生存分析在电信客户流失预测中的应用报告

12211802 任轩锐
2025.4

1. 概述

生存分析（Survival Analysis）是一类用于预测“事件发生时间”的统计方法，最初应用于医疗领域（如患者生存时间预测），现已被广泛应用于各行业。其核心目标是通过历史数据建模，估计个体在特定时间点发生目标事件的概率（如客户流失、设备故障等）。

在电信行业中，生存分析可帮助企业优化客户管理、硬件维护及产品升级策略，从而降低运营成本并提升客户价值。

---

2. 电信行业应用案例

2.1 客户保留

- 问题：客户流失成本远高于新客户获取成本。
- 分析目标：预测客户在何时可能流失（事件定义为“取消服务”）。
- 应用价值：提前识别高风险客户并制定干预策略（如定向优惠）。

2.2 硬件故障预测

- 问题：网络设备故障直接影响客户体验。
- 分析目标：预测硬件设备失效时间（事件定义为“设备故障”）。
- 应用价值：制定预防性维护计划，降低服务中断风险。

2.3 套餐升级预测

- 问题：客户生命周期中存在关键决策节点（如更换套餐）。
- 分析目标：预测客户升级设备或套餐的时间点。
- 应用价值：在适当时机推荐个性化产品，提升客户价值。

---

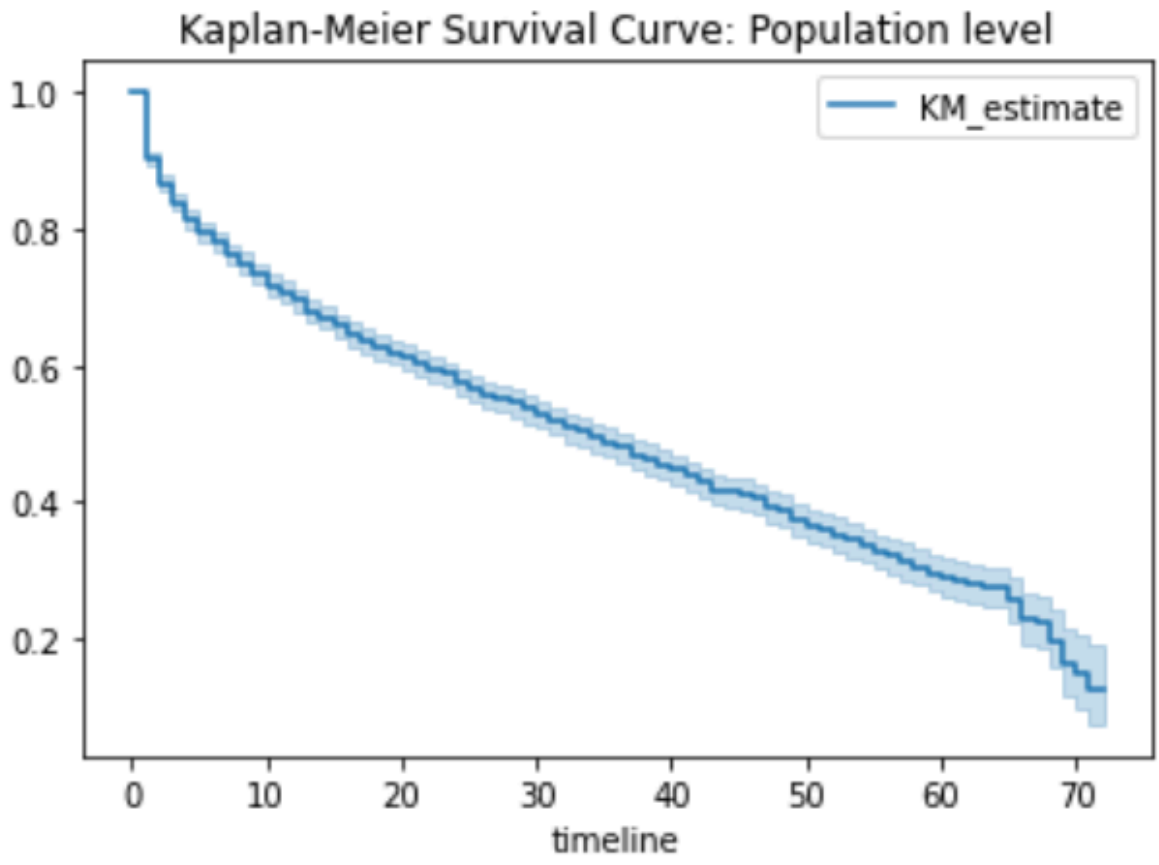
3. 分析方法与技术实现

3.1 数据准备

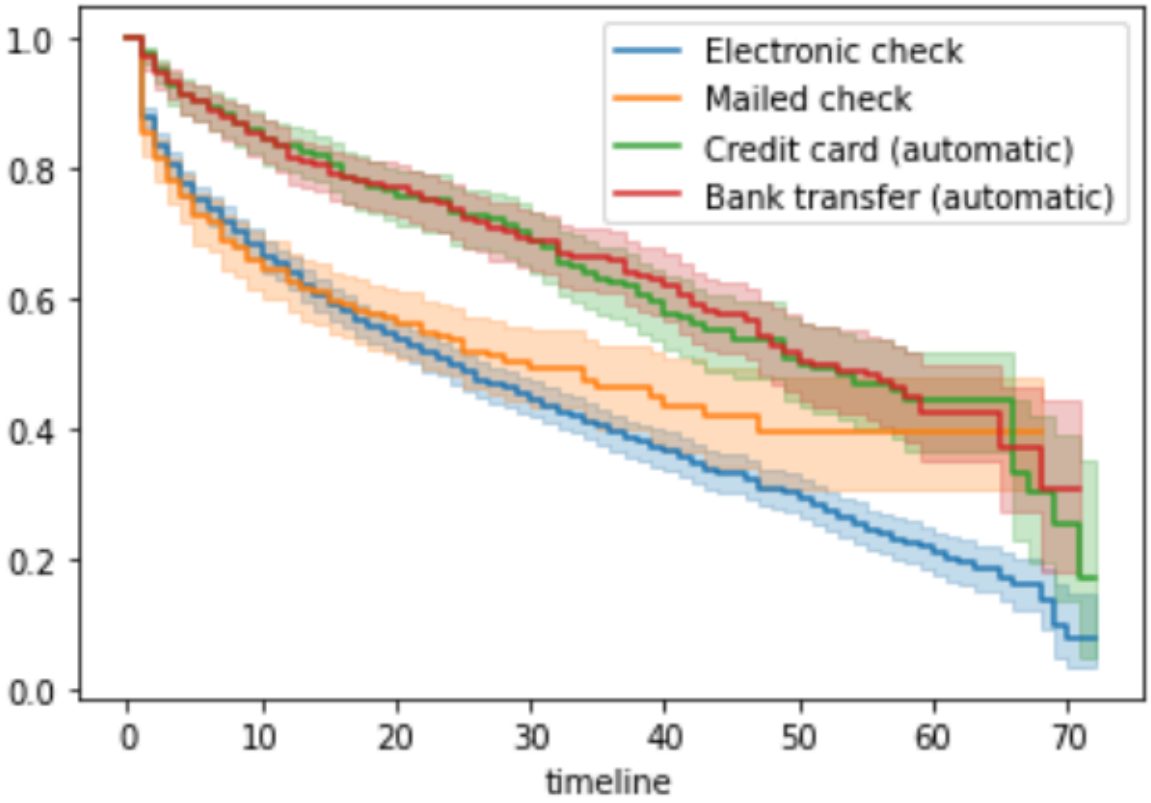
- 数据集：IBM提供的电信客户流失数据集，包含客户人口统计、服务计划、使用行为及流失状态（Tenure表示客户在网时长，Churn表示是否流失）。
- 数据处理：
  - 将Churn列转换为布尔类型。
  - 筛选“按月签约”的互联网用户作为分析对象。
  - 使用Delta Lake存储数据（Bronze表存储原始数据，Silver表存储清洗后数据）。

