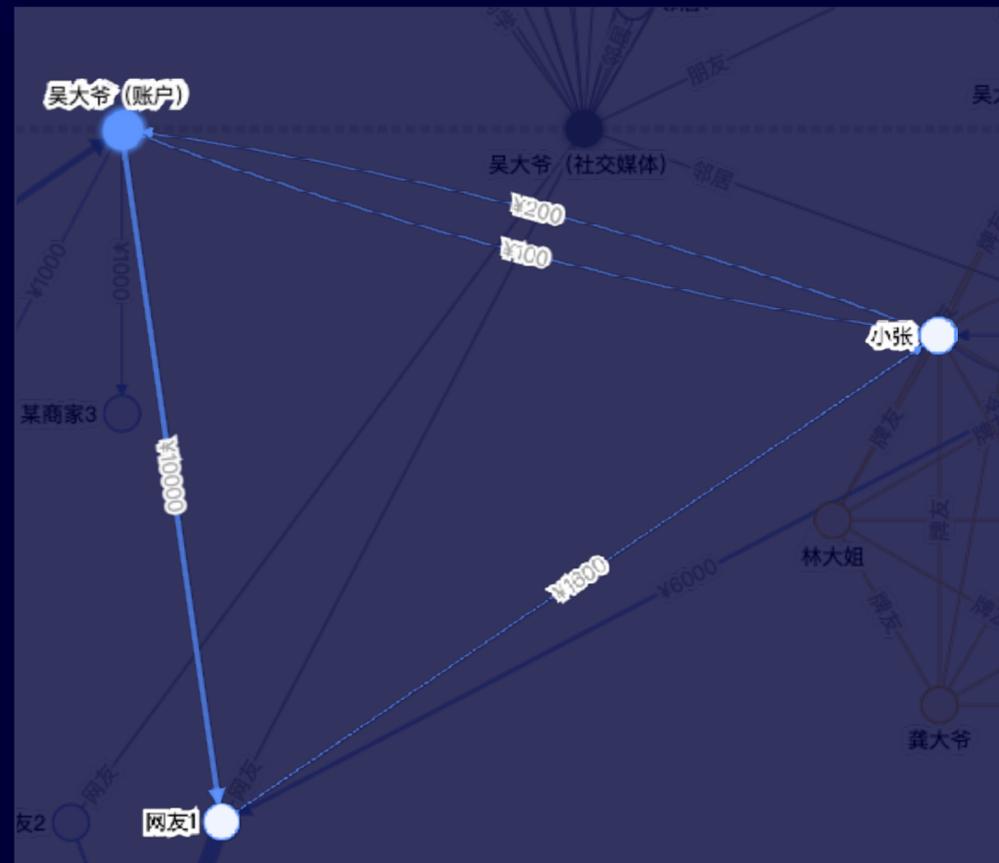
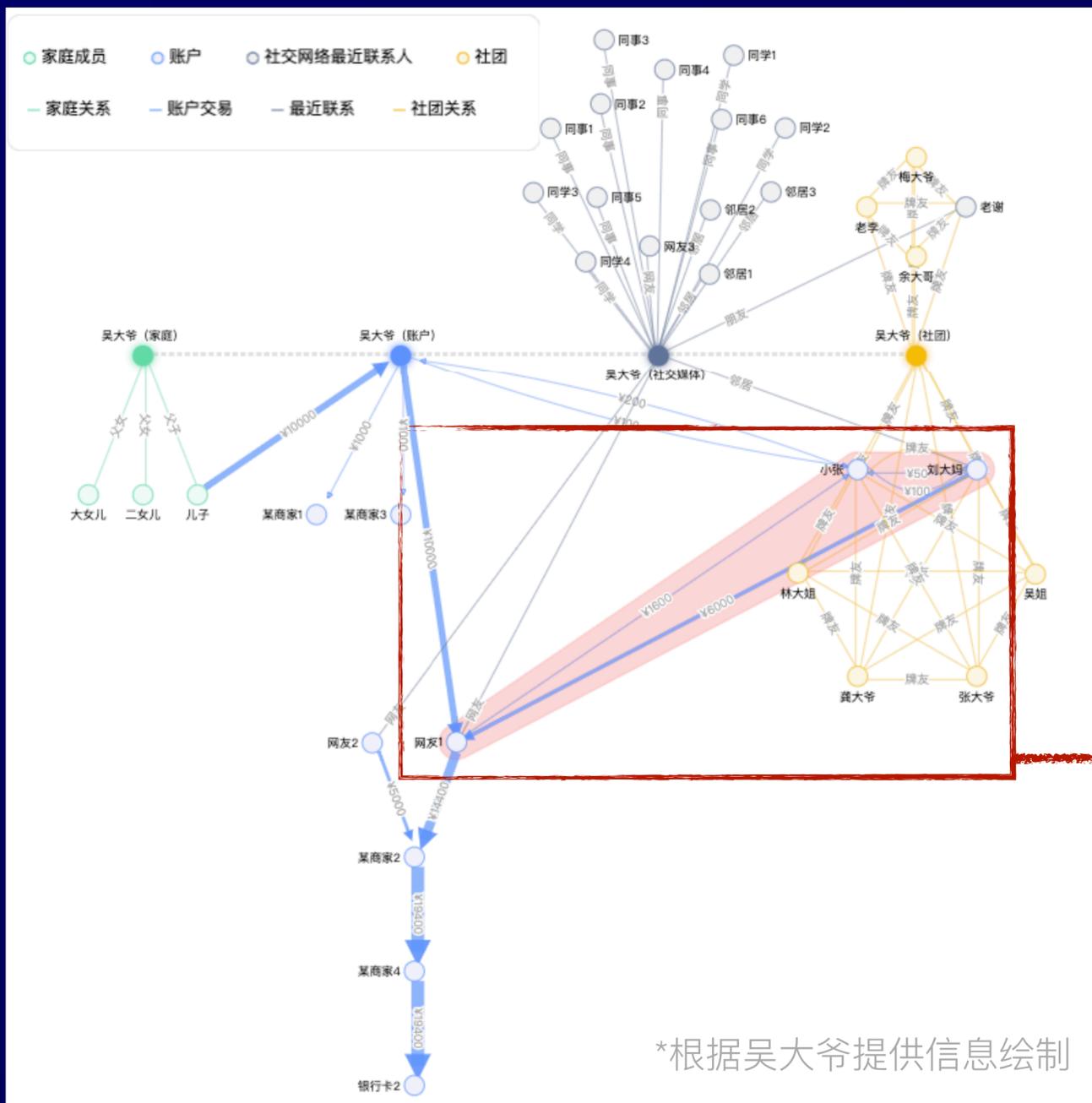
模式抽取



模式匹配

模式匹配：可视化编辑模式，前端小数据量匹配用于探索和验证

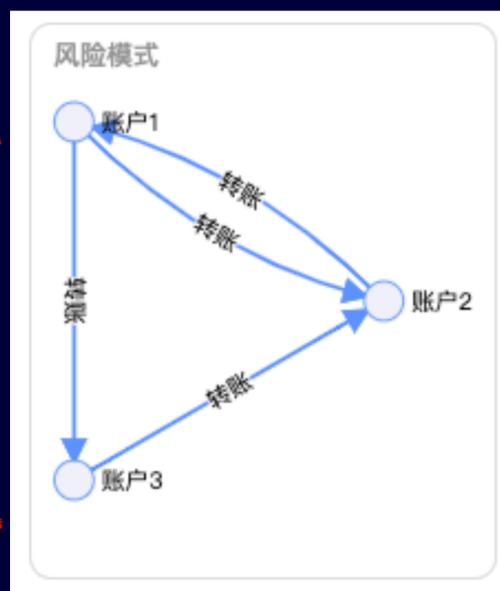
Step 3. 结构模式分析



- 「吴大爷」给「小张」100元，得到200元回报
- 「吴大爷」给「网友1」10000元
- 「网友1」给「小张」报酬

这可能是骗子的惯用套路：派出一个线下人员潜入老年活动社团，引诱老年人上钩后介绍给线上诈骗团伙。

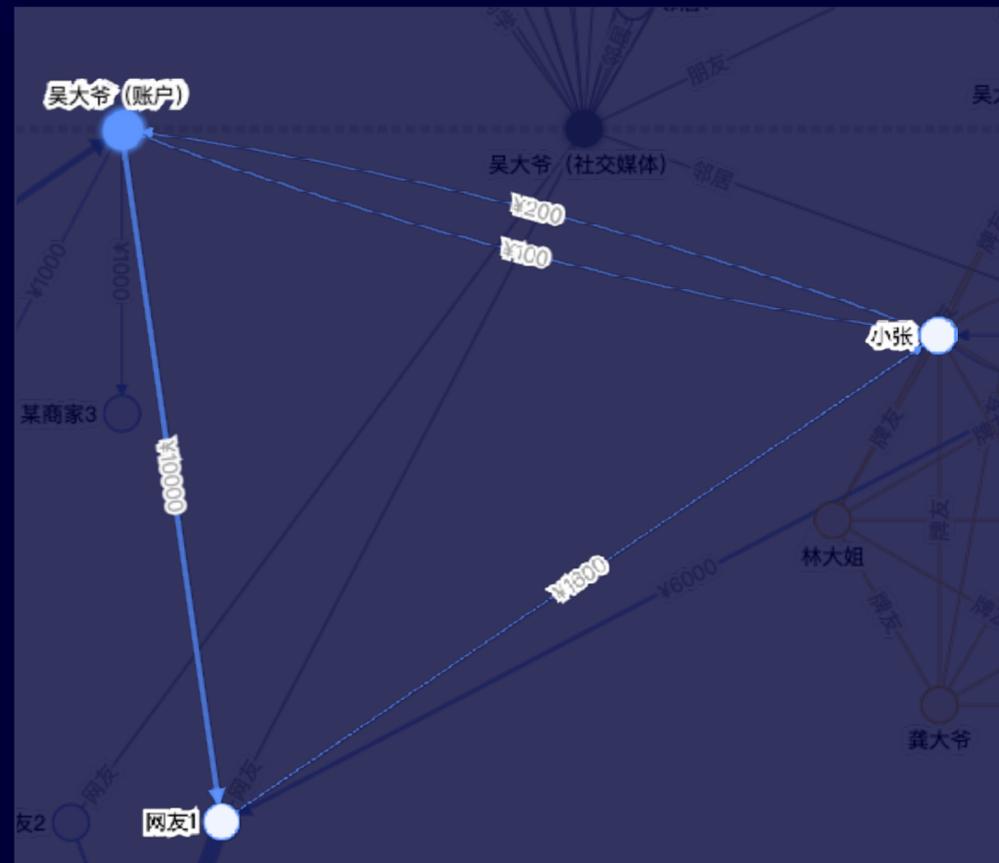
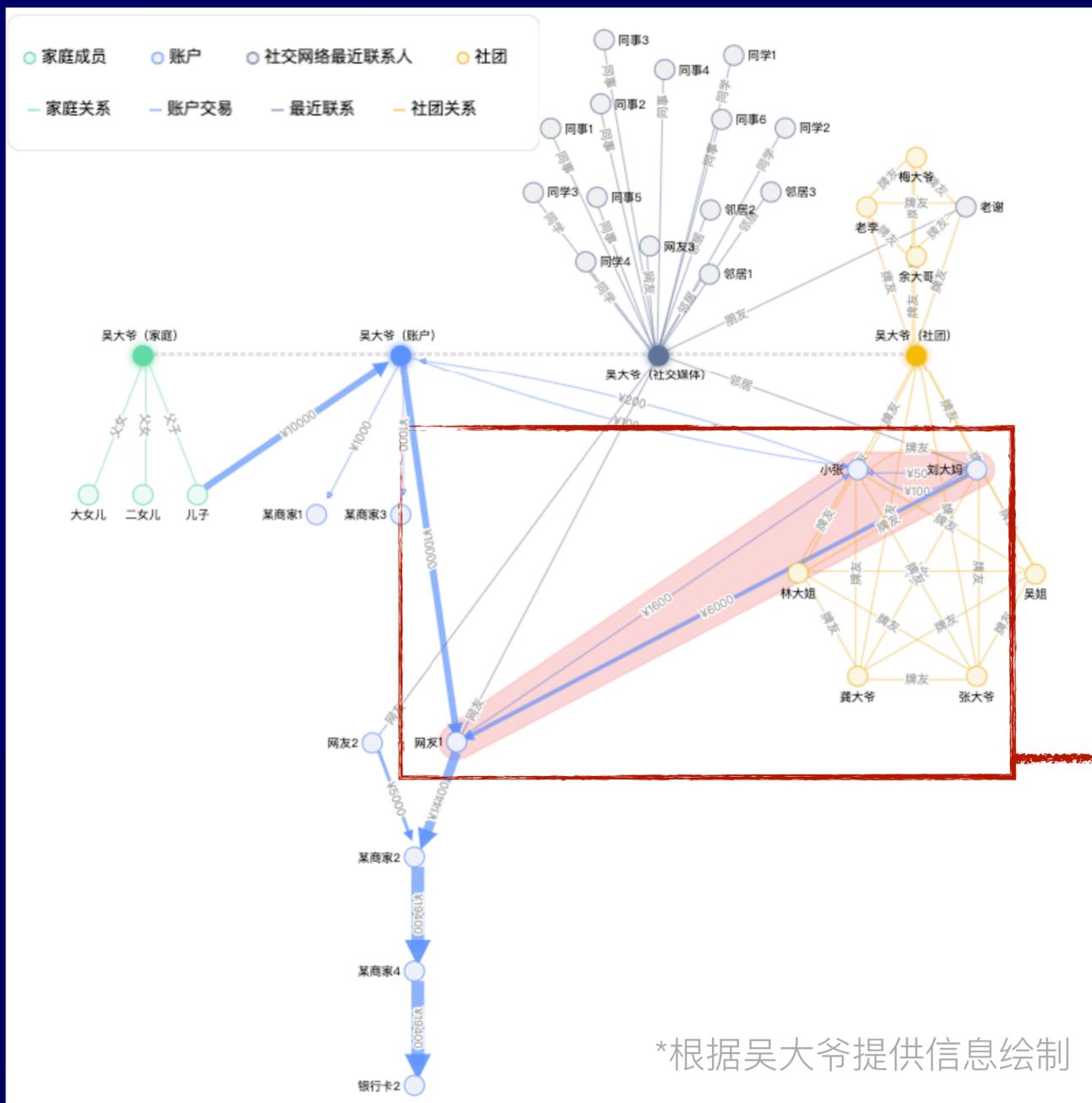
模式抽取



模式匹配

模式匹配：可视化编辑模式，前端小数据量匹配用于探索和验证

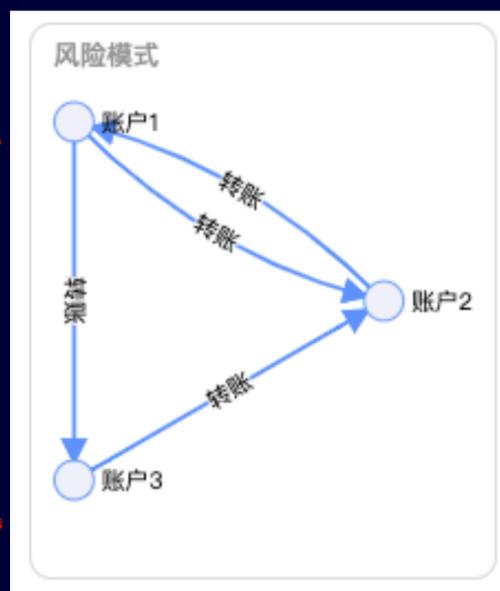
Step 3. 结构模式分析



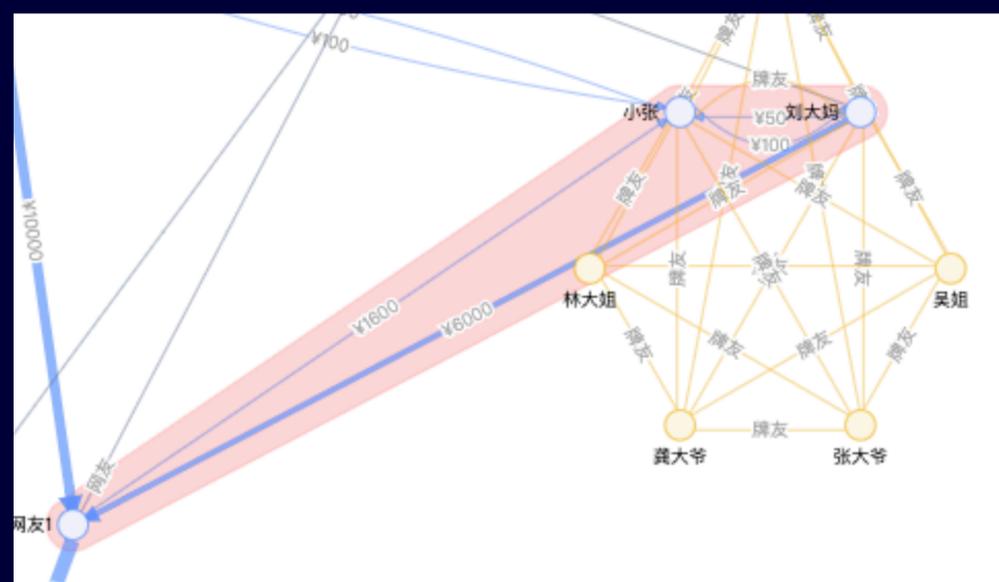
- 「吴大爷」给「小张」100元，得到200元回报
- 「吴大爷」给「网友1」10000元
- 「网友1」给「小张」报酬

