# 构建指标体系：

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **一级指标** | **二级指标** | | **三级指标** |
| 经销商自身情况 | 管理情况 | | 管理者领导素质 |
| 管理者管理能力 |
| 管理制度合理性 |
| 营运能力 | | 应收账款周转率 |
| 总资产周转率 |
| 存货周转率 |
| 盈利能力 | | 销售净利率 |
| 净资产收益率 |
| 偿债能力 | | 资产负债率 |
| 速动比率 |
| 利息保障系数 |
| 现金流动负债比率 |
| 成长能力 | | 销售收入增长率 |
| 销售利润增长率 |
| 股东权益增长率 |
| 融资项下资产情况 | 应收账款 | | 应收账款账期 |
| 应收账款坏账率 |
| 质押物 | | 价值衡量难易程度 |
| 种类 |
| 库存稳定程度 |
| 宏观环境影响因素 | 行业环境 | | 行业竞争程度 |
| 行业发展前景 |
| 产业效率 | | |
| 经济环境 | | |
| 法律政策环境 | | |
| 供应链绩效影响因素 | 供应链凝聚程度 | 上下游关系 | 上下游之间是否有共识和一致目标 |
| 上下游之间互动频率 |
| 上下游产品依赖度 |
| 与核心企业合作状况 | 合作时间 |
| 合作稳定性 |
| 合同价值 |
| 供应链信息化程度 | | 完备的信息管理系统 |
| 信息共享程度 |
| 信息传递效率 |

# 基于 Logistic 回归模型的中小企业信用风险评价

在指标体系的基础上，本文用 Logistic 回归对供应链金融指标体系下和传统指标体系下的中小企业信用风险进行了评价，

Logistic 回归是一种概率型非线性回归模型，其研究的是观察结果 Y 与多个影响因素X 之间的关系。作为一种多变量分析方法，Logistic 回归在我国商业银行对融资企业的信用风险分析和信贷审核上有重要应用。在对融资中小企业是否履约的二分类情况进行预测时，Logistic 回归是一种具有较高稳定性和准确性的技术，其对变量和数据的分布情况和性质没有很高的要求。比如，Logistic 回归并不需要数据服从正态分布。根据已确立的供应链金融信用评价指标体系，用主成分分析法和 Logistic 回归方法构建评价模型，评估处于供应链背景下的中小融资企业的信用。

## 数据处理

由于考虑到对处于不同行业、不同地区的企业，其数据采集难度很大的现实，本文的样本数据来自同一细分行业的企业。具体来说，本文选取了在深圳证券交易所中小企业板上市的电子元器件行业的 30 家中小企业作为样本进行分析。这些企业以 TCL 集团为核心，形成整条供应链。

样本企业所有定量的财务数据来自于国泰安 CSMAR 数据库，一部分定性数据由某些通过专业网站查询的定量指标来进行量化，另一部分定性数据的获取由于在实际操作过程中难度较大，只能通过小范围的访谈和网络信息查询的方式来获取。

本文建立的指标体系包含35个指标项。由于本文样本数据的跨度时间短（2009~2011），并且所选企业属于同一行业，因此特将反映行业状况的指标（行业所处发展阶段、行业竞争强度、法律政策环境、宏观经济状况）剔除。所以，本文将剩下的 30 个指标项作为自变量，将融资企业是否违约作为响应变量（用虚拟变量 Y 表示）来进行供应链金融信用风险评价的实证分析。其中，1 表示无违约历史记录，0 表示有违约历史记录。对自变量的说明如表 5-1 所示。

## 基于 Logistic 回归模型的信用评价过程

### 主成分分析

通过前文的分析可知，本文用于供应链金融信用评估实证分析的指标共有 35 个，如果不经处理直接进行 Logistic 回归，可能会把许多包含了企业信用风险信息的指标排除在模型之外。为了避免这种情况的发生，最大限度地检验各种指标对企业信用风险的解释作用，本文在进行指标之间的相关性分析剔除高度相关的指标后，再用主成分分析提取数量更少的几个新变量作为自变量。经过上述处理后，可以解决高维度指标之间的相关问题，

避免多重共线性对模型产生的不利影响。主成分分析的基本思路是：设法将原来众多具有一定相关性的变量通过线性变换重新组合成一组新的互相无关的几个综合变量，同时按照一定的标准从中选取少数几个综合变量，使其尽可能多地反映原来变量的信息。一般来说，用于确定主成分数量的标准有两种：第一，以方差累积贡献率大于某一比例（如 80%）为标准；第二，以特征值大于 1 为标准，如果特征值小于 1，说明该主成分的解释力度还不如直接引入一个原变量的平均解释力度大，因此一般可以用特征值大于 1 作为纳入标准。 主成分分析的数学模型：