3.2 Kaplan-Meier模型

- 原理：非参数方法，估计整体或分组生存概率曲线。
- 实现步骤：
  1. 拟合模型：输入Tenure（在网时长）和Churn（流失状态）。
  2. 绘制生存曲线：横轴为时间，纵轴为生存概率。
  3. 分组分析：通过Log-Rank检验比较组间差异（如“是否开通在线安全服务”显著影响生存概率，而性别分组无显著差异）。
- 输出：提取生存概率用于后续客户生命周期价值（CLV）计算。
  - 整体生存曲线：全体客户生存曲线，展示生存概率随时间下降趋势



  - **分组生存曲线对比**：例如'paymentMethod'组间差异



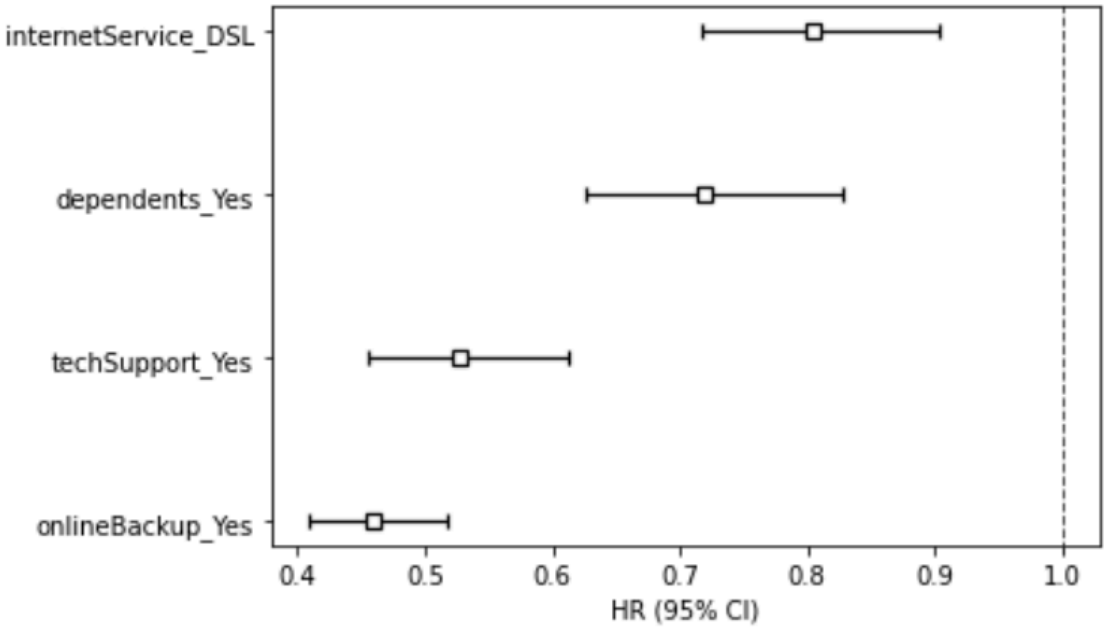
- **Log-Rank检验结果**：Log-Rank检验p值汇总，如'paymentMethod'分组p<0.05有显著差异

		test_statistic	p	-log2(p)
Bank transfer (automatic)	**Credit card (automatic)**	0.153545	6.951703e-01	0.524562
	Electronic check	55.164654	1.108442e-13	43.036532
	Mailed check	190.000457	3.178566e-43	141.174532
Credit card (automatic)	**Electronic check**	45.167592	1.808736e-11	35.686227
	Mailed check	165.361074	7.628420e-38	123.301883
Electronic check	**Mailed check**	72.323100	1.826962e-17	55.603331