这可能是骗子的惯用套路：派出一个线下人员潜入老年活动社团，引诱老年人上钩后介绍给线上诈骗团伙。

模式抽取



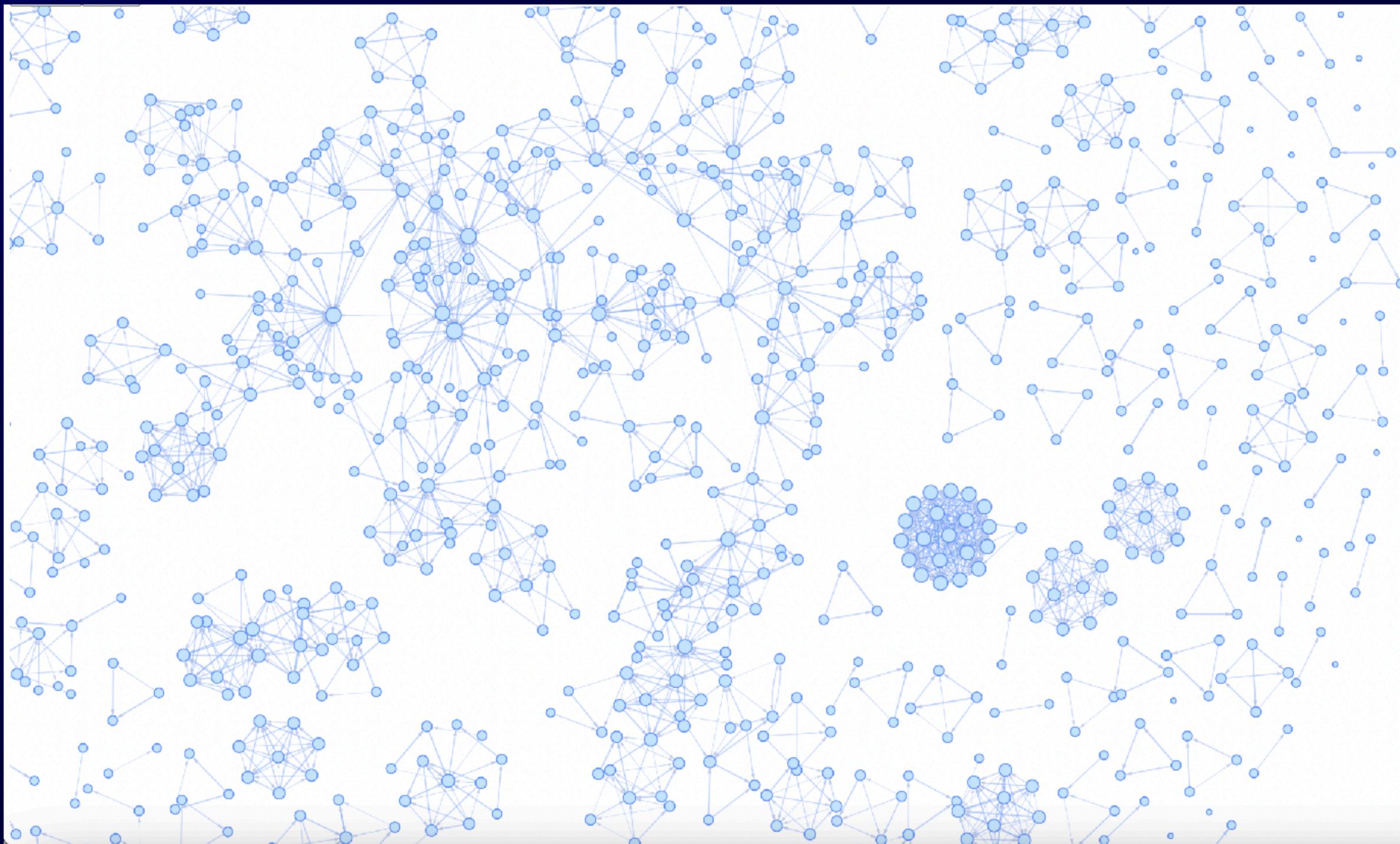
模式匹配



模式匹配：可视化编辑模式，前端小数据量匹配用于探索和验证

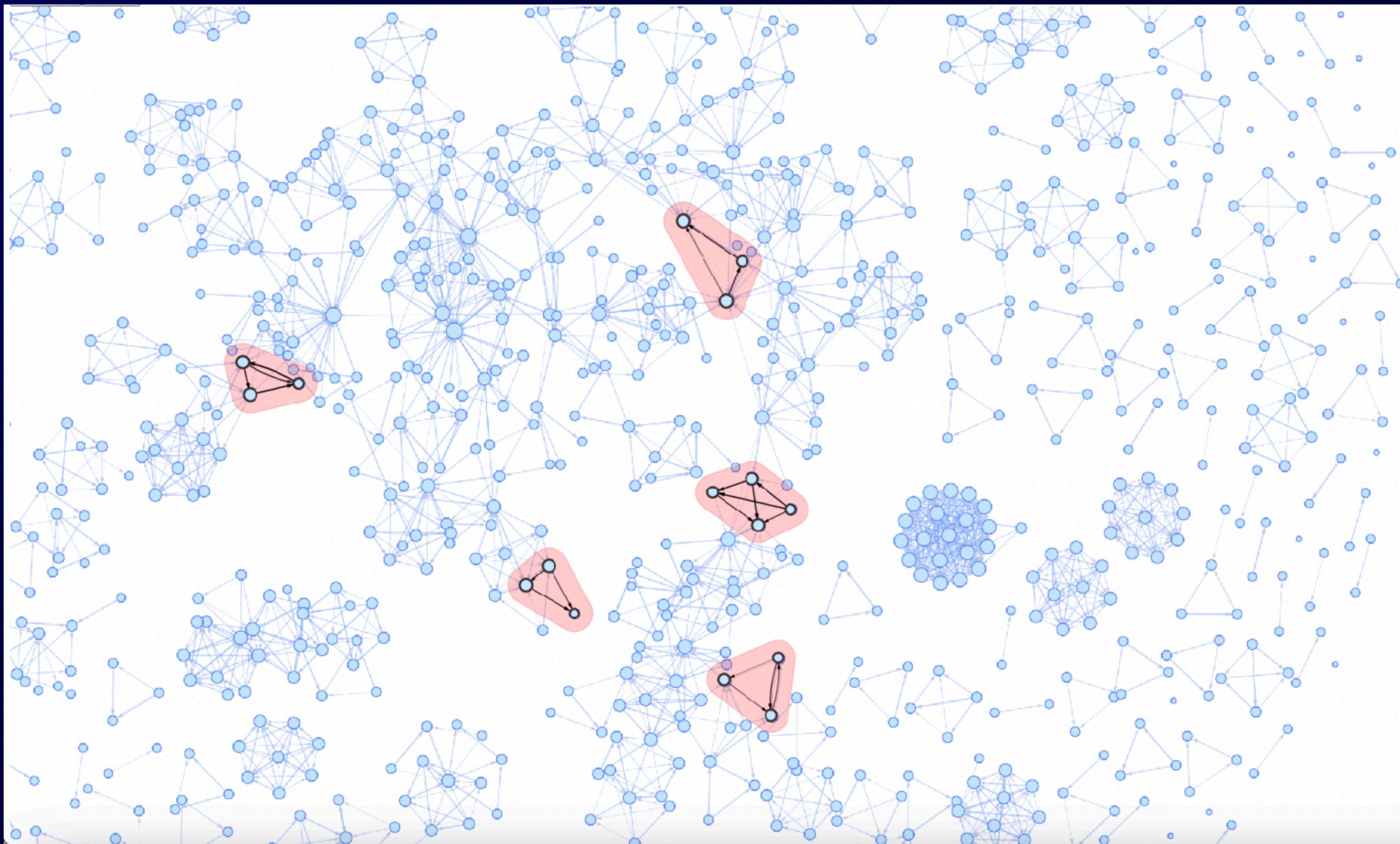
Step 3. 结构模式分析

更大数据集中使用上述模式



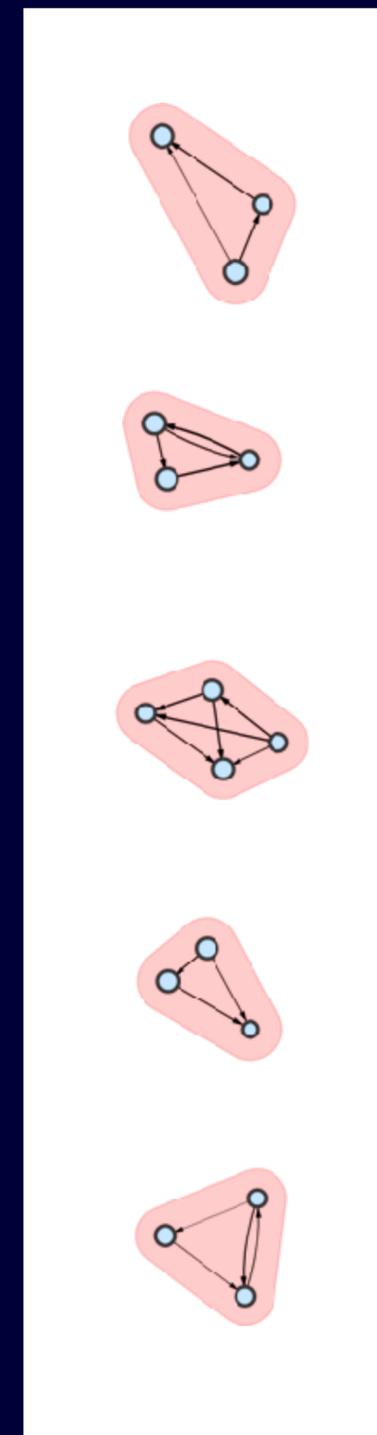
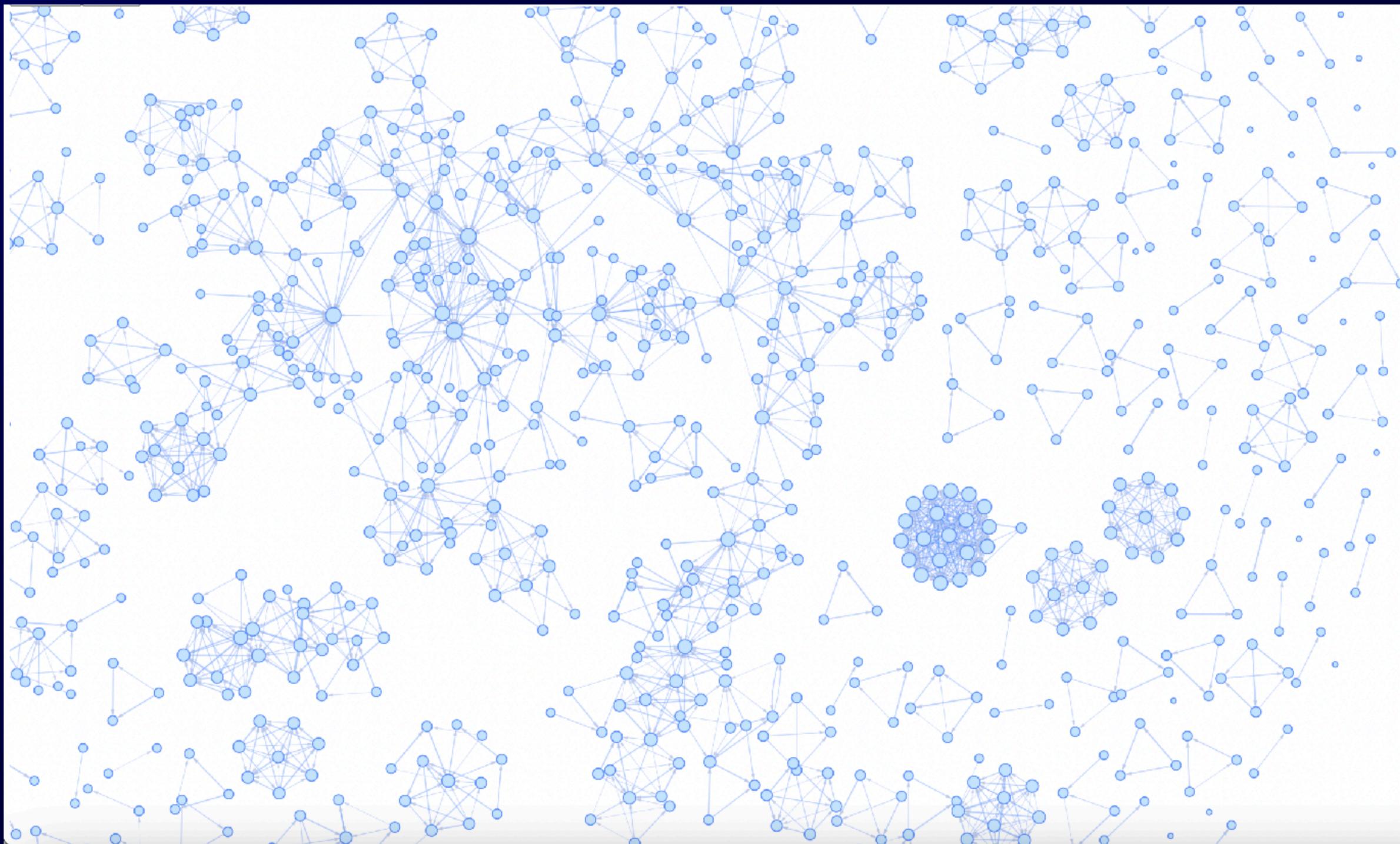
Step 3. 结构模式分析

