

DeepSeek辅助识别财务瑕疵 ——基于财报文本的情感语调的分析

策略研究 · 策略专题

证券分析师：陈凯畅
021-60375429
chengkaichang@guosen.com.cn
S0980523090002

证券分析师：王 开
021-60933132
wangkai8@guosen.com.cn
S0980521030001

- **财务造假样本分析：**从CSMAR数据库“财务违规表”筛选2010–2021年样本，通讯服务行业造假占比最高，金融和公用事业最低。2010–2018年造假公司数量及占比上升，2019年后下降，且约58.3%的造假行为在1–2年内暴露或终止。信息披露违规成为主流，虚构利润和虚列资产减少。
- **特征池构建：**基于上市公司定期财务报告，从8个维度构建378个比率型指标，经筛选处理后保留100个指标，形成特征池，包含5483个财务造假样本和42046个控制样本。
- **情感语调因子构建：**利用DeepSeek R1模型分析财报文本情感语调，设计相关函数和处理流程，获取情感语调分数。财务造假公司情感语调分数整体低于正常公司，可捕捉情绪矛盾、模糊表述和行业异常等风险线索。
- **模型表现：**分别构建 Logistic、LightGBM和MLP模型，加入情感语调因子后，三个模型召回率均提升，第二类错误下降。情感语调因子在非线性模型（MLP、LightGBM）中重要性高，与传统财务指标协同，提升综合预警能力。
- **拓展路径：**基于Zero-Shot的财报文本直接分析模式，利用大模型通用语义理解能力挖掘潜在造假信号；基于违规说明的Fine-Tuning模式，对基座LLMs进行微调构建专家模型，通过精准匹配率和人工盲测评估。
- **风险提示：**模型过拟合风险，DeepSeek的训练依赖于投喂的框架语料与底稿数据，多维框架下存在未来函数和过拟合风险；数据口径调整风险，财务指标统计口径的调整可能带来AI配置结论的改变；AI推理的不稳健性，AI模型的输出结论具备一定随机性，多次生成可能产生不同的结果。

- [01] 财务造假上市公司样本整理
- [02] 基于结构化数据构建财务造假识别模型特征池
- [03] DeepSeek辅助构建基于财报文本的情感语调因子
- [04] 情感语调因子在财务造假识别模型中的表现
- [05] AI挖掘财报文本信息的拓展路径

➤ 认定财务造假需满足三个要件：主观故意性、财务数据操纵性、误导利益相关者目的性。在15个违规类型中，通常认为虚构利润、虚列资产、虚假记载、重大遗漏、披露不实、欺诈上市、一般会计处理不当为财务造假类违规。

图：上市公司违规类型说明

违规名称	解释说明	违规分类
虚构利润	虚构收入、成本费用等相关导致利润增加的科目事项均纳入此类别，包括以虚构利润为目的隐瞒亏损（利润表里的科目）。	财务造假类
虚列资产	虚构负债等相关科目导致资产增加的事项均纳入此类别（负债表里的科目）。	财务造假类
虚假记载（误导性陈述）	虚假记载，即负有信息披露义务的相关主体，在履行披露信息义务时，在其公开的文件中作出与事实不相符合的记载的行为；误导性陈述，即负有信息披露义务的相关主体在其公开的文件中或者通过媒体，作出误导市场投资者对其投资行为发生错误判断并产生重大影响的陈述。	财务造假类
重大遗漏	重大遗漏，即信息披露义务人在信息披露文件中，未将应当记载的事项完全记载或者仅部分予以记载，强调的应披露内容的完整性。	财务造假类
披露不实（其他）	在信息披露中提供不实信息，如虚假陈述、隐瞒事实等。根据公告无法判断披露的信息是内容不真实，还是内容不完整，或者是披露时间不够及时，此时将这种情况收录在此项。	财务造假类
欺诈上市	指在招股说明书或认股书、公司、企业债券募集办法中隐瞒重要事实或编造重大虚假内容。	财务造假类
一般会计处理不当	会计处理不符合会计准则，导致财务报表不准确。或滥用会计政策进行“财务洗澡”。	财务造假类
出资违规	一般是出资不实，包括虚假出资，抽逃出资，出资不到位，不按照规定等情况；虚假出资、抽逃出资罪，是指公司发起人、股东违反公司法的规定未交付货币、实物或者未转移财产权，或者在公司成立后又暗中撤回出资，数额巨大、后果严重或者有其他严重情节的行为。	公司治理类
擅自改变资金用途	公告中说明的擅自改变资金用途的。注意：若是捏造不存在募集资金用途，则是虚假陈述。	公司治理类
占用公司资产	公司实际控制人或高管占用公司资产，损害公司利益。	公司治理类
内幕交易	内幕交易是指内幕人员和以不正当手段获得内幕消息的其他人员违反法律规定，泄露内幕信息，根据内幕信息买卖股票或者向他人提出买卖股票的建议的行为。	公司治理类
违规买卖股票	主要收录除了内幕交易以外的其他违规买卖股票，如违规董事，监事和高管自公司股票上市日起一年和离职后半年内，不得转让其所持本公司股份；任职期间拟买卖本公司股票应当根据相关规定提前向交易所备案，所持本公司股份发生变动的，应当及时向公司报告并由公司在交易所网站公告的规定等，都属于违规买卖股票。	公司治理类
操纵股价	操纵股价（操纵证券市场）是指单独或者合谋，集中资金优势，持股或者持仓优势或者利用信息优势联合或者连续买卖，操纵证券，期货交易价格或者证券，期货交易量的，与他人串通，以事先约定的时间，价格和方式互相进行证券，期货交易，影响证券，期货交易价格或者证券，期货交易量的，在自己实际控制的账户之间进行证券交易，或者以自己为交易对象，自买自卖期货合约。	公司治理类
违规担保	中国证券监督管理委员会公告[2009]16号三、《管理办法》所规定的“违规对外提供担保”，是指上市公司及其附属公司违反相关法律、行政法规、规章、中国证监会发布的规范性文件、公司章程的规定对外提供担保。	公司治理类
推迟披露	推迟披露主要是指相关的信息没有及时披露，即没有按照信息披露限期规定的要求及时披露相关的信息。	信息披露时效性问题
其他	除了以上的分类之外的违规。	其他

资料来源：CSMAR，国信证券经济研究所整理

➤ 在财务造假样本筛选中，本文的数据来源于CSMAR数据库的“财务违规表”。本文选择2010年1月1日之后的样本进行分析。同时，由于财务造假的处罚公布具有滞后性，因此决定暂时不研究最近2年，即2023年12月31日之后的所有样本。

图：样本初步处理方式

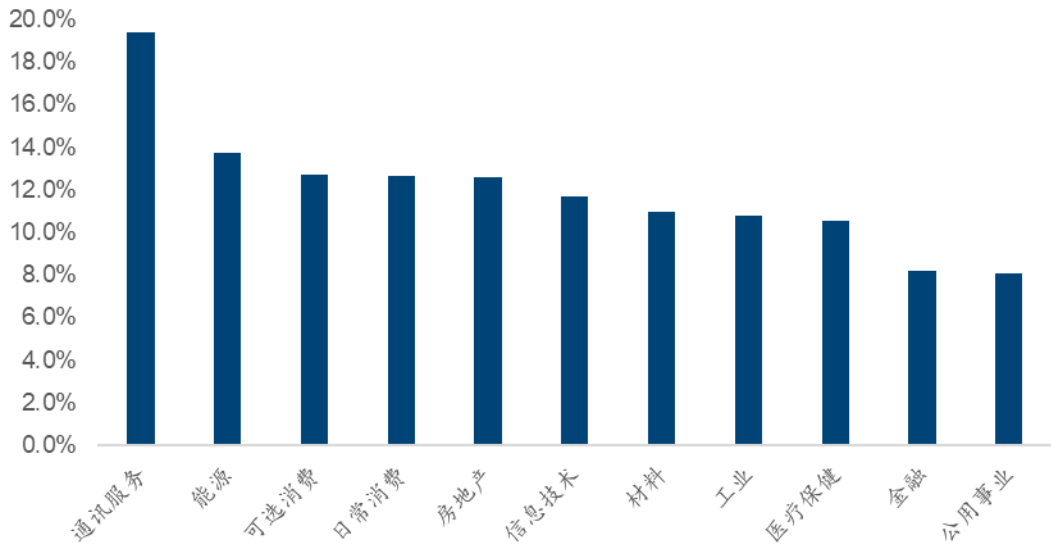
步骤	处理方法
数据来源与基础筛选	本研究采用CSMAR数据库的「财务违规表」作为基础数据源，该表整合了证监会、沪深交易所公告中经官方认定的财务造假案例。为确保数据权威性，仅保留基于监管机构正式处罚决定的样本，排除媒体曝光但未获官方认定的疑似案例。
时间窗口设定	选取2010年1月1日至2023年12月31日作为研究区间，该设定基于双重考量： •监管滞后性：根据证监会处罚周期统计，财务舞弊从发生到被处罚平均存在3-5年滞后期，排除近两年数据可规避未曝光舞弊样本对模型训练的干扰。 •会计准则稳定性：2010年后企业会计准则修订幅度较小，确保财务指标可比性。
样本构造规则	•颗粒度设定：以「公司-年度」为最小样本单元，每个上市公司每年度的财务数据及监管记录构成独立观测点。 •标签定义：若某公司在特定年度存在被处罚的财务造假行为，则标记为1；同公司其他年度及未因财务造假被处罚公司均标记为0。 •特殊样本处理：保留已退市公司数据（反映舞弊极端后果），但剔除年报数据缺失的观测点（占总样本量<0.3%）。

