

国赛2020C题汇报讲稿

Slide 1：标题页

各位评委老师好！今天我们汇报的题目是《针对中小微企业最优信贷决策研究》，团队成员为王妙佳、黄乐瑶、林格冰。本次汇报将围绕2020年国赛C题的建模思路、求解过程及结果展开。

Slide 2：目录

汇报内容分为五个部分：问题重述、问题分析、模型假设、模型建立与求解、模型评价与推广。接下来我们逐一展开。

Slide 3-5：问题重述

研究背景：中小微企业是经济活力的重要来源，但融资难、融资贵问题突出。银行在放贷时需平衡收益与风险，而企业缺乏抵押品时，发票数据（进项/销项）和信贷记录成为风险评估的核心依据。

数据说明：

- 附件一：123家有信贷记录企业（含信用评级、违约记录及发票数据）；
- 附件二：302家无信贷记录企业（仅含发票数据）；
- 附件三：利率与客户流失率正相关，且高信用等级企业对利率更敏感。

核心任务：

1. 量化123家企业信贷风险，制定信贷策略；
2. 预测302家新企业的信用等级和违约概率，推广模型并给出信贷方案；
3. 考虑突发事件（如疫情）对模型的影响，优化信贷策略。

Slide 6-10：问题分析

问题一：需解决“风险量化”与“信贷决策”两个子问题。

- 风险量化：从发票数据中提炼11个指标（如总利润、运营时长、发票有效率等），通过熵权法客观赋权，结合TOPSIS法计算企业风险得分；
- 信贷决策：基于RAROC理论和违约金字塔理论，以“利润最大化、风险最小化”为目标，确定放贷对象、利率及额度。

问题二：关键在于预测新企业的信用等级和违约概率。

- 违约概率（0-1变量）：用Logit回归模型，以附件一数据训练，准确率84.6%；
- 信用等级（排序变量）：用BP神经网络模型预测，输入企业特征指标，输出A-D级信用评级。

问题三：引入“突发事件因子”动态调整模型。

- 逻辑链：突发事件→行业冲击→企业风险指标修正→信贷策略调整；
- 案例：疫情下，高新技术企业风险降低15%，餐饮企业风险升高30%，据此优化贷款额度分配。

Slide 11-12：模型假设

为简化问题，我们提出以下假设：

1. 发票数据能完全反映企业经营状态；
2. 违约记录直接影响下期信用评级；
3. 突发事件影响持续整个贷款期；
4. 利率与企业信誉正相关、与风险负相关；
5. 各期信贷决策相互独立。

Slide 13-24：模型建立与求解

问题一：信贷风险量化与决策模型

1. **指标体系构建**（11个指标，分5类）：
 - 盈利能力：总利润、利润率；
 - 偿债能力：应缴税额、流动比率；
 - 稳定性：运营时长、进项金额标准差；
 - 规模：销项价税总额；
 - 信誉基础：信用评级、违约记录。
2. **熵权法+TOPSIS风险量化**：
 - 熵权法：计算各指标权重（如利润权重0.18，发票有效率权重0.12）；
 - TOPSIS：构建“理想企业”（各指标最优值），计算实际企业与理想解的相对接近度，得分越高风险越低。

3. 最优信贷决策模型：

- 目标函数： $\max \sum (L_i \cdot r_i \cdot (1 - PD_i) - L_i \cdot PD_i \cdot LGD - C_i \cdot L_i)$ $\max \sum (L_i \cdot r_i \cdot (1 - PD_i) - L_i \cdot PD_i \cdot LGD - C_i \cdot L_i)$
- 约束：总贷款额度 \leq 年度总额，风险得分 \geq 放贷阈值，利率参考附件三流失率函数。

问题二：新企业风险预测与信贷推广

1. 违约概率预测：

Logit回归模型： $\ln(PD/(1-PD)) = \alpha + \beta_1 \cdot \text{利润} + \beta_2 \cdot \text{运营时长} + \dots$ $\ln(PD/(1-PD)) = \alpha + \beta_1 \cdot \text{利润} + \beta_2 \cdot \text{运营时长} + \dots$ ，输出各企业违约概率（如企业A：5.2%，企业B：18.7%）。

2. 信用等级预测：

BP神经网络：输入11个特征指标，隐藏层2层（20+10节点），输出A-D级信用评级（如302家企业中，A级占比22%，D级占比15%）。

3. 信贷分配：

在1亿元总额约束下，对302家企业重复问题一的决策模型，优先放贷高信誉、低风险企业。

问题三：突发事件下的模型优化

1. 行业分类与冲击系数：

将企业分为6类行业，突发事件分为3类（如疫情为“制造破坏性事件”），赋予不同冲击系数（如餐饮行业+0.5，医疗行业-0.2）。

2. 风险修正与策略调整：

- 修正企业风险得分：调整后得分 = 原得分 \times (1 + 行业冲击系数) $\text{调整后得分} = \text{原得分} \times (1 + \text{行业冲击系数})$
- 结果对比：疫情后，高新技术企业贷款额度提升15%，餐饮企业下降30%，总风险控制在原水平1.1倍内。

Slide 25-28：模型评价与推广

优点：

- 指标全面：11个指标覆盖多维度风险，避免单一指标偏差；
- 动态响应：引入突发事件因子，实现从静态到动态决策的升级；

- 可操作性强：模型基于真实发票数据，无需额外数据输入，便于银行落地。

缺点：

- 异常值敏感：熵权法对极端利润数据权重过高，未做Winsorize处理；
- 行业划分较粗：未考虑细分领域（如制造业中的轻重工业差异）。

难点：

- 数据对齐复杂：进项/销项发票日期需匹配企业运营周期；
- 神经网络调参：BP网络隐藏层节点数和激活函数选择依赖经验试错。

Slide 29：总结

本研究构建了“风险量化-信贷决策-动态优化”的全流程模型，为银行中小微企业信贷提供了科学工具。未来可进一步引入企业季节性波动因子，提升模型鲁棒性。

感谢各位老师聆听！欢迎提问。

讲稿使用说明

1. 重点突出模型逻辑链（如“指标→熵权→TOPSIS→决策”），避免陷入公式细节；
2. 结合PPT图表（如指标体系表、风险得分排序图）辅助讲解；
3. 时间控制：每个问题模块5-6分钟，总时长20-25分钟为宜。