

成长期上市公司财务危机预测

——基于 Kalman 滤波与 Logistic 回归的实证研究

朱兆珍, 董小红, 汪 健

(安徽财经大学商学院, 安徽 蚌埠 233000)

摘 要: 本文将 Kalman 滤波智能算法与 Logistic 回归传统模型相结合, 对成长期上市公司财务危机进行预测。结果表明: 公司治理因素对上市公司是否发生财务危机具有显著影响; 比较而言, Kalman 滤波算法算得的专一性优于 Logistic 回归模型; 临近被 ST 的 T-1 期模型 I、II 以及 T-3 期模型 II 计算所得敏感性高于 Kalman 滤波算法敏感性结果, 但 T-3 期模型 I 及 T-5 期模型 I、II 敏感性皆低于 Kalman 滤波算法得到的敏感性。文章最后提出了成长期上市公司避免陷入财务困境的政策建议。

关键词: 成长期; 财务危机; Kalman 滤波; Logistic 回归

中图分类号: F275

文献标识码: A

文章编号: 1004-4892(2017)07-0068-09

一、引 言

企业财务危机预警(Financial early warning, 亦可简称为 FEW)是一个世界性的问题和难题^[1], 隶属于公司治理的重要研究领域, 对于公司管理者、投资者、债权人等做出决策起着重要作用^[2]。预防财务危机, 对企业财务危机进行尽可能有效和精细地预警和监测是摆在财务理论研究和实务工作者面前急需研究的重要课题^[3]。国内外财务危机预警研究文献汗牛充栋, 大多数文献仅凭借财务危机发生当期前若干期的截面数据就做出是否发生财务危机的判断, 缺乏动态性。基于企业生命周期视角的文献不多, 且多停留在理论分析层面, 这为本文研究提供了空间。企业生命周期理论认为企业犹如生命体, 经历出生、成长、成熟、衰退直至死亡的全过程。处于不同生命周期阶段的企业会表现出不同的典型行为模式^[4]。Miller 和 Friesen(1984)^[5]将“典型行为模式”具体化, 他们认为企业在成长期, 销售迅速增长、能够积累丰富的资源用于扩张, 尤其是组织结构更加健全, 许多决策权力下放给中层管理者; 在成熟期, 销售水平趋于平稳、创新水平有所下降, 组织结构出现官僚化; 在衰退期, 由于缺少创新和市场, 盈利能力会很快下降。也有一些学者发现处于早期阶段的企业筹措资金时比后期阶段企业筹资面临更多潜在的苛刻条件^[6]。成长期是企业的关键发展时期^[7], 但不乏某些管理者因过度自信而进行过度投资或盲目扩张等非理性行为致使企业陷入财务危机^{[8][9][10][11]}, 因此更有必要针对成长期上市公司展开财务危机预警研究。

吴应宇和朱兆珍(2015)^[12]指出, 财务失败上市公司一般会经历这样一个过程: 从财务健康到

收稿日期: 2016-08-11

基金项目: 安徽省高校自然科学基金重点项目(KJ2017A788); 国家自然科学基金资助项目(71602001); 国家社会科学基金资助项目(16BGL010)

作者简介: 朱兆珍(1982-), 女, 安徽淮南人, 安徽财经大学商学院讲师, 博士; 董小红(1981-), 女, 安徽庐江人, 安徽财经大学商学院讲师, 博士; 汪健(1972-), 男, 安徽财经大学商学院副教授, 博士。

面临财务风险；当财务风险达到一定程度，无法自行调整便会陷入财务困境，甚至遭遇财务危机直至摘牌或破产。正如孙晓琳(2013)^[13]所言，企业财务危机的发生是财务状况逐步恶化，直至陷入困境的演变过程。假如仅用财务危机发生当期前的若干期截面数据就做出未来是否会发生财务危机的判断，显然缺乏动态性^[14]。庄倩等(2014)^{[14][15]}对财务预警模型进行了动态性改进，但是因为所使用模型本身对海量指标数据的苛刻要求，仅考虑了财务指标，显然与实际脱离。财务危机的发生是财务因素及非财务因素共同作用和交叉影响的结果，仅考虑财务指标不可避免会忽视非财务因素的作用。另外，本研究需要通过配对的方法探索财务危机企业和财务健康企业中各种财务因素和非财务因素对财务危机产生的影响，此时出现因变量为二分变量的情况。Logistic 回归模型适用于因变量为二元变量的情况或分析某事件(财务危机)发生率的问题。因此，在回归模型中我们选取二元 Logistic 回归模型。最终，本文尝试将凸显动态预警优越性的 Kalman 滤波智能算法与适合纳入非财务指标进行静态预警的 Logistic 回归模型有机结合，对处于成长期这一关键时期的上市公司财务危机预警有效性加以实证分析。

