

2006 <1>

China Journal of Enterprise  
Operations Research

# 中国企业运筹学

中国运筹学会 主编  
企业运筹学分会



电子科技大学出版社

# 中国企业运筹学

2006 年第 1 期

中国运筹学会 主编  
企业运筹学分会

电子科技大学出版社

## 图书在版编目(CIP)数据

中国企业运筹学.2006/中国运筹学会企业运筹学分会  
主编.—成都:电子科技大学出版社,2006.7

ISBN 7-81114-150-7

I.中... II.中... III.运筹学—应用—企业管理  
—中国—2006—文集 IV.F279.23-53

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2006)第 068296 号

## 中国企业运筹学

中国运筹学会  
企业运筹学分会 主编

---

出 版: 电子科技大学出版社 (成都建设北路二段四号)  
策划编辑: 谢应成  
责任编辑: 张蓉莉 发 行: 新华书店  
印 刷: 四川广播电视大学印刷厂  
开 本: 787×1092 1/16 印张 14 字数 510 千字  
版 次: 2006 年 7 月第一版  
印 次: 2006 年 7 月第一次印刷  
书 号: ISBN 7-81114-150-7/G·51  
定 价: 40.00 元

---

■ 版权所有 侵权必究 ■

- ◆ 邮购本书请与本社发行科联系。电话: (028) 83201635 邮编: 610054
- ◆ 本书如有缺页、破损、装订错误, 请寄回印刷厂调换。

## 目 录

## 管理科学

- 中国上市公司信用风险评估方法的比较实证研究…………… 邵克雄 曾 勇 方洪全(1)
- VAR 模型的 GMDH 估计方法及实证研究…………… 黄 敏 田益祥(8)
- 基于粗糙集理论的多重共线性检验和处理…………… 赵明清 张 靖(12)
- 多水源给水系统一级调度模型及其算法研究…………… 王洪峰 汪定伟 张国祥(17)
- 多任务类型的动态车队管理问题求解方法研究…………… 周长峰 廖良才 谭跃进(22)
- 实物期权理论在 IT 投资评估中的应用…………… 陈松劲(28)
- 面向学习网络的产业集群知识传导路径研究…………… 唐丽艳 王秉坤(33)
- 资本成本计量模型和实证研究的发展…………… 白奇珍(40)
- 累积 Logistic 回归模型在住房抵押贷款风险等级评估中的应用  
…………… 姚宏刚 曾 勇 方洪全(46)
- 基于人工神经网络的电力系统负荷预测综述…………… 黄姝雅 刘天琪 陈 绩(52)
- 工业增加值预测系统的分析设计…………… 樊 英 张秋菊(60)
- 线性规划在制订南宁房产项目销售方案中的应用…………… 刘春兰 刘春波 蒋 芳(65)

## 电子商务

- 对供应链现行问题及改进的对策分析…………… 钟载国,曹维平(73)
- The polynomial algorithm for the supply chain scheduling problem  $A_s \parallel \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^n W_{ij} C_{ij}$   
…………… 孙 国 任建峰(77)
- 基于知识网络的企业技术学习模式研究…………… 陈晓宇 王国红(80)
- 电子商务下的逆向物流…………… 马 芬(85)
- 基于多目标的供应链信息交互协商模型及其在第三方物流中的应用  
…………… 卜心怡 王晓耘 蔡雅萍(90)
- 推行电子政务必须建立多元化人才培养模式…………… 玉元珑 范仲文 高燕妮(98)
- 核心企业判定的接口供应链模型…………… 姚明志(102)
- 我国西部企业信息化的现状、问题及对策研究…………… 赵丽丽 南剑飞 柴宏波(107)
- 论西部企业信息化建设的几个关键问题…………… 郑世聪(111)

## 工业工程

- 曲靖市麒麟区人民武装部综合训练大楼基础的几点工程地质问题…………… 袁 化 雷振春(115)
- 黄家厂水电站崩塌体厚度物探 CT 解译法…………… 袁 化 雷振春(124)

## 经济论坛

- 四川省制造业产业竞争力量化分析…………… 方 茜(129)

如何保持我国未来的经济增长——从索洛增长模型的分析·····	李娅玲(134)
浅议变革时代下的企业文化重塑·····	李平(139)
从信息社会经济学的新思维看人的能力与经济发展·····	刘芳(143)
合资,制度的交汇、理解与目标的相容——第一家中外合资制造企业“北京吉普”案例分析 ·····	冯天丽 王国锋 井润田(147)
零和博弈在国家吸引 FDI 竞争中的应用 ·····	黄丽(151)
商品生产的最后一道工序——消费社会的广告·····	饶广祥(154)
农村社会抚养费征收问题分析·····	周小辉 王归超(157)

### 新闻传播

受众研究的理论价值与实践意义·····	张雪(160)
新时期中国网络新闻传播教育的现状及思考·····	张雪(170)
校园网络素质教育载体的多样化趋势·····	唐冰寒(177)
传播学领域中受众研究的价值·····	唐冰寒(183)
网络传播中议程设置的交互主体性·····	刘德萍(188)

### 文史哲专栏

“毋吾以也”释义商榷·····	姚春花 张国平(191)
直面惨淡的人生——臧克家二十世纪三十年代诗歌内容概述·····	熊荣(194)
孔子“兴观群怨”文艺思想浅述·····	阳柯(197)
畸形的表述——对媒体选美赛事报道的再解读·····	卢丹(200)
词中之月与生命之月——简析李煜词中“月”的意象·····	杨亚岚 王文轲(203)
试以“三个平面”分析主谓谓语句的类型·····	王数财(206)
从传统到现代——戴望舒诗歌观察·····	胡胜华(210)
“付费采访”现象的符号学解读——以“李银河事件”为研究样例·····	陈柏喜(213)
谈谈对外汉语教学中语言教学和文化教学的关系·····	何孟谦(216)

# 中国上市公司信用风险评估方法的比较实证研究\*

邵克雄<sup>1</sup> 曾 勇<sup>1</sup> 方洪全<sup>2</sup>

(1. 电子科技大学管理学院, 四川 成都 610054; 2. 中国建设银行四川省分行, 四川 成都 610000)

**摘 要:**中国上市公司信用风险的评估越来越受到我国金融理论界和实务界的关注。本文通过对基于会计信息的 logit 模型与基于市场信息的期权理论模型 - EDF 模型在判别预测我国上市公司的信用风险的能力上的实证比较, 得到如下基本结论: logit 模型具有较为显著的判别预测能力, 而 EDF 模型几乎没有什么效力, 从而表明了在我国直接使用 EDF 模型并不合适。