更大数据集中使用上述模式



Step 3. 结构模式分析

更大数据集中使用上述模式

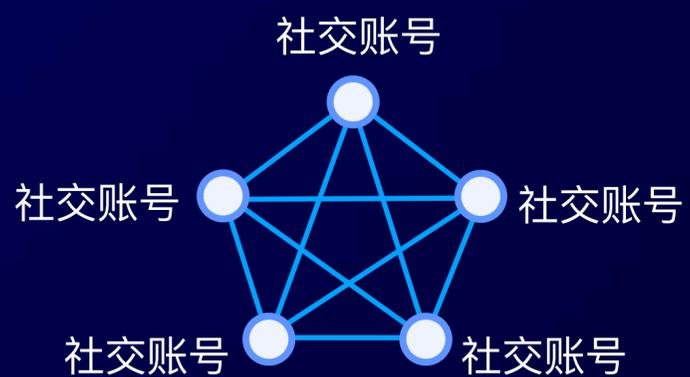


Step 3. 结构模式分析

更多结构模式例子

Step 3. 结构模式分析

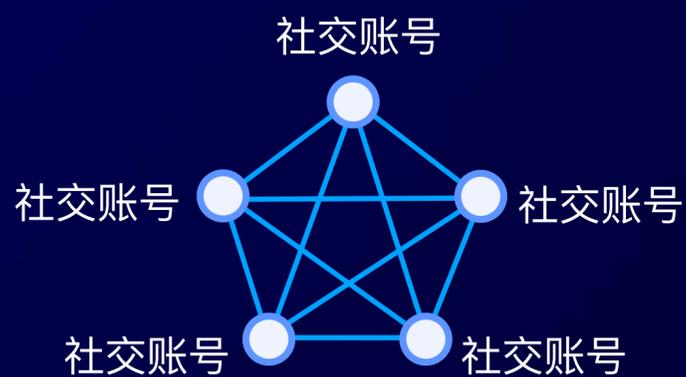
更多结构模式例子



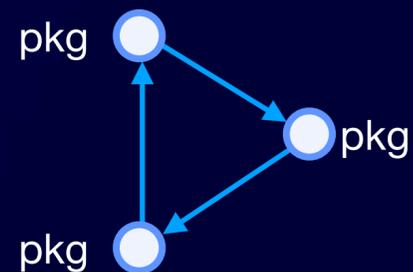
5 人社交团体

Step 3. 结构模式分析

更多结构模式例子



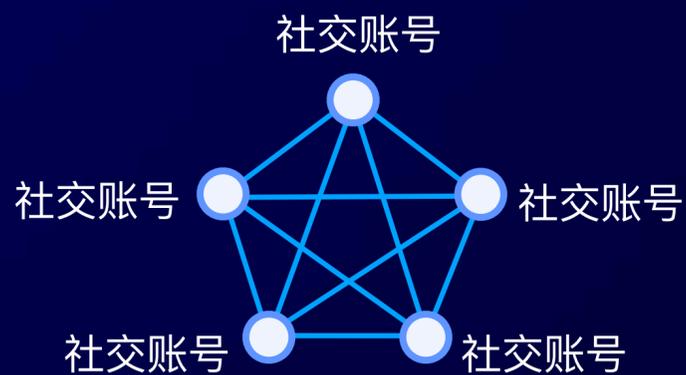
5 人社交团体



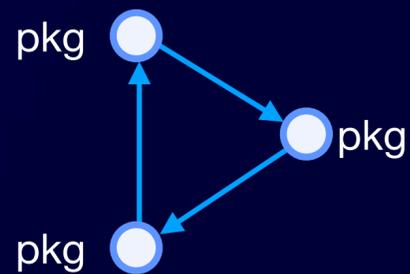
循环依赖

Step 3. 结构模式分析

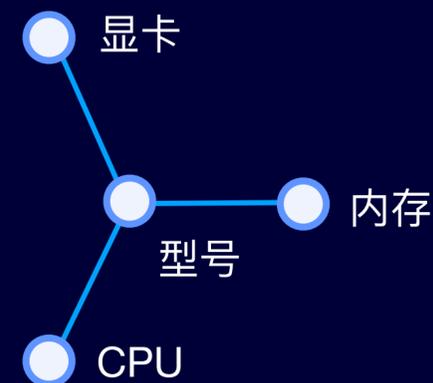
更多结构模式例子



5 人社交团体



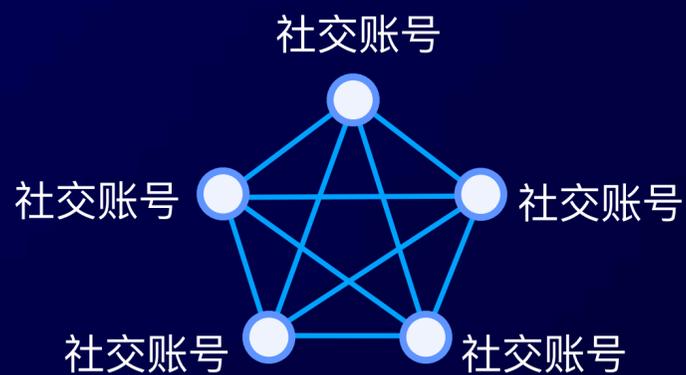
循环依赖



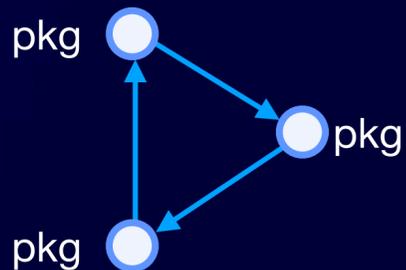
描述一个机箱型号

Step 3. 结构模式分析

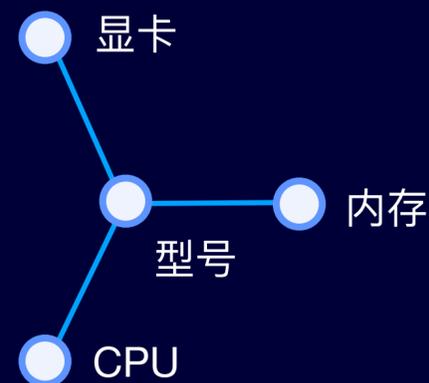
更多结构模式例子



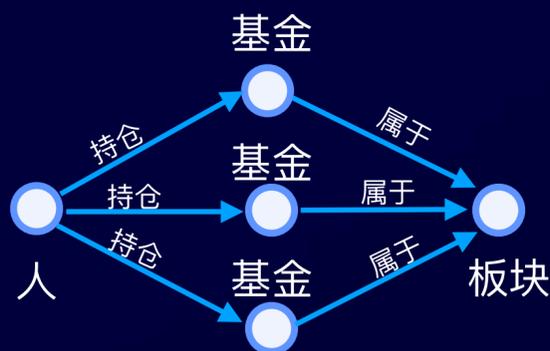
5 人社交团体



循环依赖



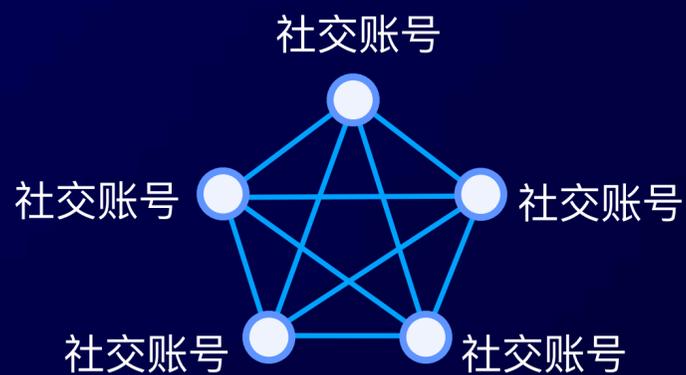
描述一个机箱型号



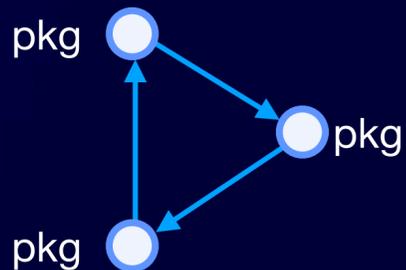
理财板块兴趣

Step 3. 结构模式分析

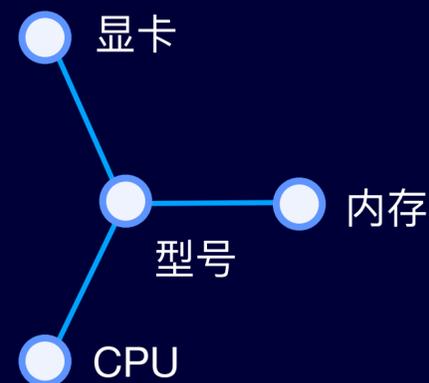
更多结构模式例子



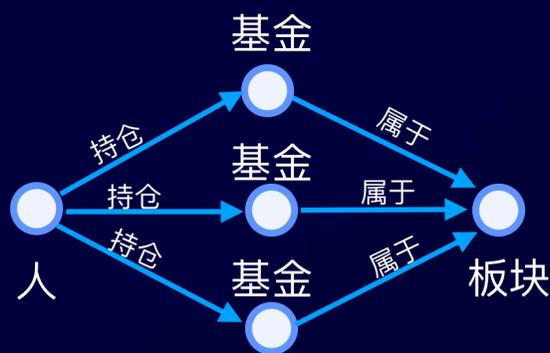
5 人社交团体



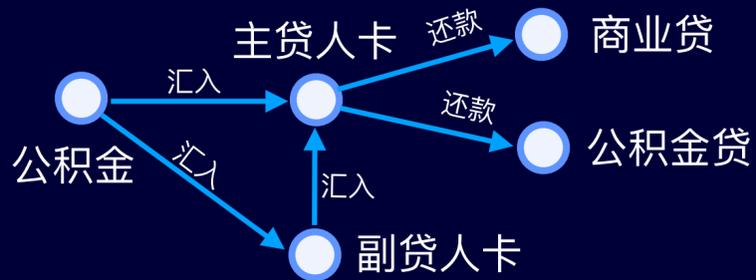
循环依赖



描述一个机箱型号



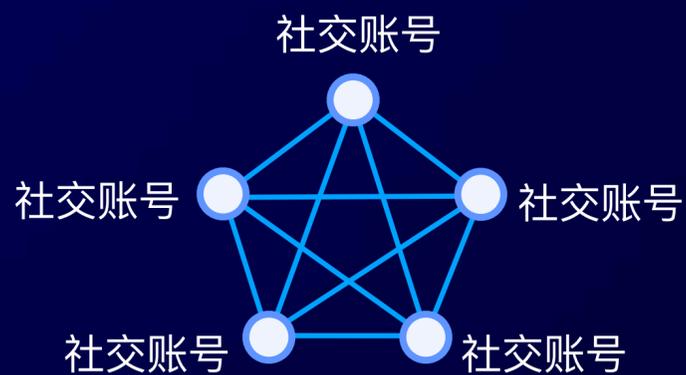
理财板块兴趣



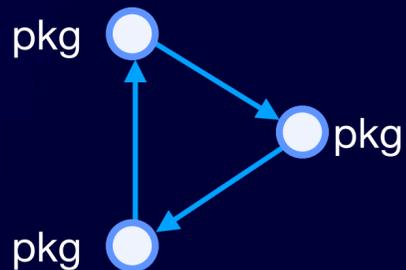
房贷还款模式

Step 3. 结构模式分析

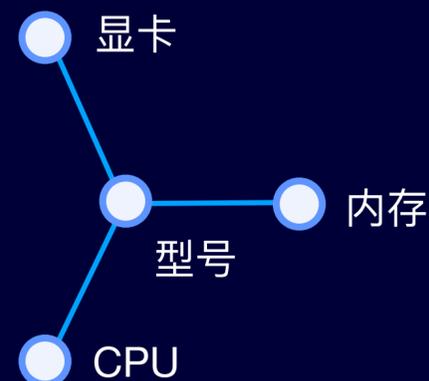
更多结构模式例子



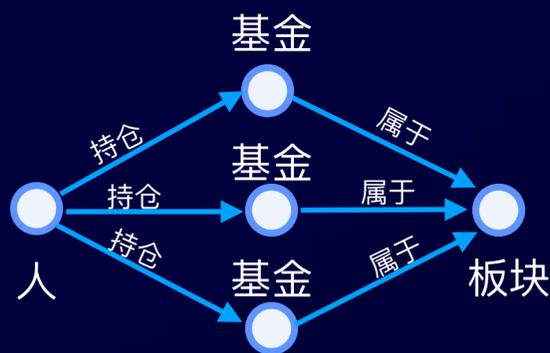
5 人社交团体



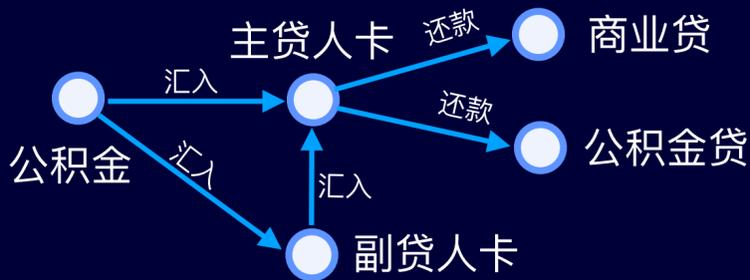
循环依赖



描述一个机箱型号



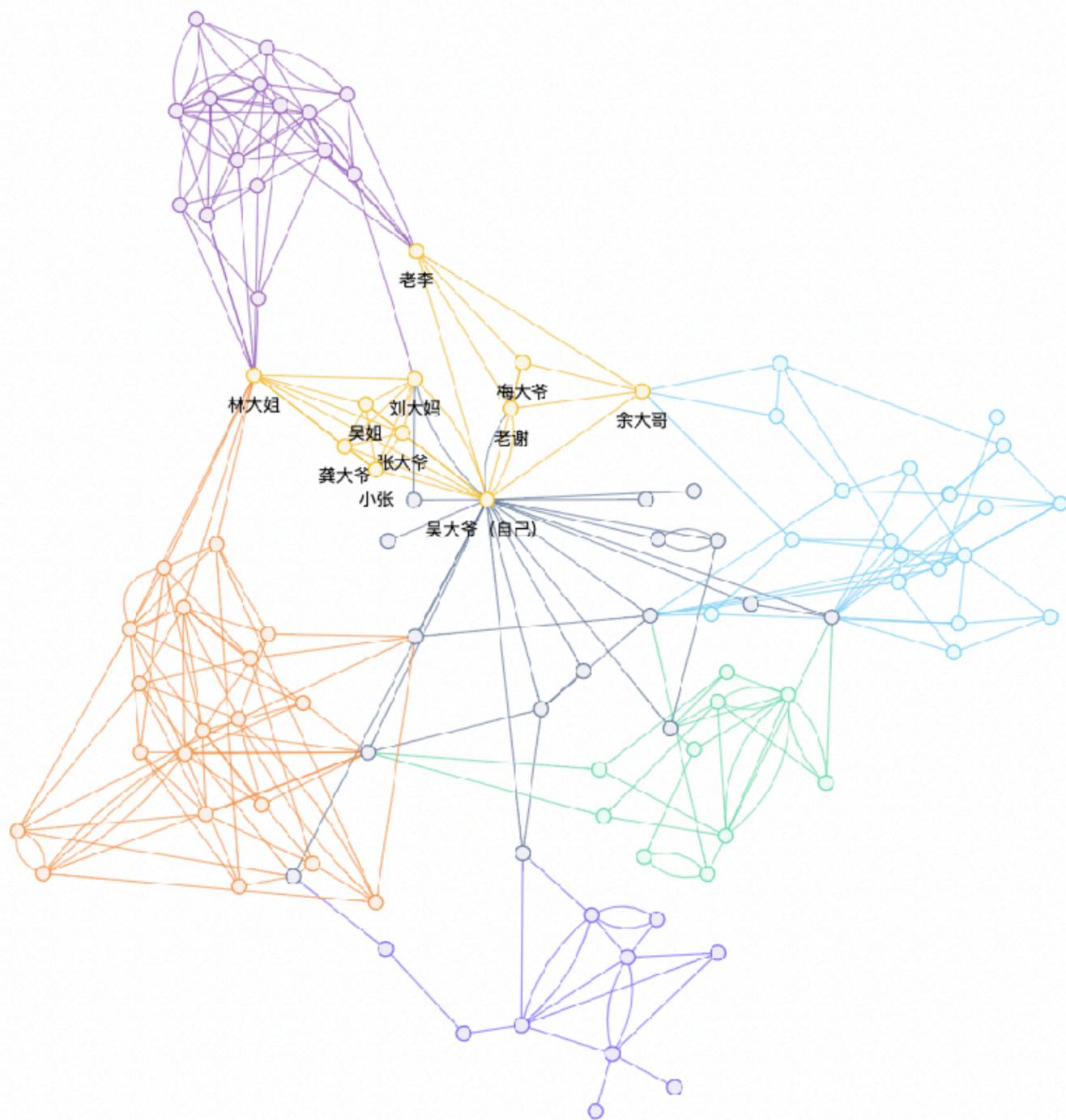
理财板块兴趣



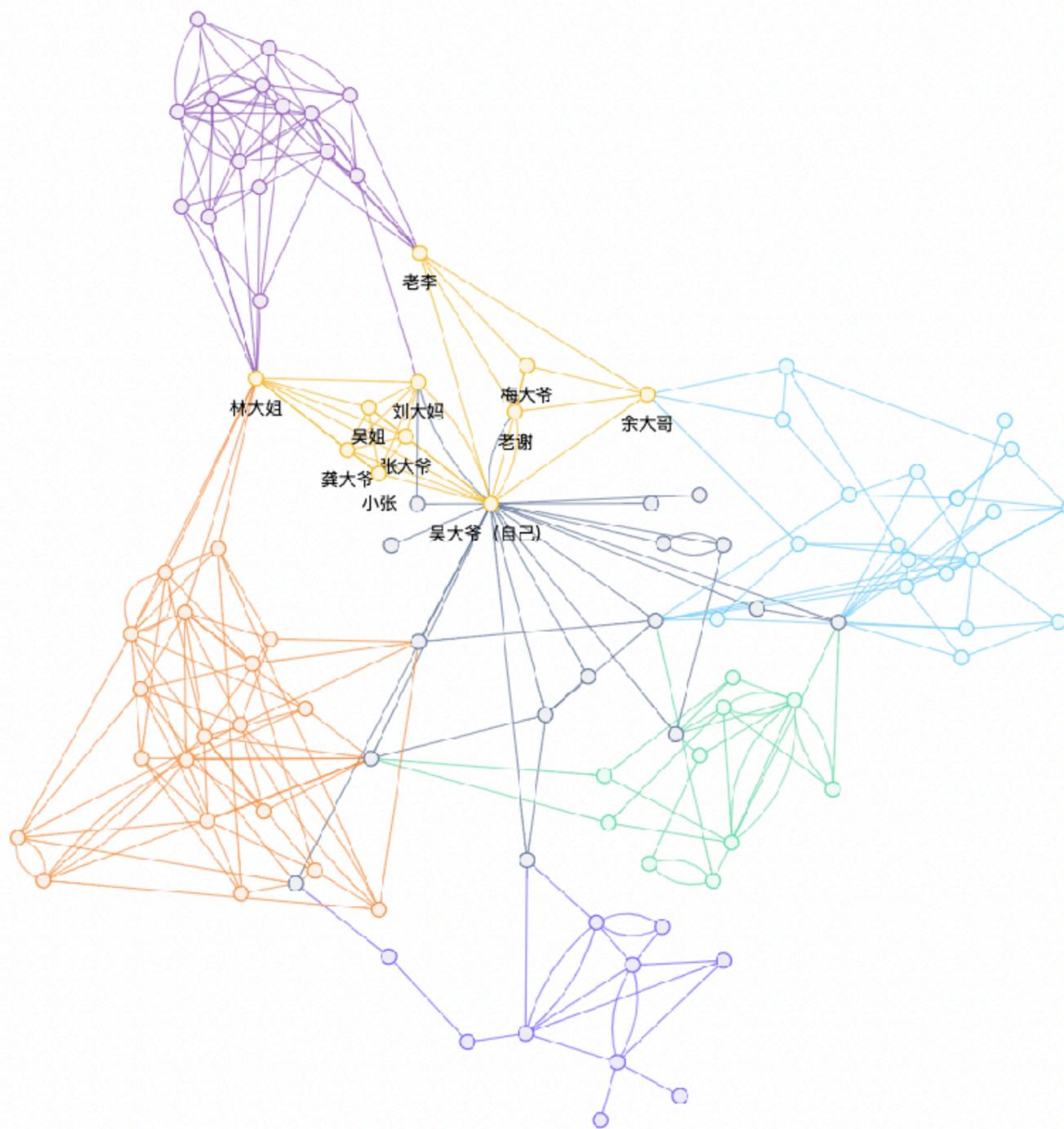
房贷还款模式

各场景需求可能产出不同典型模式
不可枚举

Step 3. 结构社团分析

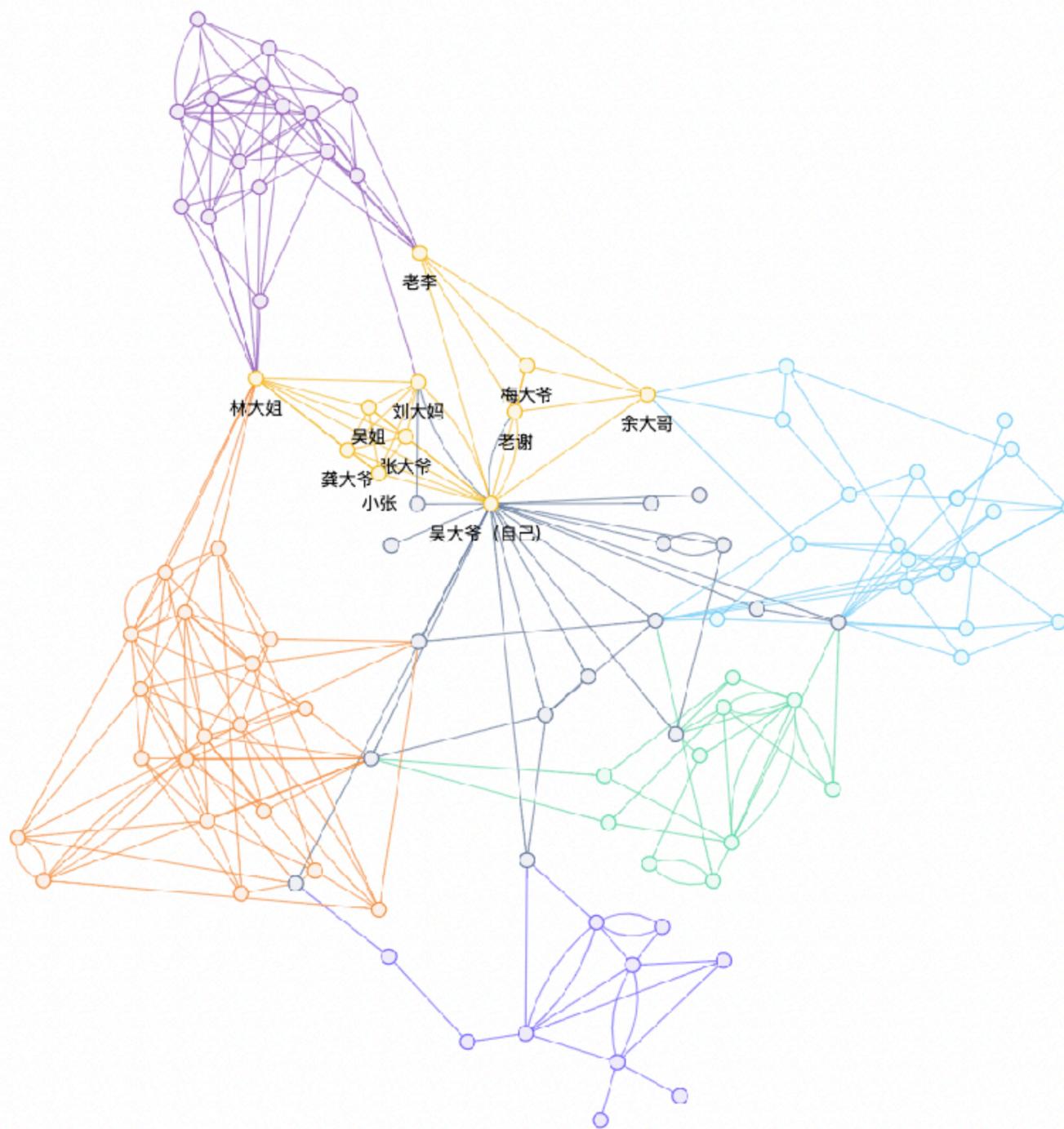


Step 3. 结构社团分析



颜色：各相关人员扩展出的社交网络
(不同渠道获取的数据)

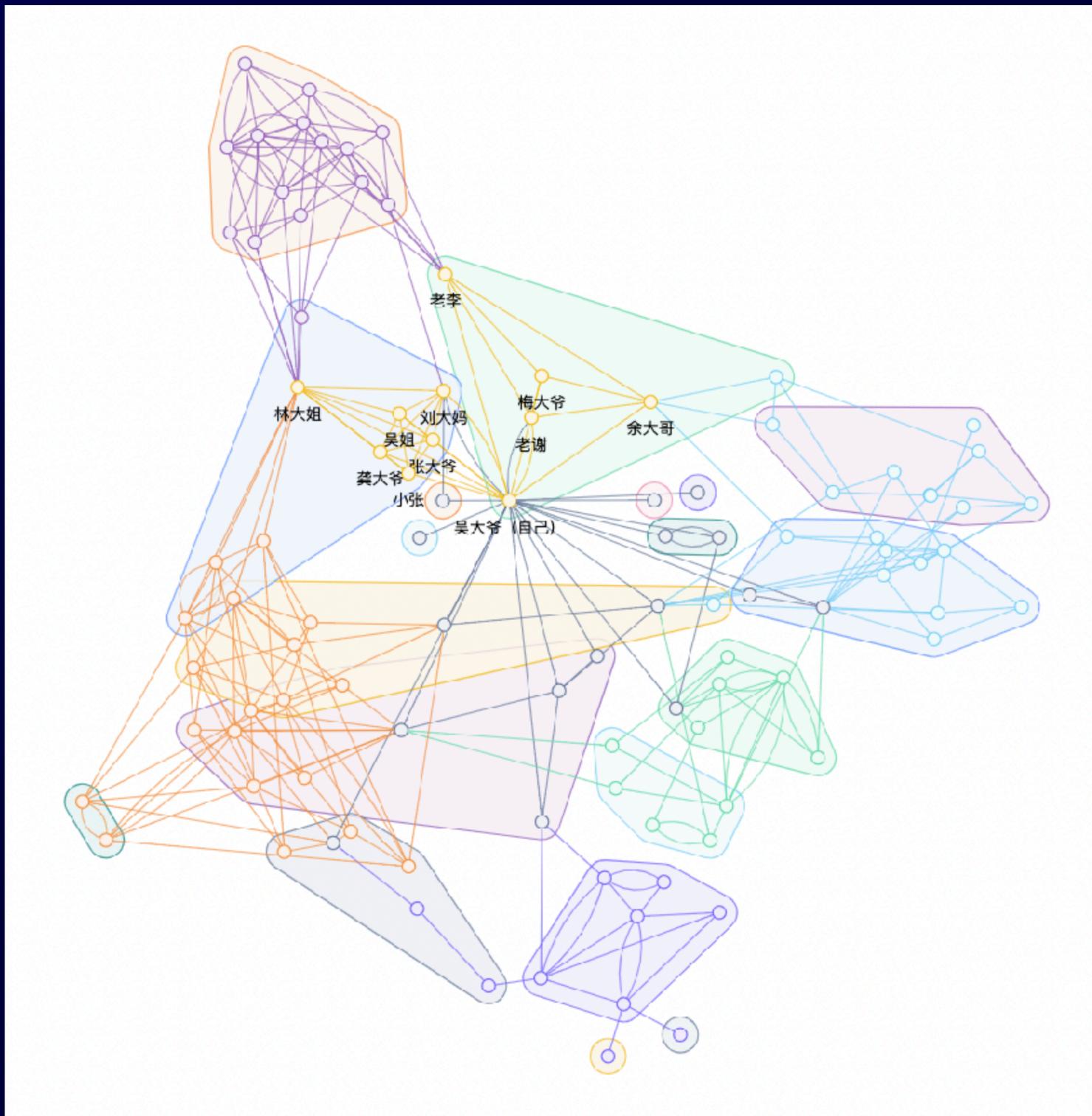
Step 3. 结构社团分析



颜色：各相关人员扩展出的社交网络
(不同渠道获取的数据)

LOUVAIN 算法自动聚类

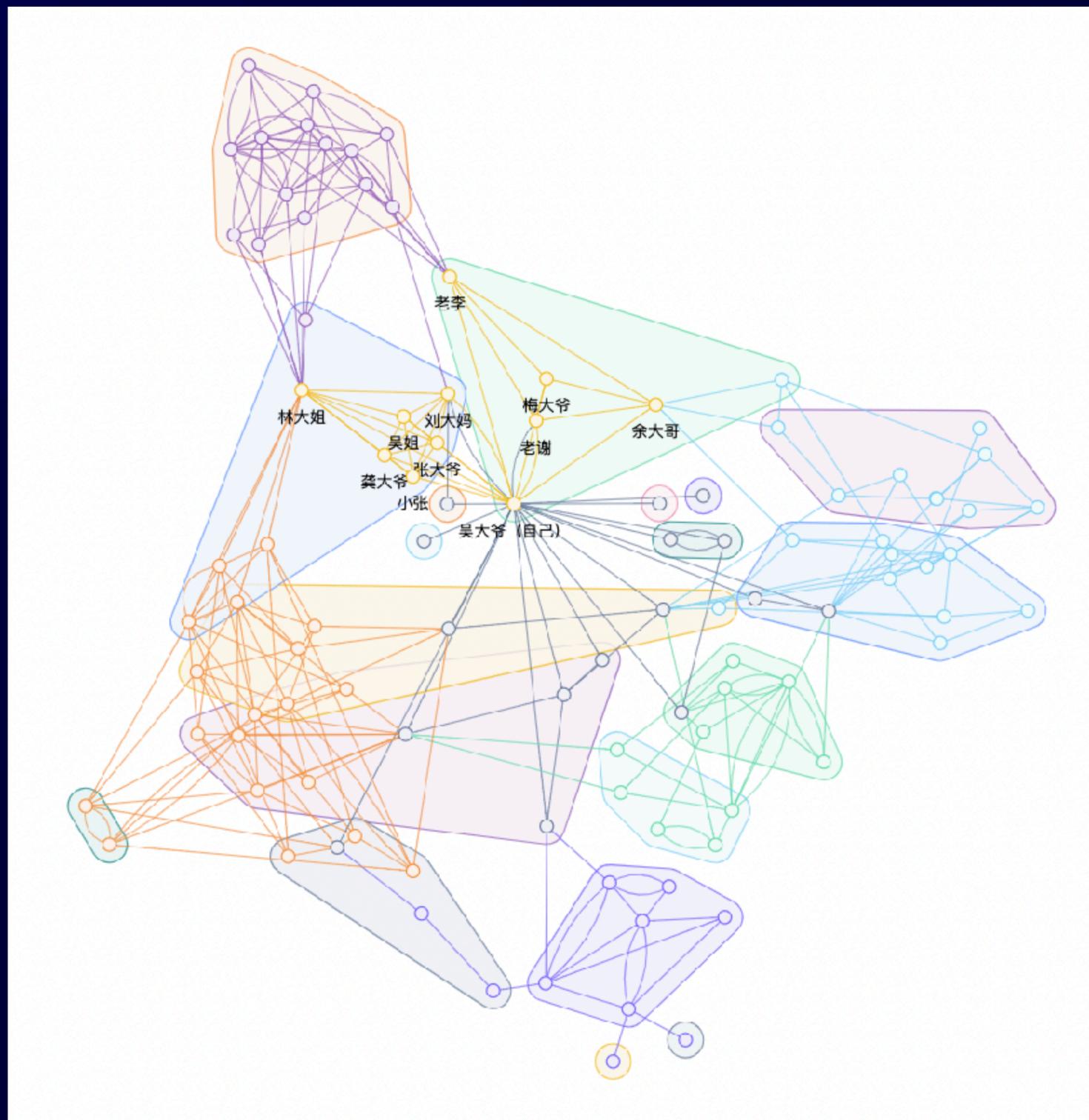
Step 3. 结构社团分析



颜色：各相关人员扩展出的社交网络
(不同渠道获取的数据)

LOUVAIN 算法自动聚类

Step 3. 结构社团分析

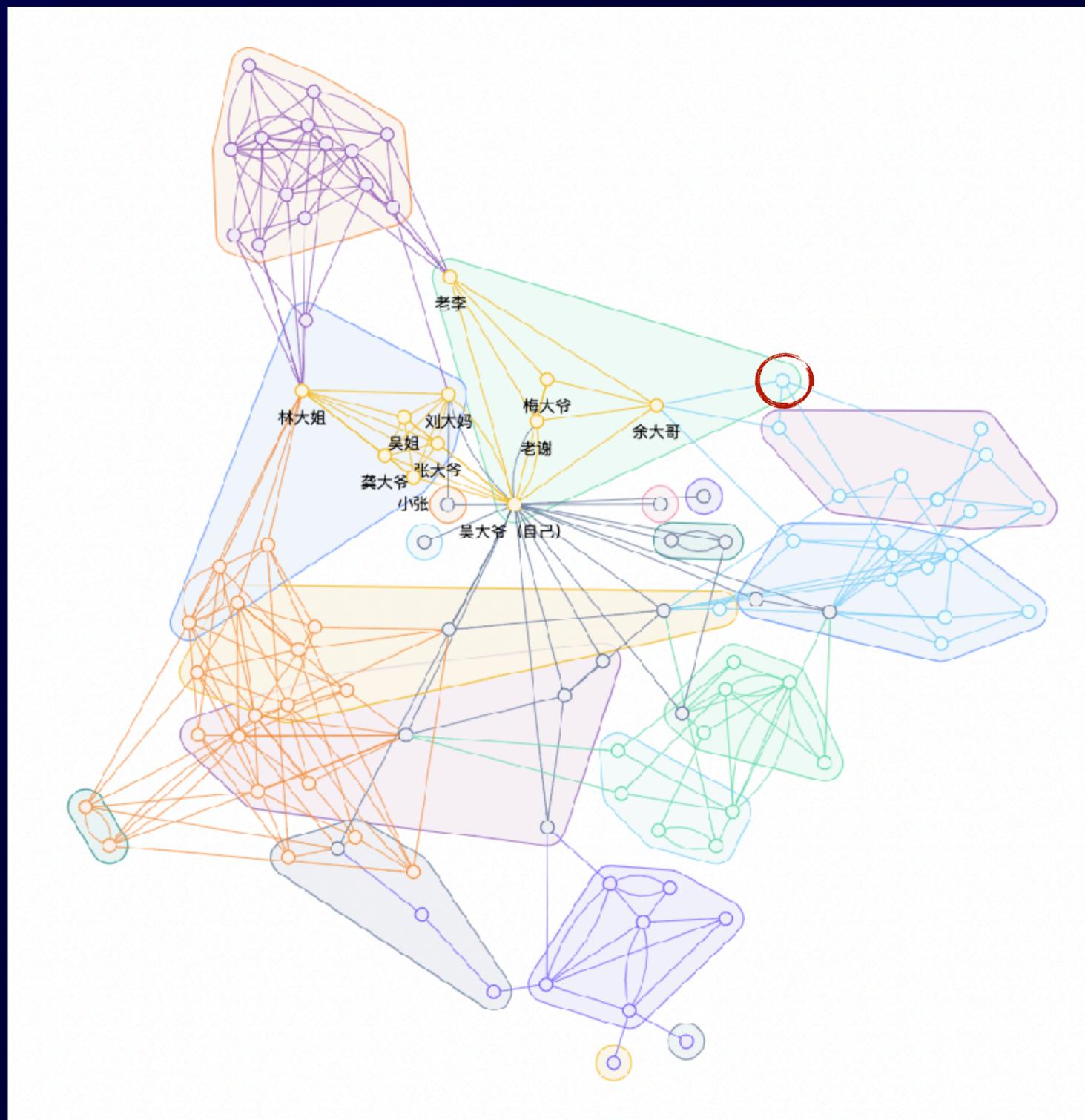


颜色：各相关人员扩展出的社交网络
(不同渠道获取的数据)

