KMV 模型在我国上市企业信用风险预警中的应用

技术研究部 | 朱梦洁

2026 年 11 月 2 日

摘要：

随着中国资本市场的不断发展，债券违约和上市公司退市等风险事件频发，有效的信用风险预警因子挖掘已成为重要研究议题。KMV 模型作为现代信用风险度量的重要模型，将股权视为以公司资产为标的的看涨期权，利用股票市场价量信息灵敏反映上市公司信用状况，弥补了传统财务指标信息滞后、报表可操纵性的不足，能够较好地满足实时预警需求。本文通过系统梳理 KMV 模型的求解过程，并以我国 A 股上市公司为样本进行实证分析，划分风险事件发生前 1—6 个月和 7—12 个月分别为近、远端窗口。结果显示，风险组平均违约距离显著低于非风险组，风险组内部近端违约距离显著低于远端，非风险组近远端差异的实际区分度有限。研究表明，违约距离与信用风险呈负相关，KMV 模型能够动态反映风险累积的过程，在我国上市企业信用风险预警中具有较好的应用价值。

关键词：KMV 模型；违约距离；信用风险预警

正文：

一、引言

在全球经济下行和国内金融体系改革逐步出清风险的背景下，债券违约和上市公司强制退市等风险事件近些年呈现出增加的态势，如何精确进行信用风险预警已成为理论界与实务界共同关注的焦点。

（一）传统信用风险预警的困境

在 KMV 模型诞生之前，学术界对信用风险的度量方法长期停留在以财务指标分析为核心的传统模式上。无论是早期的“5C”专家评定法，还是后来广泛应用的 Z-Score 模型、Logistic 回归模型，其核心输入变量均高度依赖企业的资产负债表、利润表和现金流量表等财务数据。

这类基于财务指标的评估体系在实践中发挥着重要价值，但财务信息的天然滞后性这一缺陷始终未能得到有效解决。一方面，上市公司的财务报告通常按季度或年度披露，这意味着基于这些数据计算出的信用评级或违约概率，在两次报告之间处于静止状态，数据的更新频率难以及时反映企业的经营状况和偿债能力变化。同时，由于财务指标记录的是企业过去一段时间内已经发生的经济活动结果，当财务指标开始恶化时，往往意味着企业的基本面已经持续走弱了相当一段时间，这种滞后性意味着风险暴露时可能已经错过最佳的避险窗口。另一方面，财务数据基于权责发生制编制，管理层在会计准则允许的范围内存在盈余管理和报表粉饰的情况，这种人为操纵的空间很有可能混淆信用风险预警的结果。

单纯依赖财务指标进行信用风险预警，不仅会对瞬息万变的市场环境反应迟缓，还可能受到失真会计信息的误导，面对这些难以克服的固有局限，金融学者们开始将目光从传统的财务报表转向了交易市场，寻找具有动态前瞻性的风险度量工具。

（二）结构性模型的兴起

由于有效市场理论与期权定价理论的兴起，学术界开始意识到，资本市场上公开交易的证券价格和交易量蕴含着极其丰富的关于企业未来前景的前瞻性信息。股票价格是成千上万市场参与者基于各自掌握的公开发布信息和私有信息进行博弈后形成的均衡价格。如果市场具有弱式有效性，那么当前的股价已经反映了所有历史信息；如果市场具有半强式有效性，则股价已经反映了所有公开可得的信息。这说明与滞后的财务报表相比，股票市场的价量指标具有高度的时效性和连续性，反映着市场投资者对企业未来盈利能力和偿债能力的最新集体判断。

这一认识催生了一场信用风险度量领域的深刻范式转换，即从建立在历史财务数据基础上的经验评分转向基于市场价量指标的理论定价。1973 年，Fischer Black 和 Myron Scholes 提出的著名期权定价公式，为金融市场上的期权合约提供了理论定价框架。一年后，Robert Merton 开创性地提出世界上第一个结构化的信用风险模型，将期权定价理论应用于企业债务估值和违约概率测算。

Merton 模型的核心洞见在于，将企业的股权视为以公司资产为标的物的看涨期权。具体而言，当企业向银行借款时，股东相当于持有一份到期执行价格为债务面值的看涨期权，如果到期时公司的资产价值高于债务面值，股东偿还债务后剩余价值仍归其所有；如果资产价值低于债务面值，股东则选择违约，把公司资产交给债权人。因此，决定企业违约风险的关键变量不再是传统意义上的流动比率或资产负债率等静