**关键词:**信用风险; logit 模型; EDF 模型; CAP 图; Kolmogorov - Smirnov 非参数检验

## 0 引言

最近二三十年来, 随着金融的全球化趋势逐步加快和金融市场的波动性加剧, 企业破产和重组事件的发生频率也越来越高, 金融行业不仅面临巨大的市场风险, 而且也面临着越来越突出的信用风险问题, 信用风险已经成为金融业的主要风险之一。因此, 如何合理而又准确地测量信用风险成为信用风险管理领域的焦点和巨大挑战。信用风险主要是由于债务人没能按照合约规定的条件向债权人偿还负债而造成债权人损失引起的风险, 即违约引起的风险。国内外许多学者对这一问题主要作了如下的一些研究。

在国外, Altman (1968)<sup>[1]</sup>采用线性判别方法对企业破产事件进行研究并提出了应用于企业破产预测的 Z 值记分模型; 由于线性判别方法需要样本中的每组满足多元正态分布和等协方差等严格假定, 所以当研究的样本不满足这些假定时, 用线性判别方法得到的结论就不适当。Ohlson (1980)<sup>[2]</sup>首先使用 logit 方法对企业破产事件进行了研究, 由于 logit 模型只需要样本满足独立性的假定, 因此用 logit 模型研究破产或违约事件也得到了广泛的应用。以上两种模型都是研究破产或违约事件比较流行和传统的统计方法, 但是需要注意的是这些模型都是主要基于不常更新的企业会计信息, 对企业的破产或违约事件进行研究。随着现代金融理论的发展, 一些基于市场数据和现代金融理论的新方法被提了出来。位于美国旧金山的 KMV 公司应用 Merton (1974)<sup>[3]</sup>思想即使用期权定价理论对风险贷款和债券定价, 开发出了一个违约预测模型即 EDF 模型<sup>[4]</sup>。EDF 模型的基本假设是: 当公司的资产价值低于一定的水平时, 公司就会对债权人发生违约, 这一水平对应的点就是违约触发点 (Default Point)。EDF 模型通过计算违约距离 DD (Distance to Default) 即公司价值的现值与违约触发点之差除以公司价值的标准差, 并假定具有相同违约距离的公司具有相同的违约风险, 然后 KMV 公司利用自己特有的数据库将具有相同违约距离的公司归为一类, 并将该类的实际违约率作为与该类公司具有相同违约距离的公司的预期违约率 EDF (Expected Default Frequency), 这样就建立了公司的违约距离与其预期违约率的对应关系。因此, EDF 模型的核心就是计算违约距离 DD, 违约距离表征了一个公司违约风险的大小, 违约距离越小, 公司的违约风险就越大, 反之, 公司的违约风险就越小。Crosbie & Bohn (2003)<sup>[5]</sup>用 KMV 公司特有的数据库验证了 EDF 模型具有较好的预测效力。

在国内, 一些学者分别对基于会计信息的线性判别模型或 logit 模型和对基于市场信息的期权理论模型进行了有意义的探讨。王春峰、万海晖和张维 (1998)<sup>[6]</sup>使用线性判别模型和 logit 模型对商业银行信用风险评估做了实证研究, 实证结果表明应用线性判别模型和 logit 模型对商业银行信用评估具有比较理想的效果。施锡铨和邹新月

\* 基金项目: “新世纪优秀人才支持计划”(教技司[2005]2号)

(2001)<sup>[7]</sup>使用线性判别模型对我国上市公司的信用风险评估进行了实证研究,训练样本由截止2000年6月在我国沪深两地证券交易所的56家ST公司和PT公司作为信用违约组和选取沪深两市根据1999年年报评选出的前100强公司中的72家公司作为信用非违约组组成,检验样本由截止2000年9月1日的2000年财务中报的72家信贷风险较小、业绩优良的公司和所有的56家ST公司和PT公司组成,实证结果表明线性判别模型具有较高的预测能力。但是,值得注意的是他们检验样本中56家ST公司和PT公司与训练样本中的信用非违约组的公司相同,因此实证结果说服力不强。方洪全和曾勇(2004)<sup>[8]</sup>使用多水平的线性判别模型和logit模型对商业银行信用风险评估做了实证研究,实证结果表明线性判别模型和logit模型都具有较好的效果且两个模型预测能力没有明显的差别。值得注意的是以上所有实证研究都是基于模型的第一类错误和第二类错误规则对模型的预测判别能力进行模型检验,而在第一类错误和第二类错误的计算中,信用好与差的分界点的取值是关键,不同的取值将得到不同的第一类错误和第二类错误,从而模型的判别能力依赖于对分界点的选取。程鹏和吴冲锋(2002)<sup>[9]</sup>使用EDF模型的违约距离DD对15家上市公司进行了研究,认为违约距离DD可以用来判别公司信用风险的好坏,但样本量较小。而鲁炜、赵恒珩和刘冀云(2003)<sup>[10]</sup>认为在中国直接使用EDF模型效果并不好,但他们只选了一家公司进行研究,因此所得结论不具有普遍性。杨星和张义强(2004)<sup>[11]</sup>以由1999~2001年间的56家ST公司作为信用违约组和75家信用良好的公司作为信用非违约组组成的样本为基础,研究了预期违约频率EDF与股价波动率之间的关系,并选择一家上市公司对EDF模型的预测能力进行检验,认为EDF模型具有较强的预测能力,很显然这一结论不具有普遍性。石晓军和陈殿左(2004)<sup>[12]</sup>通过考察上市公司的信用风险与其债权结构和资产波动率的关系来间接检验EDF模型在我国的适用性,其实证结论是EDF模型尽管在理论上具有重要的意义,但对于中国的实际情况过于简化,不能直接应用于中国的实际。不过值得注意的是,他们直接用Altman的Z-Score的倒数作为公司信用风险的代理变量,而Altman的Z值模型是基于美国的公司数据得到的,其模型中的变量和其系数并不一定适用于中国的公司,因此,其结论值得进一步的讨论。

通过以上的国内外研究可以看出,国内外学者都分别对基于会计信息的线性模型或logit模型和基于市场信息的期权理论EDF模型进行了有意义的探讨,但是,除了KMV公司外,大多数研究特别在国内都是集中于基于某一方面信息的模型的讨论且检验方法还不很完善,很少将基于两类不同信息的模型进行比较研究。

