

DOI 编码: 10.3969/j.issn.1672-884x.2022.07.015

# 基于机器学习的分析师识别公司财务舞弊风险的研究

伍 彬<sup>1,2</sup> 刘云菁<sup>1</sup> 张 敏<sup>1</sup>

(1. 中国人民大学商学院; 2. 湖南财政经济学院会计学院)

**摘要:** 利用机器学习方法预测财务舞弊风险, 结合分析师评级数据, 实证考察分析师能否识别公司的财务舞弊风险。以 2007~2018 年 A 股上市公司为样本进行多元回归分析发现, 公司财务舞弊风险越大, 分析师越可能对公司出具消极的评级报告, 表明分析师在分析和解读信息过程中能够识别公司的财务舞弊风险并有效应对。这一影响在分析师经验越丰富、声誉越好以及利益冲突越小时更为突出, 表明分析师识别财务舞弊的能力和动机影响其能否识别公司财务舞弊风险。基于分析师发布消极评级的经济后果的检验表明, 分析师消极评级能显著降低公司未来发生财务舞弊的概率。

**关键词:** 财务舞弊; 分析师评级; 分析师决策; 机器学习

**中图分类号:** C93 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-884X(2022)07-1082-10

## Analysts' Identifying the Risk of Corporate Financial Fraud Based on Machine Learning

WU Bin<sup>1,2</sup> LIU Yunjing<sup>1</sup> ZHANG Min<sup>1</sup>

(1. Renmin University of China, Beijing, China;

2. Hunan University of Finance and Economics, Changsha, China)

**Abstract:** Combining the risk of financial fraud prediction by machine learning method and the data of analyst recommendations, this study empirically investigates whether analysts identify the risk of corporate financial fraud. Using a sample of A-share listed companies from 2007 to 2018 for multiple regression analysis, we find that analysts tend to issue more negative rating reports for companies with higher risks of financial fraud, implying that analysts can identify the risk of corporates' financial fraud and respond effectively during their information interpretation processes. This association is more prominent among analysts with more experience, higher reputation, or smaller conflicts of interest, suggesting that analysts' ability and incentives drive analysts' identifying the risk of corporate financial fraud. The analysis of the economic consequences of analysts issuing negative recommendations shows that analysts' negative recommendations significantly reduce the probability of corporate financial fraud in the future.

**Key words:** financial fraud; analyst recommendations; analyst decision; machine learning

## 1 研究背景

作为重要的信息中介, 分析师通过搜集、分析和解读信息, 能够降低信息不对称程度, 发挥重要的治理作用<sup>[1,2]</sup>。分析师利用的信息类型、获取信息的方式和解读信息的过程是其发挥积极作用的基础。现有文献从搜集信息的方式和内容等角度对分析师行为的影响因素展开了丰富的研究<sup>[3~6]</sup>, 但少有文献研究分析师对信息的

解读如何影响其决策。分析师对信息的解读是其预测公司未来发展的基础, 而根据获取的信息推测公司发生财务舞弊的概率正是其解读信息的重要方式之一。因此, 本研究拟从财务舞弊风险识别的角度打开分析师解读信息的黑箱, 探究分析师能否识别公司财务舞弊风险并出具消极的评级报告, 并检验该应对措施能否降低公司未来的舞弊风险。

然而, 研究这一问题最大的挑战在于如何

收稿日期: 2021-06-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(72172149); 湖南省哲学社会科学基金资助项目(20JD010)

• 1082 •

准确刻画公司的财务舞弊风险。如果用监管机构处罚的舞弊案例衡量,仅能用二元变量表示舞弊风险,不仅被处罚的舞弊案例有限、存在严重的滞后性,且无法精确刻画出不同公司间舞弊风险的差异,因而采用是否被处罚来衡量企业的舞弊风险存在较大问题。本研究采用机器学习预测公司财务舞弊的概率。机器学习算法相比于传统的预测方法,具有多方面优势,例如能够解决预测因子多、高度相关以及预测函数形式复杂等问题。因而,机器学习算法十分契合公司财务舞弊的预测,能大幅提升财务舞弊风险衡量的准确性。基于预测的财务舞弊风险指标,本研究考察分析师是否更可能针对高财务舞弊风险的公司出具消极的评级报告,并进一步检验分析师出具消极评级报告能否降低公司未来的财务舞弊风险。

本研究的主要贡献在于:①区别于现有文献从分析师获取信息的方式和信息来源等方面研究分析师行为的影响因素<sup>[3,6]</sup>,本研究从分析师决策过程的角度拓展了分析师行为的影响因素领域的研究,进一步打开了分析师决策过程的黑匣子;②诸多文献从分析师跟踪的经济后果的角度检验分析师的治理效应<sup>[1]</sup>,本研究则以识别财务舞弊风险的视角切入,从分析师发布消极的评级报告的经济后果的角度丰富了分析师治理效应领域的文献;③引入机器学习算法对公司财务舞弊风险进行衡量,拓展了公司财务与公司治理研究的视角。

## 2 文献综述

与本研究主题相关的文献主要包括分析师行为的影响因素与财务舞弊风险识别两类,下面从这两个角度进行综述。

在分析师行为的影响因素方面,现有文献主要从分析师获取信息的途径与信息来源等角度展开研究。从分析师获取信息的途径来看:一方面,分析师通过公开渠道获取信息。CEN等<sup>[7]</sup>、GREEN等<sup>[8]</sup>和 CHENG等<sup>[3]</sup>分别发现,参加电话会议、主办投资者会议和开展实地调研是分析师搜集信息的重要途径。另一方面,分析师通过私有渠道获取信息。SOLTES<sup>[4]</sup>指出,与管理层的私下沟通是分析师获取信息的有效途径。分析师还会利用自身的社会网络关系(如银行关联<sup>[9]</sup>)获取私有信息。从信息来源角度来看,分析师会综合利用财务信息与非财务信息。例如,HOPE<sup>[5]</sup>认为公司的财务信息是分析师的重要信息来源。同时,越来越多的

学者开始关注分析师对非财务信息的利用。BASSEMIR等<sup>[10]</sup>的研究表明,电话会议中的信息有助于减少分析师盈利预测的误差和分歧。公司发布的社会责任报告<sup>[6]</sup>、披露的临床试验信息<sup>[11]</sup>等特定信息也有助于提升分析师盈利预测的准确性。此外,媒体报道信息也是分析师重要的信息来源<sup>[12]</sup>,甚至“推文”这类社交媒体的信息也会被分析师利用<sup>[13]</sup>。

