

文章编号: 1001-0920(2013)02-0309-04

混合状态变量和过程变量的风险评估模型

陈思凤, 刘业政

(合肥工业大学 a. 管理学院, b. 过程优化与智能决策教育部重点实验室, 合肥 230009)

摘要: 针对常用风险评估方法仅使用单期截面数据构造模型, 对风险动态演化趋势信息反映能力不足的问题, 提出一种同时考虑单期截面数据和时序数据的企业风险评估模型. 对于可用单期截面数据表示的状态变量, 采用S型函数度量该类指标的风险; 对于需要用时序数据反映的过程变量, 综合考虑该类指标的时序均值、方差或偏度等特征, 将包含企业风险演化趋势信息的时序数据映射为一个截面值, 从而使风险评估模型具有处理动态信息的能力. 应用实例表明了该方法的可行性和有效性.

关键词: 风险评估模型; 截面数据; 时序数据; 风险度量

中图分类号: F224

文献标志码: A

Risk evaluation model for mixed state variables and process variables

CHEN Si-feng, LIU Ye-zheng

(a. School of Management, b. Key Laboratory of Process Optimization and Intelligent Decision-making, Ministry of Education, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China. Correspondent: CHEN Si-feng, E-mail: sifengchen@sina.com)

Abstract: For the problem that the commonly used risk evaluation model only uses cross-sectional data and the trend information of evolution is not fully reflected in the risk evaluation models, a risk evaluation model based on the risk of specific indexes is proposed. For the state variables that can be reflected with cross sectional data, the risks are measured through Sigmoid function. For the process variables that need to be reflected with time series data, the risks are measured by using two-attribute models and value-at-risk models. By considering the mean, variance and skewness, the time series data are mapped to a cross section data such that the risk evaluation model has the ability to handle the dynamic information. A specific example shows the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Key words: risk evaluation model; cross sectional data; time series data; risk measurement

0 引言

从定量分析的角度看, 企业风险度量可以转化为构造一个数学映射问题, 输入待评估企业指标值, 即可输出决策者对企业的风险判断^[1]. 在这一映射关系中, 企业风险是一个状态变量, 而企业风险评估指标有状态变量和过程变量两种类型. 目前常用的风险评估方法中状态变量和过程变量均使用单期截面数据表示^[2], 如此构造出的企业风险评估模型往往不能准确反映风险, 甚至得到错误的结论^[3-4]. 状态变量指标值本身在某种程度上已经反映了企业风险状态, 如资产负债率等偿债能力指标, 因此可以采用单期截面数据构造该类指标与企业风险之间的映射关系. 但对于过程变量指标, 如主营业务收入增长率等成长能力指

标, 任何一个截面状态都不足以完整反映企业的风险状态, 只有通过多个截面状态间动态关系的整体描述, 才能在评估指标与企业风险之间建立起恰当的映射关系. 另一方面, 在风险评估过程中, 不同的决策者因其风险偏好不同, 判断各指标值或指标变化值对风险发生的作用也是不同的. 因此, 若忽略风险度量和风险评估的主观偏好, 则会影响企业风险评估模型的实际应用价值^[5].

本文提出一种同时考虑单期截面数据和时序数据的企业风险评估模型, 并将决策者的风险偏好作为模型的调节参数. 对于状态变量型指标, 采用S型函数度量该类指标的截面数据对应的风险大小; 对于过程变量型指标, 综合考虑该类指标的时

收稿日期: 2011-06-22; 修回日期: 2011-10-30.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71071047); 高等学校博士点基金项目(20090111110016).

作者简介: 陈思凤(1973-), 男, 博士生, 从事数据挖掘与商务智能的研究; 刘业政(1965-), 男, 教授, 博士生导师, 从事数据挖掘、电子商务等研究.