LOUVAIN 算法自动聚类

同一渠道数据可能在结构上与其他节点更相近

Step 3. 结构社团分析

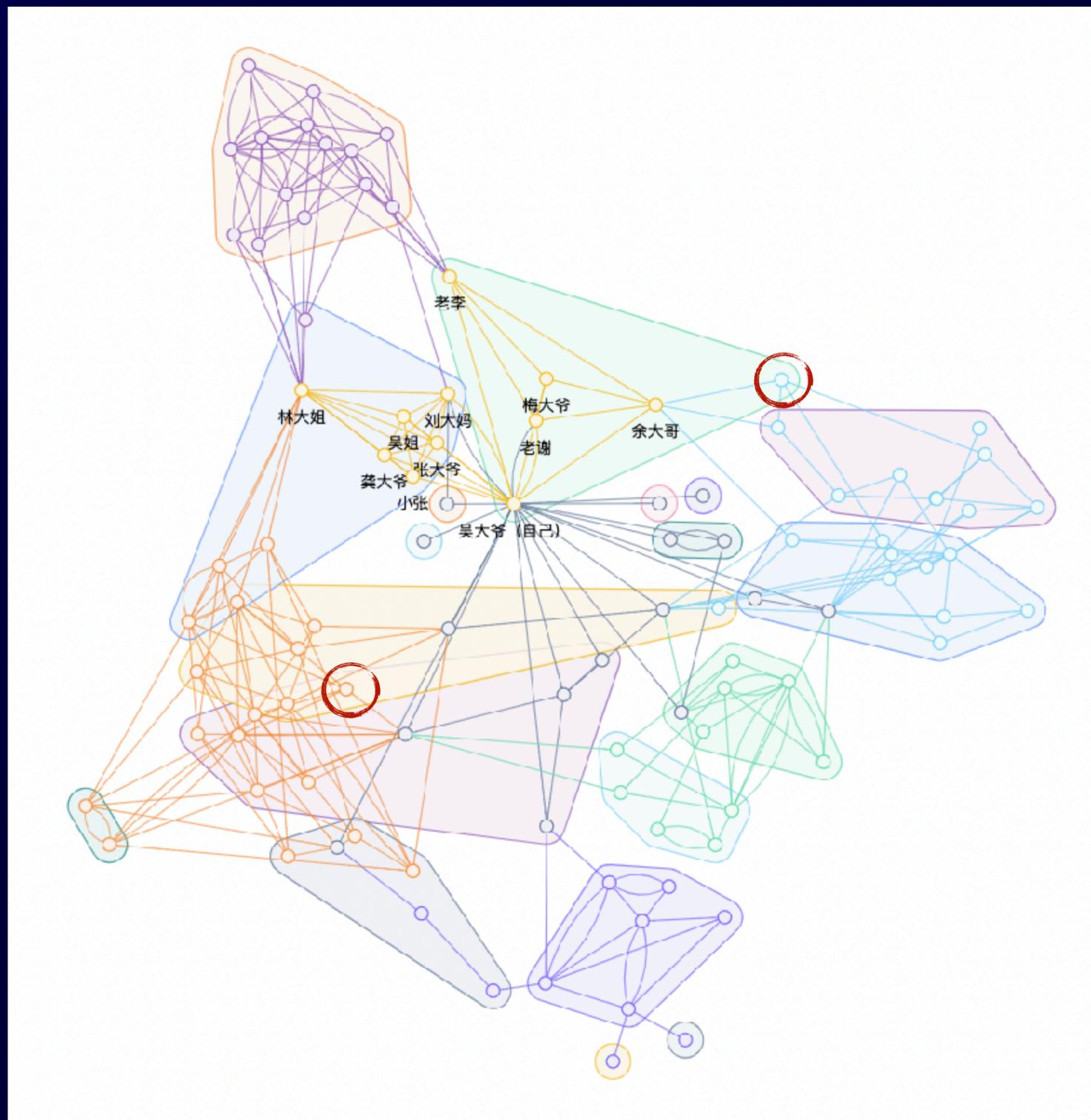


颜色：各相关人员扩展出的社交网络
(不同渠道获取的数据)

LOUVAIN 算法自动聚类

同一渠道数据可能在结构上与其他节点更相近

Step 3. 结构社团分析

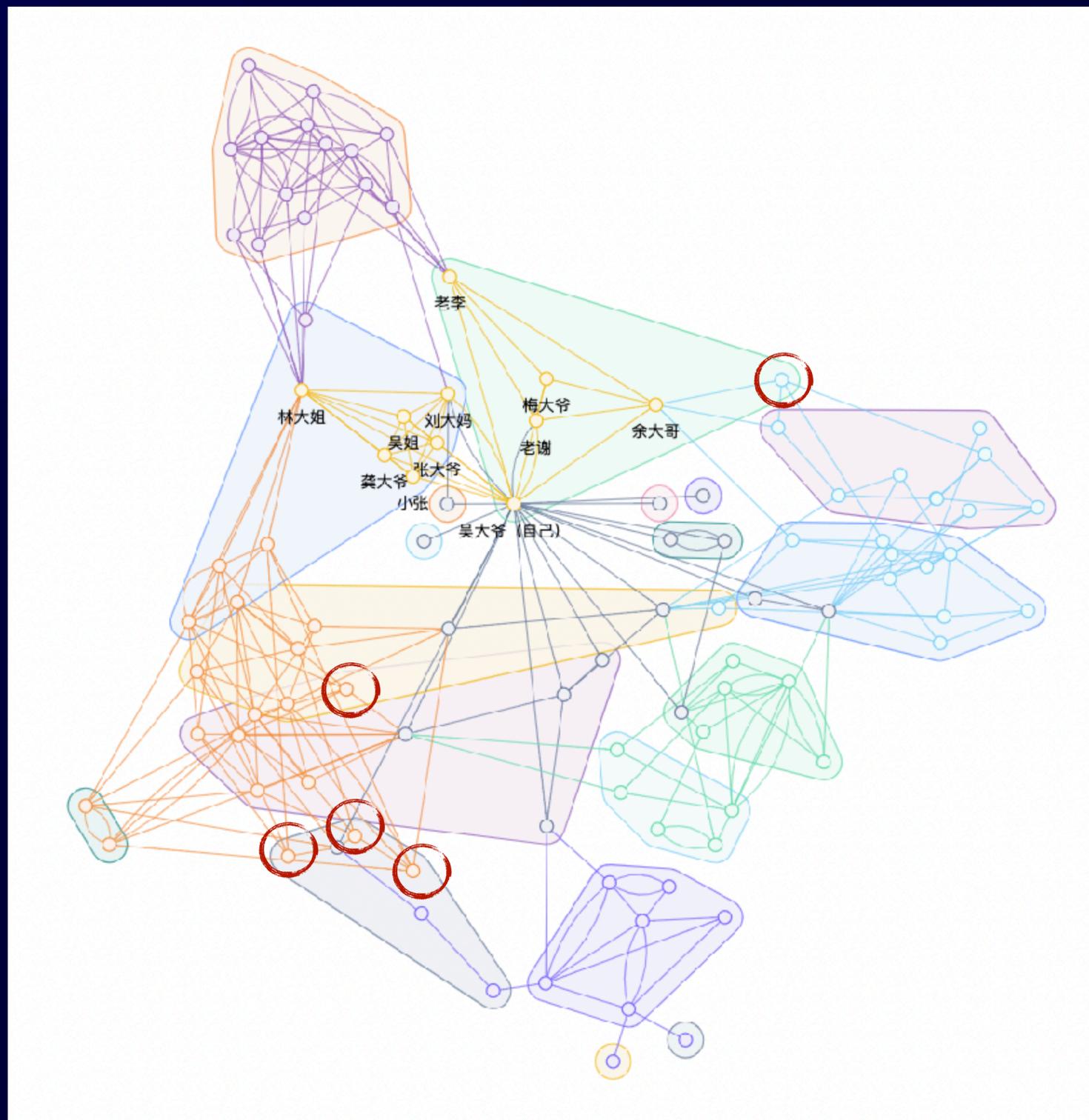


颜色：各相关人员扩展出的社交网络
(不同渠道获取的数据)

LOUVAIN 算法自动聚类

同一渠道数据可能在结构上与其他节点更相近

Step 3. 结构社团分析

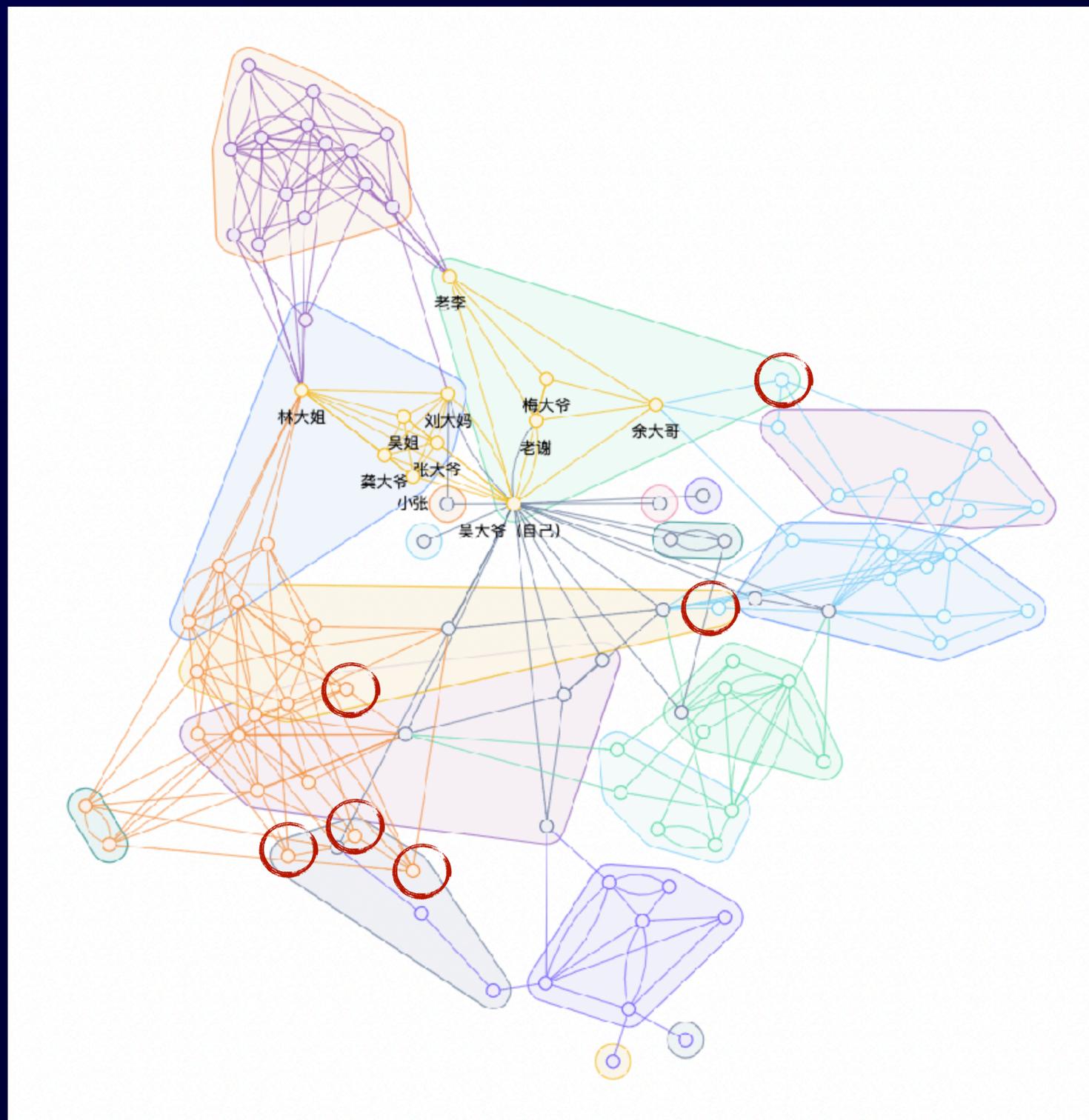


颜色：各相关人员扩展出的社交网络
(不同渠道获取的数据)

LOUVAIN 算法自动聚类

同一渠道数据可能在结构上与其他节点更相近

Step 3. 结构社团分析

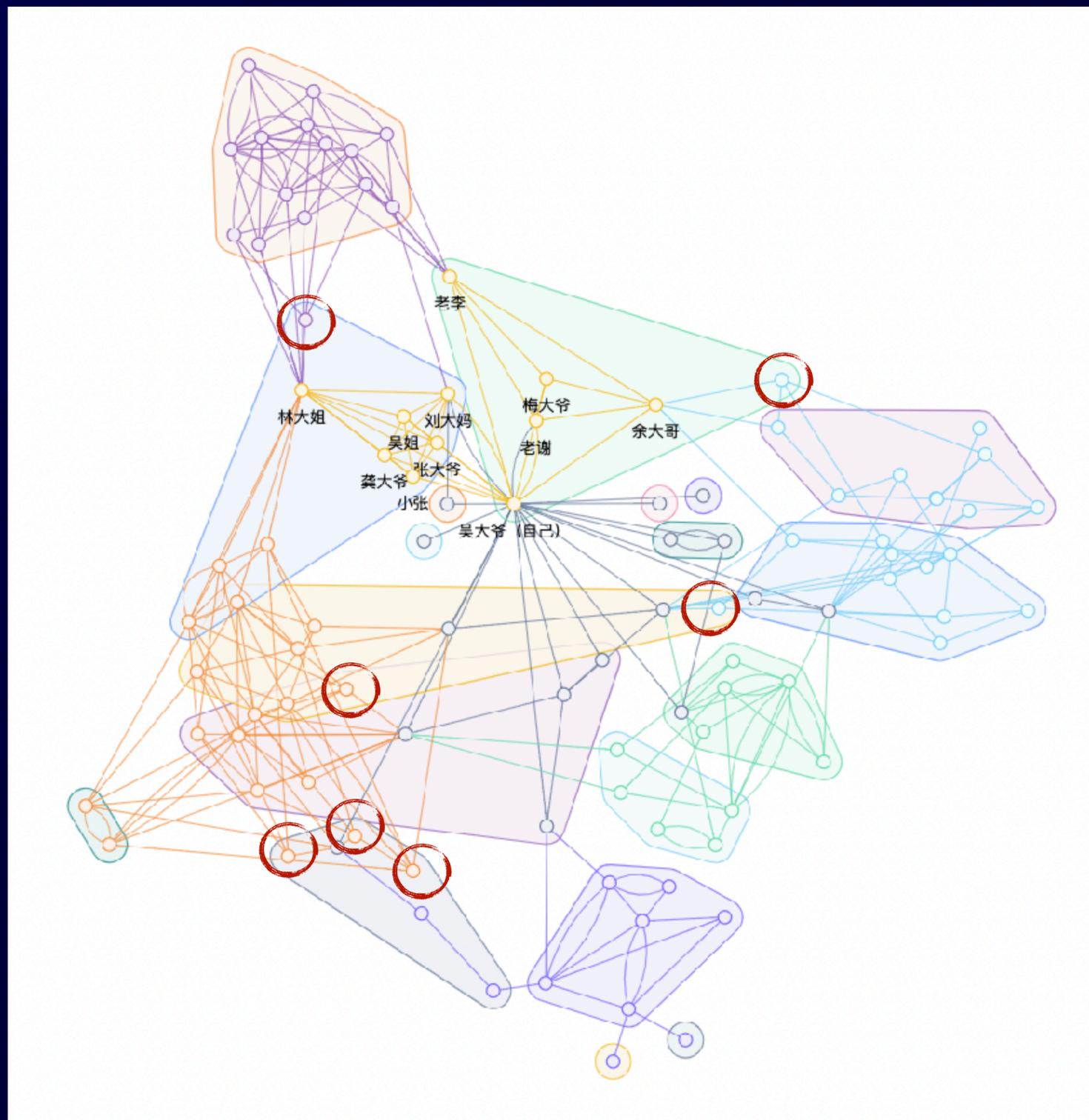


颜色：各相关人员扩展出的社交网络
(不同渠道获取的数据)

LOUVAIN 算法自动聚类

同一渠道数据可能在结构上与其他节点更相近

Step 3. 结构社团分析



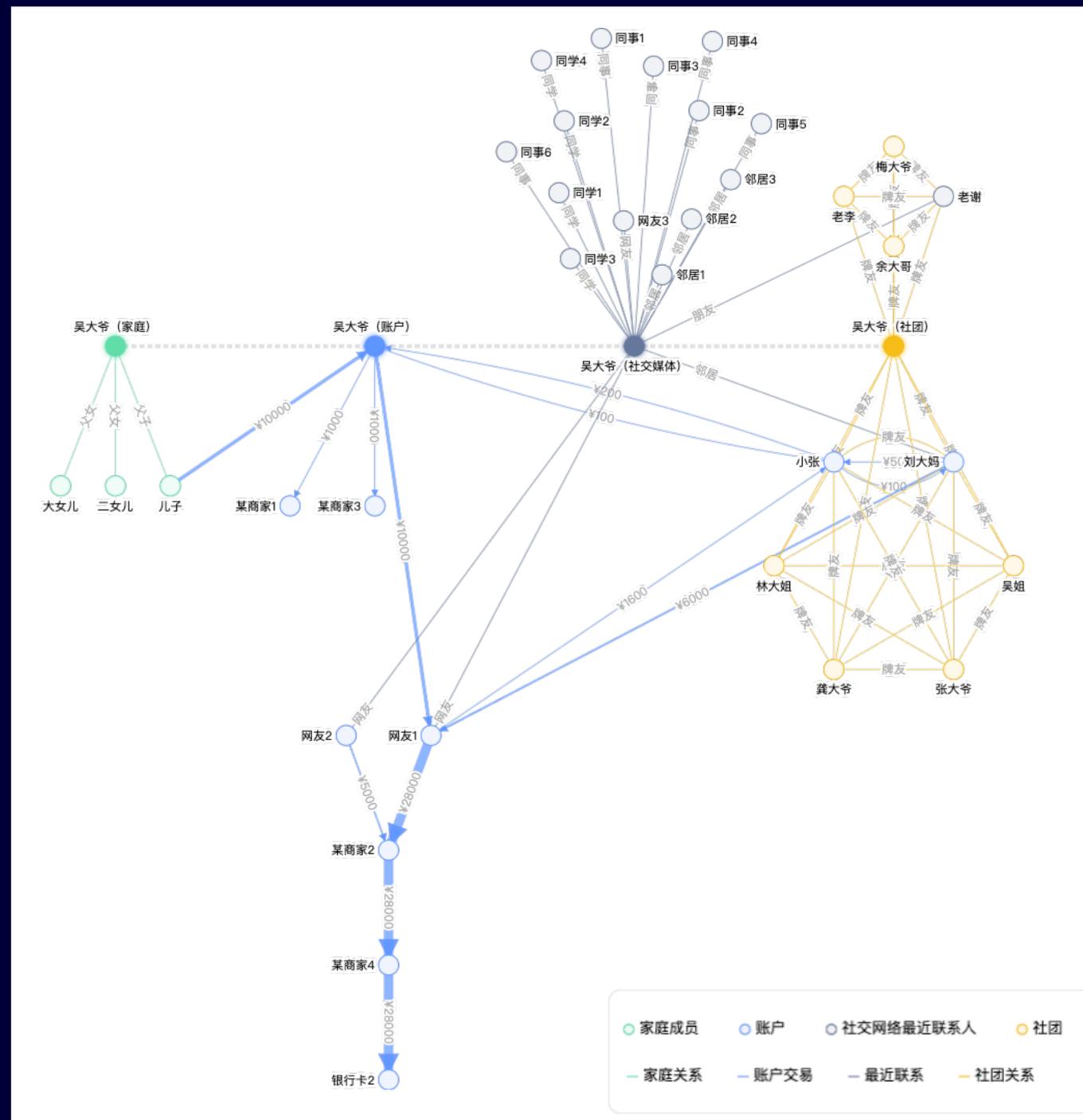
颜色：各相关人员扩展出的社交网络
(不同渠道获取的数据)