在财务舞弊风险识别方面,现有文献主要从财务舞弊的影响因素和识别模型两个角度来探究财务舞弊的预测。从舞弊的预测因子角度来看,财务<sup>[14]</sup>与非财务指标<sup>[15]</sup>不断被纳入研究,财务指标如公司现金流量、利润指标、资产质量指数、销售增长指数等,非财务指标如高管的语言特征、财务报告的主题等文本信息<sup>[16]</sup>。学者们在挖掘预测因子的基础上也不断优化财务舞弊识别模型。早期的研究大都采用逻辑回归等方法预测财务舞弊<sup>[17]</sup>。随后,新兴机器学习算法开始被逐渐引入,财务舞弊识别模型得到不断改进。PAI等<sup>[18]</sup>和 LIN等<sup>[19]</sup>分别用支持向量机方法和模糊神经网络模型预测财务舞弊,均取得较好的预测效果。BAO等<sup>[20]</sup>利用集成学习选取原始数据作为输入变量来预测财务舞弊,发现预测效果优于以往算法。

综合来看,现有研究从分析师信息获取方式和信息来源的角度探讨了分析师行为的影响因素,但是分析师如何解读信息尚待研究。财务舞弊识别方面的文献主要从识别因子和识别模型两方面优化舞弊预测效果,然而鲜有研究解决因被处罚的舞弊公司数量有限导致的样本不均衡的问题。

## 3 研究假设

分析师识别财务舞弊的动机是其能否识别财务舞弊的前提。首先,分析师主要通过发布盈利预测、股票评级推荐等方式向资本市场传递有价值的信息<sup>[21]</sup>,其盈余预测的准确度和股票评级的恰当性是市场评价其工作价值的关键指标,影响着其所属券商的声誉与本人的声誉和薪酬<sup>[22]</sup>。因此,分析师有强烈的动机获取充分的信息以对公司进行全面而深入地分析,并做出恰当的评级决策。其次,识别公司的财务舞弊风险是进行恰当评级的基础。如果公司存在财务舞弊而分析师未能识别,则分析师往往会做出错误的评级推荐,导致分析师和其所在券商的声誉受损,影响分析师的收入乃至其职业生涯;相反,如果分析师识别了公司的财务舞

弊,则能做出更合理的评级,有助于投资者进行恰当地投资决策,这不仅能够给分析师带来良好的声誉,还会直接或间接地提高其收入<sup>[23]</sup>。基于此,分析师有动机识别公司潜在的财务舞弊风险以做出恰当评级。

分析师不仅具有识别财务舞弊的动机,也有识别财务舞弊的能力。一方面,与普通投资者和经理人相比,分析师具备扎实的金融、会计和经济学等专业知识,能够看懂公司的财务报表和附注,并从微观上理解企业特质,也拥有丰富的特定行业的经验,能以总体性、系统化的思维来深入理解行业的本质特征,宏观上把握产业趋势<sup>[1]</sup>;另一方面,分析师具有信息和资源优势,能对企业信息进行全方位地搜集和传递。分析师通过对其跟踪的公司进行持续关注和定期调研以获取企业内外部信息,还能够依赖自身和所在券商的资源优势获取更多有关企业的私有信息<sup>[4]</sup>。因此,在搜集企业信息的过程中,报表中的任何异常都会引起分析师的关注,结合其专业的信息挖掘和解读能力,分析师能够识别公司潜在的财务舞弊风险。

如果分析师有效识别了公司的高财务舞弊风险,则会考虑该因素对其行为决策的影响。而财务舞弊风险较高的公司存在诸多潜在危害,因此,分析师更可能针对该类公司出具消极的评级报告。具体而言,公司的高财务舞弊风险的潜在危害表现在如下几个方面:①这类公司会计指标的真实性较差,可能误导投资者做出错误的投资决策;②财务舞弊风险较高的公司,有更大的可能性收到监管机构的问询函甚至被监管层处罚,导致公司声誉受损、融资成本增加、销售收入降低、法律费用增加等,进而影响公司未来的真实经营活动<sup>[24]</sup>;③一旦公司的财务舞弊被揭露,股票市场价格往往会一落千丈甚至跌停,给投资者带来巨大的经济损失,影响资本市场的良性发展<sup>[20]</sup>;④财务舞弊事件不仅会对舞弊公司的利益相关者造成重大损害,也会对诸多非舞弊公司的利益相关者产生间接损害<sup>[20]</sup>。而分析师的职能为搜集并分析上市公司信息,对其盈利状况和投资价值进行预测和判断,以满足投资者对上市公司价值相关信息的需求。为了保护自己的声誉、提高薪酬、促进职业前景等,分析师会获取公司全面的信息并深入分析,以揭示他们所关注的公司的真实业绩。因此,针对识别出的高财务舞弊风险的公司,分析师倾向于发布消极评级以提示潜在的风险。由此,提出以下假设:

**假设1** 公司财务舞弊风险越大,分析师越有可能对公司出具消极的评级报告。

如果分析师针对高财务舞弊风险的公司更可能发布消极评级,那么该应对措施能否发挥实际效果,促使公司降低未来的财务舞弊风险呢?可以推测,分析师针对高财务舞弊风险的公司出具消极的评级报告,将增加公司和管理层面临的压力,从而促使他们调整自身的不当行为,降低未来的财务舞弊风险。下面从公司和管理层两个角度展开分析。

从公司角度而言,将面临以下压力:①投资者会迅速对分析师的消极评级加以解读并做出反应,降低对公司的估值,改变自身的交易决策,从而对公司股价造成强烈冲击<sup>[2]</sup>;②公司债权人及上下游的供应商和客户会对公司的信誉给予负面评估,导致其融资受阻、供货渠道受限、市场份额下降等;③分析师的消极评级可能引起监管层的关注,促使监管层对公司进行监督和审查,使得公司更可能收到监管机构的问询函,对公司声誉造成损失;④媒体针对此信息的宣传报道会进一步扩大分析师消极评级给公司带来的负面影响<sup>[25]</sup>;⑤分析师的消极评级及其带来的其他外部监督压力的增加,会大大提高公司财务舞弊被揭露与处罚的概率,而一旦公司的财务舞弊被揭露,将带来不可估量的后果,从而对公司产生震慑作用。具体而言,公司舞弊的负面消息将导致股票价格迅速下降,不但很大程度上损害股东的利益,而且会导致企业声誉受损,进一步加剧公司的经营风险和财务困境<sup>[24]</sup>。