本文试图对上述两类模型在中国的适用性进行一个较为全面的研究,主要体现在:本文研究的样本量较以往的绝大多数研究大;与以往的研究相比,本文将采用和借鉴更为合理的方法对这两类模型在中国的适用性进行全面而又详细的验证。由于线性判别模型所需的假定比logit模型严格,违约距离DD是EDF模型衡量公司违约风险的充分统计量,因此,在本文的模型比较研究中,基于会计信息的模型采用logit模型,基于市场信息的期权理论模型使用违约距离DD指标。本文下面的内容安排是:第一节介绍样本数据与模型构造;第二节讨论模型的比较方法并给出比较的实证结果;最后一节总结本文的研究并指出可进一步研究的方向。

## 1 样本数据与模型构造

### 1.1 样本数据

中国证监会于1998年3月要求沪深两地证券交易所对“状况异常”的上市公司的股票交易实行特别处理(special treatment)简称ST,ST股票是指连续两年亏损或每股净资产低于股票面值,其结果可能破产或被摘牌。因此本文将ST公司归为信用违约组,而信用非违约组则由上海亚商每年评出的上市公司50强和由人民日报华东分社与上海证券交易所合办的《上市公司》杂志每年评选的上市公司50强组成,样本数据来源于国泰安公司CSMAR数据库1999~2002年间数据,ST公司选择在2000~2003年间公布的自上市以来第一次被ST的公司,若一家公司自上市以来被ST或PT至少两次,其数据则选择至第一次被ST以前最近一个年度止,因为公告是针对相对于公告日的上一年度的公司情况做出的。信用非违约组则是由上海亚商、《上市公司》评出的1999年度至2002年度的上市公司50强组成并且要求在此期间被两次或两次以上被评为50强的公司只随机地选择其中一次为50强公司。此外,样本公司只含有A股且为非金融公司,本文不研究含有B股公司的信用风险问题。最后我们选择了符合条件的103家ST公司作为信用违约组,81家50强公司为信用非违约组,其中训练样本由52家ST公司和40家50强公司组成,检验样本由余下的51家ST公司和41家50强公司组成。

## 1.2 模型的构造

### 1.2.1 logit 模型

因为样本来源于两类总体即信用违约组和信用非违约组,所以某样本公司属于信用违约组的概率的 logit 模型表达式为:

$$P_1 = \frac{e^z}{1 + e^z} \quad (1)$$

其中,  $z = C^T X$ ,  $X = (1, x_1, x_2, \dots, x_n)$  为解释变量。

本文选用反映公司盈利能力、偿债能力、运营效率和流动性等财务比率为解释变量,通过 SPSS 软件用训练样本对这些指标群进行显著性检验,我们确定应收账款周转率、资产利润率、固定资产占有率和累积保留盈余资产比四个比率作为解释变量,其中:

$x_1 = \text{应收账款周转率} = \text{总收入} / \text{平均应收账款}$

$x_2 = \text{资产利润率} = \text{总利润} / \text{平均总资产}$

$x_3 = \text{固定资产占有率} = \text{固定资产净额} / \text{总资产}$

$x_4 = \text{累积保留盈余资产比} = \text{累积保留盈余} / \text{总资产}$

最后,我们通过 SPSS 软件用训练样本对 logit 模型做参数估计,其统计结果如表 1 所示。所以有:

$$z = 4.169 - 0.286x_1 - 8.236x_2 - 3.808x_3 - 4.813x_4$$

表 1 logit 模型的参数估计

	参数估计值	标准误	Wald 统计量	自由度	显著性水平
$x_1$	-0.286	0.122	5.439	1	0.020
$x_2$	-8.236	3.433	5.757	1	0.016
$x_3$	-3.808	1.960	3.775	1	0.052
$x_4$	-4.813	2.345	4.213	1	0.040
常数项	4.169	1.017	16.822	1	0.000

### 1.2.2 EDF 模型中的违约距离 DD

KMV 公司定义的公司一年期违约距离 DD 如下:

$$DD = \frac{\text{资产市场价值} - \text{违约点}}{\text{资产市场价值} \times \text{资产收益率波动率}} \quad (2)$$

本文中取资产市场价值为公司资产价值的现值  $V_0$ , 则  $V_0 = B_0 + E_0$ , 其中  $B_0$  是当前公司的负债市场价值,  $E_0$  是公司当前权益的市场价值。由于我国上市公司的权益由流通股和非流通股构成, 因此本文采用杨星和张义强 (2004)<sup>[11]</sup> 的方法, 将非流通股按个人股本的实际出资额折合成流通股的方法来计算上市公司权益的市场价值。KMV 公司对一年期的违约点的选取是公司短期负债加上长期负债的一半, 由于企业的违约点通常位于流动负债金额与总负债之间, 因此本文定义违约点为

$$DPT = CL + \gamma \times LL, 0 \leq \gamma \leq 1 \quad (3)$$

其中,  $CL$ 、 $LL$  分别为公司账面流动负债与账面长期负债, 在本文中分别取  $\gamma = 0, \gamma = 0.25, \gamma = 0.5, \gamma = 0.75, \gamma = 1$  进行研究。最后, 由于债务的市场价值  $B_0$  不可直接观察得到, 所以公司资产的市场价值及其收益率波动率不可直接得到。为此, 我们采用 KMV 公司提出的基于 Merton 期权定价理论的下列式 (4)、(5) 方程组成的非线性方程组通过 Matlab 软件求出:

$$E_0 = V_0 N(d_1) - D e^{(-rT)} N(d_2) \quad (4)$$

$$\sigma_E = V_0 N(d_1) \sigma_v / E_0 \quad (5)$$

其中,  $d_1 = (\ln(V_0/D) + (r + 0.5\sigma_v^2)T) / \sigma_v \sqrt{T}$ ,  $d_2 = d_1 - \sigma_v \sqrt{T}$ ,  $r$  为无风险利率,  $\sigma_E$  为权益收益率的波动率,  $\sigma_v$  为资产收益率的波动率,  $D$  为公司账面债务,  $T$  为公司的债务期限。本文中  $r$  取当年的一年期的存款利率。

## 2 模型的比较方法及其实证结果

本文对基于会计信息的 logit 模型与基于市场信息的 EDF 模型的效力的比较, 是通过 logit 模型与 EDF 模型中



的违约距离  $DD$  对公司是否存在违约风险的判别预测能力来比较的,理由是:对 logit 模型来说,公司的违约风险越大,其预测的 logit 值即违约概率值越大,反之则小;对 EDF 模型来说,违约距离  $DD$  是其反映公司违约风险的充分统计量,公司的违约风险越大,违约距离就越小,反之则越大。此外,本文主要比较这两个模型一年期的判别预测能力,对其他更长期限的比较暂不进行研究。