LOUVAIN 算法自动聚类

同一渠道数据可能在结构上与其他节点更相近

故事结论与沉淀

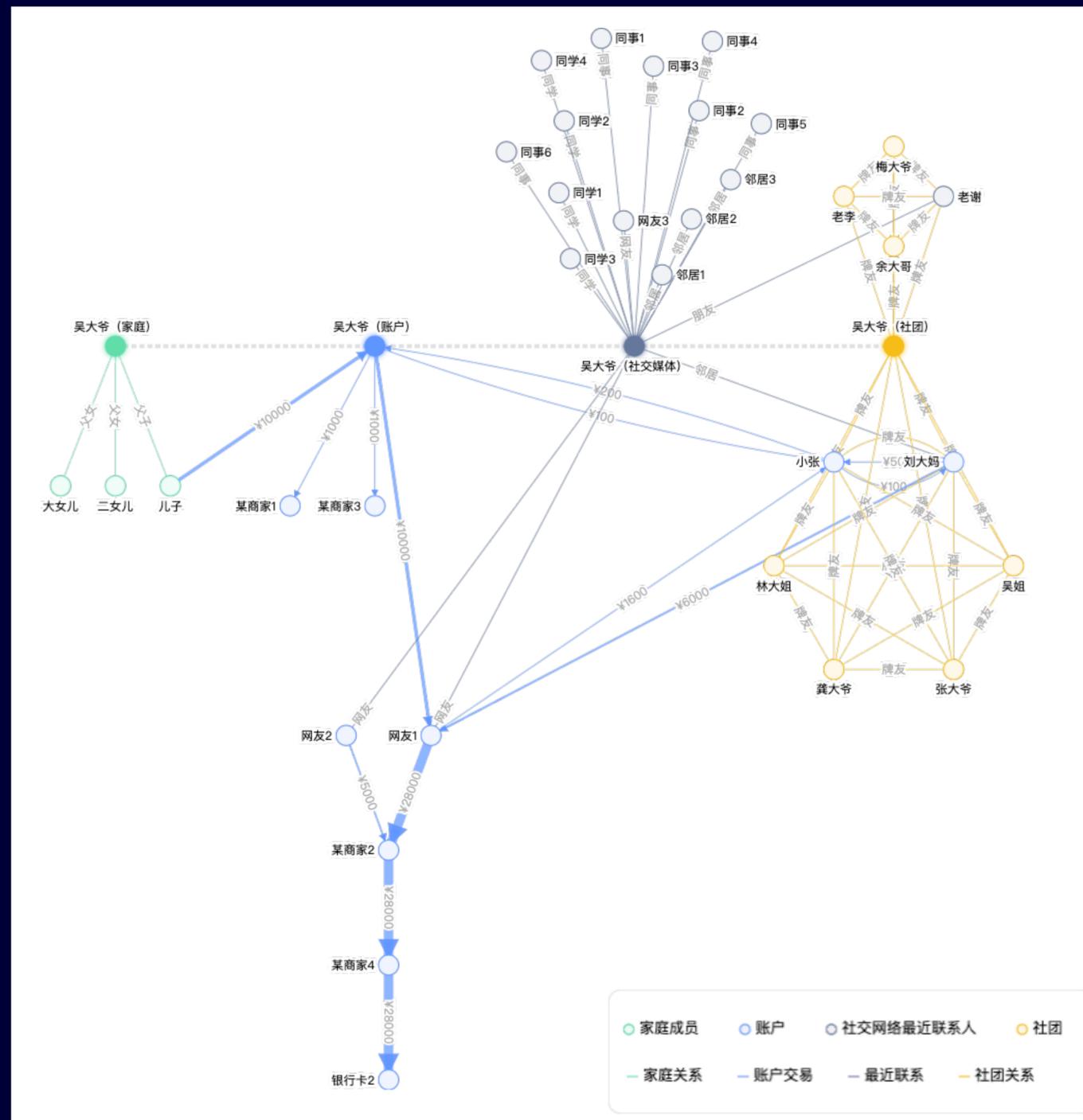
故事结论与沉淀



故事结论与沉淀

得出结论

- 吴大爷和小张的共同邻居可能正在受骗
- 有许多类似的高危人群
- 刘大妈有相同的模式，可能也已经受骗
- 保护潜在受害人、及时止血、精准教育



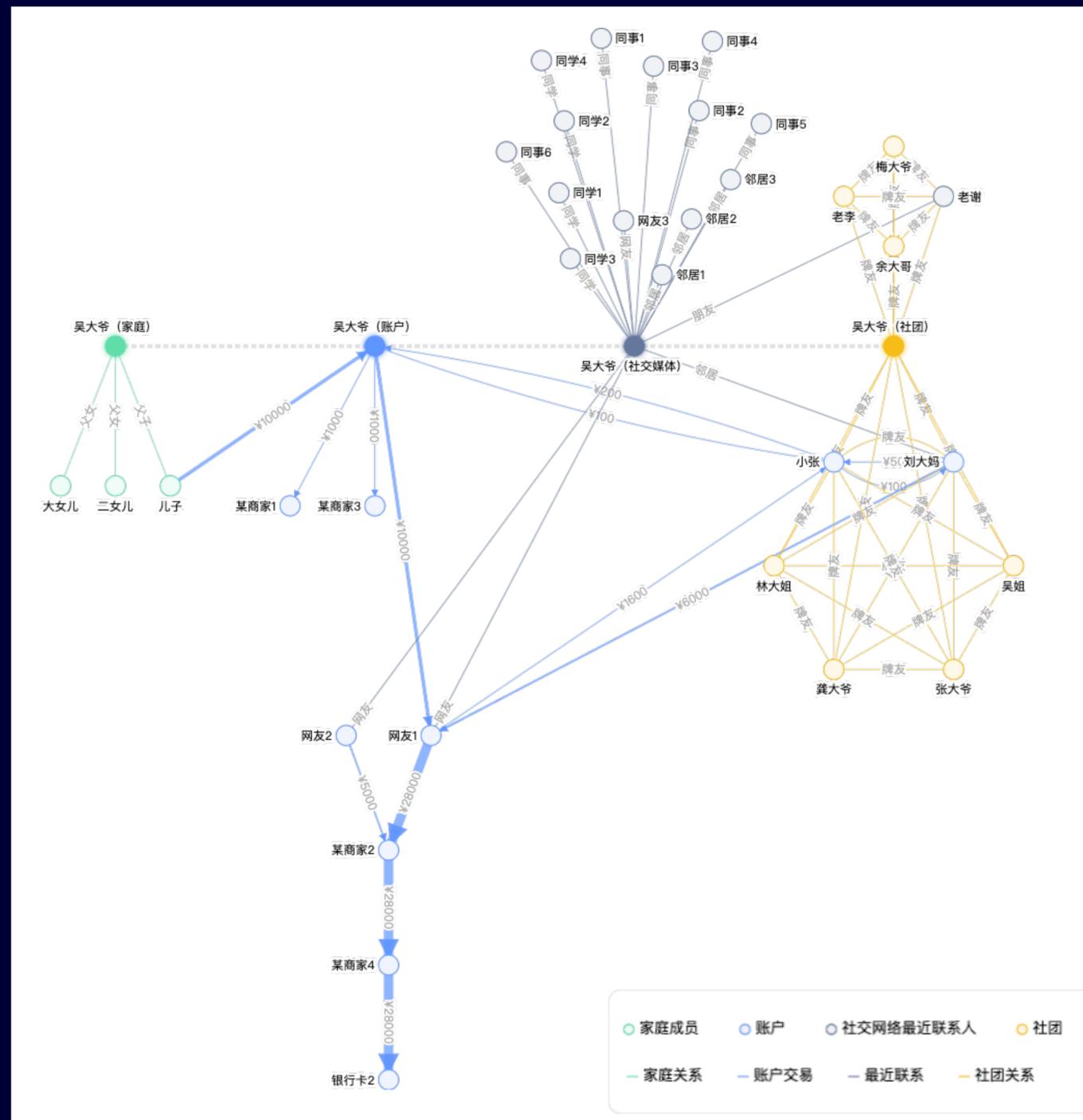
故事结论与沉淀

得出结论

- 吴大爷和小张的共同邻居可能正在受骗
- 有许多类似的高危人群
- 刘大妈有相同的模式，可能也已经受骗
- 保护潜在受害人、及时止血、精准教育

沉淀图探索方法与复用

- 继续结合更多周边数据
- 复用图分析手段和典型模式发现、预测、保护更多潜在受骗人



故事结论与沉淀

得出结论

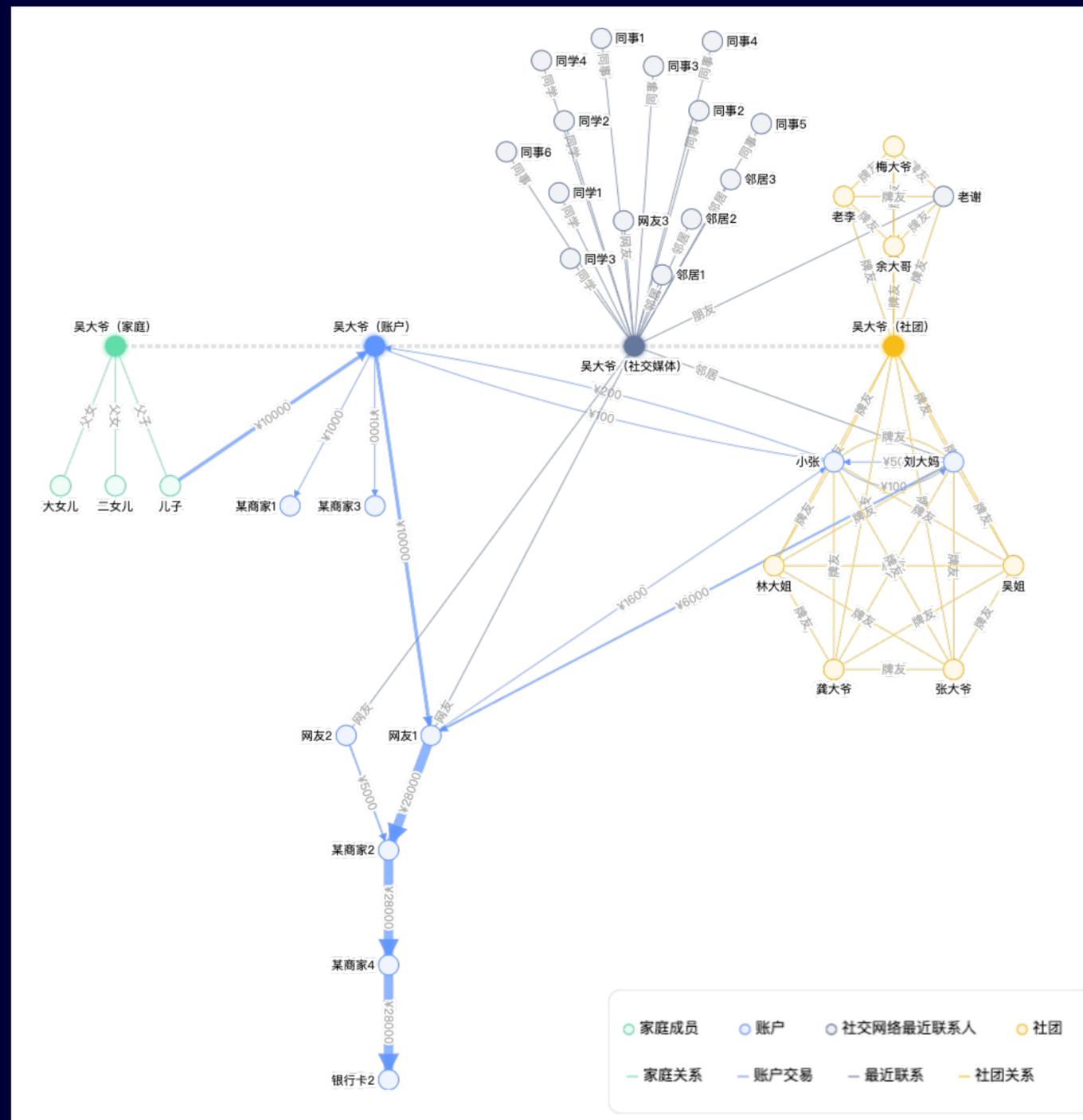
- 吴大爷和小张的共同邻居可能正在受骗
- 有许多类似的高危人群
- 刘大妈有相同的模式，可能也已经受骗
- 保护潜在受害人、及时止血、精准教育

沉淀图探索方法与复用

- 继续结合更多周边数据
- 复用图分析手段和典型模式发现、预测、保护更多潜在受骗人

分析过程如何沉淀和复用？

配置流程、配置算法、适配场景……



故事结论与沉淀

得出结论

- 吴大爷和小张的共同邻居可能正在受骗
- 有许多类似的高危人群
- 刘大妈有相同的模式，可能也已经受骗
- 保护潜在受害人、及时止血、精准教育

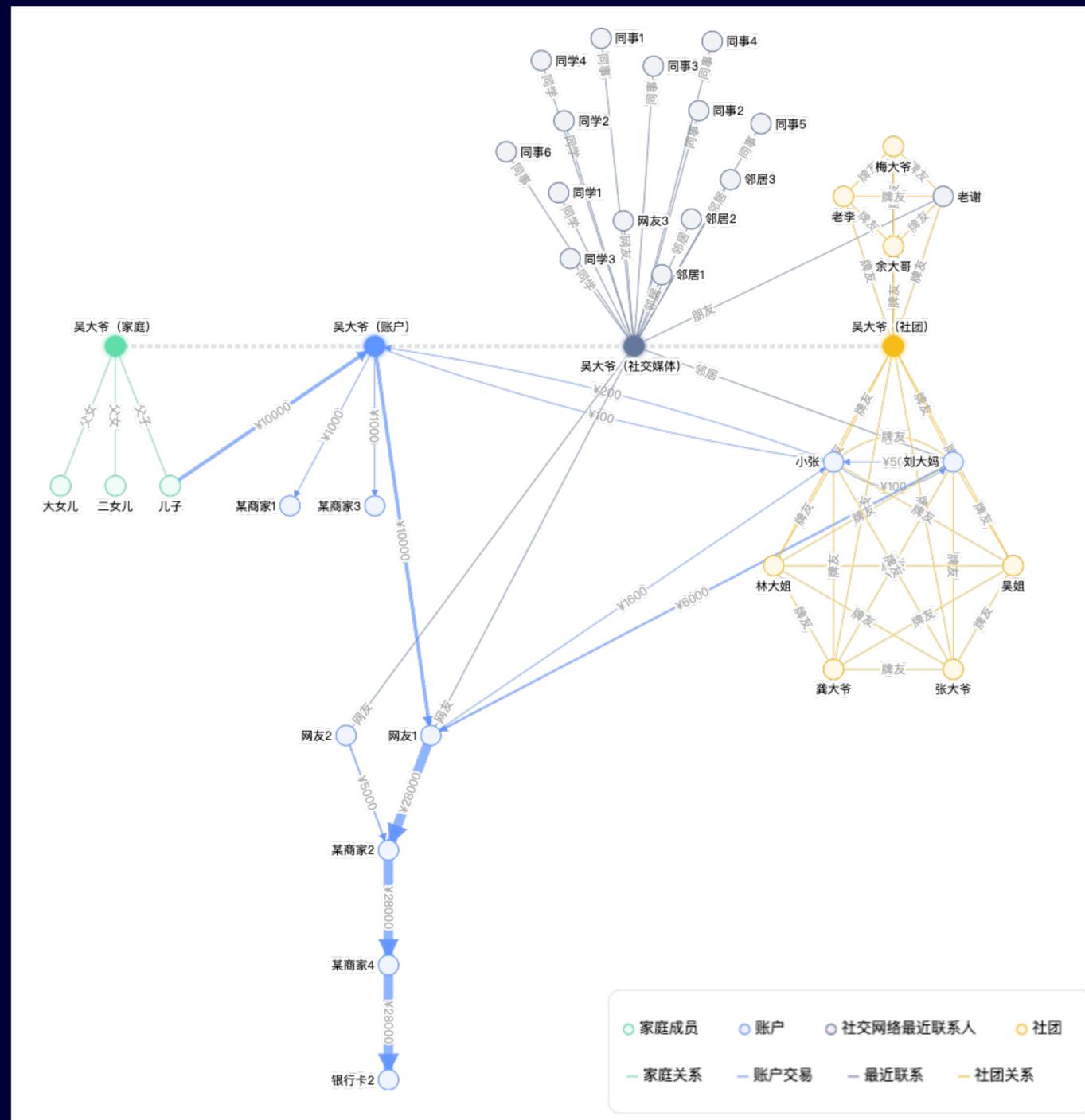
沉淀图探索方法与复用

- 继续结合更多周边数据
- 复用图分析手段和典型模式发现、预测、保护更多潜在受骗人

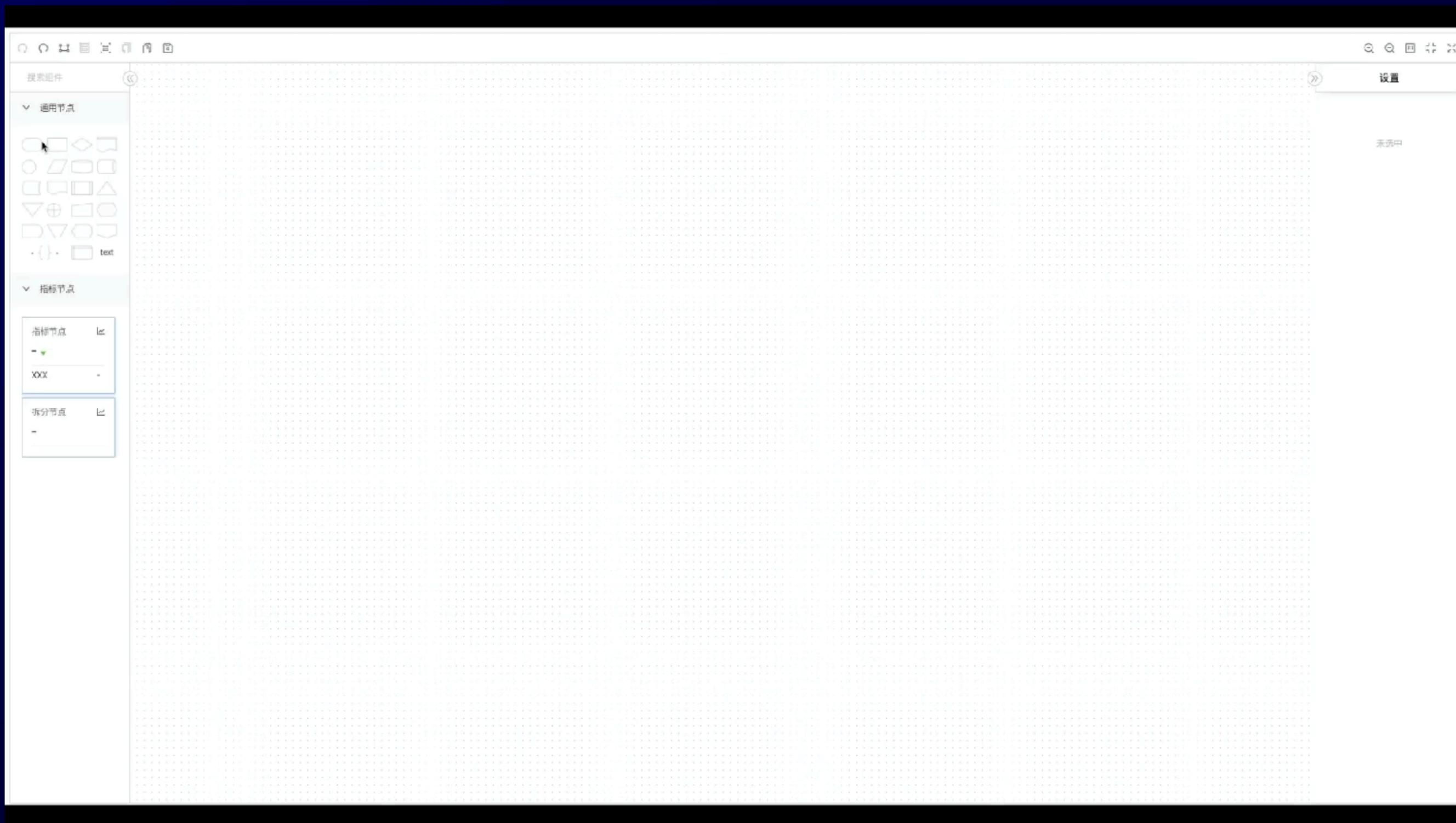
分析过程如何沉淀和复用？

配置流程、配置算法、适配场景.....

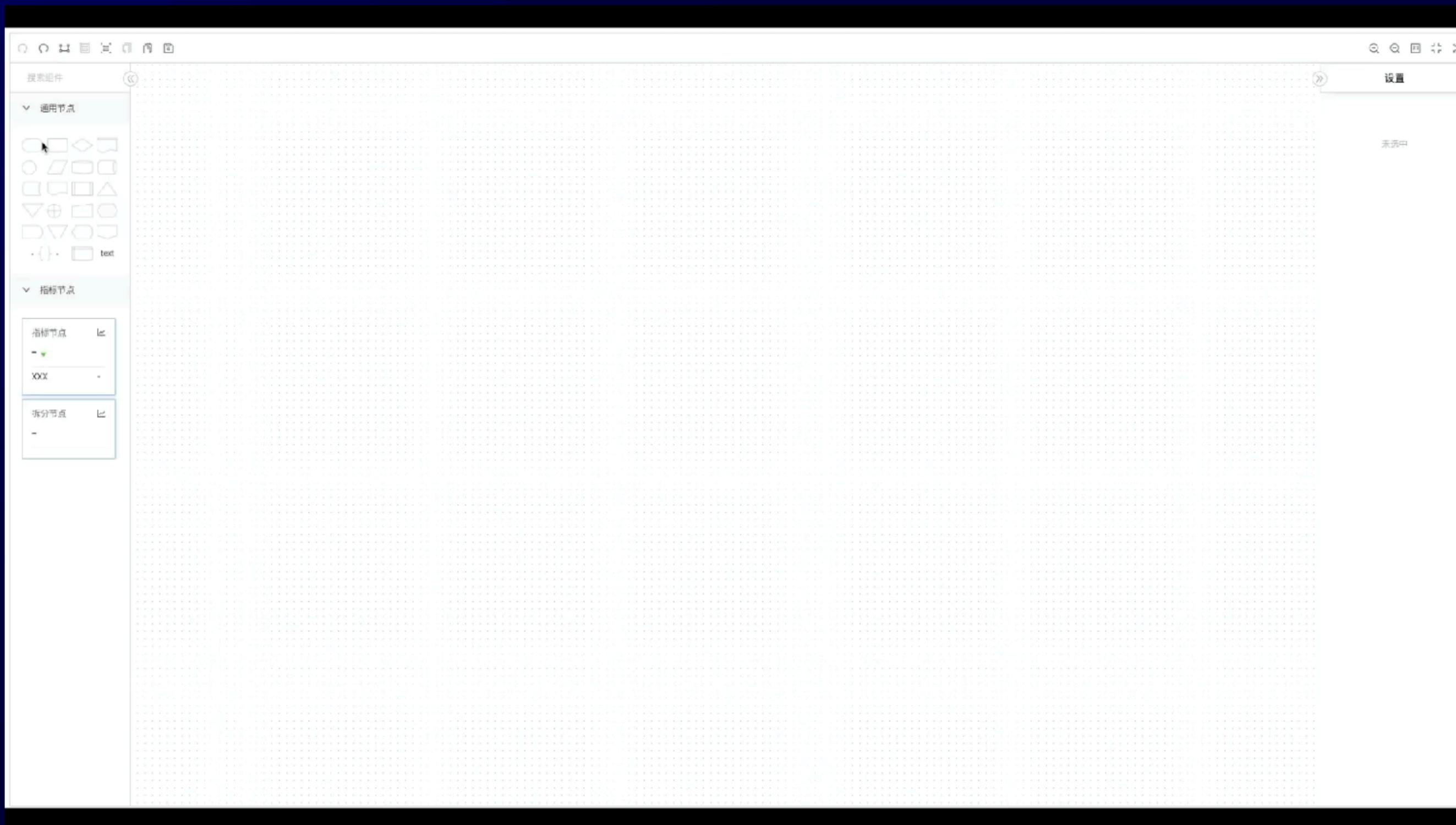
自动布局 风险预测
节点重要性 属性标记 节点相似性
自动聚类 PageRank 模式匹配
GADDI 甜甜圈节点 共同邻居 度中心性
cosine 相似性 共享邻居的节点 社区分析
.....