从管理层角度而言,将面临以下压力:①分析师的消极评级向市场传递了公司的负面信息,导致公司股价下跌,使得管理层的公司治理能力受到质疑且声誉遭受损失<sup>[21]</sup>;②董事会会从分析师的研究报告中获取评价管理层行为和能力的有效信息,并结合该信息对管理层进行奖惩,因此,分析师的消极评级可能对管理层的薪酬带来负面的影响<sup>[26]</sup>;③公司大股东的利益亦可能因分析师的消极评级受到损害,从而有更强的动机介入公司的管理,加大管理层的压力;④公司财务舞弊被揭露的概率因分析师的消极评级而大大增加,而公司财务舞弊的曝光会导致管理层遭受多方面的损失,从而对管理层产生震慑作用。具体而言,公司的财务舞弊被揭露后,高级管理人员不仅很可能被公司解雇,而且其职业声誉也会因此遭受严重的损害,其薪酬或未来薪酬增长幅度降低,甚至未来的

职业发展受阻<sup>[14]</sup>。

而公司和管理层面临的上述压力,一方面,会促使公司收敛自身的不当行为并采取措施改善公司的内部治理,增加了实施舞弊的难度,减少了财务舞弊的机会;另一方面,会导致公司财务舞弊被揭露和处罚的概率增加,财务舞弊的成本上升,促使其减少实施财务舞弊的动机。基于此,公司会收敛其未来的财务舞弊行为,使得未来的财务舞弊风险降低。由此,提出以下假设:

**假设 2** 公司被分析师出具消极的评级报告越多,则其未来的财务舞弊风险会显著降低。

#### 4 财务舞弊风险的预测

在探讨分析师能否识别公司财务舞弊风险前,本节采用机器学习的方法预测财务舞弊风险,以合理构建本研究的关键指标。根据因“虚构利润”和“虚列资产”而受到公开处罚的情况确定舞弊观测,并追溯到被处罚公司实际发生财务舞弊的年份,确定公司当年是否发生舞弊,具体数据来源于国泰安(CSMAR)数据库。

由于 2018 年及以后的上市公司舞弊处罚还不完全,且 1995、1996 年发生舞弊被揭露的上市公司仅为个位数,因此这里将 1997~2017 年所有上市公司作为初始研究样本。为尽可能考虑更多的影响因素,选取 CSMAR 数据库中比率结构、偿债能力、发展能力、风险水平、股利分配、经营能力、每股指标、披露财务指标、现金流分析、相对价值指标和盈利能力共 11 类 420 个财务比率指标作为待筛选变量。并进行如下数据预处理:删除缺失值大于 25% 的指标(最终输入变量有 363 个);对所有财务比率数据做标准化处理;剔除金融类公司;对所有变量的缺失值采用各变量的中位数加以补全。

本研究运用轻量梯度提升机(light gradient boosting machine method, LightGBM)算法进行舞弊分类预测,该算法是针对梯度提升决策树算法的一种改进方法。LightGBM 可以直接预测得到概率值,同时该方法属于集成学习,可以结合多个学习器的优势,也解决了其他集成学习在处理海量数据时遇到的低效率等问题。因此,该方法适用于本研究针对大样本利用多预测因子识别舞弊。

具体模型训练时,将 1997~2016 年划分为训练集,2017 年划分为测试集。由于财务舞弊案例占比较少,财务舞弊数据样本是典型的非平衡数据集,本研究首先采用欠采样方法(即剔

除一部分多数类样本),对训练集进行平衡化处理。紧接着,针对平衡后的训练集进行训练,将基础阈值设置为 0.5,且选择召回率最大化为目标进行调参以确定最优模型。召回率指预测为真且实际为真的样本占有所有实际为真的样本的比率,能衡量实际发生舞弊的样本被识别出来的比率,这也是证监会以及投资者最为关心的。因此,选择使得召回率最大的参数作为分类模型的最终参数,来确定本研究的最优预测模型。最后,用训练好的模型对测试集进行预测与评估。结果显示,LightGBM 的预测准确率为 78.7%,精确率为 5.0%,召回率为 71.7%,F1 得分为 0.094,AUC 为 0.752。同时,将 LightGBM 模型预测结果与传统的 Logistic 回归以及支持向量机、随机森林和梯度提升决策树这些算法的预测结果进行比较。结果表明,LightGBM 的预测效果均优于其他模型。因此,本研究采用 LightGBM 方法训练的预测模型能对公司财务舞弊风险进行较准确的衡量。

#### 5 研究设计

##### 5.1 模型与变量

为了检验假设 1,即针对财务舞弊风险越高的公司,分析师更可能发布消极评级,建立如下回归模型:

$$O = \alpha + \beta_1 FR + \beta_2 CV + \sum YE + \sum ID + \epsilon, \quad (1)$$

式(1)中,被解释变量为分析师消极评级( $O$ ),具体为公司当年收到的分析师出具中性、减持、卖出的评级总数占收到的所有分析师评级数目的比例;关键解释变量为财务舞弊风险( $FR$ ),具体取值是利用第 4 节的预测模型计算得到的公司财务舞弊概率。分析师评级受众多因素的影响,其中  $CV$  代表一系列控制变量,控制公司状况和股票市场特征等。具体包括:公司规模( $SI$ )、净资产回报率( $RE$ )、资产负债率( $LE$ )、公司成长性( $TO$ )、总资产周转率( $TA$ )、机构投资者持股比例( $IT$ )、投资收益率( $RT$ )、股票交易量( $V$ )、股票回报率( $YR$ )、分析师跟踪人数( $CO$ )。被解释变量与解释变量均取当期值;控制变量中,除了机构投资者持股比例、分析师跟踪人数取本期值,其余控制变量均取上一期值。同时,还控制了行业和年度固定效应,分别为  $\sum ID$  和  $\sum YE$ 。此外, $\alpha$  为常数项; $\beta_1$ 、 $\beta_2$  为系数; $\epsilon$  为随机误差项。

