

中证财务评级模型及其应用

随着结构融资产品的迅猛发展，评级机构需要快速对大量基础信贷资产的资质进行分析并给出评级，将级别映射到自身的违约概率矩阵，作为结构融资评级的输入数据；此外，银行、保险、基金等机构基于风险管理的要求或计提资本准备也需要对大量的底层资产或固收产品给出一个全面的初始判断。如果依然采用传统的评级方法，将需要大量的人力和时间，结果虽然精确但却无法快速实现全覆盖，因此，标普的 CreditModel 及 RapidRatings 的 FHR 等产品应运而生，为全球各大金融机构提供了一套基于财务数据、标准一致、覆盖面广的评级产品，评级结果与其传统评级方法下的级别含义一致，可映射到相应的违约概率矩阵。

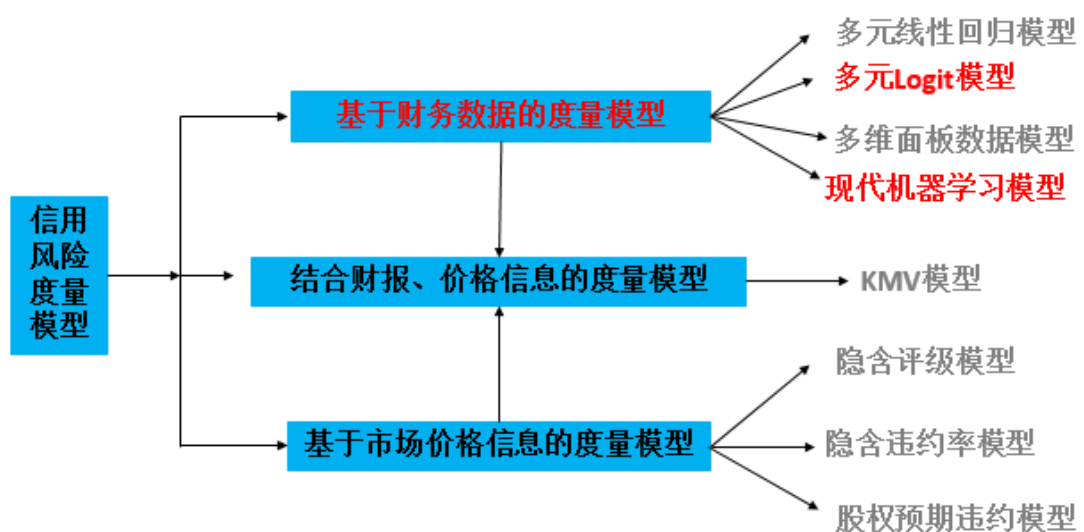
中证评级借鉴了国内外评级机构开发的财务评级模型，研究设计了一套适用于自身需要的模型，并不断进行探索及改进。

基于财务数据的评级模型仅需要财务等基本面信息，对于非上市、非公开发债的企业依然适用，模型覆盖范围更广，且在一定时间内模型的指标与系数保持一致，因此结果具有可比性，排除了传统评级中分析师水平层次不齐造成的评级结果的差异。但由于财务评级模型仅仅依赖于公司上一期或几期前的财务数据，评级结果仅是对公司过去表现的反映，与传统评级下，需要结合分析师对行业及特定公司的看法，对未来的预期等多方面因素的考虑存在不足。

一、信用风险度量模型概览及财务评级模型汇总

除了可以使用传统的信用评级方法，也可以使用模型进行快速评级并度量信用风险，信用风险度量模型大致可以分为三类，主要区别在于模型中是否使用了市场价格信息。

图表 1：信用风险度量模型概览



数据来源：中证评级整理

中证评级整理了目前使用较为广泛的基于财务数据的评级模型，可以发现，国内外知名评级机构及咨询机构均开发出了相应的产品。

图表 2：国内外评级机构基于财务数据的评级模型汇总

	Mood y's Analy tics	S&P Capital IQ	Credi t Sights	Rapid Rating s	中债资 信
多元线性回 归模型					财务风 险打分卡
Probit/Logi t Model 及扩展	RiskCa lc	CreditM odel	BondSc ore Rating s		二元选 择模型
BSM 期权定价 理论模型	Credit Edge	PD Market Signals			
多变量计量的 伪面板数据模 型				FHR	