资料来源：国信证券经济研究所整理

财务造假上市公司的行业、造假类型、年份分布

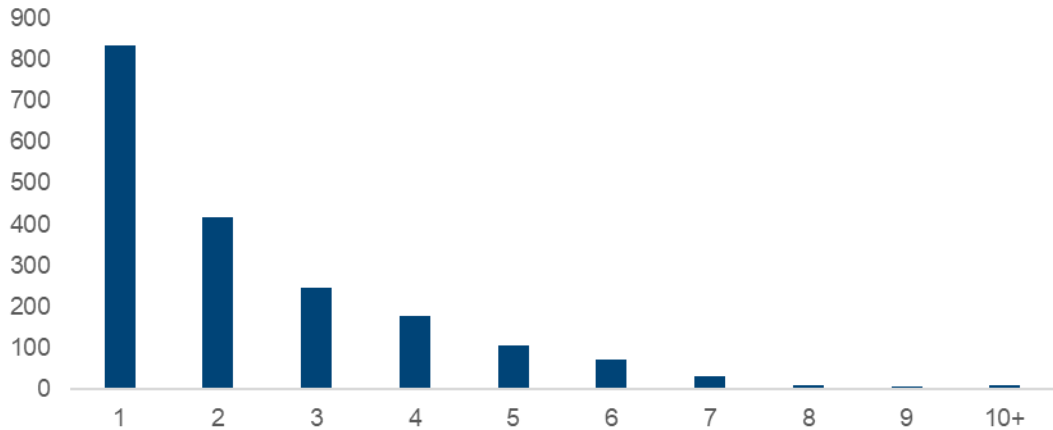
- 通讯服务行业财务造假公司占比最高（19.4%），金融和公用事业领域造假比例最低（均低于8.5%），显示出行业监管强度、业务复杂性与财务舞弊风险负相关关系。
- 财务造假持续时间与公司数量呈显著负相关，约58.3%的造假行为集中在1-2年内暴露或终止，表明系统性舞弊难以长期维持，且监管纠偏机制在中期（3-5年）逐渐显效。
- 2010-2018年财务造假公司数量及占比持续攀升（从7.5%增至17.9%），2019年后呈下降趋势（2023年财务造假率反常骤降则主要由于财务造假行为暴露的滞后性），反映证券法修订后监管趋严，财务造假行为得到显著遏制。

图：财务造假上市公司的万得一级行业分布



资料来源：万得，CSMAR，国信证券经济研究所整理

图：上市公司财务造假持续年份的分布



资料来源：万得，CSMAR，国信证券经济研究所整理 注：横轴为持续年数，纵轴为上市公司数

图：财务造假上市公司的年份分布



资料来源：万得，CSMAR，国信证券经济研究所整理

财务造假上市公司的行业、造假类型、年份分布

从行业动态与违规模式演变来看，财务造假呈现显著的结构性特征：

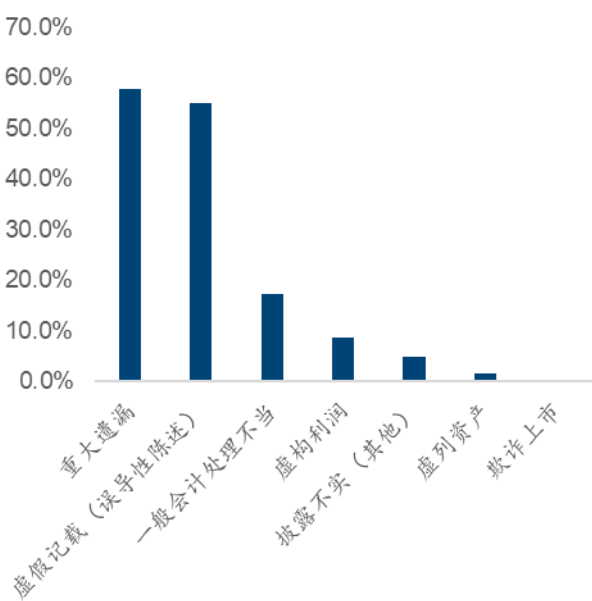
- **行业风险周期分化：**2010-2018年间，通讯服务、能源与金融行业成为违规重灾区，其中通讯服务行业违规率从2010年的8.7%激增至2018年的32.7%，金融业在2015年因资产端扩张与监管套利导致违规率达25.6%的历史峰值。这一趋势与行业特性密切相关——通讯服务行业技术迭代快、资本开支密集，管理层倾向于通过模糊技术商业化进展（重大遗漏）掩盖现金流压力；能源行业则受大宗商品价格波动驱动，常通过虚增储量或成本资本化调节利润。2019年后随着新《证券法》实施及穿透式监管推进，全行业违规率普遍下行，但房地产行业在2022年仍维持15.5%的高违规率，凸显行业流动性危机下企业通过虚增预售收入、隐匿表外负债等复合手段粉饰报表的顽疾。
- **违规手段迭代升级：**信息披露违规（重大遗漏57.8%、虚假记载54.9%）取代传统利润操纵成为主流，其技术隐蔽性体现在两方面，一是通过选择性披露行业利好政策、弱化技术研发失败风险、构建片面叙事误导投资者；二是借助复杂术语包装关联交易、利用模糊表述规避业绩承诺。相较而言，虚构利润和虚列资产因审计程序中对银行流水、存货监盘的强化而大幅萎缩。

图：财务造假的行业分年度违规率

	信息技术	公用事业	医疗保健	可选消费	工业	房地产	日常消费	材料	能源	通讯服务	金融
2010	9.1%	5.9%	5.9%	9.4%	6.6%	6.3%	11.5%	6.6%	6.0%	8.7%	3.6%
2011	9.0%	10.4%	10.0%	11.1%	9.2%	12.0%	10.2%	10.3%	8.8%	12.9%	9.1%
2012	11.1%	14.5%	14.6%	10.8%	11.7%	13.4%	17.5%	12.8%	12.9%	15.8%	5.4%
2013	11.3%	8.2%	12.2%	12.9%	13.2%	11.2%	13.1%	13.7%	10.8%	16.7%	10.5%
2014	15.0%	6.2%	9.6%	13.6%	9.7%	10.0%	14.2%	13.3%	11.1%	20.4%	12.2%
2015	18.3%	8.0%	12.0%	14.3%	13.5%	16.4%	15.1%	16.1%	17.4%	23.7%	25.6%
2016	17.0%	6.5%	14.8%	14.2%	15.8%	11.9%	18.0%	12.6%	19.7%	23.8%	21.7%
2017	18.0%	11.7%	14.9%	17.1%	15.4%	15.7%	17.3%	15.2%	21.3%	25.0%	11.8%
2018	17.8%	14.8%	18.0%	19.0%	17.4%	17.8%	16.5%	16.5%	21.1%	32.8%	8.8%
2019	18.4%	9.1%	15.1%	19.6%	15.7%	13.1%	15.2%	15.4%	13.2%	28.5%	8.0%
2020	14.2%	6.7%	13.9%	17.6%	12.0%	14.1%	13.5%	13.7%	13.9%	18.9%	8.4%
2021	11.4%	8.4%	8.9%	13.8%	10.8%	16.4%	11.5%	9.1%	16.2%	18.0%	2.1%
2022	6.1%	5.4%	6.3%	6.3%	5.7%	15.5%	9.6%	4.9%	13.9%	9.8%	2.0%
2023	0.9%	0.8%	1.2%	0.8%	0.4%	1.0%	0.7%	0.7%	2.5%	3.1%	0.0%

资料来源：万得，CSMAR，国信证券经济研究所整理 注：违规率从高到低依次由红-白-蓝过渡

图：各违规类型在财务造假样本中的占比



资料来源：万得，CSMAR，国信证券经济研究所整理

- [01] 财务造假上市公司样本整理
- [02] 基于结构化数据构建财务造假识别模型特征池
- [03] DeepSeek辅助构建基于财报文本的情感语调因子
- [04] 情感语调因子在财务造假识别模型中的表现
- [05] AI挖掘财报文本信息的拓展路径