为了检验假设 2,即分析师的消极评级能否降低公司后续的财务舞弊风险,建立如下回归模型:

$$FR = \alpha + \beta_1 LO + \beta_2 CV + \sum YE + \sum ID + \epsilon, \quad (2)$$

式(2)中,被解释变量为本年的财务舞弊风险(FR),关键解释变量为上一年度的分析师消极评级占比(LO)。其中,CV代表一系列控制变量,控制如下影响公司财务舞弊风险的公司治理与财务状况等变量:公司规模(SI)、总资产回报率(RA)、资产负债率(LE)、公司成长性(TO)、总资产周转率(TA)、存货与应收账款占比(IA)、无形资产占比(IN)、盈余管理程度(D)、现金占比(CA)、固定资产占比(FI)、营业收入现金净含量(NE)、留存收益资产比(RR)、所有者权益增长率(EG),以及上一年的财务舞弊风险(LFR)。

## 5.2 样本与描述性统计

本研究选取我国 2007~2018 年 A 股上市公司为研究对象<sup>①</sup>。具体数据来源于中国研究数据服务平台(CNRDS)与 CSMAR 数据库,其中财务舞弊风险指标利用第 4 节的预测模型计算得到。在初始样本的基础上,剔除金融行业和有关变量缺失的观测,共得到 20 119 个公司-年度观测值。为降低异常值的影响,对所有连续变量在 1%的水平上进行缩尾处理。分析师评级标准化意见分为“买入”“增持”“中性”“减持”“卖出”5 种。其中“买入”与“增持”意见占比最多,而“减持”“卖出”与“中性”占比较少,分别仅占 0.08%、0.29%与 7.75%。这表明分析师的评级普遍较为乐观,很少出具“减持”“卖出”“中性”这种较为消极的意见。

主要变量的描述性统计见表 1。由表 1 的 Panel A 可知,全部样本公司中,每个公司收到

表 1 变量描述性统计

Panel A:全样本描述性统计(N=20 119)

变量	均值	中位数	标准差	最小值	最大值
O	0.139	0.000	0.275	0.000	1.000
FR	0.232	0.131	0.253	0.001	0.998
RE	0.081	0.081	0.097	-0.411	0.342
SI	22.200	22.020	1.347	13.760	28.520
LE	0.439	0.437	0.208	0.048	0.892
TA	0.650	0.544	0.442	0.081	2.474
TO	1.973	1.601	1.153	0.904	7.835
CO	3.994	4.190	1.442	0.000	7.244
IT	0.052	0.027	0.069	0.000	0.665
ST	0.136	0.057	0.208	0.000	1.000
RT	0.036	0.028	0.031	0.001	0.170
V	21.040	21.060	1.095	18.250	23.700
YR	0.218	-0.012	0.743	-0.716	3.187

Panel B:分样本描述性统计

O	均值	中位数	标准差	最小值	最大值	N
低财务舞弊风险组	0.112	0.000	0.231	0.000	1.000	10 057
高财务舞弊风险组	0.167	0.000	0.311	0.000	1.000	10 062
均值检验	-14.119***					

注:\*\*\*表示  $p < 0.01$ ,下同。

的分析师消极评级占比的均值为 13.9%,表明整体而言,公司收到的分析师消极评级较少。财务舞弊风险平均值为 0.232,表明公司的财务舞弊风险整体较低;其最大值趋近 1,最小值几乎为 0,说明不同公司间的财务舞弊风险差异很大。其余变量的描述统计结果均与以往研究保持一致。由表 1 的 Panel B 可知,根据财务舞弊风险的年度中位数将样本划分为高财务舞弊风险和低财务舞弊风险两组,比较分析师消极评级的组间差异。结果显示,高财务舞弊风险的公司收到分析师消极评级的比率为 16.7%,远高于低财务舞弊风险公司的 11.2%。这表明,分析师更可能针对财务舞弊风险较高的公司发布消极评级,初步支持了假设 1。

## 6 实证结果与分析

### 6.1 财务舞弊风险与分析师消极评级

#### 6.1.1 基本回归结果

模型(1)的回归结果见表 2。由表 2 可知,财务舞弊风险的系数显著为正(回归系数为 0.041, $t$  值为 3.98),表明公司财务舞弊风险越大,则分析师越有可能对公司发布消极评级。从经济显著性来看,财务舞弊风险增加一个标准差(0.253),将导致公司收到消极评级的比率相对于其均值增加 7.463%( $0.041 \times 0.253 / 0.139$ )。综上,假设 1 得到验证,即分析师能够识别公司的财务舞弊风险。

表 2 公司财务舞弊风险对分析师消极评级的影响(N=12 909)

类别	O
FR	0.041*** (3.98)
控制变量	Yes
年度	Yes
行业	Yes
常数项	-0.086 (-1.13)
R <sup>2</sup>	0.260

注:括号内数值为  $t$  值,下同。

#### 6.1.2 稳健性检验

为保证研究结论的可靠性,变换分析师消极评级和财务舞弊风险的衡量方式,采用公司-年度-分析师研报层面的观测进行稳健性检验。首先,将公司的财务舞弊风险的衡量变换为如

<sup>①</sup> 选择 2018 年作为样本截止期是因为,这是开展本研究时能获取的财务数据的最新年度。尽管当时 2018 年的舞弊处罚数据不全而不能用于训练和评估模型,但能利用 2018 年的财务数据并结合第 4 章训练好的模型来预测其财务舞弊概率,且不影响研究结论。

下几种方式:①公司的财务舞弊风险是否大于当年样本均值的哑变量  $FR_1$ ;②扩充标签变量界定范围①且增加文本信息、公司治理和内部控制等非财务指标作为输入变量,重新训练并预测得到舞弊概率  $FR_2$ ;③使用随机森林训练模型得到预测的舞弊概率  $FR_3$ 。其次,用如下替代性指标衡量分析师消极评级:①缩小分析师消极评级的界定范围,即选取公司收到的“减持”“卖出”评级的占比  $O_1$ ;②用绝对数量衡量分析师消极评级,即选取公司收到分析师出具的“中性”“减持”或“卖出”的评级总数  $O_2$ 。最后,采用公司-年度-分析师研报层面样本进行检验。此时,重新定义分析师消极评级变量  $O_3$ ,若研报的评级为“中性”“减持”或“卖出”,则  $O_3$ 取 1,否则取 0。同时加入分析师个人特征变量,具体取研报中排名第一的分析师进行衡量,包括如下变量:分析师的发布研报经验、预测公司数量、发布研报数量、学历和性别。