序列数据的均值、方差或偏度等特征,应用 VaR 方法或两属性风险度量方法将包含企业风险演化趋势信息的时间序列数据映射为该指标的风险值,从而使风险评估模型具有处理动态信息的能力.在各指标的风险度量过程中,决策者可以通过设置风险映射函数的相关参数反映其风险偏好.最后,通过实验比较了仅采用单期截面数据的风险评估模型和本文提出的混合状态变量、过程变量的风险评估模型.实验表明,本文提出的模型在高风险企业的风险评估方面具有更好的性能.

1 指标风险度量方法

1.1 状态变量的风险度量方法

当决策者认为状态变量与总体风险之间呈线性关系时,可以采用如下所示的直线型风险函数:

$$y = ax + b. \quad (1)$$

企业总体风险随着指标值非线性变化的情形更为普遍.对倾向于加剧企业总体风险水平的正向指标,如资产负债率等,可以采用如下所示的风险函数:

$$y = \frac{1}{1 + e^{-a(x-b)}}. \quad (2)$$

其变化趋势呈 S 型,合理区域是决策者面临的风险函数的拐点.

类似地,对倾向于降低企业总体风险水平的负向指标,如流动比率,可以采用如下所示的风险函数:

$$y = \frac{1}{1 + e^{a(x-b)}}. \quad (3)$$

1.2 过程变量的风险度量方法

1.2.1 VaR 风险度量方法

在企业风险管理中,存在着一类指标,如利息保障倍数、主营业务收入增长率,企业不仅期望该类指标值保持在较好的水平,而且即使在经营环境出现不利冲击时其值也不发生重大改变,因此需要估计未来该类指标最大可能的偏离值,以便作出最为谨慎的判断.

在风险独立的条件下,对于任意一个时间序列 $X(T)$,均可以表示为

$$X(T) = \bar{X} + X'(T). \quad (4)$$

其中: \bar{X} 是该时间序列的期望; $X'(T)$ 是随机波动的,反映了指标的风险.假设已知 $X(T)$ 的分布,如正态分布,借助风险价值 (VaR)^[6] 的思想,在给定概率水平置信度 c 下,可以度量 $X(T)$ 的风险最大值 V ,并得到 $X(T)$ 在任意不利冲击下的最保守估计 F .

对于给定的 $X(T)$ 和 c ,指标偏离期望的最大值 V 应满足

$$P_{\text{prob}}(\Delta X > V) = 1 - c. \quad (5)$$

其中: ΔX 为指标偏离期望 \bar{X} 的大小, P_{prob} 为 $\Delta X >$

V 的概率.该式的含义是给定一个指标的时间序列,指标值偏离期望的幅度大于 V 的概率只有 $1 - c$.

本文采用参数法^[6]计算 V .假定 $X(T)$ 服从正态分布,则有

$$V = \alpha\sigma\sqrt{\Delta T}. \quad (6)$$

其中: α 为给定置信度 c 下标准正态分布的上分位数; σ 为指标值的标准差; ΔT 为时间长度,决定计算的是多长时间内的风险.此时, $X(T)$ 在任意不利冲击下的最保守估计为

$$F = \bar{X} - V. \quad (7)$$

1.2.2 两属性风险度量方法

另外一类指标的风险特征更为普遍,指标的均值、波动性、分布偏斜和极端尾部分散性等都会影响风险的度量.为此,本文将依据指标的期望值 \bar{X} 和标准风险 $X'(X' = X - \bar{X})$ 两个相互独立的部分,采用一种两属性风险模型^[5,7]度量指标风险.