3.3 Cox比例风险模型

- 原理：半参数模型，估计协变量对风险比（Hazard Ratio）的影响。
- 关键假设：风险比随时间保持恒定（比例风险假设）。
- 实现步骤：
  1. 对分类变量（如网络服务类型、技术支持）进行独热编码，避免多重共线性。
  2. 拟合模型，输出风险比及置信区间。
  3. 验证假设：
  - 统计检验：部分变量（如onlineBackup_Yes）的p值<0.05，违反比例风险假设。
  - Schoenfeld残差图：残差与时间存在相关性（如techSupport_Yes随时间呈现趋势）。

- Log-log图：曲线交叉表明假设不成立。
  输出：风险比森林图：

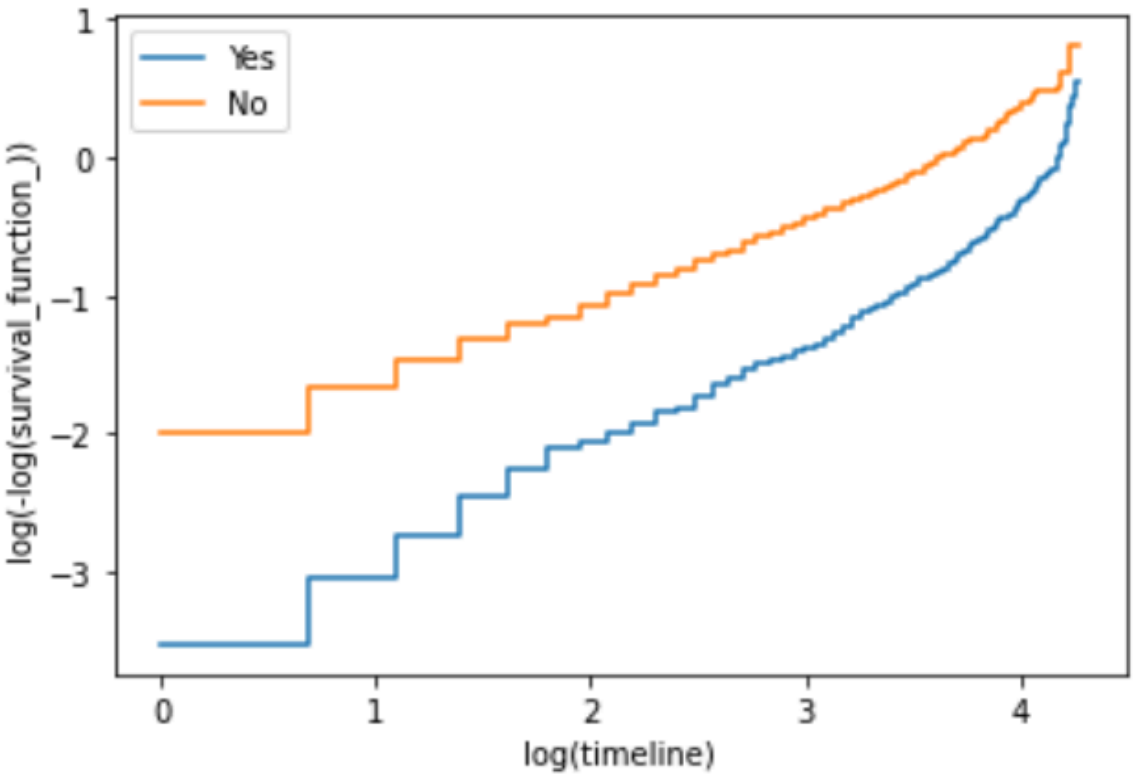


Schoenfeld残差图：如“onlineBackup_Yes”残差与时间相关性显著，违反比例风险假设

null_distribution	chi squared
degrees_of_freedom	1
model	<lifelines.CoxPHFitter: fitted with 3351 total...
test_name	proportional_hazard_test

		test_statistic	p	-log2(p)
dependents_Yes	**km**	1.48	0.22	2.16
	rank	0.81	0.37	1.44
internetService_DSL	**km**	20.98	<0.005	17.72
	rank	26.71	<0.005	22.01
onlineBackup_Yes	**km**	17.80	<0.005	15.31
	rank	17.47	<0.005	15.07
techSupport_Yes	**km**	8.09	<0.005	7.81
	rank	13.76	<0.005	12.23