以上各回归的结果见表 3。由表 3 可知,本研究的主要结果不变,证明主结论具有较好的稳健性。

表 3 公司财务舞弊风险对分析师消极评级的影响:稳健性检验

类别	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	$O$			$O_1$	$O_2$	$O_3$
$FR$				0.007 *** (3.00)	0.659 *** (2.68)	0.014 ** (2.44)
$FR_1$	0.025 *** (4.48)					
$FR_2$		0.023 ** (2.42)				
$FR_3$			0.182 *** (4.24)			
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年度	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
行业	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
$N$	12 909	12 909	12 909	12 909	12 909	695 019
$R^2$	0.260	0.259	0.260	0.026	0.286	0.075

注: \*\* 表示  $p < 0.05$ ,下同。

6.1.3 内生性检验

为缓解遗漏变量等导致的内生性问题,进行如下检验。首先,构建差分模型,针对因变量、自变量、控制变量分别取本期与上期的差值进行回归②;其次,为了控制公司层面不随时间变化的不可观测因素对主结论的影响,本研究进一步加入公司固定效应进行回归;最后,采用倾向匹配得分法,将公司按同年度财务舞弊风险的高低进行匹配(匹配后的样本通过了平衡性测试),并用匹配后的样本重新进行检验。以上各检验的结果见表 4。由表 4 可知,本研究

的主要结果不变。

表 4 公司财务舞弊风险对分析师消极评级的影响:内生性检验

类别	(1)	(2)	(3)
	$dO$	$O$	
$FR$		0.061 *** (4.98)	0.035 *** (3.28)
$dFR$	0.051 *** (4.47)		
控制变量	Yes	Yes	Yes
年度	Yes	Yes	Yes
行业	Yes	Yes	Yes
公司	No	Yes	No
$N$	9 619	12 909	6 288
$R^2$	0.046	0.184	0.296

6.1.4 机制检验

分析师能否识别公司的财务舞弊风险并出具恰当评级,主要受到其识别舞弊的能力和动机的影响。不同特征的分析师对公司财务舞弊风险的感知能力和揭露动机有差异,从而可能对财务舞弊风险和分析师消极评级之间的关系产生影响。接下来,从分析师经验、声誉和利益冲突的角度为舞弊风险影响分析师评级的作用机理提供经验证据。

经验丰富的分析师识别财务舞弊风险的能力更强。随着分析师经验的增长,分析师对经济趋势的感知、对企业特点的理解和对财务报表的分析能力均不断增强;同时,与企业管理人员的关系更加密切,更容易获得私有信息,从而对财务舞弊风险有更高的敏锐度<sup>[27]</sup>。因此可以推测,经验丰富的分析师能够更好地识别公司的财务舞弊风险,更有可能在公司财务舞弊风险较高时,出具消极的评级报告。为了检验此推测,建立并运行如下回归模型:

$$O = \alpha + \beta_1 FR + \beta_2 EX + \beta_3 FR \times EX + \beta_4 CV + \sum YE + \sum ID + \epsilon, \quad (3)$$

式中, $\beta_2$ 、 $\beta_3$  为系数。模型(3)在模型(1)的基础上增加了变量  $EX$  及其与  $FR$  的交乘项。其中, $EX$  是表示分析师经验的哑变量,如果跟踪企业的所有分析师做出第一个盈利预测以来的年数、当年跟踪的公司数量、当年累计发布的研报数量的平均值大于样本年度均值,则  $EX_1$ 、 $EX_2$ 、 $EX_3$  分别取值为 1,否则为 0。模型(3)的回归结果见表 5 的列(1)~列(3),结果显示,

① 将因财务舞弊而受到公开处罚的上市公司的违规类型在原来的基础上,增加考虑“重大遗漏”“推迟披露”“披露不实”“一般会计处理不当”这 4 种违规类型。

② 具体地,用  $dFR$  表示  $FR$  的本期与上期的差值, $dO$  表示  $O$  的本期与上期的差值。

$FR$  与  $EX_1$ 、 $EX_2$  和  $EX_3$  的交乘项均显著为正。这表明,分析师经验更加丰富时,更可能识别出公司的财务舞弊风险而出具消极的评级报告。

表 5 公司财务舞弊风险影响分析师评级的机制检验:  
分析师能力与动机的调节作用

类别	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	$O$					
$FR$	0.019*	0.024**	0.021*	0.019***	0.004**	0.055***
	(1.69)	(2.07)	(1.81)	(3.79)	(2.26)	(4.16)
$FR \times EX_1$	0.055***					
	(3.17)					
$FR \times EX_2$		0.038**				
		(2.28)				
$FR \times EX_3$			0.052***			
			(3.04)			
$FR \times ST$				0.019*		
				(1.80)		
$FR \times CN_1$					-0.003**	
					(-1.96)	
$FR \times CN_2$						-0.046***
						(-2.97)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年度	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
行业	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
$N$	12 909	12 909	12 909	12 875	13 208	12 868
$R^2$	0.262	0.262	0.263	0.249	0.026	0.260

注: \* 表示  $p < 0.1$ 。

分析师针对高财务舞弊风险的公司出具消极的评级报告,不仅受到其对财务舞弊风险识别能力的影响,也受到其揭露舞弊的动机影响。保护声誉是其揭露舞弊以恰当评级的重要动机<sup>[28]</sup>,而明星称号是分析师的重要荣誉。相比于非明星分析师,如果明星分析师没能识别公司严重的财务舞弊风险,出具了不恰当的评级意见,将承担更大的声誉损失。因此,明星分析师有更强的识别并揭露公司财务舞弊风险的动机。由此可以推测,与非明星分析师相比,明星分析师更有可能在公司财务舞弊风险较高时,出具消极的评级报告。为了检验此推测,建立并运行如下回归模型:

$$O = \alpha + \beta_1 FR + \beta_2 ST + \beta_3 FR \times ST + \beta_4 CV + \sum YE + \sum ID + \epsilon \quad (4)$$