与已有研究相比，本文的创新之处在于：(1) Kalman 滤波智能算法凸显动态预警的优越性，Logistic 传统回归模型适用于非线性情况，且可解决判别分析中自变量数据呈非正态分布的问题，而逻辑回归存在只能进行截面数据静态 FEW 的缺陷。本文将这两种方法有机结合比较讨论成长期上市公司 FEW 问题，既可以实现对样本公司财务指标时序立体数据的动态预警，又能够纳入公司治理指标对整个 FEW 指标体系关键时期截面数据进行全面逻辑回归，尝试探寻不同建模方法的预测有效性。(2) 基于企业生命周期理论，本文将研究对象锁定在企业发展的关键时期——成长期阶段的上市公司，并尝试引入“管理者过度自信”指标。一方面为企业 FEW 指标的选取提供新的思路，另一方面也在一定程度上解决了建立财务危机预警指标体系的理论依据和完整性问题。

二、变量选取及数据来源

(一) 变量选取

孙晓琳(2013)^[12]指出，企业财务状况在开始恶化前会以某种迹象表现出来，这种迹象运用财务指标来体现最为合适。按照曹裕(2010)^[16]的观点，在进行 FEW 时，财务指标基本可以全面体现企业内外部各种复杂因素的作用，所以预警企业财务危机时仍坚持以财务指标为主。遵循全面性和完整性原则，本文构建由 21 个反映企业偿债能力、盈利能力、成长能力、经营能力和现金流状况的财务指标和 8 个映射企业内部经营管理行为的公司治理指标构成的财务危机预警指标备选集。鉴于成长期上市公司因管理者过度自信实施非理性财务活动或做出非理智财务决策导致企业陷入财务危机，本文借鉴 Tang(2010)等^[10]的测量方法，通过计算盈利预测与实际盈利之间的差额占据实际盈利绝对值的百分比来度量管理者过度自信程度。若一个年度内存在多个盈利预测值，则取其平均值，记为 Con。Con 值越大，说明管理者自信程度越高。该指标并入公司治理指标进行分析。

为保证预警的准确性和有效性，通过 K-S 正态性检验、独立样本 T 检验以及 Mann-Whitney U 非参数检验，剔除在财务危机样本及其配对样本之间不存在显著性差异的指标，最后保留流动比率、速动比率、现金比率、资产负债率、现金流量债务比、营运资本/总资产、净资产收益率、总资产报酬率、总资产净利率、销售毛利率、营业收入现金净含量、固定资产周转率、净资产增长率、总资产增长率、净利润增长率、流动资产资产比率 16 个财务指标和董事会规模、独立董事比例、管理者过度自信 3 个公司治理指标作为研究变量。

(二)数据来源

不同行业竞争强度不同,发生财务危机的可能性存在差异,将 FEW 模型锁定在一个特定行业有助于提高预警效度^[17]。因为制造业企业相对服务、零售等其他行业有更加复杂的财务危机演化过程,可以观察财务危机产生原因的变动情况,且在数据收集期间制造业企业较少受到经济衰退的影响。所以本文将制造业上市公司作为研究对象。成长期阶段的确定借鉴 Dickinson(2011)^[18]三种现金流量组合法。

沿用我国学者研究惯例,将被实施 ST 作为发生财务危机的标志。一般数据库公开上市公司报表包括季报、半年报和年报,但是季度报表数据缺失严重,又因为拟构建卡尔曼滤波模型对数据有“长周期和短间隔”的要求,理论上输入的时间序列动态数据越多,模型输出越趋于稳定和精确,因此,本文最终选择研究期间间隔为半年,研究期数为 16 期。将企业被 ST 的当期作为 T 期,选取被 ST 前 8 年 16 期数据作为财务危机样本公司的时间序列数据集。依据研究期间、所处行业、资产规模、生命周期阶段相同原则按照 1:1 比例选取财务健康公司作为配对样本,共选取财务危机样本公司和财务健康样本公司 96 家,至此构建一个 96 家成长期样本公司、16 个财务指标、16 期时间序列数据的三维立体数据库,共计 1336 个半年度观测数据。其中,2005~2012 年 8 家、2006~2013 年 24 家、2007~2014 年 28 家,共计 60 家样本作为训练集,用来建立预警模型;2008~2015 年 36 家样本成为检测集,用来检验模型的预测效果。所有样本公司数据取自国泰君安数据库和锐思数据库。