态财务指标，而变成了由市场交易数据动态驱动的参数，通过股票市场的价格信息被用来反推企业的资产价值，通过波动率这一交易量信息来度量企业经营的不确定性，从而将价量指标整合进信用风险的衡量体系之中。

（三）KMV 模型的诞生

Merton 模型虽然在理论上实现了重大突破，但它存在明显的短板，例如模型基于一系列严格的假设，其中假设违约概率服从理论上的正态分布，一旦应用于预测现实世界，结果往往会出现较大偏差。

1993 年美国 KMV 公司开发出用于信用风险评估的 KMV 模型，并提出两项关键性变革：首先，放弃理论概率分布的假设。KMV 公司利用自身积累的全球企业违约历史数据库，建立了违约距离与实际经验违约频率之间的非参数映射关系，使得模型预测不再依赖于理想化的正态分布，而是依托于真实的违约历史经验。另一方面，重新定义违约触发点。Merton 的原始模型把违约点设定为企业全部债务面值，但 KMV 的实证研究发现，企业违约的高发节点并不一定在全部债务到期时，而是出现在短期债务面临偿付压力的阶段，因此 KMV 模型将违约点调整为“短期债务 + 1/2 长期债务”，以便更贴近现实的违约规律。

KMV 模型的诞生克服了传统财务指标体系固有的滞后性，借助实时更新的股票市场价量数据来反推企业资产价值的动态变化，为商业银行和投资者提供了一个能够灵敏捕捉信用风险变化的前瞻性预警工具。信用风险度量的时效性和准确性由此得到了极大的提升，后期巴塞尔协议对内部评级法的技术路线选择也受其影响，时至今日，KMV 模型仍是国际金融界主流的信用风险管理模型之一。

二、KMV 模型的求解过程

（一）由股权价值反推资产价值与资产波动率

KMV 模型面临的首要问题是公司的资产市场价值无法直接观测，但由于上市公司的股权市场价值和股权波动率可以从资本市场直接获取，因此借助 Black-Scholes 期权定价公式，可以建立股权价值与企业资产价值之间的函数关系。

假设上市公司资产价值与股权价值均遵循几何布朗运动，对上市公司资产价值V_A与其波动率σ_A进行估计，各变量之间应满足如下关系：

$$\frac{\partial V_E}{\partial V_A} = N(d_1)$$

$$V_E = V_A N(d_1) - De^{-rT} N(d_2)$$

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{V_A}{D}\right) + T(r + \sigma_A^2/2)}{\sigma_A \sqrt{T}}$$

$$d_2 = d_1 - \sigma_A \sqrt{T}$$

其中，V_E为上市公司的股权市场价值，V_A为上市公司的资产市场价值，D 为上市公司的债务面值，T 为上市公司的债务到期期限，σ_A为资产波动率，r 为无风险利率，$N(x)$表示标准正态分布的概率密度函数。

同时，根据伊藤引理可推出股权波动率σ_E与资产波动率σ_A之间存在如下关系：

$$\sigma_E = \frac{V_A}{V_E} N(d_1) \sigma_A$$

由于V_E和σ_E可以从市场数据中获得，而 D 和 T 可以从财务报表中获取，因此在求解包含V_A和σ_A两个未知数的非线性方程组时，可以采用 Newton 法、Broyden 法以及一维化迭代法等数值迭代算法。

1、Newton 法

Newton 法求解非线性问题的核心思想在于以直代曲，采用局部线性化策略，通过每一轮迭代中，围绕当前估计点构造一个与原方程组相切的线性近似系统，直接求出该线性系统的解，再将其作为下一轮估计的更新方向，循环往复使得估计值逐步逼近方程组的真实根。

Newton 法的突出优势在于当初始估计值与真实解足够接近时，能够表现出二阶收敛特性，此时后续误差将按平方级数迅速缩减，通常只需数次迭代就能达到较高精度。然而，这种高效性也伴随着一定的代价，例如每一步迭代都必须精确计算偏导数矩阵，并求解相应的小规模线性系统，面对大样本面板数据时，计算负担会相当沉重；与此同时，该方法对初始值的设定极为敏感，若初始赋值偏离真实值较远，迭代过程很容易发生震荡或直接发散。