特征池构建——基于结构化财报数据



- **数据来源与筛选依据：**聚焦上市公司定期财务报告信息，提取标准化财务报表数值信息（资产负债表、利润表、现金流量表等）。采用年度报告作为核心数据来源，主要因其具备完整性，涵盖法定披露的全部财务与非财务信息。具体数据来源于CSMAR数据库的“财务指标分析表”。
- **特征构建原则：**基于跨公司&跨行业可比性考虑，1）采用比率型指标：将绝对值转化为相对值（如资产负债率、销售净利率）；2）归一化&标准化：对不同行业内的样本指标通过Max-Min方法将指标值限定在[0,1]区间，且进行Z-score标准化处理；3）行业属性处理：保万得一级行业分类作为控制变量，采用独热编码处理行业属性。4）多维度覆盖原则：从8个维度构建财务指标体系，分别为偿债能力、经营能力、盈利能力、发展能力、比率结构、风险水平、现金流分析、每股指标。
- **特征池优化机制：**1）充足性筛选：剔除缺失值超过50%的指标；2）显著性检验：保留p值小于0.1的因子。3）离群值处理：采用IQR方法，离群值用上下限代替。
- 原有8个维度，总计378个指标，对于指标数据缺失超过 50%的样本直接进行删除，同时对所有指标进行显著性检验，筛选出 p 值小于 0.1的指标。最终保留指标 100 个， 财务造假样本 5483 个， 控制样本 42046 个。

图：基于结构化财报数据构建特征池——8维度财务指标体系

维度分类	因子数	代表性指标示例	分析侧重点
偿债能力	28	流动比率、速动比率、保守速动比率、营运资金与借款比、营运资金、现金流利息保障倍数、现金流到期债务保障倍数、资产负债率等。	短期偿付压力/长期债务安全边际
经营能力	67	应收账款与收入比、应收账款周转率、应收账款周转天数、存货与收入比、存货周转率、存货周转天数、营业周期等。	资产运营效率
盈利能力	68	资产报酬率、总资产净利润率、流动资产净利润率、固定资产净利润率、净资产收益率、息税前利润、息税折旧摊销前收入、净利润与利润总额比等。	利润获取能力
发展能力	57	资本保值增值率、母公司资本保值增值率、资本积累率、母公司资本积累率、固定资产增长率、总资产增长率、净资产收益率增长率等。	成长潜力评估
比率结构	35	现金资产比率、应收类资产比率、营运资金对流动资产比率、营运资金比率、营运资金对净资产比率、非流动资产比率、固定资产比率等。	资源配置合理性
风险水平	3	财务杠杆、经营杠杆、综合杠杆。	财务困境预警
现金流	32	净利润现金净含量、销售收入现金含量、营业收入现金净含量、营业利润现金净含量、筹资活动债权人现金净流量、筹资活动股东现金净流量、全部现金回收率等。	盈利质量验证
每股指标	88	每股收益、每股综合收益、归属于母公司每股收益、归属于母公司每股综合收益、每股营业总收入、息税前每股收益、息税折旧摊销前每股收益等。	剔除基数不同导致的差异

资料来源：国信证券经济研究所整理

- [01] 财务造假上市公司样本整理
- [02] 基于结构化数据构建财务造假识别模型特征池
- [03] DeepSeek辅助构建基于财报文本的情感语调因子
- [04] 情感语调因子在财务造假识别模型中的表现
- [05] AI挖掘财报文本信息的拓展路径

非结构数据：基于财报文本的情感语调因子

图：调用DeepSeek R1进行财报文本情感语调打部分代码

```
def analyze_sentiment(text: str) -> float:
    """DeepSeek R1情感分析"""
    global client, MODEL_NAME # 显式声明全局变量

    processed_text = truncate_text(text)

    try:
        response = client.chat.completions.create(
            model=MODEL_NAME,
            messages=[
                {
                    "role": "system",
                    "content": "作为金融文本情感语调分析专家，请严格输出[-1,1]区间浮点数，不要任何解释。-1极端消极，1极端积极。"
                },
                {
                    "role": "user",
                    "content": processed_text
                }
            ],
            temperature=0.1, # 控制输出随机性
            max_tokens=8
        )
        return float(response.choices[0].message.content.strip())
    except Exception as e:
        logging.error(f"API调用失败: {str(e)}")
        return None
```

资料来源：国信证券经济研究所整理

图：调用DeepSeek R1进行财报文本情感语调打部分输出

代码	年度	管理层讨论与分析内容	情感语调
		一、主营业务范围本行主营业务经营范围是经营有关	0.1288
		1. 管理层讨论与分析市场环境变化与管理层看	0.4228
		一、对财务报告有关主要数据及重大事项的讨论与	0.2594
		一、报告期内公司经营情况的回顾（一）管理层讨	0.1988
		一、报告期内整体经营情况的讨论和分析2010 年度	0.2096
		一、管理层讨论与分析（一）报告期内公司经营情	0.3129
		一、报告期内公司经营情况的回顾宏观环境变化与	0.287
		一、经营状况的讨论与分析公司在深圳的印染厂已	-0.2292
		第一节 报告期内公司经营情况的回顾一、报告期	0.3425
		一、报告期内公司经营情况回顾（一）整体经营情	0.1464
		一、管理层讨论与分析（一）经营情况回顾与展望	0.2891
		一、管理层讨论与分析（一）2010 年经营环境分	0.3132
		一、报告期内，公司经营情况的回顾（一）报告期	0.0655
		一、报告期内公司经营情况的回顾（一）公司总体	0.3516
		（一）报告期经营情况回顾1、报告期公司总体经	0.2117

一、经营状况的讨论与分析

公司在XX的印染厂已经停产，公司控制的XX家子公司也因印染厂的停产而停止相关印染业务的经营，大部分依靠房产出租维持日常运作。XX公司 2007年拟用部分机器设备投资XX公司，但因合资对方原因和行业前景发生变化，截止XX年XX月XX日，合资项目的增资工作仍未完成。公司在XX设立XX公司，其目的为衔接公司原有的印染业务，也因合资项目的增资工作未完成，没有业务可以衔接而停止经营活动。本年度公司实现利润主要来源是公司投资的XX公司带来的投资收益。