三、基于 Kalman 滤波的成长期上市公司 FEW 实证分析

Kalman 滤波算法是一种最优估计方法,由 R. E. Kalman 提出。提出描述动态系统的状态空间模型是 Kalman 重大贡献之一。Kalman 滤波算法无需保存之前的测量数据。只需将新测得的真实数据与上一时刻估计值代入状态转移方程(也称为动态方程),依据递推公式,便可计算出新的状态估计值。该法使用前提之一是输入的噪声和观测值呈高斯分布,因此需要对时序数据进行标准化处理,使样本公司时序数据的总体特征均值为 0,方差值等于 1。本文在 Matlab2012b 中使用 Zscore 函数将上述三维立体数据库进行标准化,结果保留在程序中以备下一步计算所用。

(一)FEW 状态空间模型的建立

1. FEW 状态空间模型基本原理

在动态数学描述上,状态空间定位为状态变量的一个集合,状态空间与状态变量具有相等的维数。状态变量维数由具体问题和要求而定。一个 n 维的状态变量的取值隶属于一个 n 维的欧氏空间 R^n ,也即意味着 n 维状态变量的取值是 R^n 中的一个“点”,我们称 R^n 即为状态空间。引入了时间序列的状态空间模型可以表示为:

$$\text{状态方程: } X_t = A_t X_{t-1} + B_t U_{t-1} \quad (1)$$

$$\text{观测方程: } Z_t = H_t X_t + V_t \quad (2)$$

式中, X_t 是系统的 n 维状态向量; A_t 称为系统的 $n \times n$ 维状态转移矩阵; B_t 称为 $n \times p$ 维干扰输入矩阵; U_{t-1} 代表系统的 p 维过程噪声向量; Z_t 称为系统的 m 维观测向量; V_t 为系统的 m 维观测噪声向量; H_t 是 $m \times n$ 维观测矩阵。

运用卡尔曼滤波算法首先需要满足如下三个假设:①系统噪声和观测噪声是高斯白噪声;②最优标准是均方误差最小;③系统是线性的并且是已知的。那么,关于系统噪声和观测噪声的统计特

性描述为:

$$\begin{cases} E[U_i] = 0, E[U_i U_j^T] = Q_i \delta_{ij} \\ E[V_i] = 0, E[V_i V_j^T] = R_i \delta_{ij} \\ E[U_i V_j^T] = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中, Q_i 是系统过程噪声 U_i 的 $p \times p$ 维对称非负定方差矩阵; R_i 为系统观测噪声 V_i 的 $m \times m$ 维对称正定方差矩阵; δ_{ij} 代表 Kronecker- δ 函数。

如果被估计状态 X_i 和 Z_i 分别满足式(1)和式(2)的约束, 系统过程噪声 U_i 和观测噪声 V_i 满足式(3)中的假设, 系统过程噪声方差矩阵 Q_i 非负定, 系统观测噪声方差矩阵 R_i 正定, t 时刻的观测值为 Z_i , 且已获得 $t-1$ 时刻 X_{i-1} 的状态最优估计 \hat{X}_{i-1} , 则 X_i 的状态最优估计 \hat{X}_i 可按下述滤波方程求解:

状态一步预测:

$$\hat{X}_i^- = A_i \hat{X}_{i-1} \quad (4)$$

一步预测误差方差矩阵:

$$P_i^- = A_i P_{i-1} A_i^T + Q_i \quad (5)$$

卡尔曼增益矩阵:

$$K_i = \frac{P_i^- H_i^T}{H_i P_i^- H_i^T + R_i} \quad (6)$$

卡尔曼增益也称为卡尔曼系数, 它是用来最小化均方误差估计的调整因子。

$$\text{状态估计: } \hat{X}_i = \hat{X}_i^- + K_i (Z_i - H_i \hat{X}_i^-) \quad (7)$$

$$\text{估计误差方差矩阵: } P_i = (I - K_i H_i) P_i^- \quad (8)$$

式(4)至(8)是运用卡尔曼滤波算法的五个基本方程, 实际的滤波计算是一个不断进行“预测-修正”的递归过程。运用卡尔曼滤波不断循环进行“预测-修正”的递归过程具体如下:

当给定初始值 \hat{X}_0 和 P_0 , 通过式(6)计算卡尔曼增益, 将计算所得值代入式(7)可以得到更新的状态估计 \hat{X}_1 。利用式(8)对更新的状态估计计算误差方差矩阵 P_1 , 运用式(4)一步预测可得状态 \hat{X}_2^- , 进一步运用式(5)计算得到其误差方差矩阵 P_2^- ; 根据已得到的一步预测误差方差矩阵 P_2^- 和新的观测值计算更新的卡尔曼增益, 可以得到二步更新的状态估计 \hat{X}_2 , 并对二步更新的状态估计计算误差方差矩阵 P_2 ; 依此类推, 在已知 $t-1$ ($t=1, 2, \dots$) 时刻 X_{i-1} 的状态最优估计 \hat{X}_{i-1} 的情况下, 根据 t 时刻的观测值 Z_i , 可以计算得到 t 时刻的状态最优估计 \hat{X}_i , 并可以递推得到 $t+1$ 时刻的状态预测值 \hat{X}_{i+1}^- 。换言之, 对于 $t+1$ 时刻的状态进行预测, 仅需知道 $t-1$ 时刻的状态最优估计和 t 时刻的观测值, 不需要保存历史数据。 $t+1$ 时刻的状态预测值 \hat{X}_{i+1}^- 是通过不断“预测-修正”的递归算法实现的。

2. FEW 状态空间模型的建立

假设 X_i 代表一个公司在第 t 期的财务状况, 是由 x_i 组成的随机变量; Z_i 代表一个研究样本在第 t 期的财务指标值, 它是由 z_i 组成的 N 维随机向量; 在此 Z_i 并非原始数据, 而是代表全局主成分分析结果中的主成分。假设 x_i 不能被观测到但是与 z_i 有关, 即:

$$Z_i = B_g x_i + V_i \quad (9)$$

式(9)即是卡尔曼滤波基本方程中的观测方程(为了区别上述 Kalman 滤波五个基本方程, 本研

究在具体运用时字母有所差异,但意义并无不同。其中, B_g 是从财务指标数据中可以估计出的参数向量, V_t 是系统的观测噪声向量,且 $V_t \sim N(0, R_t)$ 。 R_t 是系统观测噪声 V_t 的 $m \times m$ 维对称正定方差矩阵, B_g 和 R_t 可以是与时间无关的向量。 z_t 、 B_g 和 R_t 是在 t 时刻维数为 N 、列数为 1 的向量。 N 是从原数据中得到的全局主成分个数,依据成长期公司全局主成分分析解释的总方差, N 取值为 6。限于篇幅,全局主成分分析结果未列出。

$$\text{系统方程为: } X_t = A_t X_{t-1} + Q_t U_{t-1} \quad (10)$$

式中, A_t 和 Q_t 是参数, $U \sim N(0, Q_t)$, Q_t 是方差。

根据前述经过处理的三维立体数据库,应用 Matlab2012b 编写主程序,确定最合适的参数估计值 B_g 、 R_g 和 Q_g ,其中 $B_g = [0.057, 1.020, -1.024, 0.593, -0.819, 2.356, -0.869, 0.532, 0.568, -1.245, 0.134, 0.749, -0.451, 3.023, 0.737, 0.156]^T$; $Q_g = 0.047$, R_g 是 16×16 的矩阵,具体值限于篇幅,正文未列出。

(二) 财务危机阈值的确定

财务危机的产生是一个企业财务状态由好向坏、由轻及重渐进的动态过程。将财务状况笼统分为财务健康和财务危机两个等级不利于准确把握财务危机程度。构建多阶段的 FEW 模型有助于提高预测准确度,并且对防控企业财务风险具有举足轻重的实践价值。本文将上市公司财务状况划分为财务健康、轻度财务危机和重度财务危机三个等级。

采用统计分析法,根据成长期训练集样本数据提取 ST 的判断阈值。在置信水平 $\alpha = 95\%$ 的前提下,置信系数为 1.6449,则企业被 ST 的置信下限和置信上限为:

$$\text{置信下限} = \text{mean}^{ST} - \alpha \times \text{std}^{ST} \quad (11)$$

$$\text{置信上限} = \text{mean}^{NST} + \alpha \times \text{std}^{NST} \quad (12)$$

式中, mean^{ST} 为训练样本中各财务危机样本公司财务状态值的平均值; std^{ST} 为训练样本中财务危机样本公司财务状态的标准差; mean^{NST} 为训练样本中财务健康样本公司财务状态的平均值; std^{NST} 为训练样本中财务健康样本公司财务状态的标准差。