模型(4)在模型(1)的基础上增加了变量  $ST$  及其与  $FR$  的交乘项。其中, $ST$  是衡量明星分析师的哑变量,如果跟踪公司的明星分析师占比大于样本年度均值,则  $ST$  取值为 1,否则为 0;且明星分析师根据《新财富》评定的最佳分析师确定。模型(4)的回归结果见表 5 的列(4),结果显示, $FR$  与  $ST$  的交乘项显著为正,表明高声誉的分析师更可能针对高财务舞弊

弊风险的公司出具消极的评级报告。

分析师揭露舞弊的动机也受到其利益冲突的影响。例如,为了维持与机构投资者的良好关系,分析师对机构投资者持股比例高的公司,更不倾向于公开披露其负面信息并出具消极的评级报告<sup>[29]</sup>。又如,乐观的研究报告有助于刺激交易量而增加券商佣金收入<sup>[22]</sup>,在经纪业务规模越大的券商就职的分析师,受到的提高佣金收入的压力越大<sup>[30]</sup>,从而更可能发布乐观的评级报告。由此可以推测,机构投资者持股比例越低的公司或者分析师所在券商的经纪业务规模越小时,分析师更可能对财务舞弊风险较高的公司出具消极的评级报告。为了检验此推测,建立并运行如下回归模型:

$$O = \alpha + \beta_1 FR + \beta_2 CN + \beta_3 FR \times CN + \beta_4 CV + \sum YE + \sum ID + \epsilon \quad (5)$$

模型(5)在模型(1)的基础上增加了  $CN$  及其与  $FR$  的交乘项。其中, $CN$  表示分析师利益冲突的哑变量,分别用机构投资者持股( $CN_1$ )和佣金收入压力( $CN_2$ )度量。如果公司的机构投资者持股比例、跟踪公司的分析师中来自手续费及佣金收入前 5 大券商的比例大于样本年度均值,则  $CN_1$ 、 $CN_2$  分别取值为 1,否则为 0。模型(5)的回归结果见表 5 的列(5)和列(6),结果显示, $FR$  与  $CN_1$  和  $CN_2$  的交乘项均显著为负。这表明,利益冲突越小的分析师,越可能对高财务舞弊风险的公司出具消极的评级报告。

综上所述,分析师经验、声誉与利益冲突分别从分析师的舞弊风险识别能力和动机两个方面验证了本研究主结论的作用机制,进一步支撑了主结论。

## 6.2 分析师消极评级与公司未来财务舞弊风险

### 6.2.1 基本回归结果

分析师消极评级对公司未来财务舞弊风险的影响见表 6。由表 6 可知,控制上一年财务舞弊风险后, $LO$  的系数显著为负(系数为 -0.022,  $t$  值为 -2.85)。从经济显著性来看,分析师消极评级增加一个标准差(0.275),则公司下一年财务舞弊风险(相对于其均值)降低 2.608% ( $0.022 \times 0.275 / 0.232$ ),具有经济显著性。这表明,分析师针对高舞弊风险的公司发布消极评级会降低公司未来财务舞弊风险,发挥了积极的外部监督作用。故假设 2 得到支持。

控制变量的回归结果显示,财务舞弊风险( $FR$ )与上年度的财务舞弊风险( $LFR$ )显著正相关,这更能说明分析师通过出具消极评级的方式发挥着积极的外部监督作用。

表 6 分析师消极评级对公司未来财务舞弊  
风险的影响 (N=14 406)

类别	FR
LO	-0.022*** (-2.85)
LFR	0.367*** (29.88)
控制变量	Yes
年度	Yes
行业	Yes
常数项	0.751*** (13.78)
R <sup>2</sup>	0.527

6.2.2 稳健性检验

为保证研究结论的可靠性,增加控制公司的固定效应,变换分析师消极评级与财务舞弊风险的衡量方式,采用倾向匹配得分法,针对配对后的样本进行回归,以实施稳健性检验。具体操作为:①加入公司固定效应来控制公司层面不随时间变化的不可观测因素对结论的影响。②替换分析师消极评级的衡量方式,分别根据变量  $O_1$ 、 $O_2$  生成上一年分析师消极评级情况  $LO_1$ 、 $LO_2$ 。③替换财务舞弊风险为如下方式衡量:其一,为了突出分析师消极评级的实际监督效果,将因变量替换为公司当年实际舞弊情况(A),即若公司因为当年舞弊而后续被监管机构公开处罚,则 A 取值为 1,否则为 0;其二,将  $FR_2$  和  $FR_3$  作为替代性指标(分别根据变量  $FR_2$ 、 $FR_3$  生成上一年的财务舞弊风险  $LFR_2$ 、 $LFR_3$ )。④由于模型(2)中存在因变量的滞后项,估计过程可能面临变量之间以及变量和残差之间的内生性问题,因此,采用两步系统广义矩方法(系统 GMM)对模型(2)进行回归,并使用 WC-Robust 估计方法以得到稳健标准误<sup>①</sup>。⑤采用倾向匹配得分法,将公司按同年度分析师消极评级占比的高低进行匹配(匹配后的样本通过了平衡性测试),并用匹配后的样本重新进行检验。假设 2 的稳健性检验结果见表 7。由表 7 可知,主要结果基本不变,进一步说明了前文结论的可靠性。

7 结语

本研究引入机器学习的方法衡量财务舞弊风险,结合分析师评级数据,考察分析师能否识别公司的财务舞弊风险并出具恰当的评级报告。研究发现,当公司财务舞弊风险较高时,分析师更有可能出具消极的评级报告;同时,这一关系在分析师经验丰富、声誉较好、利益冲突较小时更加显著。进一步研究发现,分析师出具消极的评级报告有助于降低公司下一期的财务舞弊风险。上述结果表明,分析师在决策过程中,根据对信息的解读和分析以识别公司的财