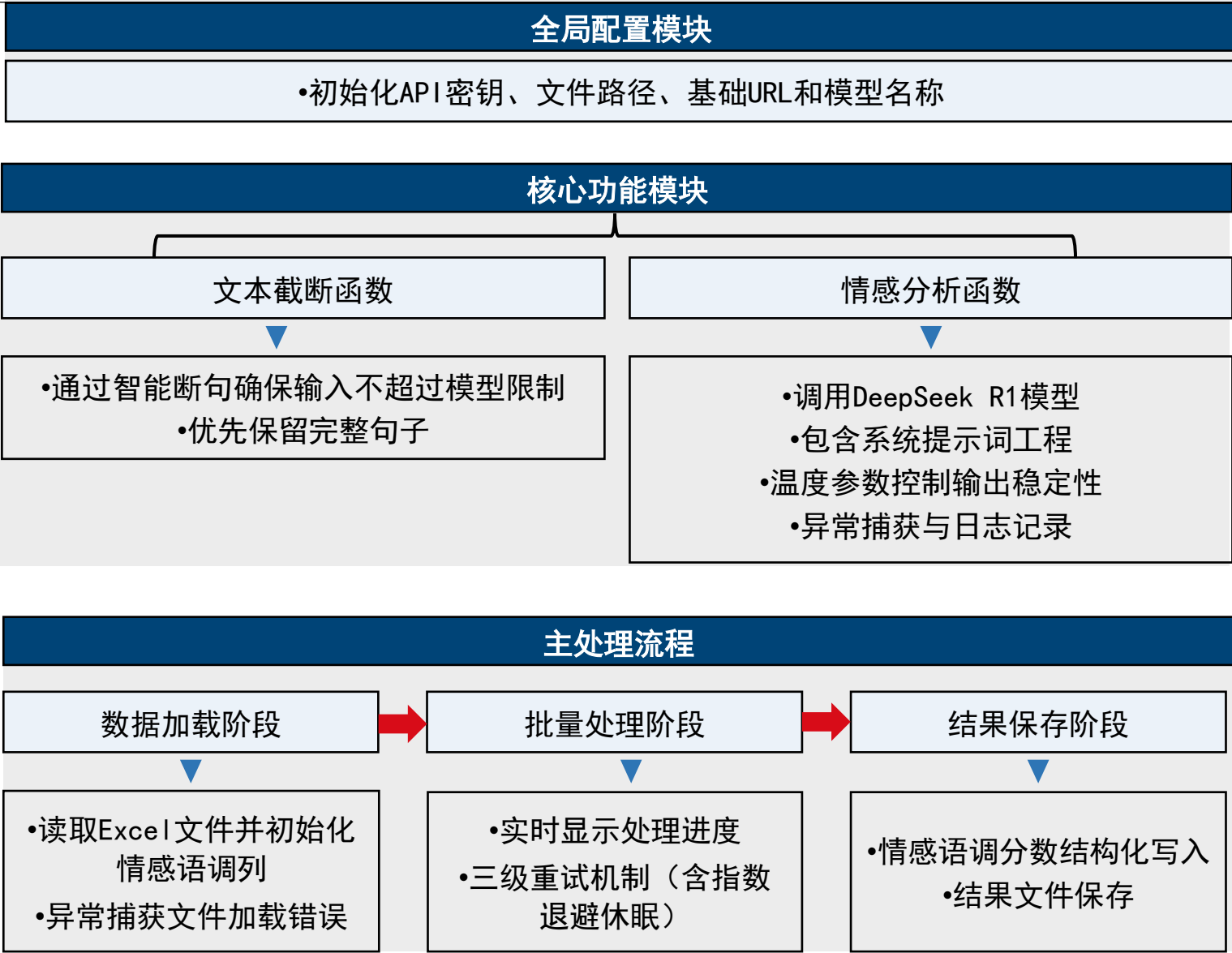
情感语调：-0.2292

一、报告期内公司总体经营情况

报告期内，公司围绕战略发展目标，优化销售策略、强化目标管理、深化成本控制，着力提高茶产业的生产和销售规模，筹划非公开发行事项，适时减持XX公司XX%股权，进一步推进核心茶产业的发展；同时，稳步实现了传统产业的顺利搬迁和平稳运营，妥善解决了公司历史遗留问题，为公司持续健康发展奠定了扎实基础。

情感语调：0.3425

图：调用DeepSeek API进行基于财报文本的情感语调因子构建



资料来源：CSMAR, DeepSeek, 国信证券经济研究所整理

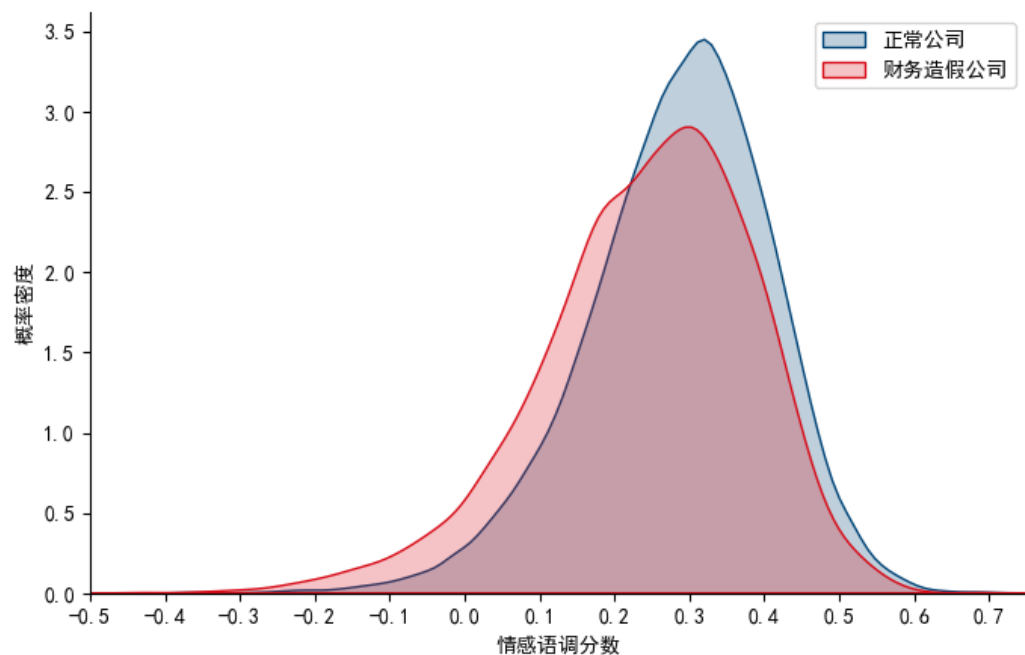
请务必阅读正文之后的免责声明及其项下所有内容

资料来源：国信证券经济研究所整理

非结构数据：基于财报文本的情感语调因子

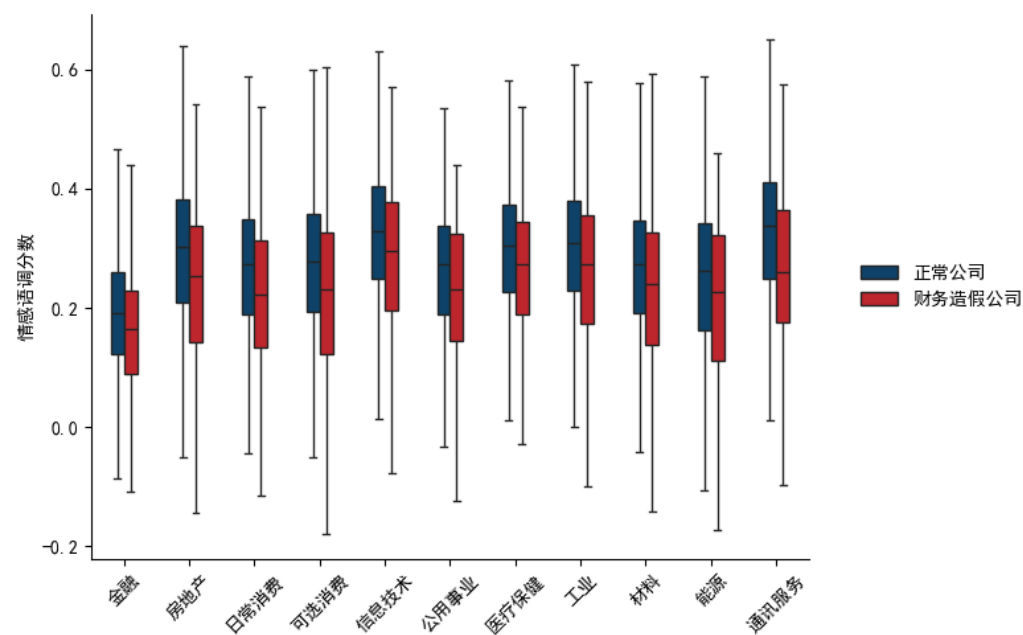
- 传统财务指标受会计准则和法律约束，可能存在人为操纵空间，而文本情感语调反映了管理层对企业经营状况的真实情绪流露，具有更强的隐蔽性特征。过度积极的表述可能是管理层掩盖财务问题的策略，如虚增收入时通过夸大描述转移投资者注意力；负面情绪升高往往预示资金链紧张或业绩下滑，可能触发管理层通过财务造假缓解短期压力。而且从合法性的角度来看，年报文本中流露出的负面情绪也是公司为了降低投资者预期，避免未来遭遇法律诉讼困扰的必要手段。
- 文本情感分析捕捉非结构化风险线索：
 - 情绪矛盾：财务数据向好但语调消极，可能暗示数据真实性存疑；
 - 模糊表述：大量使用复杂术语或转折词（如“尽管”、“但是”）可能掩盖真实风险；
 - 行业异常：与同行业情感倾向偏离较大的公司更可能存在舞弊。
- 从DeepSeek生成的财报文本情感语调分数分布来看，财务造假公司的情感语调分数整体低于正常公司的情感语调分数；这一规律在以万得一级行业分类后的样本中依旧成立。

图：DeepSeek生成财报文本情感语调概率密度分布



资料来源：万得，CSMAR，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

图：DeepSeek生成财报文本情感语调万得一级行业分布



资料来源：万得，CSMAR，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

- [01] 财务造假上市公司样本整理
- [02] 基于结构化数据构建财务造假识别模型特征池
- [03] DeepSeek辅助构建基于财报文本的情感语调因子
- [04] 情感语调因子在财务造假识别模型中的表现
- [05] AI挖掘财报文本信息的拓展路径

建立识别财务造假的Logistic模型

➤ Logistic 回归是一种广泛应用的机器学习算法，尤其擅长处理二分类问题。Logistic 回归模型通过使用逻辑函数（Sigmoid 函数）将预测值映射到概率空间，从而能够直接输出样本属于某一类的概率。以下为Logistic回归的数学逻辑：

➤ 输入：训练数据集 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 和目标值 $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$