迄今为止,大多数研究对违约预测模型预测能力的检验都是基于对模型的第一类错误和第二类错误的考察,第一类错误指的是模型将实际信用违约的公司判别为非违约公司,第二类错误指的是模型将实际非违约的公司判别为违约公司。对 logit 模型来说,当公司的 logit 值高于某一分界点时公司就被判为将要违约的公司,反之则判为非违约公司;对 EDF 模型来说,当公司的违约距离小于某一分界点时公司就被判为将要违约的公司,反之则判为非违约公司。因此,模型预测能力依赖于模型对违约分界点的选取。由于因第一类错误造成的损失是金融机构最为关心的,因此大多数研究只比较模型的第一类错误。然而,由于不同的模型选取不同的违约分界点时将会导致模型不同的第一类错误,所以选取不同的违约分界点会出现在一种违约分界点下支持某模型而在另一违约分界点下却拒绝该模型的情况。虽然有学者对第一、第二类错误赋予不同的成本,认为因这两类错误导致的总成本越小的模型判别能力越好,但不同的金融机构对这两类错误的成本代价会有不同的认识,因此模型的比较也无法给出客观的结论。

基于上述原因,本文采用 KMV 公司提出的基于模型信息含量的 CAP(Cumulative Accuracy Profiles)方法<sup>[13]</sup>对 logit 模型和 EDF 模型首先作一直观的比较,然后借鉴 Miller (1998)<sup>[14]</sup>提出的方法对直观比较的结果作一统计检验。CAP 方法的基本思想是选取适当的违约分界点使得两个模型产生相同的第二类错误时比较其第一类错误的大小。CAP 方法是通过作 CAP 图来比较模型的预测能力。具体地,如图 1 所示。首先将公司按模型预测的风险程度从风险最高到最低在 X 轴上排序,对某一给定的百分位数  $x$  会得到位于该百分位数上的公司风险程度值,然后计算风险程度等于或大于该风险程度的公司中实际违约的公司数,再计算出该数占总的实际违约的公司数的百分比  $y(x)$ ,最后将  $y(x)$  沿 Y 轴方向描点。如果模型没有任何预测能力,则模型将随机赋予公司风险值,违约公司在 X 轴上均匀分布,则图中的对角线代表这种情况,如果模型具有完全的预测能力,则实际违约的公司一定排在最前面,则图中的折线代表这种情况,因此,模型的 CAP 曲线位于对角线上方将具有预测能力,而且越往上预测能力越强,即模型的信息含量越多。

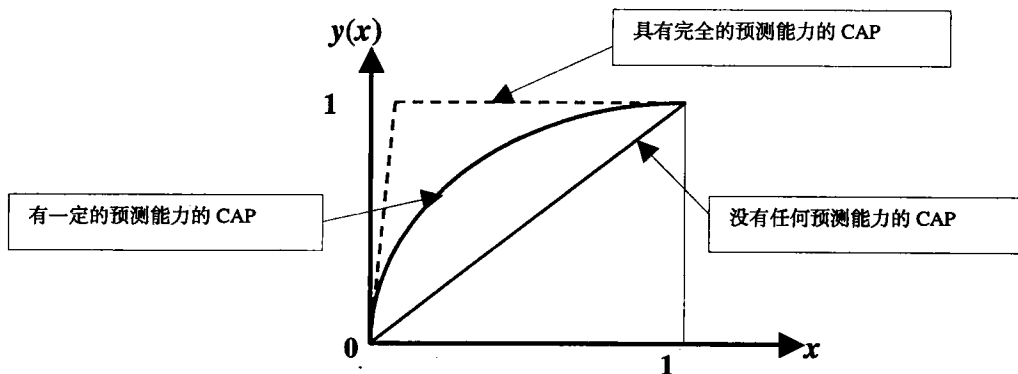


图 1

我们用检验样本对 logit 模型和取不同值时的 EDF 模型做出其 CAP 图如下:

其中,位于对角线最上方的曲线是 logit 模型的 CAP 线, $\gamma=0.0.25.0.5.0.75.1$  时 EDF 模型的五条 CAP 线是位于对角线上方(除了接近 1 时有少部分位于对角线下)的相互交错在一起的五条曲线。因此从 CAP 图来看,logit 模型有明显的判别预测能力,而 EDF 模型似乎也有一定的判别预测能力,这里值得注意的是,由于我们的检验样本中除了一个公司短期负债占总负债的大约 30%外其余公司的短期负债都占总负债的 60% 以上,所以从 CAP 图来看 EDF 模型对违约点的选取的不敏感应大部分缘于此。CAP 图虽然是考察模型判别预测能力的一个直观有效的工具,但是这些模型的效力是否在统计意义上具有显著性需要作一统计检验。我们接下来借鉴 Miller (1998)提出的方法对直观比较的结果作一统计检验。