Step 4. 使用图编辑进行分析链路沉淀



Step 4. 使用图编辑进行分析链路沉淀



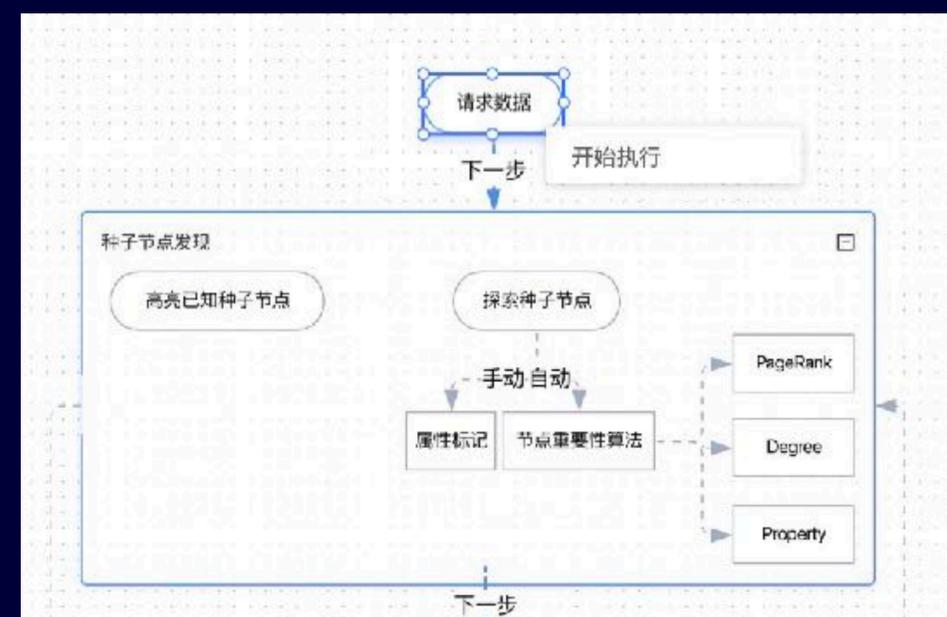
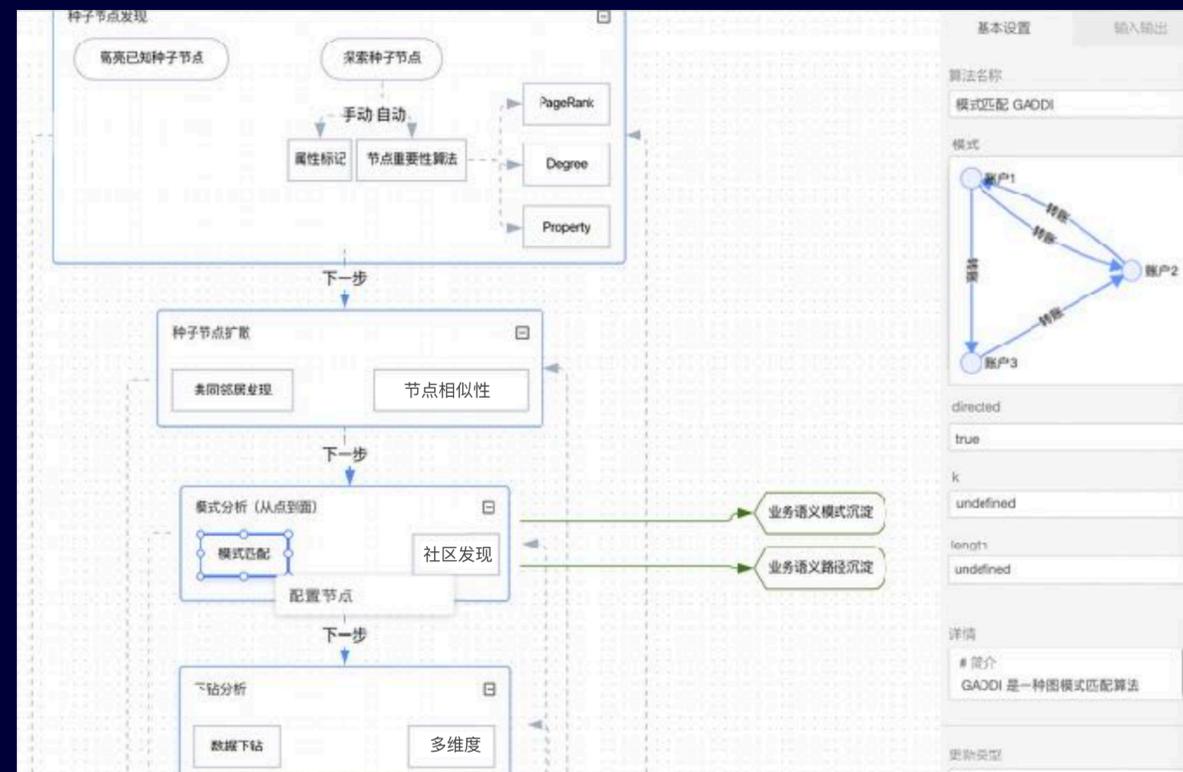
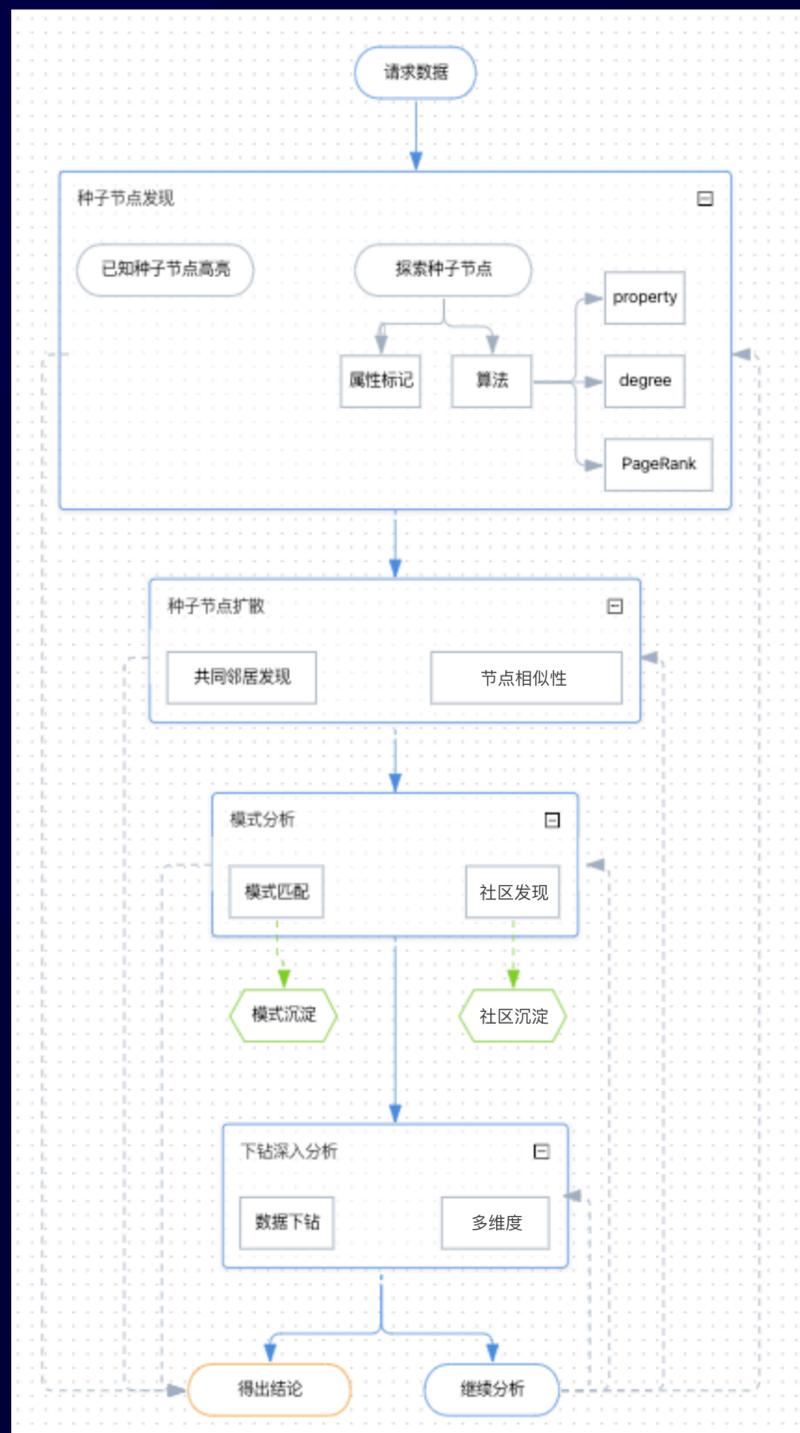
Step 4. 使用图编辑进行分析链路沉淀

Step 4. 使用图编辑进行分析链路沉淀

- 流程编排与梳理
- 分析步骤清晰
- 执行节点配置
- 沉淀分析链路
- 可手动/周期执行分析

Step 4. 使用图编辑进行分析链路沉淀

- 流程编排与梳理
- 分析步骤清晰
- 执行节点配置
- 沉淀分析链路
- 可手动/周期执行分析



02

图可视分析的一般过程

故事小结

故事小结

故事小结

Step 0 带条件的数据查询

故事小结

数据获取与处理



Step 0 带条件的数据查询

故事小结

数据获取与处理



图可视分析

种子节点打标/挖掘

种子节点扩散

模式分析

社区发现

Step 0 带条件的数据查询

故事小结

数据获取与处理



图可视分析

种子节点打标/挖掘

种子节点扩散

模式分析

社区发现

Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发

数据获取与处理



图可视分析

种子节点打标/挖掘

种子节点扩散

模式分析

社区发现

故事小结

Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发

用户感兴趣的数据点

数据获取与处理



图可视分析

种子节点打标/挖掘

种子节点扩散

模式分析

社区发现

故事小结

Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发

用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

数据获取与处理



图可视分析

种子节点打标/挖掘

种子节点扩散

模式分析

社区发现

故事小结

Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发

用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

Step 3 从单个节点到结构模式的分析、社区分析

数据获取与处理



图可视分析

种子节点打标/挖掘

种子节点扩散

模式分析

社区发现

故事小结

Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发

用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

Step 3 从单个节点到结构模式的分析、社区分析

探索与验证

故事小结

数据获取与处理



图可视分析

种子节点打标/挖掘

种子节点扩散

模式分析

社区发现



Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发

用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

Step 3 从单个节点到结构模式的分析、社区分析

探索与验证

故事小结

数据获取与处理



图可视分析

种子节点打标/挖掘

种子节点扩散

模式分析

社区发现



分析流程沉淀

流程编辑

算法配置

Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发

用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

Step 3 从单个节点到结构模式的分析、社区分析

探索与验证

故事小结

数据获取与处理



图可视分析

种子节点打标/挖掘

种子节点扩散

模式分析

社区发现



分析流程沉淀

流程编辑

算法配置

Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发

用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

Step 3 从单个节点到结构模式的分析、社区分析

探索与验证

Step 4 沉淀图探索链路以复用

故事小结

数据获取与处理



图可视分析

种子节点打标/挖掘

种子节点扩散

模式分析

社区发现



分析流程沉淀

流程编辑

算法配置

Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发

用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

Step 3 从单个节点到结构模式的分析、社区分析

探索与验证

Step 4 沉淀图探索链路以复用

沉淀

故事小结

数据获取与处理



图可视分析

种子节点打标/挖掘

种子节点扩散

模式分析

社区发现



分析流程沉淀

流程编辑

算法配置



Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发

用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

Step 3 从单个节点到结构模式的分析、社区分析

探索与验证

Step 4 沉淀图探索链路以复用

沉淀

故事小结



Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发
用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

Step 3 从单个节点到结构模式的分析、社区分析

探索与验证

Step 4 沉淀图探索链路以复用

沉淀

故事小结



Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发
用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

Step 3 从单个节点到结构模式的分析、社区分析

探索与验证

Step 4 沉淀图探索链路以复用

沉淀

Step 5 全量计算与产出

故事小结



Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发

用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

Step 3 从单个节点到结构模式的分析、社区分析

探索与验证

Step 4 沉淀图探索链路以复用

沉淀

Step 5 全量计算与产出

全量数据计算

故事小结



Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发
用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

Step 3 从单个节点到结构模式的分析、社区分析

Step 4 沉淀图探索链路以复用

Step 5 全量计算与产出

探索与验证

↓
沉淀

↓
全量数据计算



故事小结



Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发
用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

Step 3 从单个节点到结构模式的分析、社区分析

Step 4 沉淀图探索链路以复用

Step 5 全量计算与产出

探索与验证

↓
沉淀

↓
全量数据计算



故事小结



Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发

用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

Step 3 从单个节点到结构模式的分析、社区分析

探索与验证

Step 4 沉淀图探索链路以复用

沉淀

Step 5 全量计算与产出

全量数据计算



故事小结



Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发
用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

Step 3 从单个节点到结构模式的分析、社区分析

Step 4 沉淀图探索链路以复用

Step 5 全量计算与产出

Step 6 继续分析/得出结论

探索与验证

↓
沉淀

↓
全量数据计算



故事小结



Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发
用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

Step 3 从单个节点到结构模式的分析、社区分析

Step 4 沉淀图探索链路以复用

Step 5 全量计算与产出

Step 6 继续分析/得出结论

探索与验证

↓
沉淀

↓
全量数据计算

↓

↑

故事小结



Step 0 带条件的数据查询

Step 1 种子节点标记/启发

用户感兴趣的数据点

Step 2 扩展种子节点

Step 3 从单个节点到结构模式的分析、社区分析

探索与验证

Step 4 沉淀图探索链路以复用

沉淀

Step 5 全量计算与产出

全量数据计算

Step 6 继续分析/得出结论

结论

03

图行业现状与场景概览



图行业现状



图行业现状

大量的关系数据

关系型数据库 -> 图数据库

图是描述现实世界最自然的表达



图行业现状

大量的关系数据

关系型数据库 -> 图数据库

图是描述现实世界最自然的表达



图行业

大量的关系数据
关系型数据库 ->
图是描述现实世界

GRAPH TECHNOLOGY LANDSCAPE 2020



图行业现状

大量的关系数据

关系型数据库 -> 图数据库

图是描述现实世界最自然的表达



图行业现状

大量的关系数据

关系型数据库 -> 图数据库

图是描述现实世界最自然的表达

蚂蚁图基建



图行业现状

大量的关系数据

关系型数据库 -> 图数据库

图是描述现实世界最自然的表达

蚂蚁图基建

图数据库：GeaBase

大规模图计算系统：GeaFlow

.....

中台图产品：知识图谱平台、图数据库平台等

上层业务：智能推荐、圈人、保险、财富投资.....



图行业现状

大量的关系数据

关系型数据库 -> 图数据库

图是描述现实世界最自然的表达

蚂蚁图基建

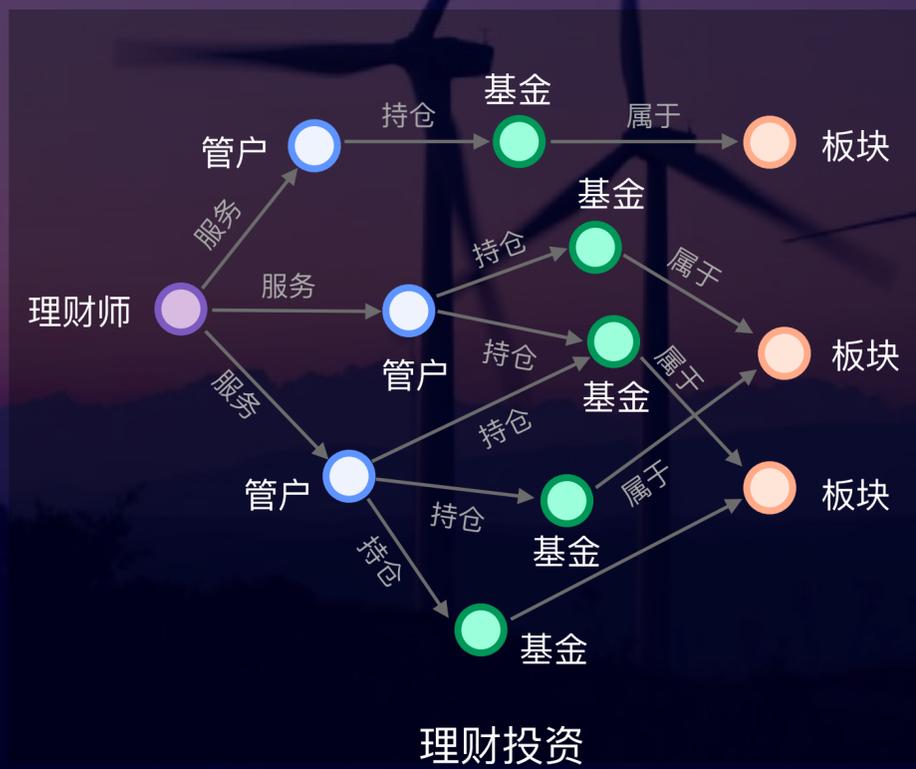
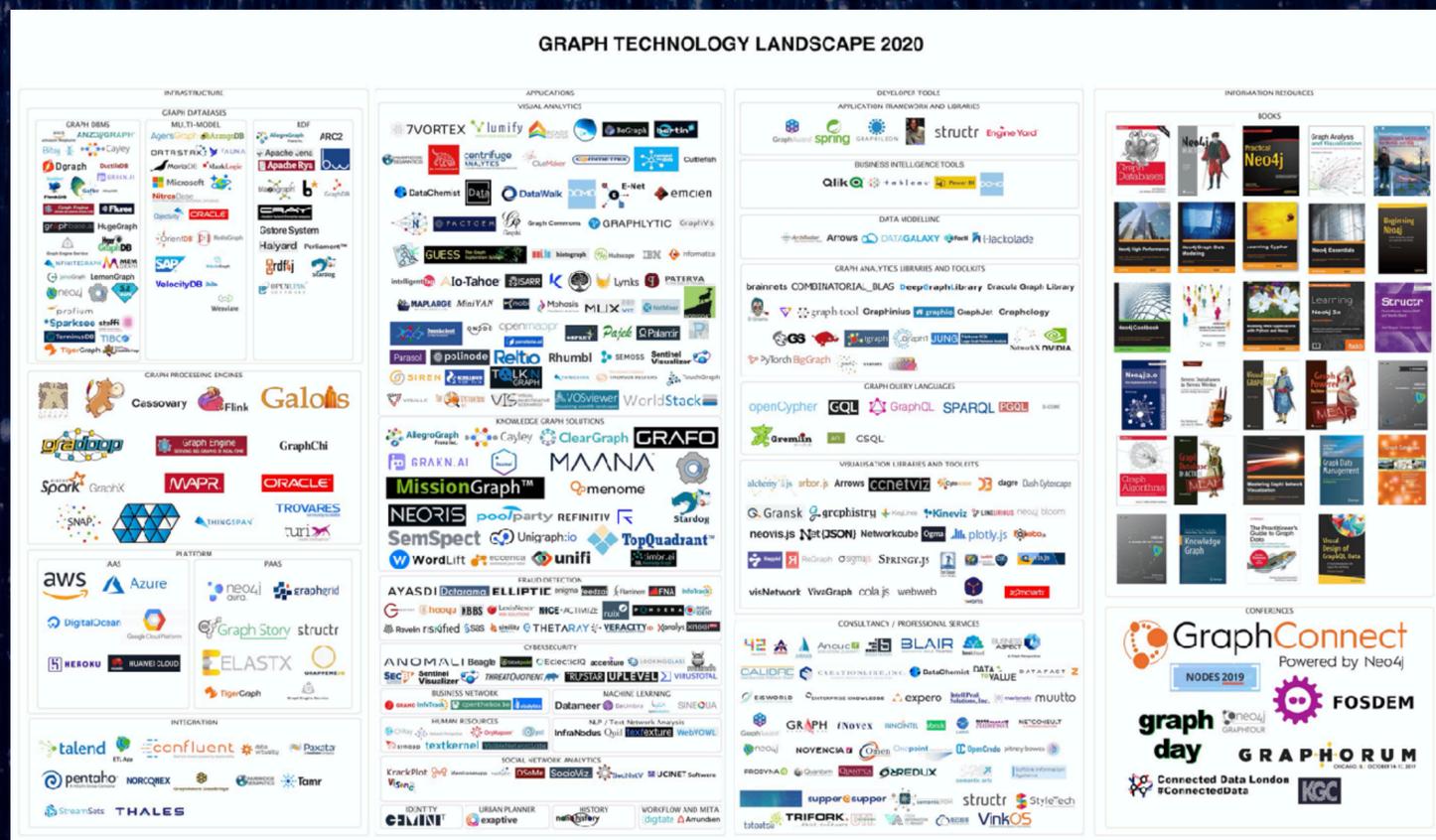
图数据库：GeaBase

大规模图计算系统：GeaFlow

.....

中台图产品：知识图谱平台、图数据库平台等

上层业务：智能推荐、圈人、保险、财富投资.....