数据来源：中证评级整理

它们大致可以分为两类：第一类是单纯使用财务信息对企业的信用资质进行评级，如标普开发的 CreditModel 以及 RapidRatings 开发的 FHR 产品。其中，CreditModel 是标普应用于上市及非上市公司的信用风险分析模型，它以超过 50 个行业和国家的特殊模型为基础，反映不同行业财务报表特点和特定行业风险。CreditModel 的建立基于标普几十年积累的数据库，采用指数密度函数模型建模。模型输入值为财务报表基本面数据，模型输出值为以小写字母评级符号表示的评估打分，评级符号定义等同于标普外部评级。FHR 是应用于全球公司的财务健康评级模型，它有 24 个分行业模型。FHR 采用多变量计量的伪面板数据模型建模，模型输入值为反映经营盈利能力、净盈利能力、成本结构效益、资本结构效益、其他共 5 类 62 个指标，模型的输出值为 1-100 的分数，这一分数可对应到相应的级别与违约概率。

另一类以财务数据为主，综合分析财务报表和资本市场信息，给出各个主体的信用打分，并将分数映射到其级别体系，提供前瞻性的违约概率，此类产品以穆迪的开发的 RiskCalc 以及 Credit Sights 开发的 BondScore Ratings 为代表。

目前，上述评级产品已经被各大金融机构如银行、资产管理、保险公司、对冲基金等广泛使用，各大机构依据其业务需要进行资本计量、风险定价、基准分析、限额管理以及监管合规等。

二、中证财务评级模型

中证评级在对国内外评级机构所使用的模型进行研究后，结合自身实际与需要研究开发了中证财务评级模型。中证评级使用多元 Logit 模型与机器学习中的 SVM 模型对全市场的债券进行评级并对两种方法的结果进行互相验证，此外在数据处理及指标选取等方面进行了一定的拓展。

基本框架

模型目标：

- 同一类型发行人基于一致的模型标准，减少由于评级人员水平参差不齐、主观判断差异造成的评级结果不可比现象；
- 基于财务数据和量化的定性指标批量化快速生成级别，提升工作效率；
- 以中证交易所市场全覆盖再评级数据库为基础，满足更高的区分度和一致性要求。

模型含义：

- 模拟中证评级的统计模型；
- 用于评估企业主体的信用等级；
- 评级符号以小写字母表示，符号定义等同于中证中长期主体级别定义。

建模方法：

- **国际视野：**基于两类先进的计量经济学方法
 - 有序响应变量模型：二元离散选择模型的拓展，在标普和穆迪均有较为成熟的运用；
 - 支持向量机算法（SVM）：机器学习方法，对于小样本及高维度数据同样表现出较好的分类效果，在评级领域的运用尚属首创。
- **立足本土：**在中证交易所市场全覆盖再评级数据基础上训练和验证而成
 - 分行业建模，在中证行业分类基础上将具有类似信用特征的行业合并为 13 个行业大类分别建模，运用支持向量算法进一步提升细分行业小样本模型准确性；
 - 尽可能使模型级别与中证评级保持一致；

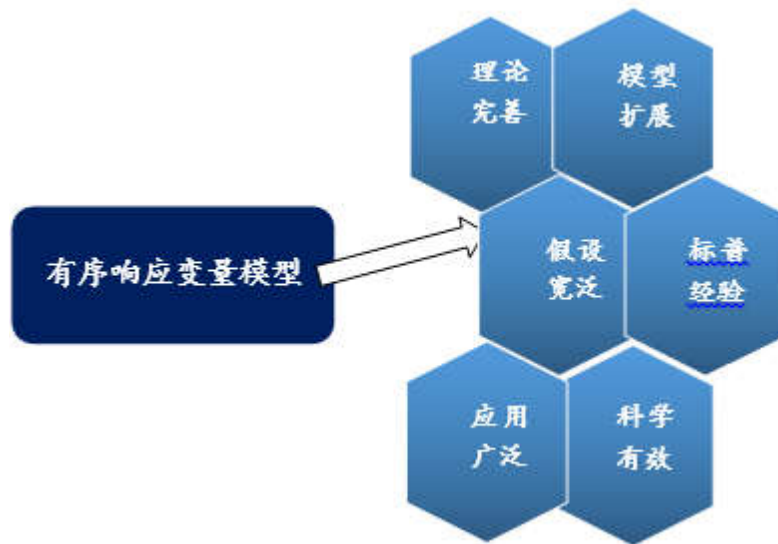
每年利用新增数据和历史数据库对模型进行校准、验证和优化。

【国际经验——有序响应变量模型】

有序响应变量模型（Ordered Logistic/probit Regression）基于指数密度函数模型，是一个行业标准方法（Logistic Regression）的扩展。