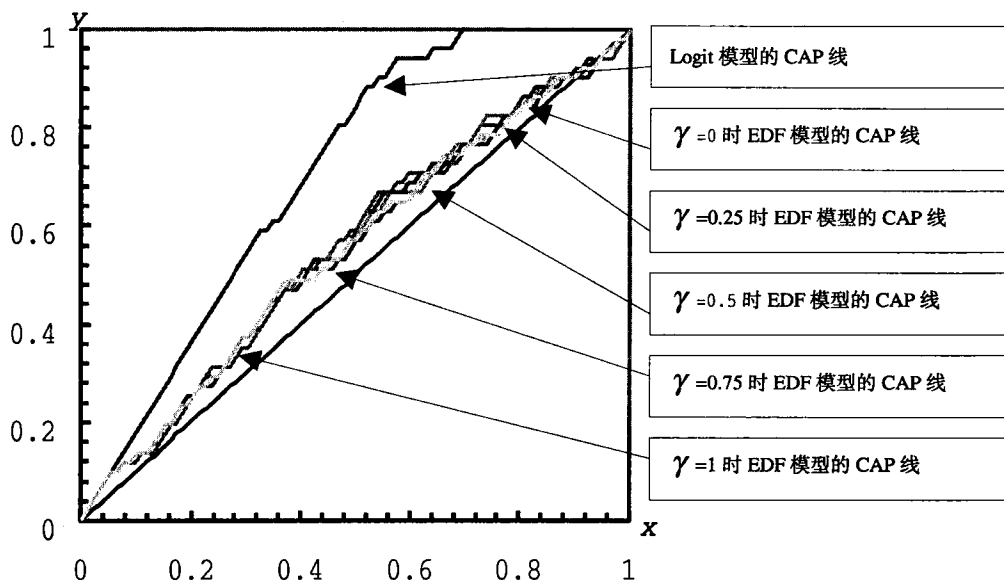


图 2

Müller 用 Kolmogorov - Smirnov 非参数检验方法研究穆迪 (Moody) 公司的信用评级与 KMV 公司的 EDF 模型在预测公司信用风险上所含的信息是否不同,其原理是:如果模型 M 包含模型 N 的信息,那么模型 N 的预测结果在模型 M 内随机均匀分布即不含有任何异于模型 M 的信息;如果模型 N 含有模型 M 所不具有的信息,则模型 N 的预测结果在模型 M 内的分布将一定呈现某种趋势因而异于均匀分布,然后用 Kolmogorov - Smirnov 非参数检验方法判别这种分布是否是均匀分布。我们基于类似的思想用 Kolmogorov - Smirnov 非参数检验方法进行 EDF 模型和 logit 模型的效力的检验。从 CAP 方法知,如果一个模型不含有任何预测公司信用风险的信息,那么按此模型反映的信用风险的大小将公司在 X 轴上排序,则实际违约的公司将在 X 轴上随机均匀分布。具体做法是,先按模型反映的信用风险的大小从风险最大到风险最小方向对公司进行排列,然后计算实际违约公司的经验累积分布,然后用 Kolmogorov - Smirnov 非参数检验方法检验该经验分布是否服从均匀分布。我们用检验样本通过 SPSS 软件对模型进行 Kolmogorov - Smirnov 非参数检验,结果如表 2 所示。

表 2 logit 模型与 EDF 模型预测效力的 Kolmogorov - Smirnov 非参数检验

	模型 A	模型 B	模型 C	模型 D	模型 E	模型 F
Kolmogorov - Smirnov 统计量	3.595	0.234	1.164	1.059	1.118	1.222
显著性水平	0.000	0.243	0.133	0.212	0.164	0.101

其中,模型 A:logit 模型,模型 B: $\gamma=0$  时 EDF 模型,模型 C: $\gamma=0.25$  时 EDF 模型,模型 D: $\gamma=0.5$  时 EDF 模型,模型 E: $\gamma=0.75$  时 EDF 模型,模型 F: $\gamma=1$  时 EDF 模型。从上表可以看出,logit 模型的显著性水平非常显著,而  $\gamma=0,0.25,0.5,0.75,1$  时 EDF 模型都不显著(即使模型 F 的显著性水平也只是非常接近 10%)。因此,logit 模型的判别预测能力是显著的,而 EDF 模型在统计意义上几乎没有什么效力。

### 3 结论与需要进一步研究的方向

从以上对 logit 模型和 EDF 模型在对我国上市公司信用风险判别预测能力的实证比较结果分析,我们可以得到如下结论:

第一,从直观上看,基于会计信息的 logit 模型对我国上市公司的信用风险具有明显的判别预测能力,基于市场信息的期权理论模型——EDF 模型也似乎具有一定的判别预测能力;但从严格的统计意义上来看,logit 模型仍然具有显著的判别预测能力,但 EDF 模型几乎与一个没有任何判别预测能力的随机模型差不多;

第二,本文的实证结果同时也说明,以往的研究中仅选一个上市公司个案对 EDF 模型的判别预测能力作一直观说明所得的结论并不具有普遍性,容易造成误导。虽然 KMV 公司提出的 EDF 模型在美国等发达国家的应用具有较为良好的表现,但将 EDF 模型直接应用到我国显然并不适合。

然而,本文还存在需要进一步研究的地方:

第一,从上面的论述可以看出,EDF 模型不能很好地捕获反映中国上市公司信用风险的市场信息,其中可能较为重要的原因是中国的金融市场目前还是一个新兴的资本市场,还不发达完善,而 EDF 模型是基于满足一些严格假定的期权理论建立的,因此,如何考虑中国金融市场的特有特征对 EDF 模型进行修正从而使之比较充分反映中国上市公司信用风险信息,是今后值得研究的问题;

第二,由于我国绝大多数上市公司存在着流通股和非流通股,因此,本文在计算公司的权益市值时采用的是杨星和张义强(2004)的方法,由于我国的股权结构复杂,寻找更为合理的方法也是值得探讨的问题。

#### 参考文献:

- [1]Altman E I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy[J]. Journal of Finance, 1968, 23(4): 589 - 609.
- [2]Ohlson J A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy[J]. Journal of Accounting Research, 1980, 18(1): 109 - 131.
- [3]Merton R C. On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates[J]. Journal of Finance, 1974, 29(2): 449 - 470.
- [4]安东尼·桑德斯,刘宇飞译. 信用风险度量——风险估值的新方法与其他范式[M]. 北京:机械工业出版社,2001.
- [5]Crosbie P, Bohn J. Modeling default risk[Z]. San Francisco: Moody's KMV Company, 2003.
- [6]王春峰,万海晖,张维. 商业银行信用风险评估及其实证研究[J]. 管理科学学报,1998, 1(1):68~72.
- [7]施锡铨,邹新月. 典型判别分析在企业信用风险评估中的应用[J]. 财经研究,2001,27(10):53~56.
- [8]方洪全,曾勇. 银行信用风险评估方法实证研究及比较分析[J]. 金融研究,2004,(1):62~69.
- [9]程鹏,吴冲锋. 上市公司信用状况分析新方法[J]. 系统工程理论方法应用,2002,11(2):89~93.
- [10]鲁炜,赵恒珩,刘冀云. KMV 模型关系函数推测及其在中国股市中的验证[J]. 运筹与管理,2003, 12(3):43~48.
- [11]杨星,张义强. 中国上市公司信用风险管理实证研究—EDF 模型在信用评估中的应用[J]. 中国软科学, 2004, (1):43~47
- [12]石晓军,陈殿左. 债权结构、波动率与信用风险—对中国上市公司的实证研究[J]. 财经研究,2004, 30(9):24~32.
- [13]Stein R M. Benchmarking default prediction models: pitfalls and remedies in model validation[Z]. San Francisco: Moody's KMV Company, 2002.
- [14]Miller R M. A nonparametric test for credit rating refinements[Z]. New York: Miller Risk Advisors, 1998.