图行业现状

大量的关系数据

关系型数据库 -> 图数据库

图是描述现实世界最自然的表达

蚂蚁图基建

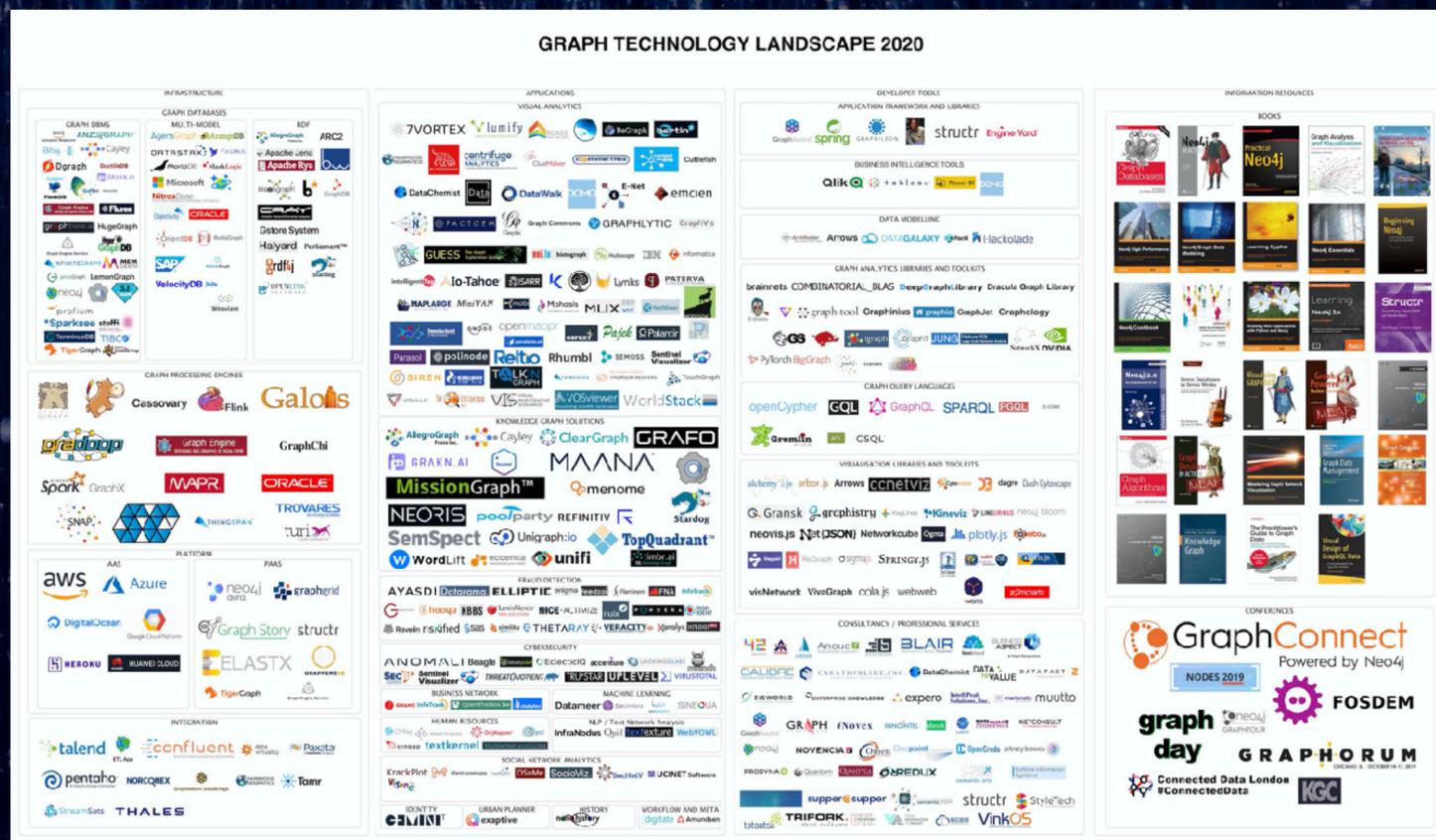
图数据库：GeaBase

大规模图计算系统：GeaFlow

.....

中台图产品：知识图谱平台、图数据库平台等

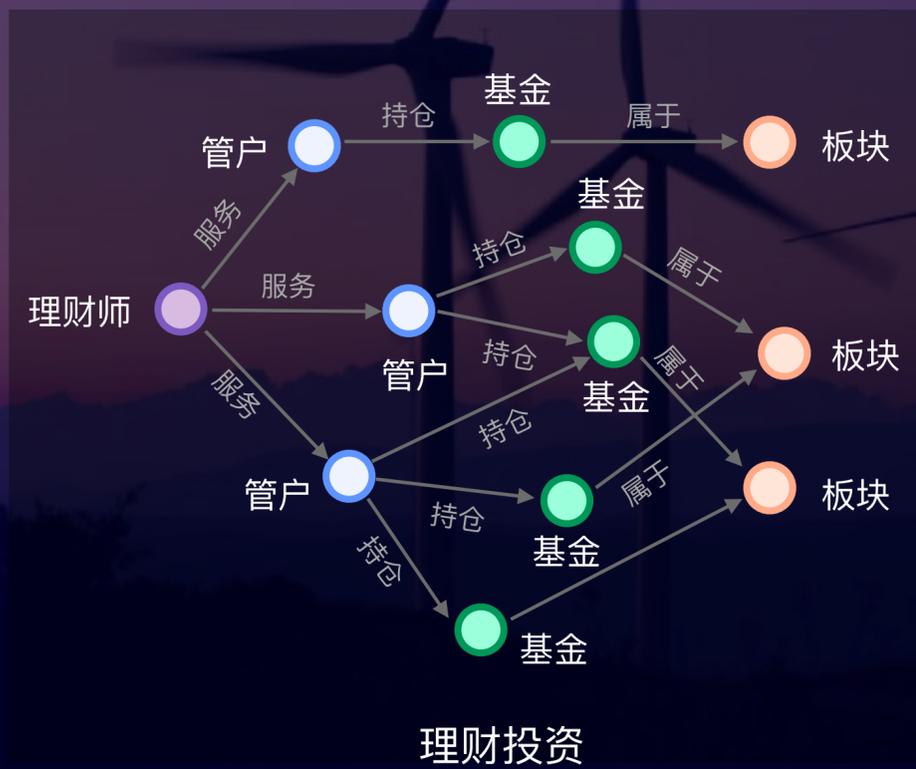
上层业务：智能推荐、圈人、保险、财富投资.....



前端开源技术：

图可视分析：AntV G6

图可视编排：AntV X6



理财投资

全球图场景概览

全球图场景概览



社交媒体

社交网络推荐关注、可能认识的人

全球图场景概览



社交媒体

社交网络推荐关注、可能认识的人



企业运营

通过商家与客户群体关系网络计算和优化门店选址问题

全球图场景概览



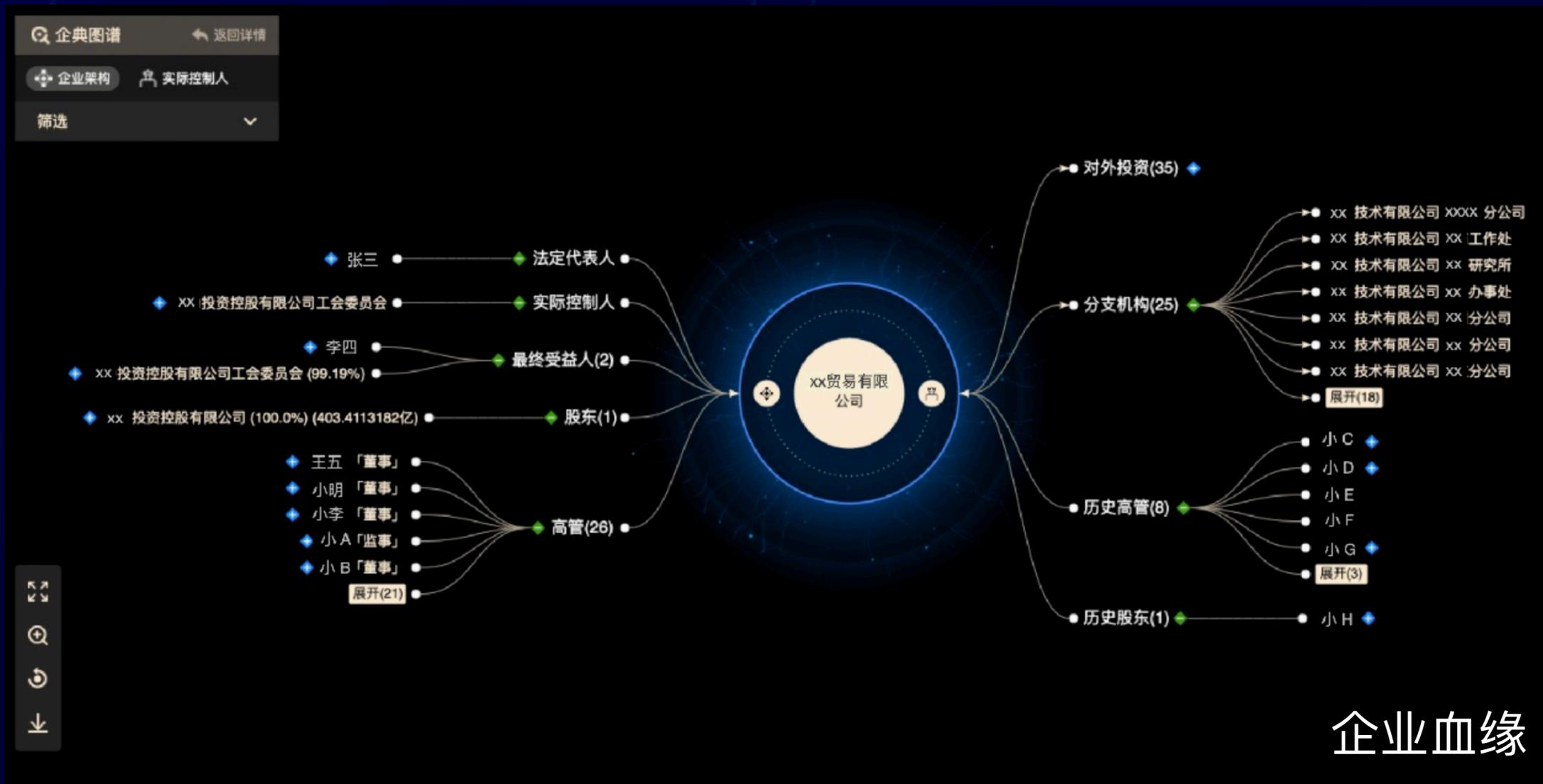
社交媒体

社交网络推荐关注、可能认识的人



企业运营

通过商家与客户群体关系网络计算和优化门店选址问题



全球图场景概览



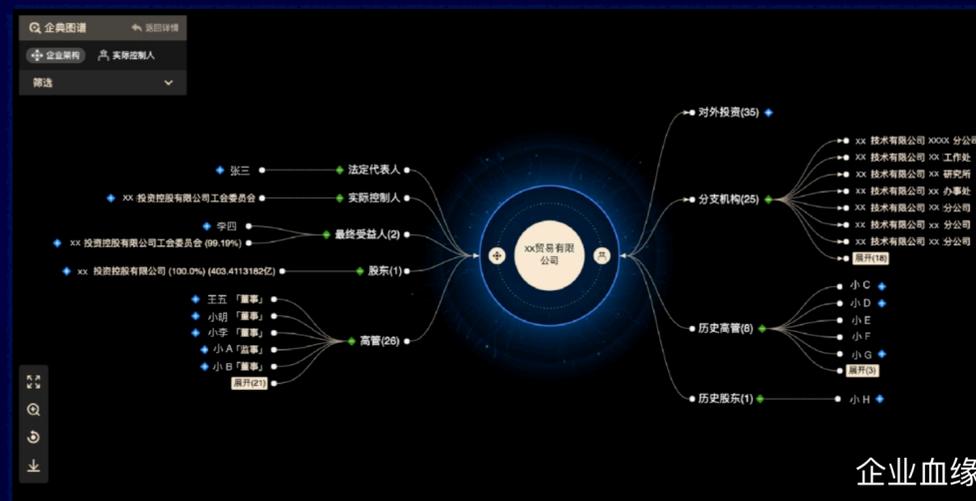
社交媒体

社交网络推荐关注、可能认识的人



企业运营

通过商家与客户群体关系网络计算和优化门店选址问题



全球图场景概览



社交媒体

社交网络推荐关注、可能认识的人



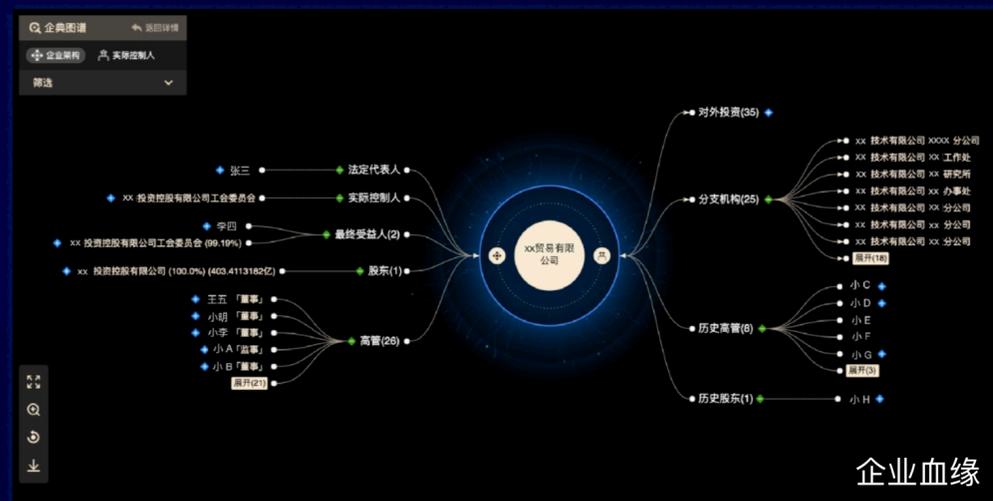
企业运营

通过商家与客户群体关系网络计算和优化门店选址问题



资源优化

物联网与网络存储资源优化
人力资源优化



全球图场景概览



社交媒体

社交网络推荐关注、可能认识的人



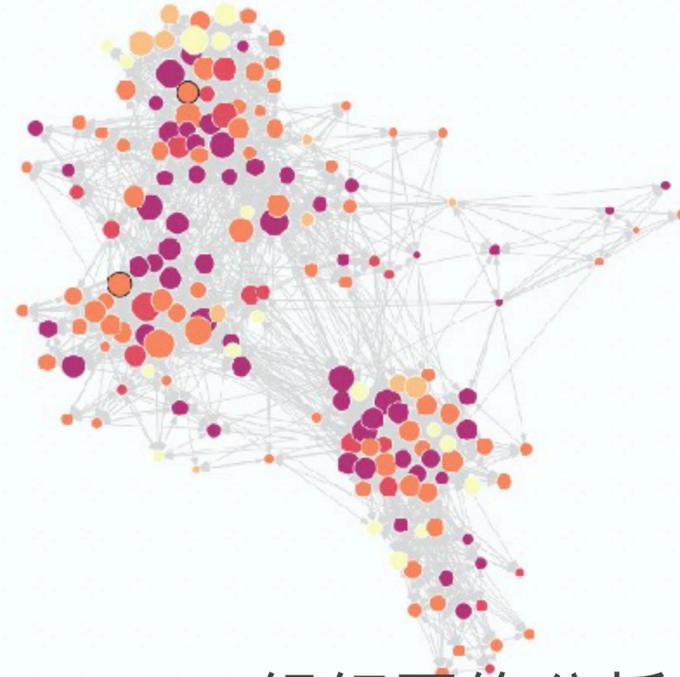
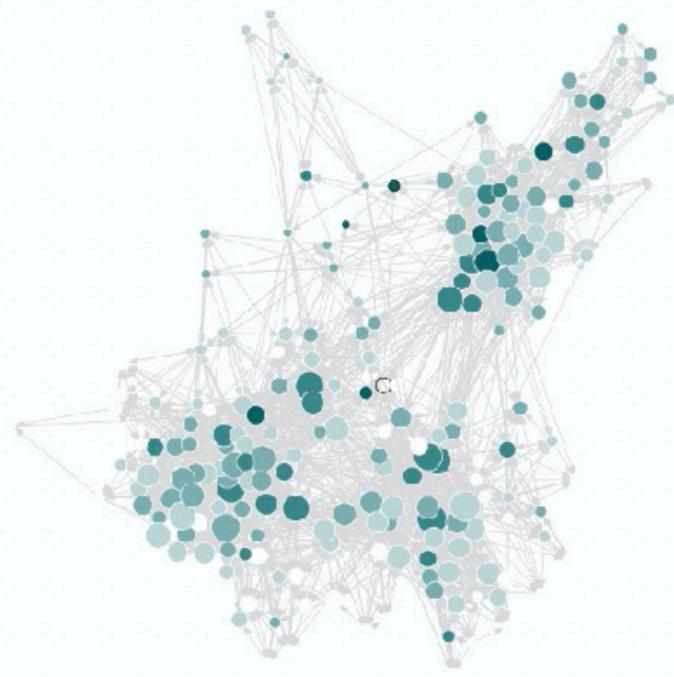
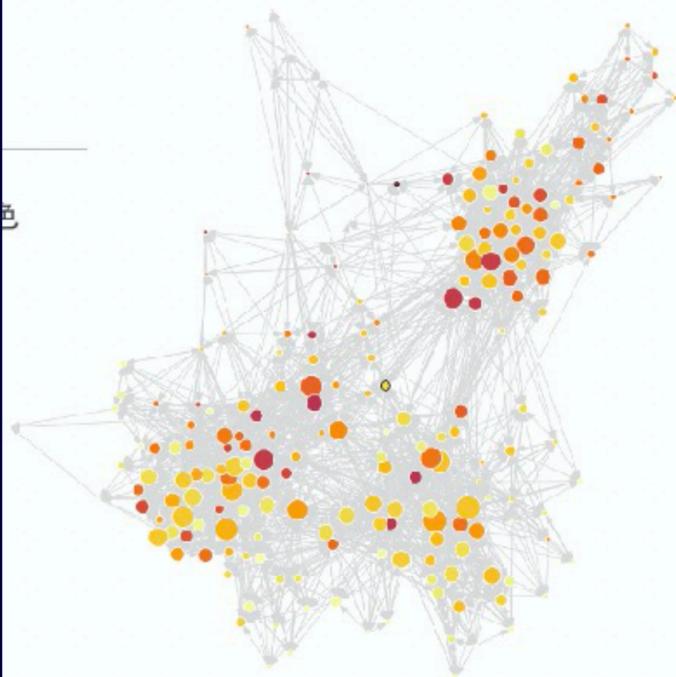
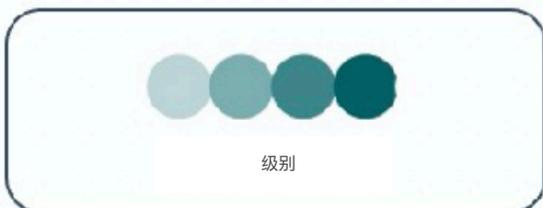
企业运营

通过商家与客户群体关系网络计算和优化门店选址问题



资源优化

物联网与网络存储资源优化
人力资源优化



组织网络分析

全球图场景概览



社交媒体

社交网络推荐关注、可能认识的人



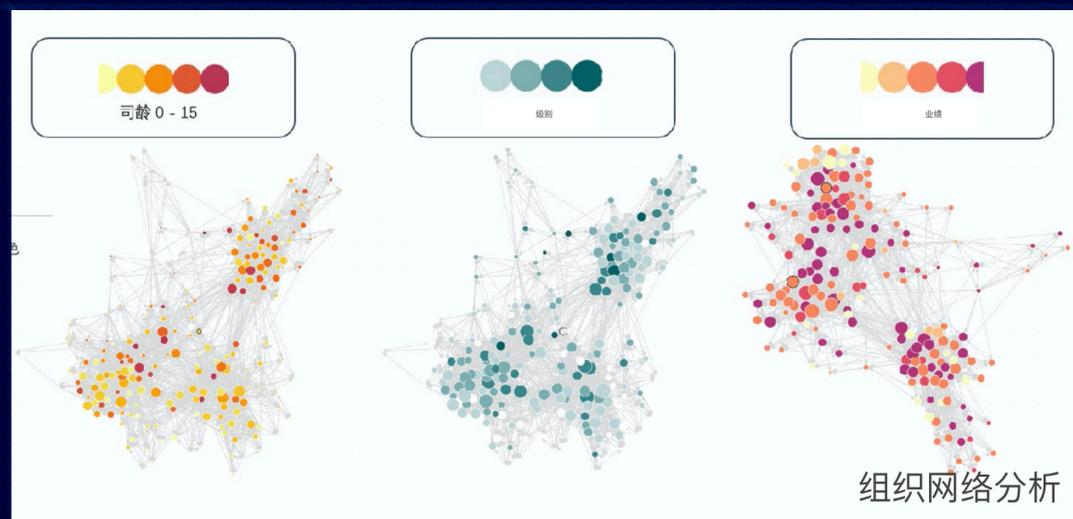
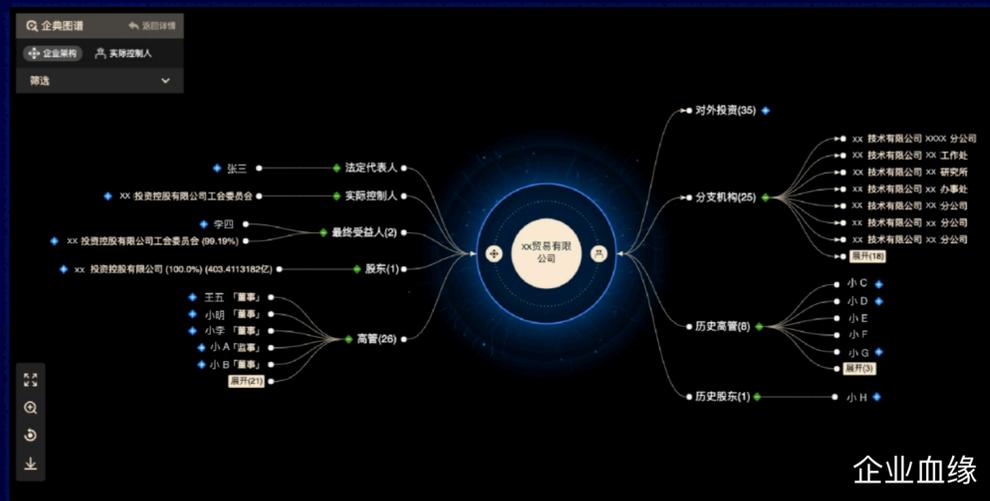
企业运营