运用 Matlab2012b 编写主程序计算的结果,进一步计算得出:置信下限值等于 -0.327,置信上限值等于 0.073。当财务状态预测值小于 -0.327 时,预示着企业可能发生重度财务危机;当财务状态预测值大于 0.073 时,可以判定企业的财务状况良好;当财务状态预测值处于 -0.327 和 0.073 之间时,企业的财务状态有发生轻度财务危机的可能。

(三) 卡尔曼滤波预警结果及分析

对 36 家成长期测试样本构建 Kalman 滤波动态模型进行预测效果检验,构建模型为:

$$Z_t = (1 \quad 1) X_t \quad (13)$$

$$X_t = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & A \end{pmatrix} X_{t-1} + \begin{bmatrix} w_t \\ v_t \end{bmatrix}, \begin{pmatrix} w_t \\ v_t \end{pmatrix} \sim N(0, R) \quad (14)$$

模型中,参数 A 的估计值和协方差矩阵 R 在 36 家检测样本中随每期滤波情况不断更新,将 2007 ~ 2014 年财务指标数据和财务状态值输入上述模型,得到各家样本公司各期的预测值,并绘制动态预测图。

受篇幅所限,本文只列出其中 6 家测试样本的动态预测图,其中 3 家为财务危机样本公司,3 家为相应配对的财务健康样本公司。样本公司股票名称和代码依次为: * ST 申科 (002633)、* ST 安泰 (600408)、* ST 华赛 (000068)、金宇车城 (000803)、山河智能 (002097)、精伦电子 (600355)。这 6 家测试样本公司动态预测图如图 1 所示。