➤ 输出：预测值 $\hat{y}$

➤ 模型假设：假设模型输出为事件发生的概率：

$$P(y = 1|x) = \sigma(w^T x + b)$$

其中 $\sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$ 称作 Sigmoid 函数

➤ 损失函数：使用对数似然损失函数进行优化，目标是最大化似然函数：

$$\text{对每一层计算线性变换：} L(w, b) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i)]$$

其中 $(p_i = P(y = 1|x_i))$

➤ 梯度下降，计算损失函数对参数的梯度：

$$\frac{\partial L}{\partial w}, \frac{\partial L}{\partial b}$$

➤ 更新参数：

$$w \leftarrow w - \eta \frac{\partial L}{\partial w}, b \leftarrow b - \eta \frac{\partial L}{\partial b}$$

➤ 预测输出：设定阈值（一般为 0.5），当 $P(y = 1|x) > 0.5$ 时 $\hat{y} = 1$ ，否则 $\hat{y} = 0$

DeepSeek情感语调因子加入特征池前后Logistic模型表现对比



- 加入情感语调因子后，模型在召回率（测试集：65.27%→69.01%，+3.74%）得到提升，第二类错误同步下降，验证了情感因子在识别财务造假场景中的核心价值。尽管其他指标（准确率、特异性）有所下降，但这反映了模型在平衡“抓造假”与“保正常”目标时的合理权衡。在财务造假检测中，降低漏判（第二类错误）的优先级通常高于误判（第一类错误），因此情感因子对召回率的提升具有实际意义。
- 财务造假公司往往在财报文本中隐含负面情感信号（如模糊措辞、矛盾逻辑、过度乐观修饰），情感因子通过量化文本情感倾向，帮助模型更敏感地捕捉这些特征，强化对造假样本的识别能力。作为线性模型，Logistic通过调整特征权重优化分类边界。情感因子通过正向权重调整（负面情感→更高造假概率），直接扩大了造假类别的判别边界，从而提高召回率。

图：情感语调因子加入特征池前Logistic模型的混淆矩阵、评价指标、模型表现

混淆矩阵				
	训练集		测试集	
	预测正常	预测造假	预测正常	预测造假
实际正常	22237	11400	5486	2923
实际造假	1503	2883	381	716

评价指标				
	准确率Accuracy	精确率Precision	召回率Recall	特异性Specificity
训练集	66.07%	20.18%	65.73%	66.11%
测试集	65.24%	19.68%	65.27%	65.24%

模型表现				
	预测正常		预测造假	
		(特异性)		(第一类错误)
实际正常	65.24%		34.76%	
实际造假	34.73%	(第二类错误)	65.27%	(召回率)

资料来源：万得，CSMAR，国信证券经济研究所整理

图：情感语调因子加入特征池后Logistic模型的混淆矩阵、评价指标、模型表现

混淆矩阵				
	训练集		测试集	
	预测正常	预测造假	预测正常	预测造假
实际正常	20998	12639	5183	3226
实际造假	1314	3072	340	757

评价指标				
	准确率Accuracy	精确率Precision	召回率Recall	特异性Specificity
训练集	63.30%	19.55%	70.04%	62.43%
测试集	62.49%	19.01%	69.01%	61.64%

模型表现				
	预测正常		预测造假	
		(特异性)		(第一类错误)
实际正常	61.64%		38.36%	
实际造假	30.99%	(第二类错误)	69.01%	(召回率)

资料来源：万得，CSMAR，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

DeepSeek情感语调因子加入特征池前后Logistic模型特征变量重要性

国信证券
GUOSEN SECURITIES

- 1) 情感因子隐性协同：虽未进入前10，但通过调整财务指标权重分布（如偿债能力指标重要性提升、ROA权重下降），间接强化模型对造假信号的组合识别能力。2) 财务主导逻辑稳固：前10全为财务指标（盈利能力/偿债能力/每股指标），情感语调因子仅辅助优化特征关联，解释召回率提升源于财务与情感信号的线性组合增强。3) 业务兼容性优先：模型保持"财务基本面为主，情感为辅"的可解释结构，符合风控场景对财务指标核心地位的强依赖。

图：Logistic模型中情感语调因子加入前的特征变量重要性（左图）和特征所属维度及说明（右图）



资料来源：万得，CSMAR，国信证券经济研究所整理

图：Logistic模型中情感语调因子加入后的特征变量重要性（左图）和特征所属维度及说明（右图）



资料来源：万得，CSMAR，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

建立识别财务造假的LightGBM模型



➤ LightGBM (Light Gradient Boosting Machine) 是一种高效的梯度提升框架，通过直方图分割技术离散化连续特征，结合单边梯度采样 (GOSS) 和互斥特征捆绑 (EFB) 降低计算开销，显著提升训练速度与内存效率。其采用Leaf-wise树生长策略，聚焦损失下降显著的分支，构建判别力更强的树结构，同时平衡模型精度与训练效率。该算法擅长处理高维、大规模数据，在数据挖掘、推荐系统等场景中表现卓越，尤其适用于对实时性和计算资源敏感的工业级任务。以下为LightGBM模型的数学描述：

- 输入：训练数据集 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 和目标值 $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$
- 输出：预测值 $\hat{y}$
- 初始化：初始化一个弱学习器，通常是一个简单的决策树（如回归树）。初始模型预测值为所有样本目标值的均值，即：

$$f_0(x) = \arg \min_c \sum_{i=1}^n L(y_i, c)$$

➤ 迭代训练：在每次迭代 ($t = 1, 2, \dots, T$) 中，执行以下步骤：

- 计算目标函数的负梯度（对应损失函数的一阶导数），作为伪残差：

$$g_i = - \frac{\partial L(y_i, y_i^{(t-1)})}{\partial y_i^{(t-1)}}$$

- 基于伪残差构建新的决策树 $f_t(x)$
- 新决策树叶节点的权重 w_j ：

$$w_j = - \frac{\sum_{i \in R_j} g_i}{\sum_{i \in R_j} h_i + \lambda}$$

其中， R_j 表示第 t 棵树第 j 个叶节点对应的样本集合； h_i 是损失函数关于预测值的二阶导数 $h_i = \frac{\partial^2 L(y_i, y_i^{(t-1)})}{\partial y_i^{(t-1)2}}$ ； λ 是正则化参数。

- 更新模型预测值：

$$F_t(x) = F_{t-1}(x) + \eta f_t(x)$$

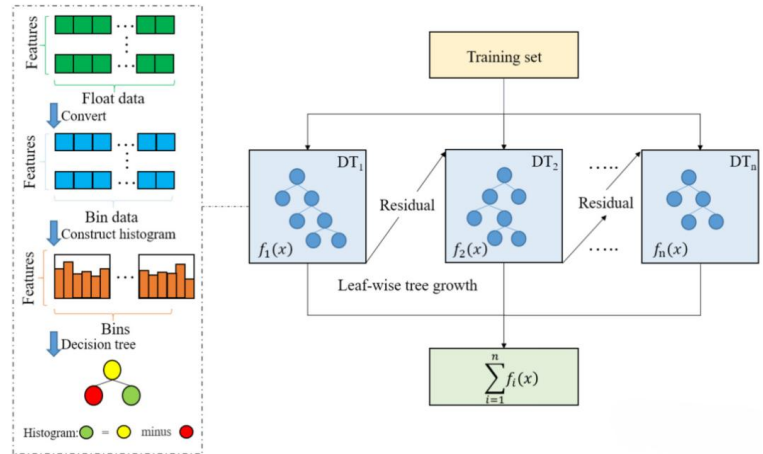
其中， η 是学习率，用于控制每次迭代时模型更新的步长，避免模型更新过快导致过拟合，同时保证模型能够逐渐收敛到最优解。

➤ 目标函数：LightGBM 的目标函数由两部分组成，即损失函数和正则化项：

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^n L(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k)$$

其中， $\Omega(f_k)$ 是正则化项，用于惩罚模型的复杂度，正则化项通常包括树的叶子节点数、叶子节点权重的复杂度等。

图：LightGBM模型框架



资料来源：CSDN，国信证券经济研究所整理

DeepSeek情感语调因子加入特征池前后LightGBM模型表现对比



- 从训练集和测试集的指标来看，LightGBM模型整体存在一定程度的过拟合，泛化能力仍有提升空间。单从召回率观测，训练集与测试集的召回率差距从26.38%（70.86% vs. 44.48%）缩小至25.38%（77.52% vs. 52.14%），说明模型泛化性未因情感因子而恶化，反而测试集指标优化更显著。
- 加入情感语调因子后，LightGBM模型的召回率显著提升（测试集：44.48%→52.14%，+7.66%），第二类错误同步下降（55.52%→47.86%）。召回率提升幅度高于此前Logistic回归模型（+3.74%）。情感语调因子在财务造假检测场景中对原有特征池的优化作用仍然得到体现。
- 基于LightGBM特性可进行特征工程强化以提升模型泛化能力，如通过SHAP值分析情感因子对预测造假的贡献方向，若负面情感与高造假概率强相关，可对极端负面样本加权训练，或对LightGBM误判的正常样本（第一类错误）进行聚类分析，识别潜在误标或新型造假模式，反哺特征工程等。