## An Empirical Comparison of Credit Risk Assessment Methods in China's Listed Companies

SHAO Ke-xiong<sup>1</sup>, ZENG Yong<sup>1</sup>, FANG Hong-quan<sup>2</sup>

(1. School of Management, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, 610054, China; 2. Sichuan Branch, China Construction Bank, Chengdu, 610054, China)

**Abstract:** The assessment of the credit risk of china's listed companies has been receiving increasing attention from the financial academic and practitioners' world in China. By comparing the predictive power of the accounting information - based logit model and the market information - based option - theoretic EDF model on China's listed companies' credit risk, this article has drawn the following conclusions: the logit model has manifested statistically significant predictive power while the EDF model does not possess almost any power, therefore, it is not appropriate to directly use the EDF model in China.

**Key words:** Credit Risk; Logit Model; EDF Model; CAP Plot; K - S Nonparametric Test

# VAR 模型的 GMDH 估计方法及实证研究

黄 敏 田益祥

(电子科技大学管理学院, 四川 成都 610054)

**摘 要:** VAR 模型成功构建的关键在于滞后项的选取, 但是选取滞后项往往带有不确定性。本文引入数据分组处理方法(GMDH), 客观选取 VAR 模型的滞后项, 并确定模型的最优结构。实证对比表明, 在预测效果上基于 GMDH 的 VAR 模型优于传统方法构建的模型。

**关键词:** GMDH; VAR; 滞后项

## 1 引言

向量自回归模型(Vector Autoregression, 简称为 VAR)是西姆斯(Sims)于 1980 年提出的, 该模型不以严格的经济理论为依据, 是非结构化的多方程模型。VAR 是用模型中所有当期变量对所有变量的若干滞后变量进行回归, 其应用之一是预测, 在模型中每个方程的右边都不含有当期变量, 所以这种模型用于预测的优点是不必对解释变量在预测期内的取值做任何预测。由于 VAR 建模具有方法简单, 不带任何事先约束条件, 模型系数又可以直接用 OLS 估计等优点, 使得这种模型目前已经得到广泛的应用<sup>[1]</sup>。

建立 VAR 模型最重要的是在滞后项的选取上。在实际应用中, 通常希望滞后阶数足够长以准确反映模型的结构; 但是另一方面, 滞后阶数越长, 模型需要估计的参数则越多, 自由度就越小。为此, 需要用一定的方法选择合适的滞后项, 选择的方法有: 赤池信息准则(AIC)、施瓦茨(SC)准则和 LR 统计量。这些方法使得选取滞后项有了一定的依据, 但是, 在 VAR 滞后项的选取上还存在着一些不足:

(1) 用 AIC 和 SC 判断时, 各种信息判断得到的结论有时会不一致, 导致滞后项选取的差异。这时只有进一步通过统计检验(LR 统计量)来确定滞后阶数, 但是应该注意, 当样本容量与被估参数个数相比不够充分大时, LR 的有限样本分布与 LR 渐进分布存在很大差异<sup>[1]</sup>, 用 LR 确定的滞后项就会有问题。

(2) 通常通过统计软件(如: Eviews)建立 VAR 模型时, 都是将滞后阶数的确定和参数估计分开的。即先指定一个滞后阶, 再进行参数估计, 然后再计算准则, 比较准则。这样逐次进行, 每指定一个阶都要重新计算, 增加了工作量。当滞后阶数比较多时, 往往不能试算所有的阶数, 比较所有的模型, 这就使得滞后的选取带有主观性。

为了解决这些问题, 本文引入数据分组处理方法(GMDH), 客观选取 VAR 模型的滞后项, 实现对阶数和参数估计的同时确定, 选出模型的最优结构。

## 2 VAR 模型 GMDH 估计

### 2.1 GMDH 的基本思想

GMDH 是自组织数据挖掘方法的核心算法。乌克兰科学家 A. G. Ivakhnenko 院士于 1967 年首次提出了数据分组处理方法(GMDH), 经过几十年发展, 如今, GMDH 在数据挖掘和知识发现、系统预测和系统建模、最优化和模式识别问题等许多领域都得到了应用, 已经成为建模及预测的有效工具。

GMDH 处理的对象是由若干输入变量, 一个或多个输出变量构成的变量间关系待定的一个封闭系统。通过各输入变量相互组合产生一个庞大待选模型集, 采用一定的准则从中筛选出若干项最优模型, 最优模型再强强结合再产生大量的新一代模型, 不断重复这样的产生和选择的过程, 直至新产生的一代模型都不比上一代更加优

秀,则最后一代中最优的一模型被选中成为最终模型。在传统的统计学模型建模过程中,往往需要建模者根据经验对输入变量作一些事先假定,然后经反复试验找出满意模型,这样难免使模型受主观因素影响;而 GMDH 能根据样本数据自主选择实质相关的输入输出变量并产生最优函数结构,使建模者能够尽可能全面的考虑所有对输出有影响的因素,由计算机的 GMDH 算法程序筛选,从而具有更好的广泛性和客观性<sup>[2-4]</sup>。

GMDH 算法的特点是数据分组和贯穿于整个建模过程中的内、外准则的运用。它将观测样本数据分为训练集和测试集:在训练集上,利用内准则建立中间待选模型;在测试集上,利用外准则进行中间待选模型的选留。外准则基于这样的原则:只有使用附加的外部信息才能从一个给定的数据样本中选出最优模型。外部信息就是在模型建立和参数估计中未曾被使用的信息和数据(模型建立和参数估计通常在训练数据上完成)<sup>[2-4]</sup>。

外准则的使用体现了 GMDH 算法独特的思想和方法。如果不用外准则,则模型对建模数据的拟合精度会随着模型复杂度的增加而增加;只要模型足够复杂,那么模型对建模数据的拟合即可达到任意精度。但是过分追求高拟合精度,那么模型的推广能力(预测能力)就变差,即出现过拟合现象;而外准则的使用可以自动、客观地选出唯一的最优模型;选出的最优复杂度模型是在拟合精度与推广能力之间达到平衡的模型,从而可以揭示隐藏在观察样本数据中的规律性<sup>[5]</sup>。

## 2.2 VAR 模型的结构选择与参数估计

根据 GMDH 的思想,我们只要将建立 VAR 所有可能的变量,以及各变量的滞后阶数(最大滞后项为样本允许最大滞后项)作为输入变量,输入计算机,就可以通过外准则自动、客观地确定滞后项,选出最优模型,实现对阶数和参数估计的同时确定。