2、Broyden 法

针对经典 Newton 法必须反复求导的弊端，Broyden 法放弃了直接计算精确偏导数的思路，引入了一种更为经济的处理方式，即借助前后两次迭代中函数值的变化信息，以低成本的校正机制，逐步构造并动态更新一个能替代真实梯度的近似矩阵。

Broyden 法的优点是迭代每前进一步的运算量大幅降低，计算效率得到显著提升。

虽然其收敛速度不及 Newton 法，但仍能维持在超线性收敛的较高水平，既保留了较快的逼近速度，又极大地增强了对初始取值不当的容忍度。在涉及多个公司、多期滚动测算的实证场景中，Broyden 法通常因兼具稳健性与运算效率而被优先采用。

3、一维化迭代法

一维化迭代法利用 KMV 方程组内部变量间存在的嵌套关系，将原二维耦合问题拆解为两个依次衔接的一元问题。具体做法是先固定一个待估变量，比如资产波动率，将其代入期权定价方程，通过经典的一维寻根算法反解出对应的资产价值；随后将结果代入波动率方程，用于修正对资产波动率的估计；如此交替推进，直至前后两次迭代结果几乎没有差异。

这一策略最大的优势在于数学原理简洁且编程实现较为直观，同时避免了在二维空间直接处理矩阵时近似可能引发的数值病态问题。但其局限性在于，变量解耦的做法依赖方程特定的单调性假设，当实际公司数据呈现极端财务状况时，交替映射可能陷入局部循环或发生收敛迟缓的情况。

（二）计算违约距离

当上市公司的资产面值低于比其债务面值更小的某一值时，公司可能发生违约，这个临界值就被称为违约点。而违约距离是指上市公司资产价格达到违约点必须下降的百分比相对于其标准差的倍数，违约距离越大，违约风险越小；反之，违约距离越小，其违约风险就越大。在获得企业资产价值V_A和资产波动率σ_A之后，KMV 模型进一步计算违约距离，从而衡量企业预期资产价值距离违约点有多少个标准差，其计算公式为：

$$DD = \frac{V_A - DP}{V_A \sigma_A}$$

其中，DP 为违约点，DD 为违约距离。

KMV 公司利用大量的违约信息进行实证研究得出，违约点一般设为上市公司的短期债务加上长期债务的一半。结合国内外大量文献，在违约点的设置中，长期债务系数为 0.5 是最为有效的，因此违约点的表达式为：

$$DP = 短期负债 + 0.5 * 长期负债$$

（三）计算预期违约概率 EDF

EDF 衡量一家公司在未来一年或几年内违约的概率，主要由公司资产的市场价值、

资产价值的不确定性、以及公司的债务水平三大因素决定，用以综合反映公司的发展前景与行业状况、经营风险和财务风险。若假设上市公司资产价值以其均值呈正态分布，则理论上预期违约风险为：

$$EDF = P(V_A < DP) = N(\frac{DP - E(V_A)}{E(V_A\sigma_A)}) = N(-DD)$$

然而 KMV 模型的亮点在于，它并未沿用理论上的正态分布假设，而是基于 KMV 公司积累的庞大历史违约数据库，将计算得到的违约距离映射为预期违约概率。具体操作上，KMV 公司会在数据库中检索历史上所有违约距离相同或相近的企业，统计这些企业在随后一年内实际发生违约的比例，并将其作为该违约距离所对应的 EDF 值。通过经验数据库的校准，EDF 可以更真实地反映企业的实际违约风险。

三、KMV 因子在信用风险预警中的有效性分析

（一）样本选择

本文以我国 A 股上市公司为研究对象，基于 KMV 模型计算的月度平均违约距离作为信用风险代理变量，并根据企业是否被标记为 ST 或*ST 的事件数据构建风险标签，进而探究 KMV 因子在信用风险预警中的有效性。具体上，选取 2017 年 7 月 31 日-2026 年 7 月 31 日的 KMV 数据进行实证研究，共涉及 5311 家上市公司，其中被标记为 ST 或*ST 的公司有 1054 家。