$$p(y|x, \beta) = \frac{\exp(\beta f(x, y))}{c(\beta, x)} p_0(y) \quad y^* = \text{rounded}(\sum_y y p_n(y|x, \beta))$$

图表 3：有序响应变量的优势



数据来源：中证评级整理

●为什么使用有序响应变量模型？

1、理论完善

有序响应变量模型是由 Aitchison 和 Silvey(1957)提出，模型中被解释变量 y_i 的观测值表示是有顺序的，与有序的等级分类相对应。

理论提出较早，在国内外知名学术期刊中都有使用和论证，实践充分。因此，有序响应变量模型的理论是完善的，不会产生理论上的争议。

2、模型扩展

有序响应变量模型是二元离散选择模型的扩展。二元离散选择模型只适用于两分类的问题，而有序响应变量模型则适合多分类问题；传统的回归或判别分析等模型，需要人为判断阈值，而且因变量范围是连续的，不适合信用评级中因变量的离散分布特征。有序响应变量模型有效克服了上述问题。

3、假设宽泛

有序响应变量模型不需要指标一定服从正态分布，克服了传统回归模型的缺陷。

4、标普经验

标普的 CreditModel 在财务评级方面有非常成熟的运用。标普 CreditModel 将有序响应

变量模型作为基本模型，与中证财务评级模型的不同之处在于指标的选取与数据库的差异。

标普的 CreditModel 主要使用财务数据，对全球几乎所有行业的公司进行评级；利用标普几十年积累的数据库，在极短的时间运行出所需要的公司的评级结果，此过程完全通过模型得出，极大的提高了工作效率。

目前，标普的 CreditModel 与其 CapticalIQ 平台无缝结合，并作为一项产品出售给各大金融机构和 IT 公司。仅在亚太地区，就有几千名用户在使用 CreditModel 进行信用风险的分析。在国内，标普的 CreditModel 为包括两家四大国有银行和几家大规模的城商行在内的金融机构提供信用评级服务。

5、应用广泛&科学有效

有序响应变量模型不仅适用于信用评级也适用于其他行业或研究对象的分类等问题。对模型进行测试后，拟合程度较高，与标普 CreditModel 的拟合程度不相上下。

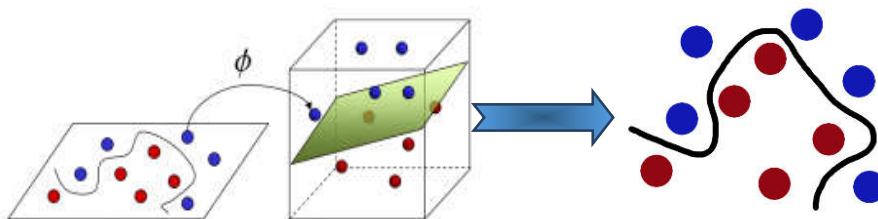
【创新运用——支持向量机算法（SVM）】

支持向量机算法是一种用于分类的机器学习算法，不同于完全基于严谨数学运算的统计模型。

经过十几年的发展，理论较为完善。在大数据领域，例如人脸识别、互联网金融、智能医疗等方面有较为充分的应用；在学术界，关于 SVM 在主体信用评级中的应用刊登在一些较为权威的期刊上，但此方法也仅仅停留在学术界，并未走出象牙塔。