图：情感语调因子加入特征池前LightGBM模型的混淆矩阵、评价指标、模型表现				
混淆矩阵				
	训练集		测试集	
	预测正常	预测造假	预测正常	预测造假
实际正常	30420	3217	7235	1174
实际造假	1278	3108	609	488
评价指标				
	准确率Accuracy	精确率Precision	召回率Recall	特异性Specificity
训练集	88.18%	49.14%	70.86%	90.44%
测试集	81.24%	29.36%	44.48%	86.04%
模型表现				
	预测正常		预测造假	
实际正常	86.04%	（特异性）	13.96%	（第一类错误）
实际造假	55.52%	（第二类错误）	44.48%	（召回率）

资料来源：万得，CSMAR，国信证券经济研究所整理

图：情感语调因子加入特征池后LightGBM模型的混淆矩阵、评价指标、模型表现				
混淆矩阵				
	训练集		测试集	
	预测正常	预测造假	预测正常	预测造假
实际正常	28894	4743	6838	1571
实际造假	986	3400	525	572
评价指标				
	准确率Accuracy	精确率Precision	召回率Recall	特异性Specificity
训练集	84.93%	41.75%	77.52%	85.90%
测试集	77.95%	26.69%	52.14%	81.32%
模型表现				
	预测正常		预测造假	
实际正常	81.32%	（特异性）	18.68%	（第一类错误）
实际造假	47.86%	（第二类错误）	52.14%	（召回率）

资料来源：万得，CSMAR，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

DeepSeek情感语调因子加入特征池前后LightGBM模型特征变量重要性

国信证券
GUOSEN SECURITIES

- 1) 情感因子显性驱动：情感语调直接跻身第4，成为关键特征，验证其对文本信号的独立捕捉能力，直接推动召回率提升（+7.66%）。2) 树模型可解释优势：前10仍以比率结构（5/10）和偿债能力（3/10）为主，情感因子与财务指标并存，契合业务对“文本-数据交叉验证”的可解释需求。

图：LightGBM模型中情感语调因子加入前的特征变量重要性（左图）和特征所属维度及说明（右图）



资料来源：万得，CSMAR，国信证券经济研究所整理

图：LightGBM模型中情感语调因子加入后的特征变量重要性（左图）和特征所属维度及说明（右图）



资料来源：万得，CSMAR，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

➤ MLP（多层感知器）是一种前馈神经网络，其核心思想是通过多层非线性激活函数和权重的不断迭代优化，从而逼近输入数据与输出目标之间的复杂映射关系。因其强大的非线性建模能力而在机器学习中得到了广泛应用，尤其在处理复杂数据模式时表现出色。以下为MLP模型的数学描述：

➤ 输入：训练数据集 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 和目标值 $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$

➤ 输出：预测值 $\hat{y}$

➤ 初始化：随机初始化每一层的权重矩阵和偏置向量。

➤ 前向传播：

– 对每一层计算线性变换：

$$z^{(i)} = W^{(i)}a^{(l-1)} + b^{(l)}$$

– 通过非线性激活函数 σ 计算输出：

$$a^{(l)} = \sigma(z^{(l)})$$

➤ 反向传播：

– 计算损失函数对输出的梯度

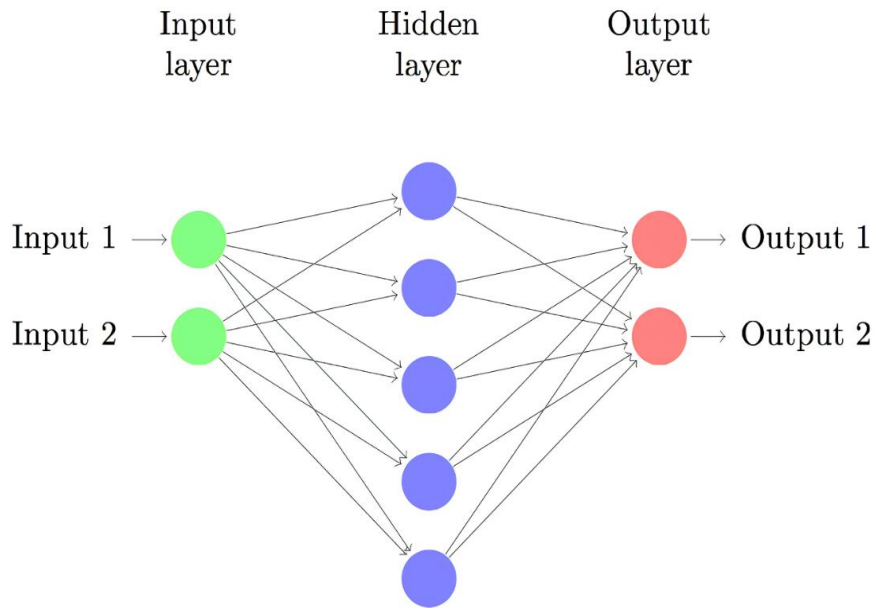
$$\frac{\partial L}{\partial \hat{y}}$$

– 对每一层的权重进行梯度更新

$$W^{(i)} \leftarrow W^{(i)} - \eta \frac{\partial W^{(i)}}{\partial L}$$

➤ 更新权重：通过梯度下降优化算法更新模型参数，最小化损失函数 $L(y, \hat{y})$ 。

图：MLP模型框架



资料来源：CSDN，国信证券经济研究所整理

- 加入情感语调因子后，MLP模型的召回率显著提升（测试集：60.26%→69.19%，+8.93%），第二类错误同步下降（39.74%→30.81%），验证情感因子在深度模型中的有效性。尽管准确率（67.44%→62.26%）与特异性（68.38%→61.35%）下降，但召回率提升幅度为三模型中最高（MLP +8.93% > LightGBM +7.66% > Logistic +3.74%），凸显神经网络对情感因子的非线性表达优势。在财务造假检测场景中，这种“牺牲部分稳定性换取风险覆盖能力”的权衡符合业务优先级。
- 训练集与测试集的召回率差距从7.64%（71.25% vs. 69.19%）缩小至2.06%，说明情感因子帮助MLP更好地捕捉到泛化性特征，而非训练集噪声。这与Logistic和LightGBM一致，印证情感因子的业务相关性。

图：情感语调因子加入特征池前MLP模型的混淆矩阵、评价指标、模型表现

混淆矩阵				
	训练集		测试集	
	预测正常	预测造假	预测正常	预测造假
实际正常	23175	10462	5750	2659
实际造假	1596	2790	436	661

评价指标				
	准确率Accuracy	精确率Precision	召回率Recall	特异性Specificity
训练集	68.29%	21.05%	63.61%	68.90%
测试集	67.44%	19.91%	60.26%	68.38%

模型表现				
	预测正常		预测造假	
实际正常	68.38%	（特异性）	31.62%	（第一类错误）
实际造假	39.74%	（第二类错误）	60.26%	（召回率）

资料来源：万得，CSMAR，国信证券经济研究所整理

图：情感语调因子加入特征池后MLP模型的混淆矩阵、评价指标、模型表现

混淆矩阵				
	训练集		测试集	
	预测正常	预测造假	预测正常	预测造假
实际正常	21010	12627	5159	3250
实际造假	1261	3125	338	759

评价指标				
	准确率Accuracy	精确率Precision	召回率Recall	特异性Specificity
训练集	63.47%	19.84%	71.25%	62.46%
测试集	62.26%	18.93%	69.19%	61.35%

模型表现				
	预测正常		预测造假	
实际正常	61.35%	（特异性）	38.65%	（第一类错误）
实际造假	30.81%	（第二类错误）	69.19%	（召回率）

资料来源：万得，CSMAR，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

DeepSeek情感语调因子加入特征池前后MLP模型特征变量重要性



➤ 情感因子核心跃升：情感语调直接跻身第2（重要性0.439），成为仅次于固定资产比率的核心特征，验证神经网络对文本-财务非线性交互的深度挖掘能力，驱动召回率最大提升（+8.93%）。