 （2‑1）

其中，为与 X 的协方差阵 Σ 的特征值相对应的特征向量，是原始变量经过标准化处理后的值。数据标准化处理的具体方法如下：

 （2‑2）

### Logistic 回归模型构建

Logistic 回归模型中的响应变量是一个值域为{0,1} 的二分类变量。若融资企业还款（履约），则Y=1；融资企业不还款（违约），则 。

表示第 i 个融资企业违约； 表示第 i 个融资企业不违约。

本模型构建的思路是，引入样本企业 35 个指标后，在对原数据进行主成分分析的基础上得到降维数据，选用累计贡献率超过80%的主成分数据通过 Logistic 回归计算其在一段时间内的履约概率。假设融资企业的履约概率为 P，则1-P 为融资企业违约的概率，定义

    (2‑3)

式中， a 为常数项，称为 Logistic 回归系数。

(2‑2)式经过演算可得

 (2‑4)

(2‑3)式即为 Logistic 回归方程。

由于 Logistic 回归模型为非线性模型，且其误差项服从二项分布而非正态分布，因此在拟合时采用最大似然估计法进行参数估计。Logistic回归模型理论上没有阈值，本文的研究选择将 0.5 作为衡量企业信用水平高低的阈值，即通过 Logistic 回归模型计算出企业的信用评分大于或等于 0.5，则将融资企业判定为信用状况良好的企业；反之，则判定为信用状况不佳的企业。

## 评估结果及分析

在本小节中，本文分别从供应链金融信用风险评价指标体系和传统信用风险评价指标体系出发，运用 Logistic 回归进行融资企业信用风险评价。

基于供应链金融的中小企业信用评价指标体系的评价结果

1. 主成分分析结果及分析

本文运用MATLAB软件对供应链金融信用评价所涉及的 30个指标进行主成分分析，提取主成分后，还采用了方差最大化正交旋转法。通过正交旋转法可得到旋转成分矩阵，

### Logistic 回归结果及分析

① 模型显著性分析

本文采用MATLAB软件对 7 个主成分进行 Logistic 回归模型分析，采用的是比较可靠的基于极大似然估计的向前逐步（Forward Stepwise）回归法，其选入变量的标准是基于最大似然估计所得的似然比，采取迭代法逐步计算，直到对数似然比不再变化为止。分析结果如下： 表 5-6 模型整体显著性的对数似然比检验结果 如表 5-6 所示，

Logistic 回归共进行了 2 步，从第二步的结果可以产出，模型的似然比卡方统计量为 57.493，自由度为 2，相应的 P 值为 0.000，因此，在显著性水平为 0.05 的前提下，该模型整体是显著的。

## Matlab 编程实现代码

clc,clear

%读取供应链金融指标体系数据

%数据的1-35列是指标

% 第36列为若融资企业是否还款（履约），例如0表示不还款（违约），1表示还款（履约）。

to=load('to.txt');

%对原始数据进行主成分分析

data=zscore(to(:,1:35)); %数据标准化

r=corrcoef(data); %计算相关系数矩阵

%下面利用相关系数矩阵进行主成分分析，vec1的列为r的特征向量，即主成分的系数

[vec1,lamda,rate]=pcacov(r) %lamda为r的特征值，rate为各个主成分的贡献率

contr=cumsum(rate) %计算累积贡献率

f=repmat(sign(sum(vec1)),size(vec1,1),1);%构造与vec1同维数的元素为±1的矩阵

vec2=vec1.\*f %修改特征向量的正负号，使得每个特征向量的分量和为正

num=10; %num为选取的主成分的个数

df=data\*vec2(:,1:num); %计算各个主成分的得分

tf=df\*rate(1:num)/100; %计算综合得分

[stf,ind]=sort(tf,'descend'); %把得分按照从高到低的次序排列

stf=stf', ind=ind'

%确认主成分分析结果可用于进行下一步

PCAdata=df

%使用Logistic 回归模型对中小企业进行信用风险评价

% 数据的1-35列是指标，，

% 第36列为若融资企业是否还款（履约），例如0表示不还款（违约），1表示还款（履约）。

x=PCAdata(:,1:5);

y=to(:,36);

b =glmfit(x,y,'binomial', 'link', 'logit');%b是参数

p = glmval(b,x, 'logit');%拟合结果

p