通过商家与客户群体关系网络计算和优化门店选址问题



资源优化

物联网与网络存储资源优化
人力资源优化



全球图场景概览



社交媒体

社交网络推荐关注、可能认识的人



企业运营

通过商家与客户群体关系网络计算和优化门店选址问题



资源优化

物联网与网络存储资源优化
人力资源优化



网络分析

全球图场景概览



社交媒体

社交网络推荐关注、可能认识的人



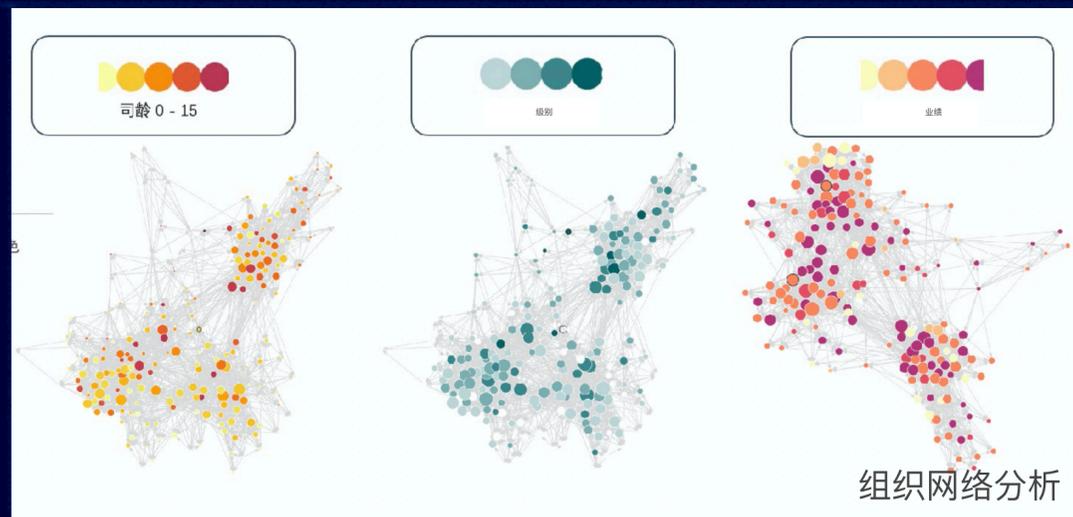
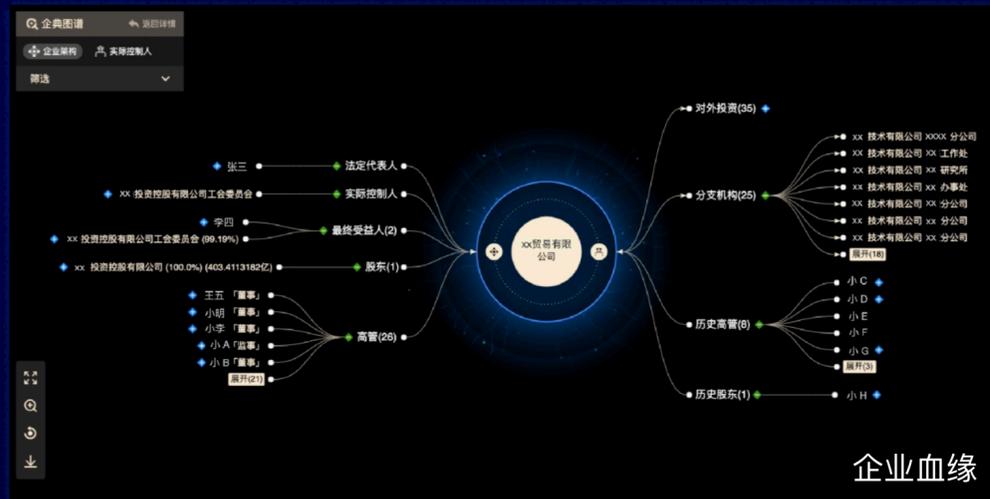
企业运营

通过商家与客户群体关系网络计算和优化门店选址问题



资源优化

物联网与网络存储资源优化
人力资源优化



全球图场景概览



社交媒体

社交网络推荐关注、可能认识的人



企业运营

通过商家与客户群体关系网络计算和优化门店选址问题



资源优化

物联网与网络存储资源优化
人力资源优化



电商

购物网络计算购物推荐、圈人
优化上下游采买关系，识别供需关系风险
购物网络识别刷单行为

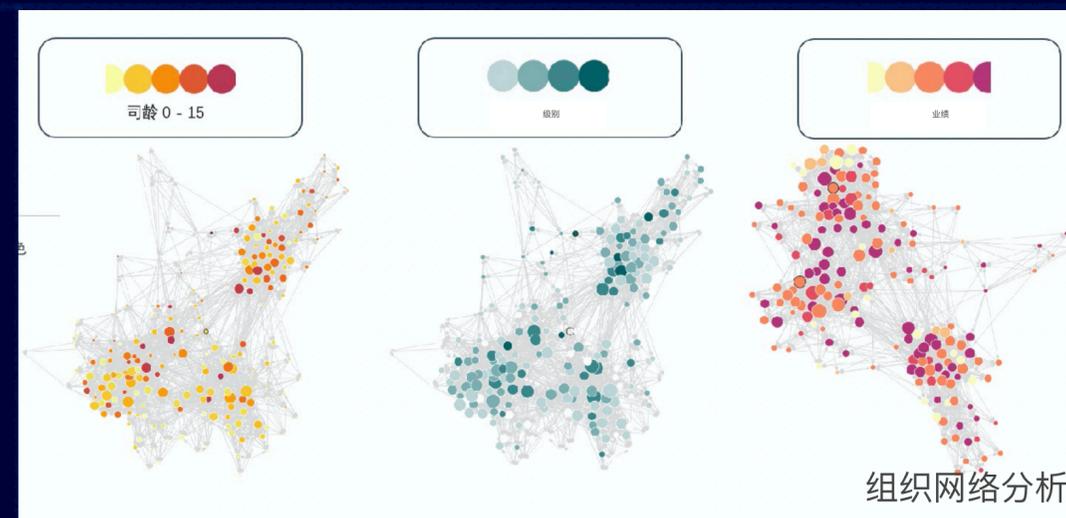
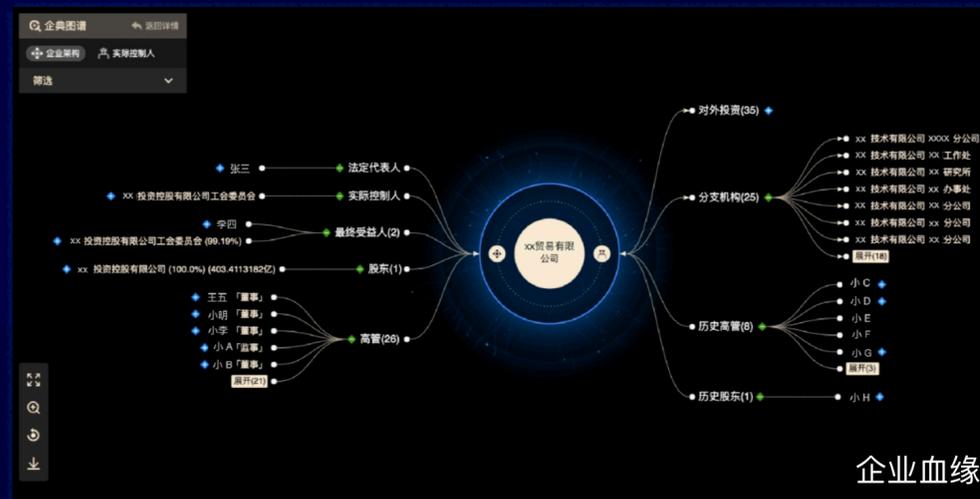


反欺诈

电信网络分析诈骗模式
取证、监控、止血、教育



.....



全球图场景概览



社交媒体

社交网络推荐关注、可能认识的人



企业运营

通过商家与客户群体关系网络计算和优化门店选址问题



资源优化

物联网与网络存储资源优化
人力资源优化



电商

购物网络计算购物推荐、圈人
优化上下游采买关系，识别供需关系风险
购物网络识别刷单行为



反欺诈

电信网络分析诈骗模式
取证、监控、止血、教育



.....

The dashboard displays a central network graph with nodes and connections. On the left, there are two tables:

本次异常影响		
业务名	成功率%	查看
极同xxxxx	68.82	查看
xxxxxxx住配	89.43	查看
xxxxxxx申购	99.72	查看

应用名		异常量	查看
xxxxxxprod	54488	查看	
xxxxxxview	36507	查看	
xxxxxxbuss	29631	查看	
xxxxxxportal	3649	查看	
xxxxxxsite	702	查看	

On the right, there are several monitoring panels:

- 应用画像 (Application Profile):** Shows system level (A1), owner (岳亮), and deployment mode (CRC).
- 系统异常 (System Anomaly):** A line graph showing a sharp spike in anomalies around 15:17.
- 系统总流量 (System Total Traffic):** A line graph showing traffic volume increasing over time.
- 异常TOP (Top Anomalies):** Lists specific error events with their error counts and total traffic.

At the bottom, there is a **服务器时序异常监控 (Server Time Series Anomaly Monitoring)** bar chart showing activity over a 24-hour period.

服务器时序异常监控

全球图场景概览



社交媒体

社交网络推荐关注、可能认识的人



企业运营

通过商家与客户群体关系网络计算和优化门店选址问题



资源优化

物联网与网络存储资源优化
人力资源优化



电商

购物网络计算购物推荐、圈人
优化上下游采买关系，识别供需关系风险
购物网络识别刷单行为

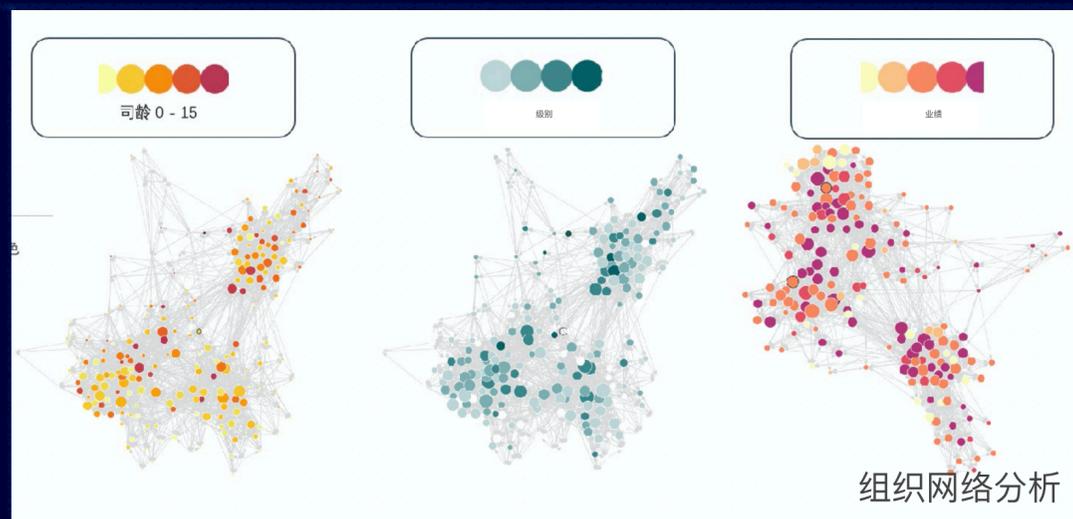
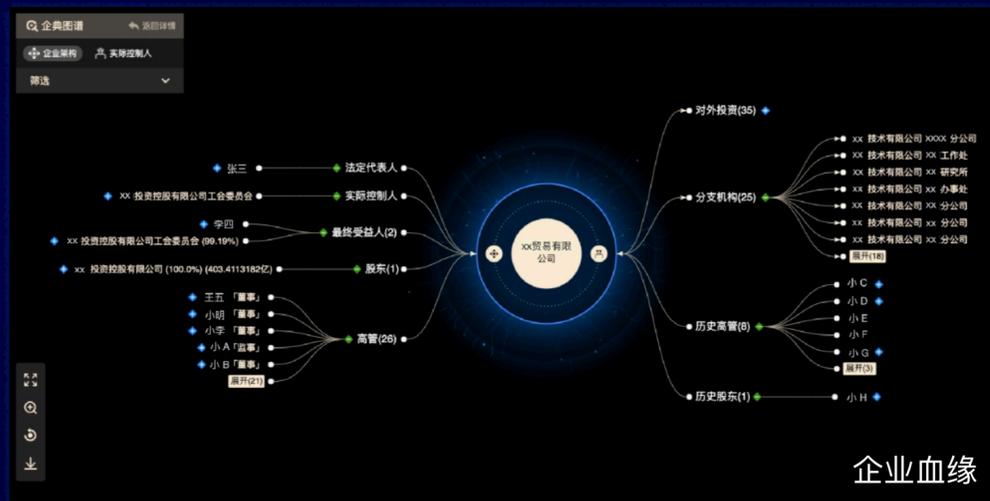


反欺诈

电信网络分析诈骗模式
取证、监控、止血、教育



.....



全球图场景概览



社交媒体

社交网络推荐关注、可能认识的人



企业运营

通过商家与客户群体关系网络计算和优化门店选址问题



资源优化

物联网与网络存储资源优化
人力资源优化



电商

购物网络计算购物推荐、圈人
优化上下游采买关系，识别供需关系风险
购物网络识别刷单行为



反欺诈

电信网络分析诈骗模式
取证、监控、止血、教育



.....



数据库数据下钻

全球图场景概览



社交媒体

社交网络推荐关注、可能认识的人



企业运营

通过商家与客户群体关系网络计算和优化门店选址问题



资源优化

物联网与网络存储资源优化
人力资源优化



电商

购物网络计算购物推荐、圈人
优化上下游采买关系，识别供需关系风险
购物网络识别刷单行为

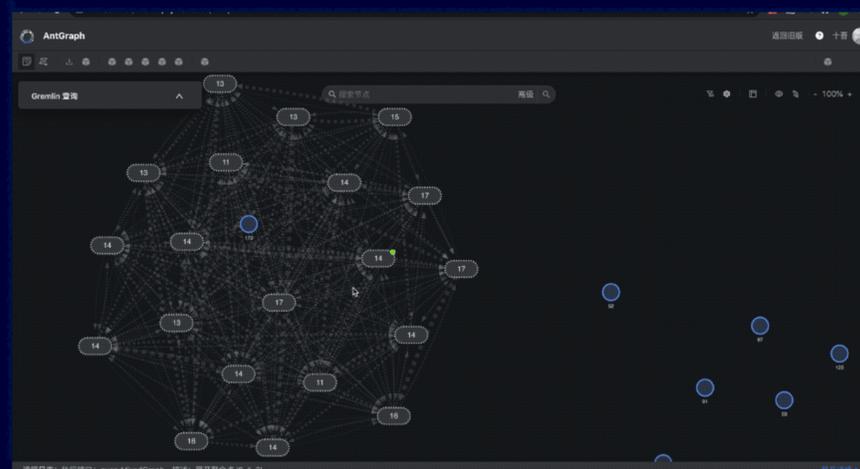
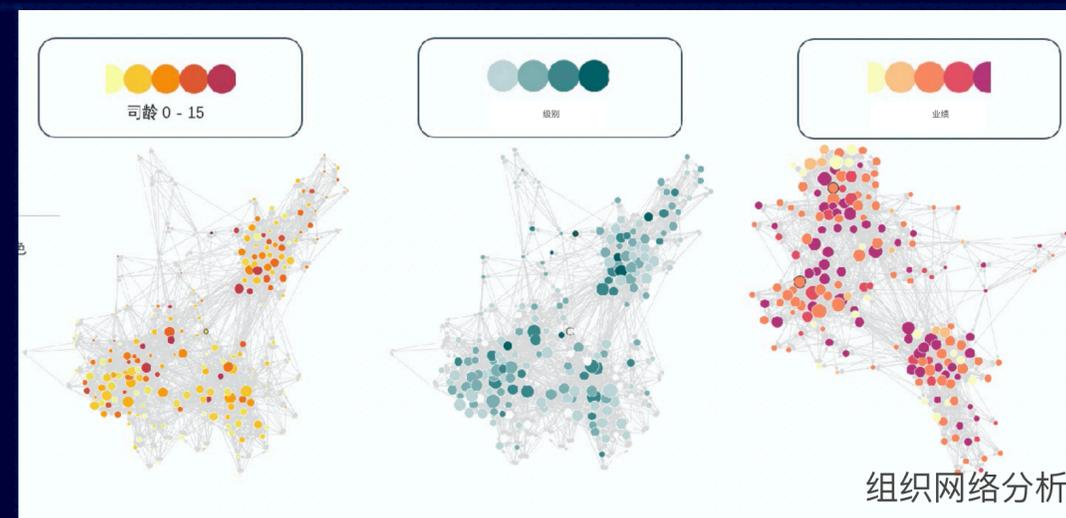
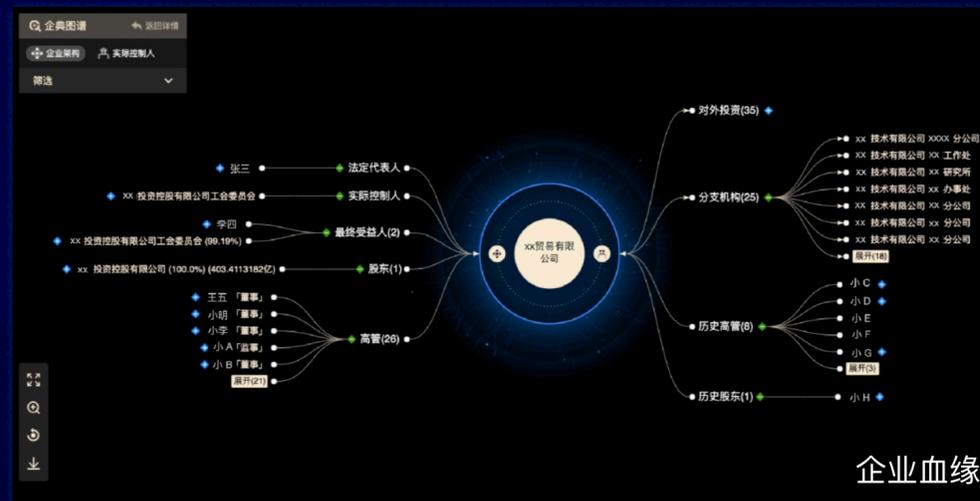


反欺诈

电信网络分析诈骗模式
取证、监控、止血、教育



.....



全球图场景概览



社交媒体

社交网络推荐关注、可能认识的人



企业运营

通过商家与客户群体关系网络计算和优化门店选址问题



资源优化

物联网与网络存储资源优化
人力资源优化



电商

购物网络计算购物推荐、圈人
优化上下游采买关系，识别供需关系风险
购物网络识别刷单行为



反欺诈

电信网络分析诈骗模式
取证、监控、止血、教育



The screenshot displays a knowledge graph interface. On the left, a tree structure shows the hierarchy of entities under '事物(Thing)':

- 事物(Thing)
 - 自然人(Person) (公)
 - 电影人(FilmPerson) (公)
 - 电影主演(FilmStar) (公)
 - 电影编剧(FilmWriter) (公) [Update]
 - ces(Ces) [New]
 - 农民(Farmer) [New]
 - 程序员(Programmer) [Update]
 - 机构(Organization) (公)
 - 企业(Enterprise) (公)
 - 公司(Company) (公)
 - 电影公司(FilmCompany) (公)
 - 地点(Place) (公)
 - 电影出品国(FilmCountry) (公)

On the right, a detailed view for '电影主演(FilmStar)' is shown with the following fields:

- 描述: 描述, 属性, 算子
- 中文名称: 电影主演
- 英文名称: FilmStar
- 描述: FilmStar
- 父类: FilmPerson (电影人)
- 公开:
- 深度继承:

At the bottom right, there is a network graph visualization labeled '组织网络分析' and the text '知识图谱'.

全球图场景概览



社交媒体

社交网络推荐关注、可能认识的人



企业运营

通过商家与客户群体关系网络计算和优化门店选址问题



资源优化

物联网与网络存储资源优化
人力资源优化



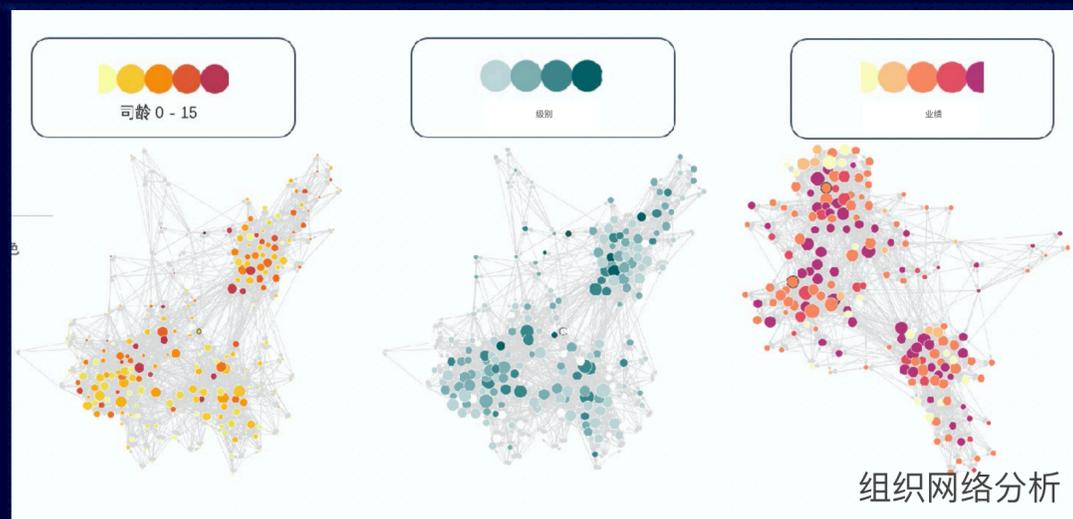
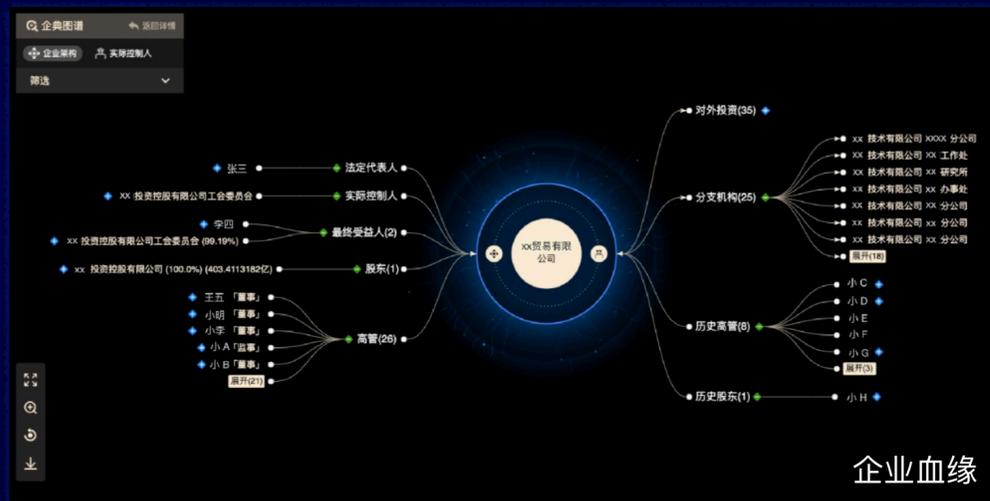
电商

购物网络计算购物推荐、圈人
优化上下游采买关系，识别供需关系风险
购物网络识别刷单行为



反欺诈

电信网络分析诈骗模式
取证、监控、止血、教育



谢谢观看

十吾

我的钉钉



AntV 图可视分析兴趣钉钉群