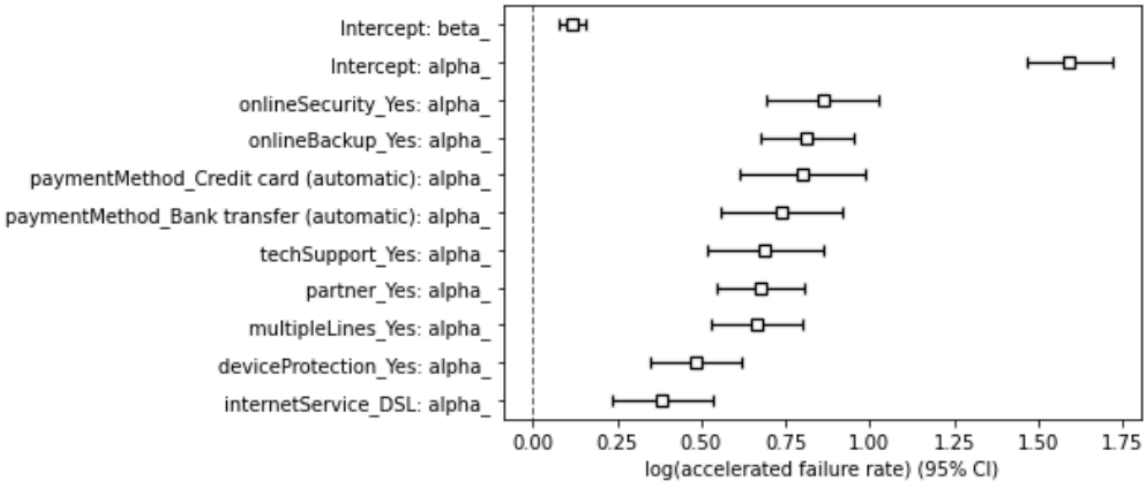
Log-log生存曲线：如“onlineBackup_Yes”与“onlineBackup_No”曲线不平行，验证假设不成立