文献<sup>[6]</sup>将 GMDH 引入 VAR 的建模过程。将样本的 2/3 作为训练集,1/3 作为测试集。但是在用 GMDH 方法进行 VAR 建模时这样的数据分组会减少可供参数估计的样本。因为 VAR 有相当多的参数需要估计,VAR 大量的参数及其滞后已经消耗了大量的样本,GMDH 的数据分组更加剧了可供估计样本的减少,对于小样本数据更是如此。

为了解决这个问题,我们在使用外准则时应该选用交叉确认准则。

假设有  $N$  个样本,对于某个模型结构,交叉确认准则动态的将一个样本留下来评价在其他  $N-1$  个样本上估计的模型。即学习集样本个数为  $N-1$ ,检测样本个数 1。重复将每个样本作为检测样本,每次都有一个准则值,最终可以求得该结构模型的平均准则值。比如通过选取 PESS 最小来选择最优模型结构。

$$PESS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i - y_i(B)]^2$$

其中,  $y_i(B)$  表示在训练集上得到的模型在测试集上的估计。当该模型结构被选出后,使用所有的数据  $N$  来估计该模型的参数。

交叉确认准则可以减少主观划分数据集对模型的影响,同时最大程度的减小了数据分组对样本长度的影响。

## 3 实证分析

下面将研究货币供应量和物价。文献<sup>[6]</sup>出于简单起见,只用单变量模型对物价进行预测。本文将进一步考虑货币供应量的影响,用多变量模型预测物价。通常情况下,我们设定货币供应量是由央行调控的外生变量。但实证研究表明货币供应量的变化并非完全是央行可调控的,货币供应量的变化具有一定的内生性。在这种情况下,由于货币供应量的变化依赖于产出和物价的变化<sup>[7]</sup>。为此,我们下面将货币供应量、产出和物价作为一个系统来研究,并预测货币供应量和物价。

以前我国经济中存在着普遍的价格管制现象。如果一切商品的价格都由政府规定而不准变动,则货币数量无论怎样增加,价格总水平也不会上升。在这种情况下,货币数量与物价之间也就不可能有什么稳定的关系。由于在 1983~1984 年间,我国的经济体制发生了一个根本性的变化,不但国家计划对生产和支出的控制大大放松了,而且对物价的控制也放松了。因此,本文数据选择从 1985 年起。如表 1 所示。

表 1 我国 1985~2004 年 GDP、M1、CPI

年 份	GDP(亿元)	M1(亿元)	CPI	年 份	GDP(亿元)	M1(亿元)	CPI
1985	8964.4	3249.2	109.3	1995	58478.1	23987.1	117.1
1986	10202.2	4109.9	106.5	1996	67884.6	28514.8	108.3
1987	11962.5	4861.9	107.3	1997	74462.6	34826.3	102.8
1988	14928.3	5801.5	118.8	1998	78345.2	38953.7	99.2
1989	16909.2	6246.8	118	1999	82067.5	45837.2	98.6
1990	18547.9	6950.7	103.1	2000	89468.1	53147.2	100.4
1991	21617.8	8633.3	103.4	2001	97314.8	59871.6	100.7
1992	26638.1	11731.5	106.4	2002	105172.3	70881.8	99.2
1993	34634.4	16280.4	114.7	2003	117251.9	84118.6	101.2
1994	46759.4	20540.7	124.1	2004	136515	95970.82	103.9

数据来源:《中国统计年鉴》,《中国金融统计年鉴》各年以及《2005 统计公报》

M1 是我国货币政策的中介目标,所以在货币层次上选 M1;在物价变化率方面,选择 CPI(以上年为 100);产出选择实际 GDP。对 CPI,M1,GDP 分别取对数,进行无量纲化处理,记为  $cpi, m1, gdp$ 。2003~2004 年作为预测区间。下面分别建模,模型如下:

(1)传统的 VAR

$$cpi = 0.0647 \times cpi(-1) + 0.1188 \times cpi(-2) + 0.2153 \times cpi(-3) + 0.5246 \times m1(-1) + 0.1022 \times m1(-2) - 0.2986 \times m1(-3) + 0.0974 \times gdp(-1) - 0.6293 \times gdp(-2) + 0.1128 \times (-3) + 3.8784$$

$$m1 = -2.5158 \times cpi(-1) - 0.2899 \times cpi(-2) - 0.7102 \times cpi(-3) + 0.4631 \times m1(-1) - 0.3327 \times m1(-2) + 0.3884 \times m1(-3) + 1.9468 \times gdp(-1) - 0.3229 \times gdp(-2) - 1.1282 \times gdp(-3) + 15.7998$$

$$gdp = -0.983617 \times cpi(-1) + 0.7428 \times cpi(-2) - 0.2297 \times cpi(-3) + 0.596 \times m1(-1) - 0.244 \times m1(-2) - 0.1813 \times m1(-3) + 1.7271 \times gdp(-1) - 1.1667 \times gdp(-2) + 0.1938 \times (-3) + 3.0537$$

(2)VAR 的 GMDH 估计模型

$$cpi = -0.2527 \times cpi(-1) - 0.7147 \times cpi(-2) + 0.4218 \times m1(-1) + 0.2486 \times m1(-3) - 0.3349 \times m1(-4) - 0.4645 \times gdp(-4) + 10.5317$$

$$m1 = -2.3856 \times cpi(-1) + 0.7381 \times m1(-1) + 1.4152 \times gdp(-1) - 1.7962 \times gdp(-3) + 0.6238 \times gdp(-4) + 11.0859$$

$$gdp = -0.8506 \times cpi(-1) - 1.0684 \times cpi(-4) - 0.7757 \times m1(-2) - 0.3707 \times m1(-3) + 2.256 \times gdp(-1) - 0.8193 \times gdp(-3) + 0.8288 \times gdp(-4) + 6.8261$$

预测结果见表 2

表 2 CPI、M1 的预测结果

年 份	CPI					M1				
	真实值	传统 VAR 预测值	基于 GMDH 的 VAR 预测值	传统 VAR 预测误差 (%)	基于 GMDH 的 VAR 预测误差 (%)	真实值	传统 VAR 预测值	基于 GMDH 的 VAR 预测值	传统 VAR 预测误差 (%)	基于 GMDH 的 VAR 预测误差 (%)
2003	101.2	103.1	102.3	1.849	1.104	84119	80981	81302	-3.73	-3.35
2004	103.9	107.6	104.2	3.547	0.245	95971	90683	93097	-5.51	-2.99