表 7 分析师消极评级对公司未来财务舞弊  
风险的影响:稳健性检验

Panel A:				
类别	(1) FR	(2) FR	(3) FR	(4) A
LO	-0.024*** (-2.77)			-0.001** (-2.51)
LO <sub>1</sub>		-0.216** (-2.12)		
LO <sub>2</sub>			-0.001** (-2.27)	
LFR	0.085*** (6.79)	0.367*** (29.82)	0.366*** (29.82)	0.047*** (4.62)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
年度	Yes	Yes	Yes	Yes
行业	Yes	Yes	Yes	Yes
公司	Yes	No	No	No
N	14 406	14 406	14 406	14 406
R <sup>2</sup>	0.329	0.526	0.526	0.156
Panel B:				
类别	(1) FR <sub>2</sub>	(2) FR <sub>3</sub>	(3) FR	(4) FR
LO	-0.032*** (-4.01)	-0.004** (-2.39)	-0.038*** (-3.07)	-0.024** (-2.48)
LFR			0.167*** (9.11)	0.374*** (22.90)
LFR <sub>2</sub>	0.463*** (47.36)			
LFR <sub>3</sub>		0.501*** (50.07)		
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
年度	Yes	Yes	Yes	Yes
行业	Yes	Yes	Yes	Yes
N	14 406	14 406	14 406	7 050
R <sup>2</sup>	0.494	0.576	—	0.554

务舞弊风险,并针对财务舞弊风险较高的公司出具消极的评级报告;而且,分析师识别的财务舞弊风险主要是由分析师识别财务舞弊风险的动机和能力决定的。同时,分析师出具消极评级报告的决策行为能够降低公司未来的财务舞弊风险,发挥了积极的监督作用。本研究结果不仅从分析师决策过程的角度为分析师行为的影响因素提供了经验证据,还进一步揭示了分析师的外部监督发挥的实际作用,为分析师发挥的治理效应提供了经验证据。

本研究的启示在于:①虽然我国分析师很少出具消极的评级报告,但是当公司潜在的财务舞弊风险大时,分析师仍会采取消极评级的方式进行反映以提醒投资者,进而发挥积极的治理效应。这表明分析师在决策过程中会识别公司财务舞弊风险并有效应对,进而发挥积极的外部监督作用。②由于分析师能否识别舞弊主要基于其识别舞弊的动机(如分析师声誉、面临的利益冲突等)和能力(如分析师经验等),因此需要加强对分析师独立性的约束以及对其能力的重视,如加强对分析师的职业道德教育,重视分析师经验并发挥明星分析师的积极作用等。

① AR (2)、Hansen 值分别为 0.562、0.183。



本研究存在以下不足:由于证监会处罚的案例有限且具有滞后性,采用受证监会处罚的公司作为标签变量衡量公司实际舞弊情况存在局限性。但受限于数据可得性和舞弊本身的特点,目前中国资本市场上也难以找到更合适的变量来反映公司实际舞弊情况,诚然,期待着未来研究能找到更好的解决办法。同时,与传统的预测方法相比,采用机器学习算法能够更加准确地衡量公司财务舞弊的概率,该衡量方式为相关研究提供了一个新的可供借鉴的视角,未来的研究亦可尝试采用机器学习的方法衡量财务舞弊风险。另外,本研究主要从分析师评级决策的角度检验分析师能否公司的财务舞弊风险,未来研究可以从分析师研究报告的文本内容等角度,为分析师对财务舞弊风险的识别提供增量证据。

### 参考文献

- [1] 李春涛,宋敏,张璇. 分析师跟踪与企业盈余管理——来自中国上市公司的证据[J]. 金融研究, 2014(7): 124-139.
- [2] 郭照蕊,张天舒. 高铁开通对资本市场定价效率的影响研究[J]. 管理学报, 2021, 18(4): 614-623.
- [3] CHENG Q, DU F, WANG X, et al. Seeing is believing: analysts' corporate site visits[J]. *Review of Accounting Studies*, 2016, 21(4): 1245-1286.
- [4] SOLTES E. Private interaction between firm management and sell-side analysts[J]. *Journal of Accounting Research*, 2014, 52(1): 245-272.
- [5] HOPE O. Disclosure practices, enforcement of accounting standards, and analysts' forecast accuracy: an international study[J]. *Journal of Accounting Research*, 2003, 41(2): 235-272.
- [6] DHALIWAL D S, RADHAKRISHNAN S, TSANG A, et al. Nonfinancial disclosure and analyst forecast accuracy: international evidence on corporate social responsibility disclosure [J]. *The Accounting Review*, 2012, 87(3): 723-759.
- [7] CEN L, CHEN J, DASGUPTA S, et al. Do analysts and their employers value access to management? Evidence from earnings conference call participation[J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2021, 56(3): 745-787.
- [8] GREEN T C, JAME R, MARKOV S, et al. Broker-hosted investor conferences[J]. *Journal of Accounting and Economics*, 2014, 58(1): 142-166.
- [9] CHEN T, MARTIN X. Do bank-affiliated analysts benefit from lending relationships? [J]. *Journal of Accounting Research*, 2011, 49(3): 633-675.
- [10] BASSEMIR M, NOVOTNY-FARKAS Z, PACHTA J. The effect of conference calls on analysts' forecasts—German evidence[J]. *European Accounting Review*, 2013, 22(1): 151-183.
- [11] HAO M, FORGIONE D A, GUO L, et al. Improvement in clinical trial disclosures and analysts' forecast accuracy: evidence from the pharmaceutical industry[J]. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 2017, 49(3): 785-810.
- [12] 谭松涛,甘顺利,阚铎. 媒体报道能够降低分析师预测偏差吗? [J]. 金融研究, 2015(5): 192-206.
- [13] HO S Y, CHOI K W S, YANG F F. Harnessing aspect-based sentiment analysis: how are tweets associated with forecast accuracy? [J]. *Journal of the Association for Information Systems*, 2019, 20(8): 1174-1209.
- [14] PERSONS O S. Using financial statement data to identify factors associated with fraudulent financial reporting[J]. *Journal of Applied Business Research*, 2011, 11(3): 38-46.
- [15] GROVE H, CLOUSE M. Financial and non-financial fraud risk assessment[J]. *Journal of Forensic and Investigative Accounting*, 2020, 12(3): 422-441.
- [16] 张敏,刘云菁,郭金同. 财务与会计领域的大数据研究:技术与应用[J]. 会计与经济研究, 2021, 35(3): 3-22.
- [17] KIRKOS E, SPATHIS C, MANOLOPOULOS Y. Data mining techniques for the detection of fraudulent financial statements[J]. *Expert Systems with Applications*, 2007, 32(4): 995-1003.
- [18] PAI P, HSU M, WANG M. A support vector machine-based model for detecting top management fraud [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2011, 24(2): 314-321.
- [19] LIN J W, HWANG M I, BECKER J D. A fuzzy neural network for assessing the risk of fraudulent financial reporting [J]. *Managerial Auditing Journal*, 2013, 18(8): 657-665.
- [20] BAO Y, KE B, LI B, et al. Detecting accounting fraud in publicly traded U. S. firms using a machine learning approach [J]. *Journal of Accounting Research*, 2020, 58(1): 199-235.
- [21] 伊志宏,申丹琳,江轩宇. 分析师乐观偏差对企业创新的影响研究[J]. 管理学报, 2018, 15(3): 382-391.
- [22] JACKSON A R. Trade generation, reputation, and sell-side analysts[J]. *Journal of Finance*, 2005, 60(2): 673-717.
- [23] GROYSBERG B, HEALY P M, MABER D A. What drives sell-side analyst compensation at high-status investment banks? [J]. *Journal of Accounting Research*, 2011, 49(4): 969-1000.
- [24] KEDIA S, PHILIPPON T. The economics of fraudulent accounting[J]. *Review of Financial Studies*, 2009, 22(6): 2169-2199.
- [25] 韩艳锦,冯晓晴,宋建波. 基于信息生成环节的分析师关注与股价崩盘风险[J]. 管理学报, 2021, 18(2): 279-286.
- [26] HOLMSTROM B M P. Multitask principal-agent analyses: incentive contracts, asset ownership, and job design[J]. *Journal of Law Economics and Organization*, 1991, 7: 24-52.