- 优化方案：分层建模、引入时间依赖变量或改用参数模型（如加速失效时间模型）。

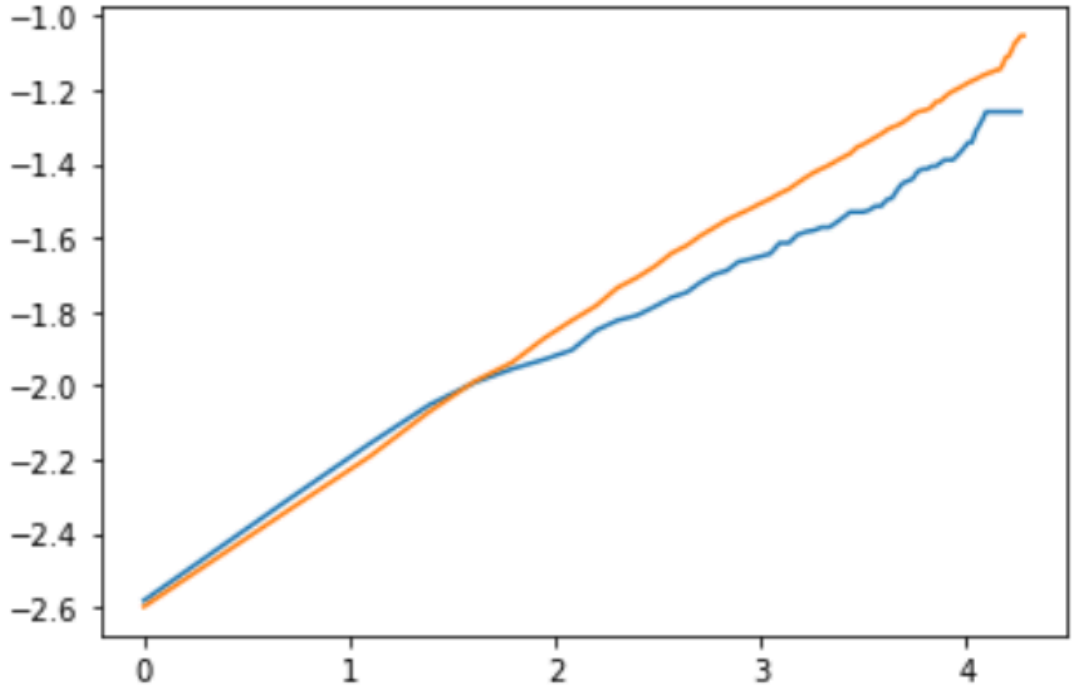
3.4 加速失效时间模型（AFT）

- 原理：参数模型，假设失效时间服从特定分布（如对数逻辑分布）。
- 实现步骤：
  1. 拟合Log-Logistic AFT模型，输出加速因子（如光纤用户流失时间比DSL用户快1.47倍）。
     Log-Logistic分布拟合图：