考虑到 SVM 可以克服统计模型的缺陷，例如样本量的要求、模型假设的要求等，我们探索性地使用 SVM 算法，基于财务评级指标进行主体评级。

图表 4：SVM 分类的过程



数据来源：中证评级整理

对于上图中的一个二分类的问题。在二维平面中，基于统计模型，无法使用线性的分类器进行分类。使用 SVM 算法，将其投影到三维平面上，即可以找到一个最优的线性平面将其有效的分类，而且这种分类平面更加稳定、有效。最后将三维平面的输出结果投影到二维平面，即是一条曲线。例如，假设公司都仅使用三个财务指标进行评级，上图中，三维空间中的点即为一家公司，其对应的三个坐标轴的刻度，即为其三个财务指标，它们三个财务指标的相对大小决定了公司所在平面的位置，即应该划为哪一个级别，对于财务指标更多的公司，需要向更高维空间拓展。

SVM 算法与其他机器学习方法一样，中间不会产生参数的估计值，而是直接生成评级的

结果。

【基于中证评级经验的指标选取与数据处理】

分行业建模，行业分类同时满足样本量和类似信用特征的要求。不同行业由于信用特征和财务表现的差异，建模所选取的指标亦存在差异。细分行业样本量的有限性亦限制了直接使用现有行业分类标准进行建模的准确性。因此，我们在中证行业分类的基础上，将具有类似信用特征的行业合并为 13 个行业大类分别建模，并在此基础上运用支持向量算法克服样本量的限制，逐步提升细分行业小样本模型的准确性。

指标选取同时基于统计方法和评级分析师经验判断。中证财务评级模型使用可直接从外部数据源（如 Wind）提取的财务指标和可量化的定性指标，运用统计方法并基于评级分析师的经验对指标进行多次筛选，得到对评级结果影响显著的指标用于建模。

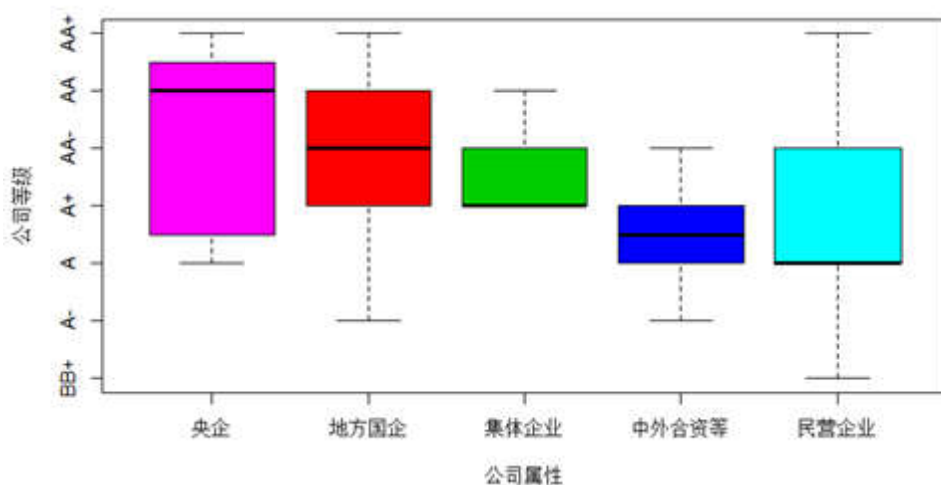
基于 Wind 数据库的财务指标共 118 个，筛选主要过程如下：

- （1） 根据各个指标的缺失程度、变异程度（标准差）和相关性（相关系数）进行初步筛选；
- （2） 结合各行业评级分析师的经验进行指标挑选；
- （3） 使用逐步回归的方法，得到对评级结果影响显著的指标。

立足本国国情，加入公司属性指标。尽管债券发行人违约案例已突破所有制的限制，传统评级重视的所有制性质所隐含的信用支持因素对评级的区分作用下降，但目前我们依然无法完全否定“不同所有制性质的发行人在日常经营和财务困境等特殊状态下所能获得支持具有差异”这一观点，公司属性对评级结果的影响依然表现为显著。

图表 5 形象的表现了不同属性公司评级的差异。主要观察各个箱线图的中位值，央企的评级最高，而民营企业的中位值却偏低，并且级别覆盖的范围较广，不稳定。

图表 5：不同公司属性对级别的影响



数据来源：中证评级整理

【模型结果（以消费行业大类为例）】:

图表 6：消费类行业财务评级结果验证

与中证评级的 比较	有序响应变量模型	支持向量机算法
	累计占比	累计占比
相等	32%	49%
相差一个子级 别	81%	84%
相差两个子级 别	98%	99%
相差三个子级 别	100%	100%
合计	100%	100%