由于上市公司的风险预警主要聚焦于其持续经营能力、盈利能力和公司治理等方面出现的严重问题，而这些问题最终会通过证券交易所的“特别处理”制度体现出来，作为监管机构向市场发出的明确警示信号，用于提示公司可能面临退市风险，导致投资者蒙受巨大损失。根据中国 A 股市场的风险警示规则：ST 代表其他风险警示，表明公司出现的主要是经营性风险，尚未触及直接退市指标，但已显露出严重不确定性，意味着公司已“亮起黄灯”；*ST 是退市风险警示，代表公司风险进一步加剧，已直接触及财务类、规范类等退市指标，存在极高的退市风险，意味着公司已“亮起红灯”，处于退市边缘。因此，对于风险组样本和非风险组样本的界定，本文以公司首次被标记为 ST 或*ST 的月份作为风险事件发生月，并将对应风险事件发生前 1-6 个月划分为近端窗口，对应风险事件发生前 7-12 个月划分为远端窗口，并将出现在近远端时间窗口中的样本标记为 1，其余记为 0。若企业至少在一个时间窗口内被标记为 1，则归为风险组；若企业在近远端时间窗口均未被标记为 1，则归为非风险组。描述性统计结果如表 1 所示。

表 1　我国 A 股上市公司平均违约距离的描述性统计

组别	样本量	均值	中位数	标准差	25%分位	75%分位
风险组	5858	5.04	4.09	3.91	2.55	6.34
非风险组	458465	6.96	5.91	5.29	3.93	8.68

由表 1 可见，风险组的平均违约距离均值和中位数分别为 5.04 和 4.09，均显著低于非风险组的 6.96 和 5.91，反映出被标记为 ST 或*ST 的企业在风险事件发生前，其违约距离已经明显收缩，信用风险显著高于非风险企业。为进一步检验 KMV 指标随风险临近的动态变化，在风险组中筛选出同时出现在两个窗口的 507 家企业，对风险组内的近端和远端样本进行组间差异检验；同时，对非风险组企业，以每家企业最新的 KMV 数据所在月份为基准时刻，分别向前推 1-6 个月作为近端窗口、7-12 个月作为远端窗口，用于检验在无风险企业中，平均违约距离是否在时间维度存在系统性差异。

（二）检验方法

在检验两组不同主体均值差异显著性的检验方法中，主要有独立样本 t 检验、Mann-Whitney U 检验、K-S 检验、Bootstrap 检验等。本文采用 Mann-Whitney U 检验比较非风险组与风险组，以及组内近远端样本的分布差异。

选择 Mann-Whitney U 检验的原因主要有以下三点：第一，KMV 数据不服从正态分布。由于 KMV 模型计算的违约距离受企业资产结构、行业特征、市场环境等多重因素影响，其分布通常呈现右偏特征，表 1 所示风险组与非风险组样本的均值都大于中位数，正态分布的假设难以成立。若使用独立样本 t 检验，前提假设不满足会导致 p 值失真，而 Mann-Whitney U 检验不要求正态性假设，具有更强的稳健性。第二，存在极端值和厚尾。由于非风险组的平均违约距离最大值为 1212.28，标准差高达 5.29，远超风险组的 3.91，考虑到极端值对均值和方差影响极大，会严重扭曲 t 检验的结果，而 Mann-Whitney U 检验基于秩次比较，对异常值不敏感，因此能够有效避免极端值对检验结论的干扰。第三，样本量过大且极度不平衡。由于风险组有 5858 个观测值，非风险组的观测值约是风险组的 78 倍，即便大样本下 t 检验对正态性假设有一定容忍度，但方差齐性假设仍不满足；K-S 检验用于判断两组累积分布函数是否相同，但其对中位数差异的检验力通常低于 Mann-Whitney U 检验，且对样本量差异更为敏感；Bootstrap 检验通过重抽样构建经验分布，仅适合小样本或复杂统计量；综合来看，Mann-Whitney U 检验更加契合本研究。

（三）实证分析

通过对风险组与非风险组中的近端、远端组的平均违约距离进行描述性统计和Mann-Whitney U检验，得到的统计结果分别见表2、表3。

结果显示，在对上市公司风险与非风险样本整体进行分组检验时，两组平均违约距离的分布存在极显著差异，风险组的平均违约距离低于非风险组，且AUC为0.34，说明平均违约距离与信用风险呈现负相关，违约距离越小，公司未来发生ST或*ST的概率越大，表明KMV模型中的违约距离对信用风险具有较好的区分能力。

在风险组内部，近端组的平均违约距离均值和中位数分别为4.68和3.75，显著低于远端组的5.39和4.41，同时U检验结果显示两组差异极显著，AUC为0.44，体现出平均违约距离对风险事件的不同提前时期有较好的区分能力。这意味着随着风险事件的临近，公司的违约距离趋于下降，KMV指标能够动态反映风险累积过程，即距离实际风险发生时间越近，公司的平均违约距离越低。