1) 标准风险度量模型.设指标风险排序是偏好的相反数,且只考虑指标的波动性部分 X' 对风险的影响,则标准风险度量可定义为

$$R(X') = -E[u(X')] = -E[u(X - \bar{X})]. \quad (8)$$

其中: $u(\cdot)$ 是一个效用函数, E 是指标在某一概率分布上的期望值.通常情况下,人们对指标超过期望值的偏离具有正的偏好,而对低于期望值的偏离具有负的偏好.这种情况下决策者的效用函数具有某种分段的幂函数的特征,即

$$u(x) = \begin{cases} cx^{\theta_1}, & x \geq 0; \\ -d|x|^{\theta_2}, & x < 0. \end{cases} \quad (9)$$

其中所有参数均为非负的常数,相应的标准风险为

$$R(X') = dE^- [|X - \bar{X}|^{\theta_2}] - cE^+ [|X - \bar{X}|^{\theta_1}]. \quad (10)$$

2) 两属性风险度量模型.人们在对指标风险作出判断时,不仅会考虑指标的波动性 X' ,还会考虑指标的期望值 \bar{X} .因此,需要将风险定义由标准风险 X' 扩展到由指标的期望值 \bar{X} 和标准风险 X' 构成的两属性结构上,即将风险定义为 (\bar{X}, X') 上的一个函数,有

$$R(\bar{X}, X') = E[u(\bar{X}, X')]. \quad (11)$$

如果指标具有相同的期望值,则风险与指标偏离期望值的大小正相关;另外,如果指标偏离保持不变,期望水平提高则会导致指标的风险水平下降.在上述条件下,风险模型(11)可以表示为标准风险及其均值函数的线性组合^[8],即

$$R(\bar{X}, X') = g(\bar{X}) + \psi(\bar{X})R(X'). \quad (12)$$

其中: $\psi(\bar{X}) > 0$, $g'(\bar{X}) < -\psi'(\bar{X})R(X')$, $R(X')$ 为标准风险度量.

模型(12)给出了选择函数 $g(\bar{X})$ 和 $\psi(\bar{X})$ 的限

定条件. 如果 $\psi(\bar{X})$ 是一个常数, 则条件 $g'(\bar{X}) < -\psi'(\bar{X})R(X')$ 变成 $g'(\bar{X}) < 0$, 即 $g(\bar{X})$ 是 \bar{X} 的减函数; 否则非增函数 $g(\bar{X})$ 和减函数 $\psi(\bar{X})$ 便足够使得条件 $g'(\bar{X}) < -\psi'(\bar{X})R(X')$ (假设 $R(X') > 0$) 成立.

基于风险模型 (12) 给出的一般构造和式 (9) 给出的效用函数形式, 可以选择 $g(\bar{X})$, $\psi(\bar{X})$, $R(X')$ 的恰当形式构造风险模型. 设 $\psi(\bar{X}) = ke^{-b\bar{X}}$, 其中 $k > 0$, $b \geq 0$ (当 $b=0$ 时, $\psi(\bar{X})$ 成为一个常数), $g(\bar{X}) = -a\bar{X}$, $a > 0$, a 为常数, 则风险函数为

$$R(\bar{X}, X') = -a\bar{X} + ke^{-b\bar{X}}\{dE^{-}[|X - \bar{X}|^{\theta_2}] - cE^{+}[|X - \bar{X}|^{\theta_1}]\}. \quad (13)$$

其中

$$E^{-}[|X - \bar{X}|^{\theta_2}] = \sum_{x_i < \bar{X}} p_i |x_i - \bar{X}|^{\theta_2};$$

$$E^{+}[|X - \bar{X}|^{\theta_1}] = \sum_{x_i > \bar{X}} p_i |x_i - \bar{X}|^{\theta_1};$$

$a, b, c, d, e, k, \theta_1, \theta_2$ 为常数; p_i 是与 x_i 相关的概率. 当 $b=0$ 时, 这些模型就变为加性的形式.

因为效用函数 (9) 的标准风险度量函数 (10) 富有弹性, 所以模型 (13) 已被证明适合于多种情况下的指标风险度量^[5,7-9]. 首先, 该模型分别计算正向偏离和负向偏离的影响, 更符合决策者对风险的心理感受^[10], 同时也避免了只计算负向偏离而高估风险的情况; 其次, 通过恰当地选择参数 c, d, θ_1, θ_2 , 模型可消除相对收益和损失对风险的不对称影响, 从而恰当地反映了决策者的风险偏好和评估指标的不同特征^[7].