图：MLP模型中情感语调因子加入前的特征变量重要性（左图）和特征所属维度及说明（右图）



资料来源：万得，CSMAR，国信证券经济研究所整理

图：MLP模型中情感语调因子加入后的特征变量重要性（左图）和特征所属维度及说明（右图）



资料来源：万得，CSMAR，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

特征变量在Logistic、MLP、LightGBM模型中的平均重要性排名



- 情感语调因子的模型依赖性：情感语调因子依赖模型类型，其在非线性模型（MLP第2、LightGBM第4）中表现强劲，但在线性模型（Logistic第34）中重要性较小，说明需通过复杂交互挖掘。
- 召回率提升的核心驱动力：MLP/LightGBM中情感语调分别贡献了最高的召回率增幅（+8.93%/+7.66%），验证其作为文本风险信号的独立判别力，尤其在当下违规手段迭代升级，信息披露违规取代传统利润操纵成为财务造假隐蔽手段，情感语调的预警作用意义重大。
- 与传统财务指标的协同性：情感语调与固定资产比率（MLP第1）、现金资产比率（LightGBM第2）等高权重财务指标形成交叉验证，如"高固定资产+负面情感"组合可能指向资产虚增类造假，提升综合预警能力。
- 业务落地优先级：尽管情感语调因子平均重要性排名与资产负债率并列第九（受Logistic拖累），但在实际应用中应优先考虑MLP/LightGBM模型，充分发挥情感语调在复杂场景中的补充作用，而非受限于线性模型的弱表现。
- 未来优化方向：需针对情感语调开发细粒度衍生特征（如情感波动性、行业情感基准校准），进一步释放其在非线性模型中的潜力，构建"财务+文本"双引擎风控体系。

图：特征变量在3个模型中的平均重要性排名

特征变量名称	平均	Logistic	MLP	LightGBM	说明
每股盈余公积1	3.3	2	5	3	盈余公积期末值 / 实收资本本期期末值
速动比率	7.7	3	10	10	(流动资产-存货) / 流动负债
保守速动比率	8.3	8	11	6	(货币资金+短期投资+交易性金融资产+衍生金融资产+应收票据+应收账款净额) / 流动负债
流动比率	9.3	5	6	17	流动资产 / 流动负债
现金资产比率	9.7	24	3	2	期末现金及现金等价物余额 / 资产总计
固定资产比率	10.0	28	1	1	固定资产净额 / 资产合计
每股盈余公积2	10.3	4	19	8	(盈余公积) 期末值 / 最新股本
资产负债率	13.3	20	4	16	负债合计 / 资产总计
情感语调	13.3	34	2	4	DeepSeek根据财报文本进行情感语调评分输出，文本内容主要为管理层讨论与分析

资料来源：万得，CSMAR，DeepSeek，国信证券经济研究所整理

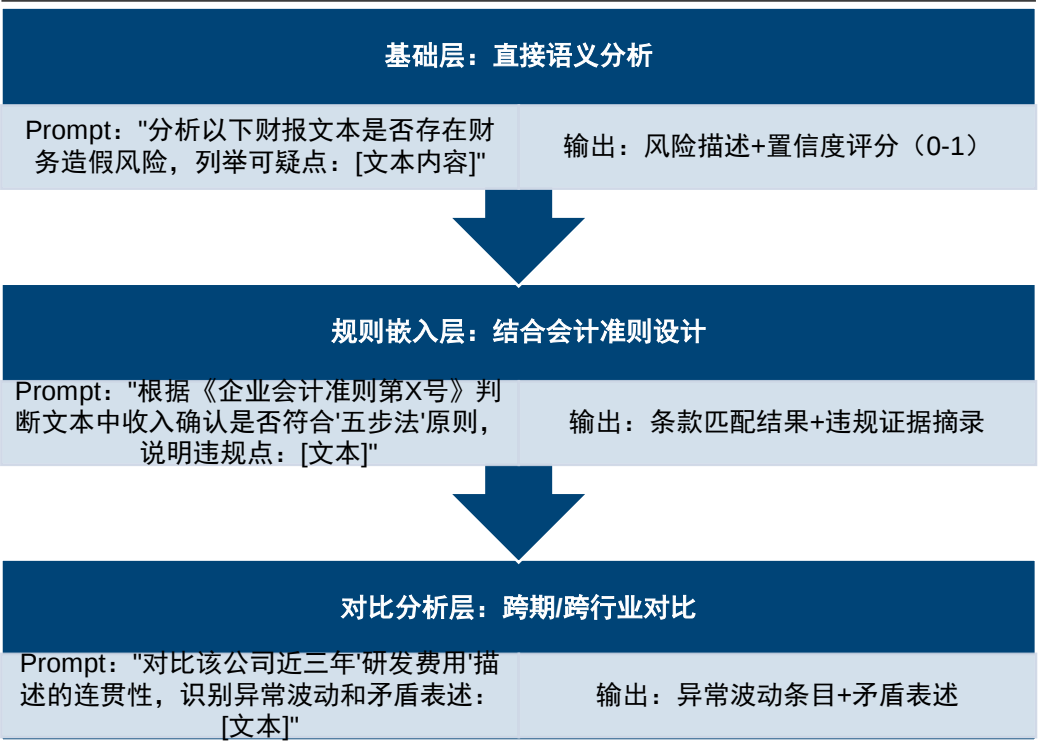
- [01] 财务造假上市公司样本整理
- [02] 基于结构化数据构建财务造假识别模型特征池
- [03] DeepSeek辅助构建基于财报文本的情感语调因子
- [04] 情感语调因子在财务造假识别模型中的表现
- [05] AI挖掘财报文本信息的拓展路径

AI挖掘财报文本信息的拓展路径：基于Zero-Shot的财报文本直接分析模式



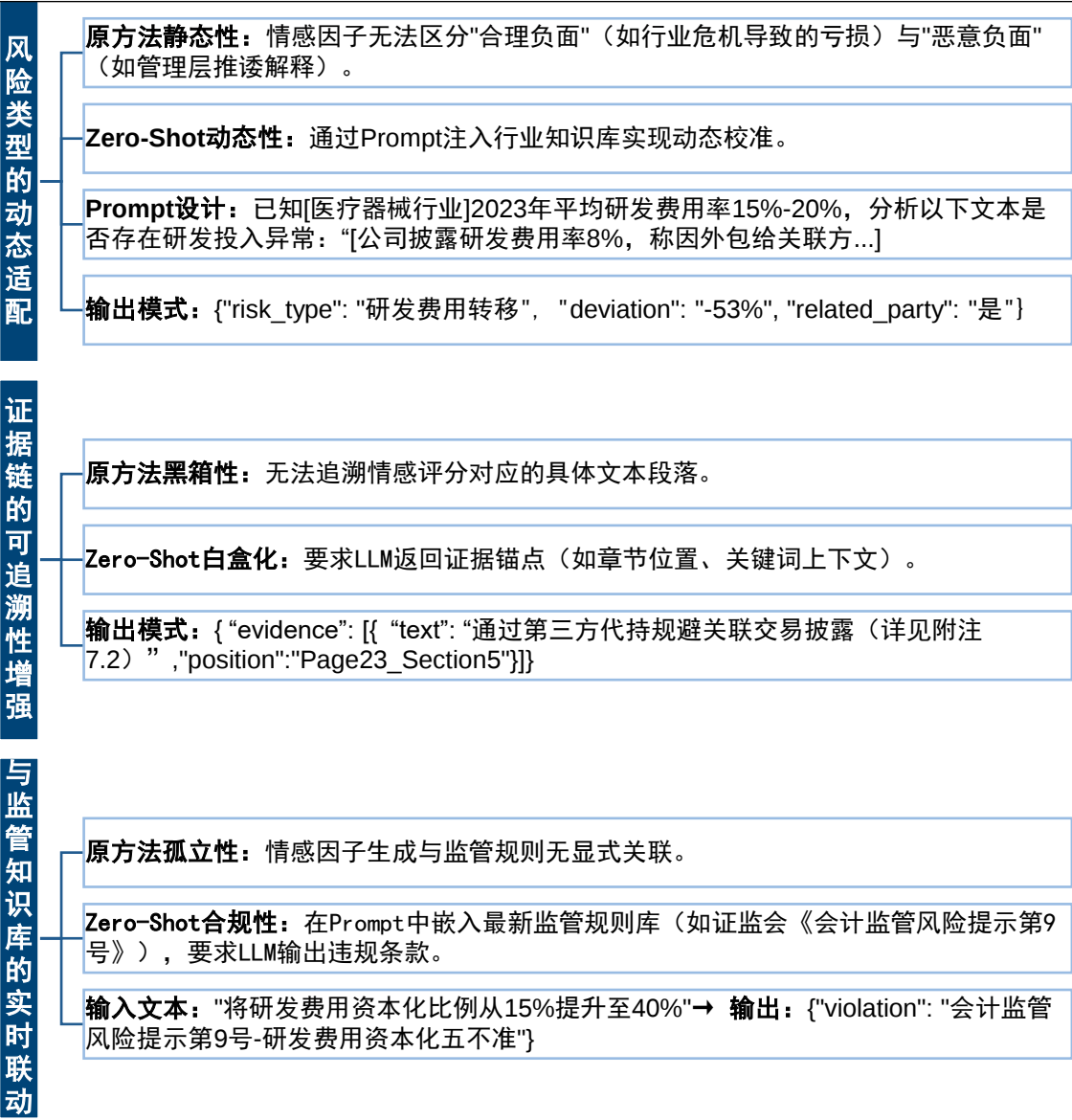
- 核心逻辑：对比原情感语调因子，仅输出单一情感评分本质是全局文本情绪浓缩，无法区分具体风险类型。基于Zero-Shot的财报文本分析利用大模型（如DeepSeek）的通用语理解能力，无需特定训练即可从财报文本中挖掘潜在造假信号，通过Prompt工程引导模型生成结构化风险标签。