- [27] CLEMENT M B, KOONCE L, LOPEZ T J. The roles of task-specific forecasting experience and innate ability in understanding analyst forecasting performance[J]. Journal of Accounting and Economics, 2007, 44(3): 378-398.
- [28] FANG L, YASUDA A. The effectiveness of reputation as a disciplinary mechanism in sell-side research [J]. Review of Financial Studies, 2009, 22(9): 3735-3777.
- [29] FIRTH M, LIN C, LIU P, et al. The client is king: do mutual fund relationships bias analyst recommendations? [J]. Journal of Accounting Research,

2013, 51(1): 165-200.

- [30] LJUNGQVIST A, MARSTON F, STARKS L T, et al. Conflicts of interest in sell-side research and the moderating role of institutional investors[J]. Journal of Financial Economics, 2007, 85(2): 420-456.

(编辑 桂林)

通讯作者: 张敏(1977~),男,湖北荆州人。中国人民大学(北京市 100872)商学院教授、博士研究生导师。研究方向为公司治理、公司财务、审计、基于大数据技术的会计与审计。E-mail:zhangmin@rmba.ruc.edu.cn

(上接第 1037 页)

- [24] RAINVILLE A. Standards in green public procurement: a framework to enhance innovation[J]. Journal of Cleaner Production, 2017, 167:1029-1037.
- [25] 曹霞, 张路蓬. 企业绿色技术创新扩散的演化博弈分析[J]. 中国人口·资源与环境, 2015, 25(7):68-76.
- [26] YANG G, MASKUS K. Intellectual property rights, licensing, and innovation[J]. Social Science Electronic Publishing, 2010, 53(1):169-187.
- [27] XIE X M, HUO J G, ZOU H L. Green process innovation, green product innovation, and corporate financial performance: a content analysis method[J]. Journal of Business Research, 2019, 101:697-706.
- [28] MURATAR I. The impact of green product innovation on firm performance and competitive capability: the moderating role of managerial environmental concern [J]. Procedia Social and Behavioral Sci-

ences, 2012, 62(3):854-864.

- [29] KEUN H, JEONG H, NALLAN C. Linking green purchasing capabilities to environmental and economic performance: the moderating role of firm size [J]. Journal of Purchasing and Supply Management, 2018, 24(4):326-337.
- [30] DONG Y, WANG X, JIN J, et al. Effects of eco-innovation typology on its performance: empirical evidence from Chinese enterprises [J]. Journal of Engineering and Technology Management, 2014, 34:78-98.

(编辑 丘斯迈)

通讯作者: 李颖明(1978~),女,河北衡水人。中国科学院(北京市 100190)科技战略咨询研究院研究员。研究方向为绿色转型和环境政策。E-mail:liyiming@casisd.cn

(上接第 1070 页)

- [24] TSOU H T. Collaboration competency and partner match for e-service product innovation through knowledge integration mechanisms [J]. Journal of Service Management, 2012, 23(5):640-663.
- [25] PRESTON D S, CHEN D Q, SWINK M, et al. Generating supplier benefits through buyer-enabled knowledge enrichment: a social capital perspective [J]. Decision Sciences, 2017, 48(2):248-287.
- [26] HEIRATI N, SIAHTIRI V. Driving service innovativeness via collaboration with customers and suppliers: evidence from business-to-business services[J]. Industrial Marketing Management, 2019, 78:6-16.
- [27] INEMEK A, MATTHYSSENS P. The impact of buyer-supplier relationships on supplier innovativeness: an empirical study in cross-border supply networks[J]. Industrial Marketing Management, 2013, 42(4):580-594.
- [28] JÄÄSKELÄINEN A, SCHIELE H, AARIKKA-STEN-

ROOS L. Getting the best solution from a supplier: a social capital perspective [J]. Journal of Purchasing and Supply Management, 2020, 26(5): 100648.

- [29] HOFER A R, HOFER C, WALLER M A. What gets suppliers to play and who gets the pay? On the antecedents and outcomes of collaboration in retailer-supplier dyads[J]. International Journal of Logistics Management, 2014, 25(2):226-244.
- [30] 郭亮, 崔嵩, 于渤. 技术集成能力内涵及其维度构成的实证研究:以装备制造业企业为例[J]. 科学学研究, 2014, 32(8):1271-1280.

(编辑 桂林)

通讯作者: 李随成(1962~),男,河南孟县人。西安理工大学(西安市 710054)经济与管理学院教授、博士研究生导师。研究方向为战略采购与供应链管理。E-mail:lisc@xaut.edu.cn