2 应用实例

为了验证所提出模型的效果, 本节分别利用单期截面数据的风险评估模型和本文提出的混合状态变量、过程变量的风险评估模型, 运用支持向量机方法 (SVM) 对企业的总体风险进行评估.

2.1 样本及指标的选取

选择 150 家上市公司作为研究样本, 将 2010 年因财务状况异常而被特别处理 (ST) 的企业作为高风险企业, 类标签为“+1”, 其余为低风险企业, 类标签为“-1”. 样本企业数据采集期为 2006~2010 年共 5 年, 150 个样本中 118 个企业为低风险企业, 32 个企业为高风险企业. 本文所有数据均取自国泰安财经数据库, 并规范化到区间 $[-1, +1]$ 上.

参与风险度量的指标共 15 个: x_1 为资产负债率, x_2 为流动比率, x_3 为速动比率, x_4 为主营业务收入增长率, x_5 为主营业务利润增长率, x_6 为净利润增长, x_7 为资产回报率, x_8 为销售毛利率, x_9 为销售净利率, x_{10} 为应收账款周转率, x_{11} 为存货周转率, x_{12} 为应收账款占比, x_{13} 为收入成本比, x_{14} 为股权集中度, x_{15} 为薪资报酬率.

2.2 实验方法及参数设置

实验环境为 Intel Pentium IV 3.0 GHz CPU, 512 MB RAM, Windows XP 操作系统, Matalab R2008a. 在训练 SVM 时, 罚参数取 100, 采用高斯核函数, 核宽度参数取 32. 为了提高 SVM 模型的泛化能力, 运用 5 折交叉验证的方法, 取 5 次实验的平均准确率作为预测准确率. 上述指标适用的风险函数及相关参数如表 1~表 3 所示.

表 1 适用于 S 型风险函数的指标及相关参数

指标名称	变量类别	风险函数类别	a	b
资产负债率	状态变量	S 型函数正向	1	0.7000
流动比率	状态变量	S 型函数负向	1	2.0000
速动比率	状态变量	S 型函数负向	1	1.0000
存货周转率	状态变量	S 型函数负向	1	3.0000
应收账款周转率	状态变量	S 型函数负向	1	3.0000
股权集中度	状态变量	S 型函数负向	1	0.6000

表 2 适用于 VaR 函数的指标及相关参数

指标名称	变量类别	风险函数类别	α
主营业务收入增长率	过程变量	VaR	1.96
主营业务利润增长率	过程变量	VaR	1.96
净利润增长率	过程变量	VaR	1.96
应收账款占比	过程变量	VaR	1.96
收入成本比	过程变量	VaR	1.96

2.3 实验结果及分析

按表 1~表 3 给定的模型参数将企业的指标值转化为风险值, 其中状态变量使用 2008 年的数据进行转换. 经过风险函数变换后, 得到企业的风险值矩阵并输入到 SVM 模型中进行训练和测试. 比较了基于不同数据 SVM 模型的预测能力, 对比情况如表 4 所示. 本文提出的风险评估模型的总体评估精度达到了 93.24%, 比单纯基于单期截面数据模型的评估精度提高了 5.44%. 从表 4 可以看出, 模型性能的改进主要来自对高风险企业评估精度的提高. 实际上, 用于度量

表 3 适用于两属性风险函数的指标及相关参数

指标名称	变量类别	风险函数类别	期望目标	a	k	b	d	c	θ_1	θ_2
薪资报酬率	过程变量	两属性风险函数	0.0650	0.05	1	0.01	1	3	1	1
总资产回报率	过程变量	两属性风险函数	0.0570	0.05	1	0.01	1	3	1	1
销售毛利率	过程变量	两属性风险函数	0.1500	0.05	1	0.01	1	3	1	1
销售净利率	过程变量	两属性风险函数	0.1000	0.05	1	0.01	1	3	1	1