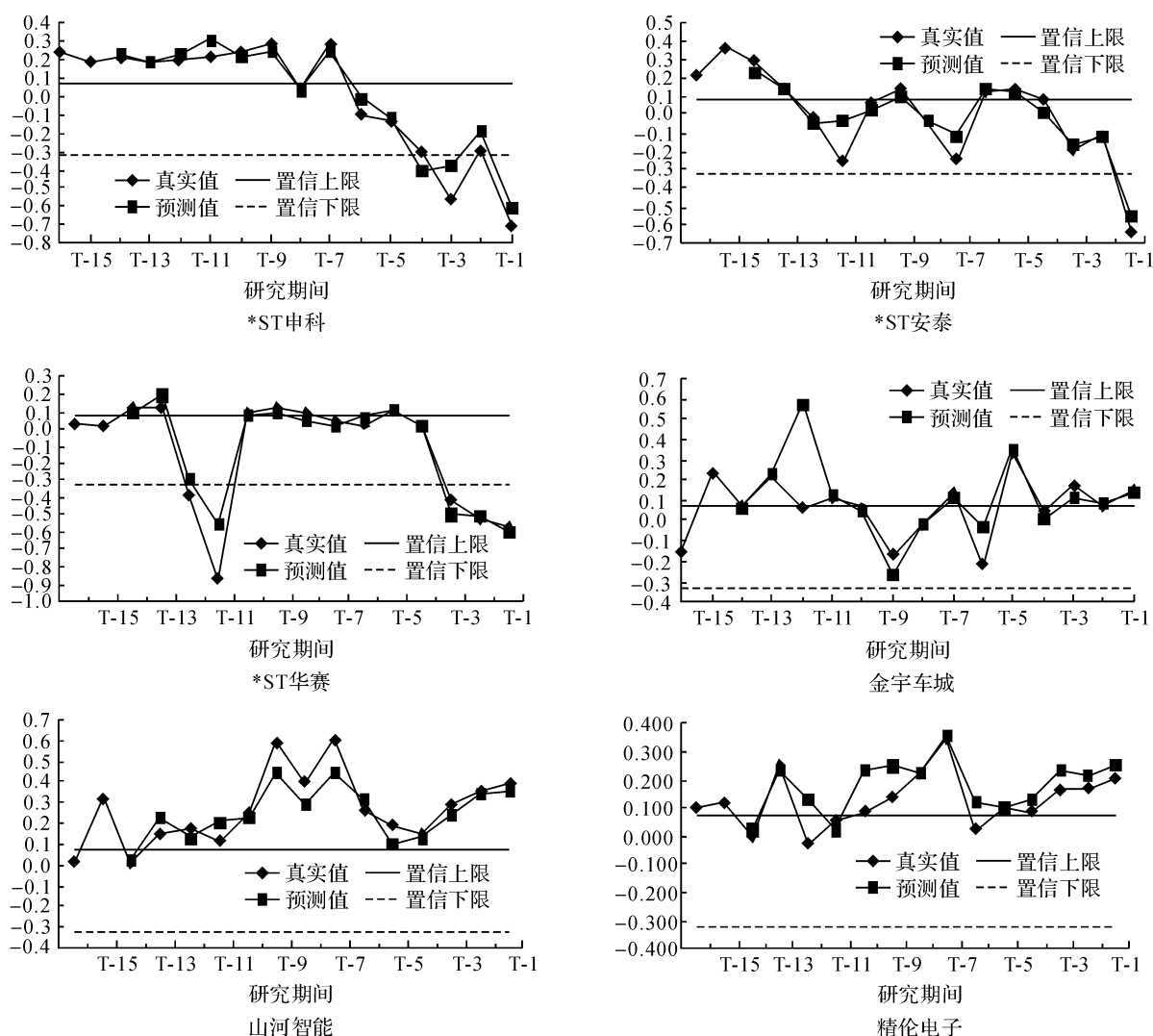


图1 部分成长期测试样本公司财务状态动态预警曲线

由于对 $T-1$ 期的预测值需要知道 $T-3$ 期的财务状态最优估计值和 $T-2$ 期的观测值, 本文以 $T-16$ 期的真实值作为初始财务状态的最优估计值, 因此从 $T-14$ 期开始才能获得预测值。

通过图1可以看出, Kalman 滤波财务危机动态预警模型借助财务状态值随时间的累积偏移来反映财务危机产生的演化过程。模型会通过对给定财务状态的初始估计值加入每期的修正财务信息以修改估计值, 使预测值与财务状态真实值逐步一致, 可以说 Kalman 滤波过程也是一个递归更新的过程。Kalman 滤波模型进行动态预警能够使我们观测到企业财务状况由财务健康到财务风险, 再逐步到财务危机发生的演变轨迹, 也意味着在一定期间内, 一个财务状态处于良好范围内的财务健康公司, 在经营过程中, 其财务状态可能会出现更加理想、逐渐弱化甚至短暂恶化等趋势。Kalman 滤波模型以累积偏移的思想对企业财务危机进行预警, 体现出动态性。

成长期 18 家危机测试样本中有 9 家 (50%) 样本公司在 $T-7$ 期时即出现轻度报警, 有 7 家 (18.15%) 样本公司在 $T-5$ 期和 $T-3$ 期即出现重度报警。表明 Kalman 模型比较准确地预测了财

务危机演变的程度,而且能够及时发出警告,准确度高达 88.89%,因此可用判断出 Kalman 滤波模型具有较强的预警能力。

财务健康测试样本的财务状态值没有一家低于重度报警线。成长期 18 家健康测试样本中有 12 家测试样本公司在整个研究期间的若干期出现过财务状态值偏离财务健康值的情形,但是很快又步入正轨,并未进一步恶化,Kalman 滤波模型准确反映了这些信息,这也说明 Kalman 滤波模型客观追踪并比较准确地预测了测试样本的财务状况。

四、基于 Logistic 回归模型的 FEW 实证分析

基于 Kalman 滤波的财务危机动态预警模型需要时间序列数据周期长、间隔短、趋势性差异明显。然而公司治理指标数据相对比较稳定,趋势性并不明显。但弱化的公司治理状况是引发财务危机的深层次原因,因此,下文进一步纳入公司治理指标建立二元 Logistic 回归模型,检验公司治理因素对财务危机预警作用问题。

将董事会规模、独立董事比例与管理者过度自信(Con)3 个公司治理指标纳入 Logistic 模型。由此建立两个模型:模型 I,仅包含 16 个财务指标的 96 家成长期样本公司;模型 II,包含 3 个公司治理指标和 16 个财务指标的 96 家样本公司。研究期间分别选取被 ST 的前 3 年年末,即 T-1 期、T-3 期和 T-5 期。

表 1 Logistic 回归模型汇总

模型	期间	-2 对数似然值	Cox & Snell R^2	Nagelkerke R^2
模型 I	T-1	2.773	0.735	0.980
	T-3	21.464	0.609	0.812
	T-5	36.170	0.469	0.625
模型 II	T-1	0.000	0.750	1.000
	T-3	15.441	0.682	0.875
	T-5	25.231	0.581	0.787