数据来源：中证评级整理

可以发现，基于 SVM 机器学习方法的结果相较于统计模型的结果更优，模型给出的级别接近一半与中证评级相同。

三、财务评级模型的应用

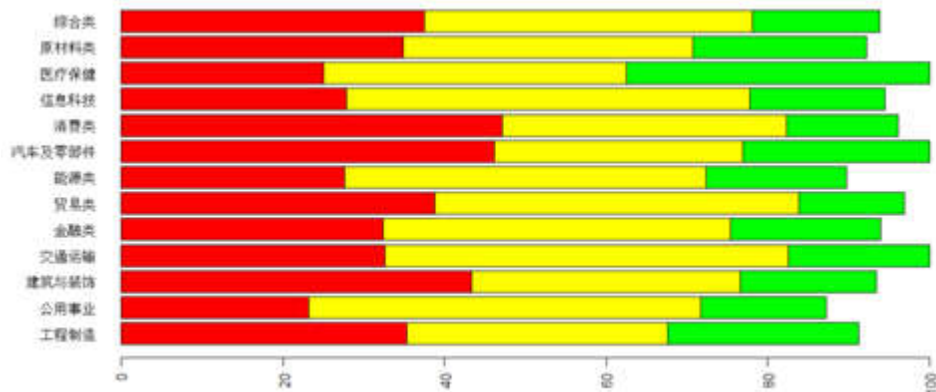
1、用于 ABS 基础资产的快速评级

对于 CLO 或车贷 ABS 产品，其资产包中包含成百上千笔基础资产，若分析师逐一评级将耗费大量的人力和时间，而且若某些定性指标的获取受限，也将影响评级的效率进而影响到整个 ABS 产品的评级；若直接设定一个级别中枢并进行适当调节，将会降低评级的准确度。基于此，国际评级机构标普以及国内部分评级机构采用了财务评级（打分）模型对基础资产进行快速评级，极大得提高了 ABS 评级效率。

此外，各大金融投资机构也可以先使用财务评级模型对全市场的产品有一个初步的判断，进而决定投资的方向与种类。

2、对评级标准进行比较与改进

图表 7：SVM 方法下不同行业财务评级结果验证



数据来源：中证评级整理

上图是 SVM 拟合效果的水平条形图。纵轴表示中证 13 个行业大类，横轴表示拟合的准确程度。红色部分代表 SVM 得到的评级结果与中证评级结果一致的比例；黄色部分代表相差一个子级别的比例；绿色部分代表相差两个子级别的比例。

以消费类行业为例，模型得到的评级结果中近 50%的比例与中证级别相一致，相差一个级别之内的比例达 80%。

但其他行业的拟合程度则相对较弱，尤其以**医疗保健**为主，表明医疗保健行业的评级标准下，财务指标的重要性相较于消费类行业较弱，其他定性类的因素或评级师的专业判断更加重要。

同时，不同行业采用不同的财务指标，财务指标的权重也不尽相同，使用不同评级机构的财务评级模型及其结果，可以探索发现它们对于不同行业在财务指标的选取与权重的赋予上的差异，更好的改进自身行业评级标准。

3、用于中证估值的分组

中证指数公司的估值部门需要在对债券进行分组的基础上进而估值，每个交易日都有大量的新债上市，因此，使用财务评级模型给出批量的评级结果将提供一个更有效的分组参考，提升分组效率。

免责声明

本报告的知识产权归属于中证指数有限公司（“中证”）。在不损害中证合法权益的前提下，您可以适当引用或转载本报告，但应注明出处。中证并未就本报告中的任何内容做出过任何明示或暗示的保证，包括对其准确性、完整性、及时性、特定目的的适用性、安全性及非侵权等的保证。任何人因本报告不准确、缺失或因依赖其任何内容而造成的任何损失和损害，中证概不承担责任（无论其为侵权、违约或其他责任）。

“中证®”、“中证指数®”、“CSI®”及其他与中证指数及其所提供产品及服务有关的商标均归属上海证券交易所及/或中证指数所有。任何机构或个人未经上海证券交易所及/或中证指数书面授权，不得以任何形式使用。