从表 2 的预测结果看,VAR 的 GMDH 估计模型预测误差小于传统的 VAR 模型,说明了其在预测上的有效性,模型更具预测能力。这也说明了外准则能选出在拟合精度与推广能力之间达到平衡的模型。

4 结论

VAR 的 GMDH 估计模型在滞后项的选取上,比传统的 VAR 模型更具客观性,而且可以通过算法程序实现对

阶数和参数估计的同时确定。通过交叉确认准则的使用,减小了 GMDH 数据分组对样本容量的影响,使得该模型在小样本情况下更具有推广性。本文通过实证对比,表明了预测效果上 VAR 的 GMDH 估计模型优于传统的 VAR 模型。

**参考文献:**

- [1] 张晓峒. 计量经济分析[M]. 北京:经济科学出版社,2000.272-280.
- [2] 贺昌政,吕建平. 自组织数据挖掘理论与经济系统的复杂性研究[J]. 系统工程理论与实践,2001,12:1-4.
- [3] Mueller J A, Lemke F. Self-organizing data mining[M]. Berlin, Hamburg: Libri Books, 2000.
- [4] Madala H R, Ivakhnenko A G. Inductive Learning Algorithms for Complex System Modeling[M]. Boca Raton, London, Tokyo: CRC Press, 1994.
- [5] 张宾,贺昌政. GMDH 算法的终止法则研究[J]. 吉林大学学报(信息科学版),2005,Vol. 23, No. 23: 257-262.
- [6] 田益祥. 基于 GMDH 的 VAR 滞后选择方法及实证分析[J]. 武汉科技大学学报(自然科学版),2002, Vol. 2, No. 1:105-107.
- [7] 刘斌. 我国货币供应量与产出、物价间相互关系的实证研究[J]. 金融研究,2002, No. 7: 10-17.

## GMDH - type Vector Autoregression

HUANG Min, TIAN Yi-xiang

(School of Management, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, 610054, China)

**Abstract:** This article uses GMDH to solve the uncertainty of choosing the lagged variable in VAR model. Based on the principle of GMDH, the lagged variable and the optimal model can be chosen objectively. The example shows that the prediction of GMDH - type VAR is more accurate.

**Key words:** GMDH; VAR; the lagged variable



# 基于粗糙集理论的多重共线性检验和处理

赵明清 张 靖

(山东科技大学信息科学与工程学院, 山东 青岛 266510)

**摘 要:**多重共线性是计量经济学中的重要内容之一。由于多重共线性主要是样本问题,所以不存在检验和处理多重共线性的普遍有效方法。本文将粗糙集理论用于多重共线性的检验和处理:首先,分析了粗糙集理论用于多重共线性检验和处理的可行性;其次,描述了粗糙集理论用于多重共线性检验和处理的步骤;最后,用一个实例进一步验证了基于粗糙集理论的多重共线性检验和处理方法的有效性。

**关键词:**粗糙集;信息系统;属性约简;属性重要性;多重共线性

## 0 引言

所谓的多重共线性<sup>[6]</sup>就是指解释变量之间存在完全的线性关系或近似的线性关系。如果解释变量之间存在完全的线性关系,则称为完全多重共线性;如果解释变量之间存在近似的线性关系,则称为不完全多重共线性。多重共线性是一种较为普遍的现象,当多重共线性程度较高时,会给计量经济模型中的参数估计造成严重后果。因此,多重共线性的检验和处理是在建立计量经济模型时必须要考虑的一件事情。但是,多重共线性主要是样本问题,不存在检验和处理多重共线性的普遍有效方法。粗糙集理论<sup>[1]</sup>是波兰数学家 Pawlak 教授于 20 世纪 80 年代初提出的一种研究不完整、不确定知识和数据表达、学习、归纳的理论方法,近年来得到了国际上众多学者的重视,并且在理论模型、算法研究和工程应用中取得了大量的高水平的研究成果<sup>[2]</sup>,也为检验和处理多重共线性提供了新的思路和方法。本文研究的是如何将粗糙集理论用于多重共线性的检验和处理,主要内容包括:分析了粗糙集理论用于多重共线性检验和处理的可行性;描述了粗糙集理论用于多重共线性检验和处理的步骤;用一个实例进一步验证了基于粗糙集理论的多重共线性检验和处理方法的有效性。

## 1 粗糙集理论中的几个基本概念

首先引入粗糙集理论中的几个基本概念<sup>[2~4]</sup>:

**定义 1.1** 一个信息系统可表示为一个四元组  $S = \langle U, R, V, f \rangle$ 。其中,  $U$  是对象的集合;  $R$  是属性的集合;  $V$  是属性值的集合;  $f$  是信息函数。如果  $R = C \cup D$ ,  $C$  表示条件属性集合,  $D$  表示决策属性集合,那么也称  $S$  为决策表。

**定义 1.2** 给定  $X \subseteq U, B \subseteq R, X$  的  $B$  下近似和上近似分别定义为

$$\underline{B}(X) = \{x \in U : [x]_{IND(B)} \subseteq X\}, \bar{B}(X) = \{x \in U : [x]_{IND(B)} \cap X \neq \emptyset\}.$$

**定义 1.3** 设  $P, Q \subseteq R, Q$  的  $P$  正域定义为  $POS_P(Q) = \cup \{P(X) : X \in U/Q\}$ 。

**定义 1.4** 设  $P, Q \subseteq R, p \in P$ , 如果  $POS_P(Q) = POS_{P - \{p\}}(Q)$ , 则称  $p$  是  $P$  中  $Q$  可约去的; 否则, 称  $p$  是  $P$  中  $Q$  不可约去的。如果  $P$  中的任意属性都是  $Q$  不可约去的, 则称  $P$  是  $Q$  独立的。如果  $S \subseteq P$  是  $Q$  独立的, 并且  $POS_S(Q) = POS_P(Q)$ , 则称  $S$  是  $P$  的  $Q$  约简, 用  $RED_Q(P)$  表示。

**定义 1.5** 设  $P, Q \subseteq R, S \subseteq P$ , 则  $S$  在  $P$  中相对  $Q$  的重要性定义为  $\sigma_{PQ}(S) = \gamma_P(Q) - \gamma_{P-S}(Q)$ , 其中  $\gamma_P(Q)$  表示  $P$  对  $Q$  的近似分类质量。