Nagelkerke R^2 的取值范围在 0~1 之间。越接近于 1,说明模型的拟合优度越高。越接近于 0,说明模型的拟合优度越低。表 1 表明,纳入公司治理指标的模型 II 的拟合优度分别为 1.000、0.875 和 0.787,比同期仅包含财务指标的模型 I 拟合优度(拟合优度分别为 0.980、0.812 和 0.625)要高;越临近被 ST 的研究期间,模型拟合优度越好。

当一家 ST 公司被识别为 ST 公司时,则这一判别具有敏感性。反之,它被误判为健康公司,则认为发生了 I 类错误;当一个健康公司被正确识别时,则该判别具有专一性,反之,它被误判为 ST 公司时,意味着发生了 II 类错误。从表 2 可以看出,在 T-1 期,模型 I 将“ST 公司”判断为“健康公司”的个数为 1,I 类错误率为 4.2%;将“健康公司”误判成“ST 公司”的个数是 0,则 II 类错误率为 0%。纳入公司治理指标模型 II 将“ST 公司”判别为“健康公司”的个数和将“健康公司”误判成“ST 公司”的个数皆为 0,表明两组样本中犯 I 类和 II 类错误的错误率都为 0%。这也显示了纳入公司治理指标的模型 II 降低了犯 I 类错误,即降低了将危机公司判断成健康公司的概率。其他研究期间判错矩阵也印证了这一结论。纳入公司治理指标的模型 II 比同期仅包含财务指标的模型 I 敏感性和专一性都要高;越临近被 ST 的研究期间,敏感性和专一性越强,模型识别正确率也越高。

表 2 Logistic 回归模型判错矩阵

模型	已观测 期数	ST 状态	已观测			
			ST 状态		百分比校正	总计百分比
			0	1		
模型 I	T - 1	0	24	0	100	97.9
		1	1	23	95.8	
	T - 3	0	21	3	87.5	83.3
		1	5	19	79.2	
	T - 5	0	19	5	79.5	77.1
		1	6	18	75.0	
模型 II	T - 1	0	24	0	100	100
		1	0	24	100	
	T - 3	0	23	1	95.8	93.8
		1	2	22	91.7	
	T - 5	0	21	3	87.5	85.4
		1	4	20	83.3	

五、结论及政策建议

(一)主要研究结论

本文以保留的 16 个财务指标 16 期的时序立体数据作为滤波器的输入，以运用全局主成分分析得到的财务状态值作为滤波器的输出，由计算机实现循环递推算法，得到 Kalman 滤波算法预测成长期危机公司财务危机的准确率(敏感性)88.89%，预测财务健康公司的准确率(专一性)为 100%。纳入公司治理指标建立仅包含 16 个财务指标的 Logistic 回归模型 I 和包含 3 个公司治理指标和 16 个财务指标的 Logistic 回归模型 II。实证结果发现：纳入公司治理指标的模型 II 比同期仅包含财务指标的模型 I 敏感性和专一性都要高。说明公司治理因素对上市公司财务危机的发生具有重要作用，可以通过健全公司治理机制预防财务危机的发生。比较而言，Kalman 滤波算法算得的专一性优于 Logistic 回归模型；临近被 ST 的 T - 1 期模型 I、II 以及 T - 3 期模型 II 计算所得敏感性高于 Kalman 滤波算法敏感性结果，但 T - 3 期模型 I 及 T - 5 期模型 I、II 敏感性皆低于 Kalman 滤波算法得到的敏感性。

(二)政策建议

成长期上市公司已拥有较强的财务实力且逐渐主导市场，资本结构相对稳定，为了把公司“做大、做强、做优”，宜采用扩张战略，但是扩张会引起资源紧张，扩张速度太快会使公司陷入不利境地。因此，成长期公司应通过对市场环境和公司资源条件及经营整合能力进行充分分析，决定公司发展方向，明确竞争地位，掌控扩张速度，重视公司发展质量。具体来说，在筹资方式上更多地利用负债经营，享受财务杠杆收益；在投资方面要防止盲目扩张，多方位出击新的领域。根据公司外部环境和内部条件，决定横向扩张还是纵向扩张；分配方面可以采用“多留利，少分配”策略，在保证公司发展所需资金的前提下，实现公司股东现实收益的增长。另外仍需注意，成长期公司扩张冲动往往与管理者的过度自信高度相关。因此，对于成长期阶段公司的管理者，应认识到自身可能具有的过度自信倾向，克制自己想要快速扩张的冲动，追求成长期公司稳健发展。