  2. 验证假设：

- Log-log图：曲线是否平行（验证比例优势假设）？
- 分布拟合：曲线是否接近直线（验证分布假设）？
  图例（'internetService'）：



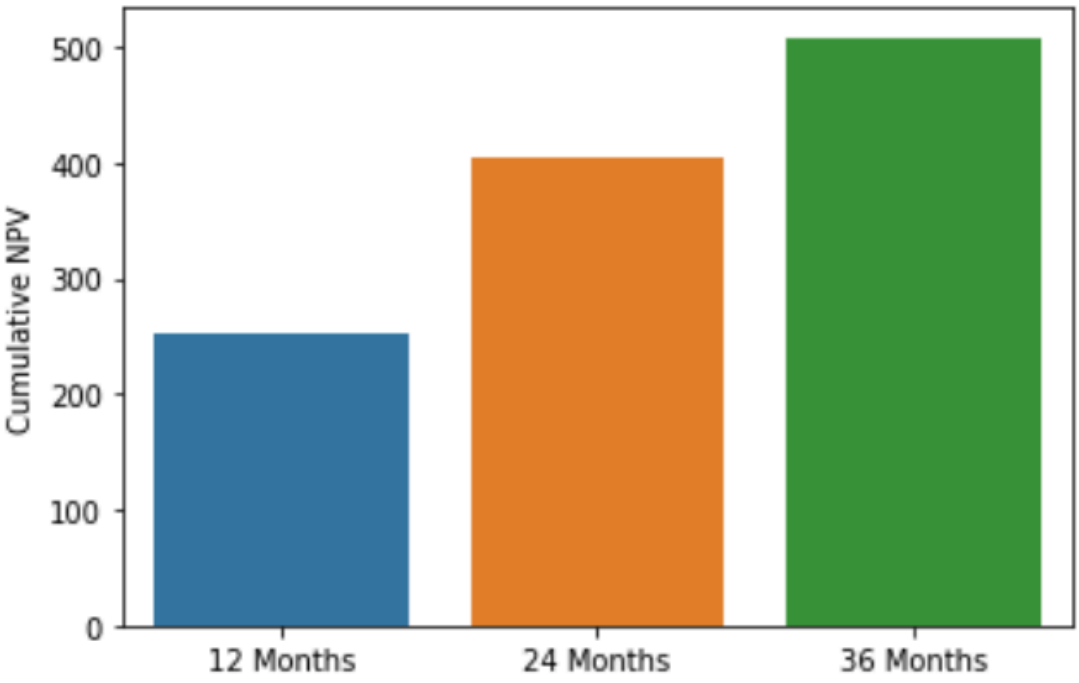
- 结果：模型部分符合假设，但并行性不足，需进一步优化。

---

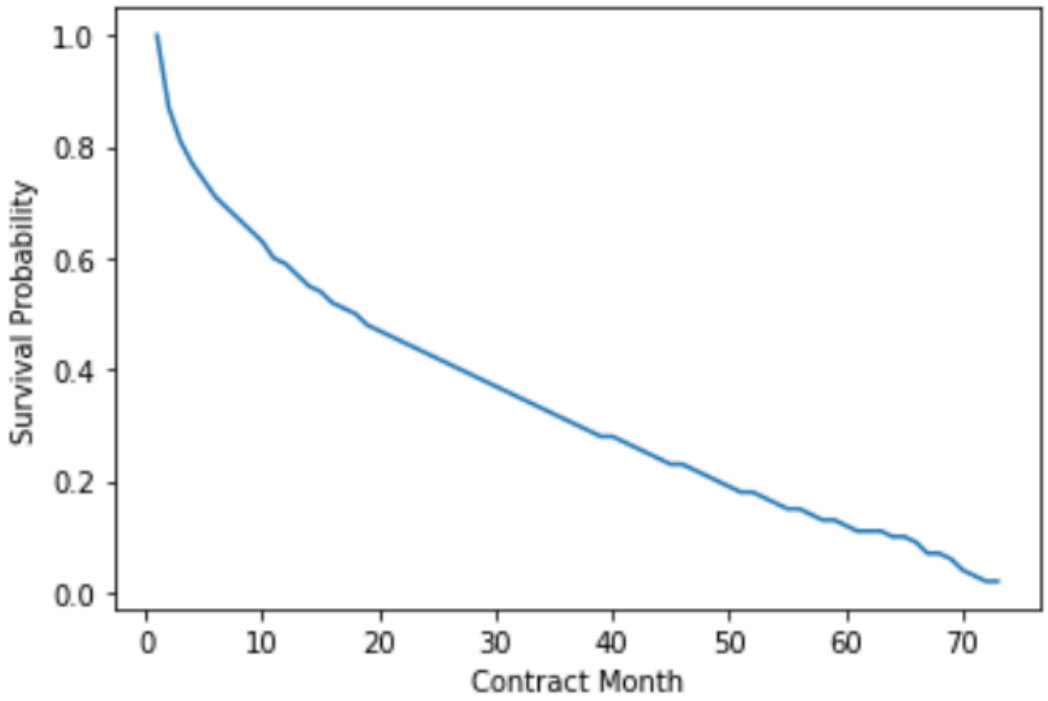
4. 结果应用与可视化

客户生命周期价值（CLV）看板

- 关键指标：
  - 生存概率（从模型预测中提取）。
  - 月度利润（假设为固定值，如30美元）。
  - 净现值（NPV）：考虑资金时间价值，公式为：
    NPV = (月度利润 × 生存概率) / (1 + 内部收益率)^合约月份
- 可视化：
  - 累积NPV曲线：展示客户生命周期内总价值，辅助制定获客预算。
  - 生存概率曲线：动态展示不同套餐或用户分组的生存趋势。
  - 图例：包含12/24/36月累计NPV对比：



- 生存概率曲线：



---

5. 结论与建议

1. 方法对比：
   - Kaplan-Meier：适用于单变量探索性分析，直观但无法处理多变量。
   - Cox模型：灵活性强，但需严格验证比例风险假设。

- AFT模型：参数假设明确，适合分布已知的场景。

2. 业务建议：
   - 优先使用Cox模型进行多变量预测，并结合分层或时间依赖变量优化假设违反问题。
   - 对高风险客户（如无在线安全服务用户）实施定向保留策略。
   - 基于CLV看板动态调整营销预算，最大化投资回报率。
3. 未来方向：
   - 探索更复杂的模型扩展（如使用立方样条增强Cox模型灵活性）。
   - 结合实时数据更新生存预测，提升策略时效性。

报告总结：生存分析为电信企业提供了从数据到决策的关键工具，通过精准预测客户行为与设备状态，企业可显著优化资源分配并提升客户价值。