状态变量的 S 型风险函数将企业风险评估指标的值进行了压缩变换,这一变换从形式上类似于 SVM 中的径向基核函数,因此降低了指标之间的非线性程度。另外,由于考虑了更长时间的变化过程,避免了因指标暂时变化而对预测结果的干扰,也增加了样本数据的可分性,特别是增强了对高风险企业的区分能力。

表 4 基于不同数据的模型预测能力

准确率	本文模型	单期截面数据模型	对比
高风险企业预测准确率	0.8333	0.4616	0.3717
低风险企业预测准确率	0.9563	0.9882	-0.0319
总体预测准确率	0.9324	0.8780	0.0544

3 结 论

本文采用 S 型函数对状态变量的风险进行度量,并根据过程变量的特征运用 VaR 和两属性的风险函数对指标风险进行度量。实验结果表明,区分状态变量型指标和过程变量型指标的风险评估模型比单纯基于单期截面数据的模型在总体预测准确率和高风险企业的预测准确率上都有较大程度的提高,因而更具有实际应用价值。

运用 VaR 和两属性的风险函数对指标风险进行度量均需要多个时点的数据,这限制了本文所提出的方法在新兴市场风险评估中的运用。另外,本文只运用了 3 种风险函数,其他风险函数对评估结果的影响是下一步的研究方向。

参考文献(References)

- [1] 王强,沈永平,陈英武.多属性决策的支持向量机方法[J].系统工程理论与实践,2006,26(6):54-59.
(Wang Q, Shen Y P, Chen Y W. The support vector machine

method for multiple attribute decision making[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2006, 26(6): 54-59.)

- [2] 杨淑娥,王乐平.基于 BP 神经网络和面板数据的上市公司财务危机预警[J].系统工程理论与实践,2007,27(2): 61-66.
(Yang S E, Wang L P. Research on financial for Listed BP warning companies by using neural networks and panel data[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2007, 27(2): 61-66.)
- [3] 陈磊,任若恩,曹汉平.公司多阶段财务危机动态预警研究[J].系统工程理论与实践,2008,28(11): 29-35.
(Chen L, Ren R E, Cao H P. Theory and application of TSDA and EWMA[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2008, 28(11): 29-35.)
- [4] 王宪全,李一军.信用风险测量方法的发展历史及趋势[J].预测,2006,25(1): 36-41.
(Wang X Q, Li Y J. The history and trend of methods of credit risk measurement[J]. Forecasting, 2006, 25(1): 36-41.)
- [5] Jia J, Dyer J S, Butler J C. Measures of perceived risk[J]. Management Science, 1999, 45(4): 4519-4532.
- [6] Holton G A. Value-at-Risk: Theory and practice[M]. Academic Press, 2003.
- [7] Jia J, Dyer J S. A standard measure of risk and risk-value models[J]. Management Science, 1996, 42(12): 1691-1705.
- [8] Jia J, Dyer J S. Decision making based on risk-value tradeoffs[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2009: 59-72.
- [9] Jia J, Dyer J S, Bulter J C. Generalized disappointment models: Risk-Value studies Series[Z]. 1997.
- [10] Alexander G. The handbook of risk management and analysis[M]. New York: John Wiley & Sons Ltd, 1996.

(上接第308页)

- [25] Capstick S, Keister B D. Multidimensional quadrature algorithms at higher degree and/or dimension[J]. J of Computational Physics, 1996, 123(2): 267-273.
- [26] Yuanxin Wu, Dewen Hu, Meiping Wu, et al. A numerical-integration perspective on Gaussian filters[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(8): 2910-2921.
- [27] Bar Shalom Y, Li X R, Kirubarajan T. Estimation with applications to tracking and navigation[M]. NY: Wiley and

Sons, 2001: 161-163.

- [28] Athans M, Wishner R P, Bertolini A. Suboptimal state estimation for continuous time nonlinear systems from discrete noisy measurements[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1968, 13(5): 504-514.
- [29] Kotecha J H, Djuric P A. Gaussian particle filtering[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2003, 51(10): 2592-2601.