参考文献：

[1] 吴星泽. 财务危机预警研究：存在问题与框架重构 [J]. 会计研究, 2011, (2): 59 - 65.
[2] Sun J., Li H., Huang Q. H. Predicting Distress and Corporate Failure: A Review From the State-of-the-art Definitions, Modeling,

- Sampling, and Featuring Approaches [J]. Knowledge-based Systems, 2014, (57): 41 – 56.
- [3] 陈志斌, 谭瑞娟. FEW 的行业差距模型研究 [J]. 南京师大学报 (社会科学版), 2006, (9): 62 – 67.
- [4] Adizes I. Organizational Passages: Diagnosing and Treating Life Cycle Problems in Organizations [J]. Organizational Dynamics, 1979, 9(1): 3 – 24.
- [5] Miller D., Friesen P. H. A Longitudinal Study of the Corporate Life Cycle [J]. Management Science, 1984, 30(10): 1161 – 1183.
- [6] Dodge H. J., Fullerton S., Robbins J. E. Stage of the Organizational Life Cycle and Competition as Mediators of Problem Perception for Small Businesses [J]. Strategic Management Journal, 1994, 15(1): 121 – 134.
- [7] 陈佳贵. 关于企业生命周期与企业蜕变的探讨 [J]. 中国工业经济, 1995, (11): 5 – 13.
- [8] Richardson B., Nwankwo S., Richardson S. Understanding the Causes of Business Failure Crisis [J]. Management Decision, 1994, 32(4): 9 – 22.
- [9] Ooghe H., Prijcker S. D. Failure Processes and Causes of Company Bankruptcy: A Typology [J]. Management Decision, 2008, 46(2): 223 – 242.
- [10] Li J., Tang Y. I. CEO Hubris and Firm Risk Taking in China: The Moderating role of Managerial Discretion [J]. Academy of Management Journal, 2010, 53(1): 45 – 68.
- [11] 李秉成, 朱慧颖. 管理者过度自信、企业价值与企业财务困境的关系——基于东星集团的案例研究 [J]. 管理案例研究与评论, 2012, (5): 391 – 403.
- [12] 吴应宇, 朱兆珍. 基于突变级数法的创业板上市公司成长态势研究 [J]. 东南大学学报 (哲学社会科学版), 2015, (1): 49 – 57.
- [13] 孙晓琳. 基于状态空间的财务危机动态预警模型在中国的实证研究 [J]. 中国软科学, 2013, (4): 140 – 147.
- [14] 庄倩, 陈良华. 财务困境理论的预测动态性改进与应用 [J]. 审计与经济研究, 2014, (5): 69 – 76.
- [15] Zhuang Q., Chen L. H. Dynamic Prediction of Financial Distress Based on Kalman Filtering [J]. Discrete Dynamics in Nature and Society, 2014, (1): 1 – 10.
- [16] 曹裕. 复杂环境下我国企业财务困境模式及预警研究——基于企业生命周期的视角 [D]. 长沙: 中南大学博士学位论文, 2010.
- [17] Kim S. Y., Upneja A. Predicting Restaurant Financial Distress Using Decision Tree and AdaBoosted Decision Tree Models [J]. Economic Modeling, 2014, (36): 354 – 362.
- [18] Dickinson V. Cash Flow Patterns as a Proxy for Firm Life Cycle [J]. The Accounting Review, 2011, 86(6): 1969 – 1994.

Research on the FEW of Listed Companies in Growth Period based on the Combination Kalman Filtering Algorithm and Logistic Regression Model

ZHU Zhaozhen, DONG Xiaohong, WANG Jian

(Business Institute Anhui University of Finance & Economics, Bengbu 233000, China)

Abstract: This research on the financial early-warning of the companies in the growth period is conducted by combining Kalman filtering algorithm and Logistic regression model. The results are as follows: (1) Corporate governance factors have significant effects on the occurrence of financial crisis; (2) By comparison, it is showed that the specificity generated from the Kalman filtering model is superior to that from the Logistic regression model; the sensitivity of the listed companies in the growth period of Model I & II on time $T-1$ and Model II on time $T-3$ is higher than that by Kalman filtering algorithm, but lower of Model I on time $T-3$ and Model I & II on time $T-5$. The paper puts forward suggestions to avoid financial distress.

Key words: Growth Period; Financial Distress; Kalman Filtering Algorithm; Logistic Regression

(责任编辑: 赵 婧)