作为对照，在非风险组中，以每家企业最新KMV数据的月份为基准向前推，近端窗口与远端窗口组的平均违约距离均值分别为8.05和7.71，中位数分别为6.91和6.64。虽然U检验显示p值小于0.001，但AUC仅为0.52，表明两组分布的实际差异较小。这说明在无风险企业中，平均违约距离并未随着时间窗口的推移而出现实质性的趋势变化，其波动主要受企业个体特征影响，而非时间窗口本身，进一步印证了风险组中近端与远端的显著差异主要归因于风险事件临近，印证了KMV因子在信用风险预警中的有效性。

表2 风险组与非风险组平均违约距离的描述性统计

风险组	样本量	均值	中位数	标准差	25%分位	75%分位
近端组	2926	4.68	3.75	3.66	2.34	6.00
远端组	2907	5.39	4.41	4.11	2.80	6.60
非风险组	**样本量**	**均值**	**中位数**	**标准差**	**25%分位**	**75%分位**
近端组	30846	8.05	6.91	5.11	4.53	10.27
远端组	30596	7.71	6.64	4.89	4.41	9.69

表3 分组检验结果

组别	Mann-Whitney U 统计量	P-value	AUC
全样本	913819615.50	0.0000***	0.34
风险组	3701003.50	0.0000***	0.44
非风险组	489216824.50	0.0000***	0.52

四、小结

本文通过理论梳理与实证检验，考察 KMV 模型在我国上市企业信用风险预警中的适用性。实证结果表明：风险组企业的平均违约距离显著低于非风险组，说明违约距离越小，企业未来被 ST 或*ST 的可能性越高，KMV 因子对信用风险具有较好的区分能力。同时，在风险组内部，风险事件发生前 1—6 个月近端窗口的平均违约距离显著低于前 7—12 个月远端窗口，而非风险组内违约距离分组检验的 AUC 接近 0.5，表明随着风险事件临近，企业违约距离持续收缩，KMV 指标能够有效捕捉风险动态累积的过程。综上，KMV 模型中的违约距离因子在我国 A 股上市公司信用风险预警中具有较好的有效性，可作为传统财务预警体系的前瞻性补充工具。

由于 KMV 模型的核心输入是股权市场价值与股权波动率，二者需要从公开交易市场获取连续、可观测的股票价格和价量数据，因此本研究主要针对 A 股上市公司探究 KMV 因子对信用风险预警的有效性，而非上市公司缺乏公开、连续的市场定价数据和波动率信息，难以直接验证 KMV 模型是否可以预测全部信用风险情形，这也是本文的局限所在。未来可探索利用发债企业公开披露、银行信贷与担保数据、舆情数据等，构建资产价值与波动率的代理变量，或采用同行业、同规模、同产权性质上市公司进行映射，将 KMV 因子与财务指标、公司治理、宏观经济等多元因子相结合构建信用风险预警模型，从而提升信用风险预警的准确性与前瞻性。

参考文献：

[1]王慧,张国君.KMV 模型在我国上市房地产企业信用风险度量中的应用[J].经济问题,2018,(3):36-40.
[2]曾诗鸿，王芳．基于 KMV 模型的制造业上市公司信用风险评价研究[J].预测,2013,32(2):60-63.
[3]章文芳,吴丽美,崔小岩.基于 KMV 模型上市公司违约点的确定[J].统计与决策,2010,26(14):169-171.
[4]张玲,杨贞柿,陈收.KMV 模型在上市公司信用风险评价中的应用研究[J].系统工程,2004,22(11):84-89.
[5]马若微.KMV 模型运用于中国上市公司财务困境预警的实证检验[J].数理统计与管理,2006,25(5):593-601.

报告声明

本报告分析及建议所依据的信息均来源于公开资料，本公司对这些信息的合法性、真实性、准确性和完整性不作任何保证，也不保证所依据的信息和建议不会发生任何变化。我们已力求报告内容的客观、公正，但文中的观点、结论和建议仅供参考，不构成任何投资建议或决策依据。投资者依据本报告提供的信息进行证券投资所造成的一切后果，本公司概不负责。

本报告版权仅为本公司所有，未经书面许可，任何机构和个人不得以任何形式翻版、复制和发布。如引用、刊发，需注明出处为大公国际，且不得对本报告进行有悖原意的引用、删节和修改。