图：基于Zero-Shot的财报文本直接分析模式方法设计



资料来源：国信证券经济研究所整理

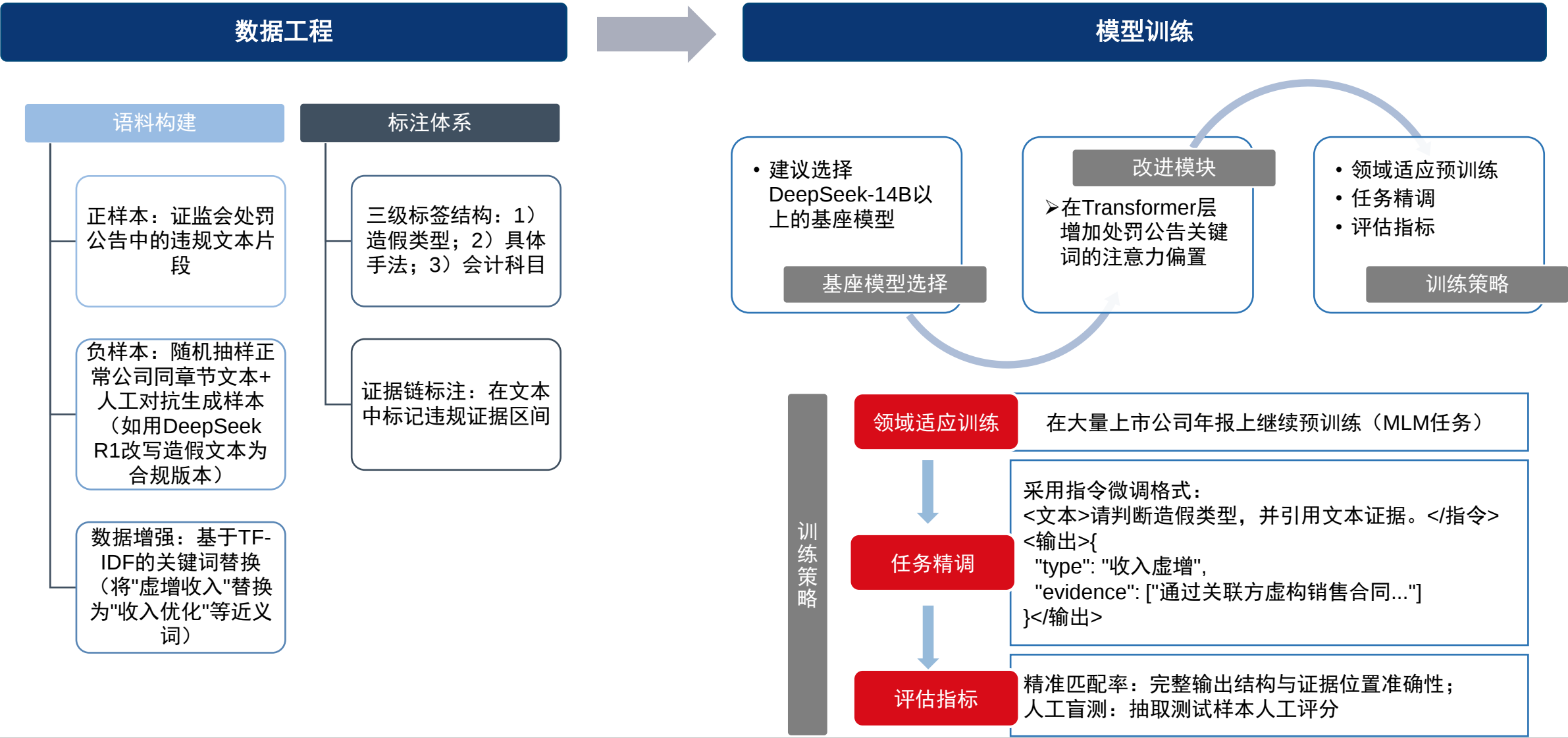
图：基于Zero-Shot挖掘财报文本风险标签的优化路径



资料来源：国信证券经济研究所整理

AI挖掘财报文本信息的拓展路径：基于违规说明的Fine-Tuning模式

图：对基座LLMs进行Fine-Tuning，构建违规文本-监管处罚说明的配对语料库，训练垂直领域财务造假识别专家模型



➤ 在研究中，为识别财务造假，构建了Logistic、LightGBM和MLP模型，加入DeepSeek情感语调因子后，各模型表现如下：

➤ 【Logistic模型】

- 1) 性能指标：测试集召回率提升3.74%（65.27%→69.01%），第二类错误下降。尽管准确率、特异性略降，但召回率提升对降低漏判更具业务价值。
- 2) 特征分析：情感因子通过调整财务指标权重分布间接优化模型（如提升偿债能力权重、降低ROA），但未进入前10重要特征。

➤ 【LightGBM模型】

- 1) 性能指标：测试集召回率提升7.66%（44.48%→52.14%），训练/测试集召回率差缩小1%（26.38%→25.38%），模型本身泛化能力较弱，但DeepSeek情感语调因子缩小了训练/测试集召回率差，一定程度上缓解了过拟合现象。
- 2) 特征分析：情感因子直接跻身第4重要特征，前10中财务指标（比率结构、偿债能力）与文本特征并存，实现跨模态验证。

➤ 【MLP模型】

- 1) 性能指标：测试集召回率提升8.93%（60.26%→69.19%），训练/测试集召回率差从7.64%收窄至2.06%，显著增强泛化能力。
- 2) 特征分析：情感因子跃居第2重要特征（仅次于固定资产比率），验证神经网络对文本-财务非线性关系的深度挖掘能力。

➤ 【综合分析】

情感因子在非线性模型（MLP模型中特征重要性第2/LightGBM模型中特征重要性第4）中表现突出，在Logistic模型中仅排34位；加入DeepSeek情感语调因子后MLP和LightGBM分别实现8.93%、7.66%召回率提升，印证文本信号的独立预警价值；DeepSeek情感语调因子与固定资产比率（MLP）、现金资产比率（LightGBM）等财务指标形成组合预警。

- (1) 模型过拟合风险：DeepSeek的训练依赖于投喂的框架语料与底稿数据，多维框架下存在未来函数和过拟合风险；
- (2) 数据口径调整风险：财务指标统计口径的调整可能带来AI配置结论的改变；
- (3) AI推理的不稳健性：AI模型的输出结论具备一定随机性，多次生成可能产生不同的结果。

免责声明

国信证券投资评级

投资评级标准	类别	级别	说明
报告中投资建议所涉及的评级（如有）分为股票评级和行业评级（另有说明的除外）。评级标准为报告发布日后6到12个月内的相对市场表现，也即报告发布日后的6到12个月内公司股价（或行业指数）相对同期相关证券市场代表性指数的涨跌幅作为基准。A股市场以沪深300指数（000300.SH）作为基准；新三板市场以三板成指（899001.CSI）为基准；香港市场以恒生指数（HSI.HI）作为基准；美国市场以标普500指数（SPX.GI）或纳斯达克指数（IXIC.GI）为基准。	股票投资评级	优于大市	股价表现优于市场代表性指数10%以上
		中性	股价表现介于市场代表性指数±10%之间
		弱于大市	股价表现弱于市场代表性指数10%以上
		无评级	股价与市场代表性指数相比无明确观点
	行业投资评级	优于大市	股价表现优于市场代表性指数10%以上
		中性	股价表现介于市场代表性指数±10%之间
		弱于大市	股价表现弱于市场代表性指数10%以上

分析师承诺

作者保证报告所采用的数据均来自合规渠道；分析逻辑基于作者的职业理解，通过合理判断并得出结论，力求独立、客观、公正，结论不受任何第三方的授意或影响；作者在过去、现在或未来未就其研究报告所提供的具体建议或所表述的意见直接或间接收取任何报酬，特此声明。

重要声明

本报告由国信证券股份有限公司（已具备中国证监会许可的证券投资咨询业务资格）制作；报告版权归国信证券股份有限公司（以下简称“我公司”）所有。本报告仅供我公司客户使用，本公司不会因接收人收到本报告而视其为客户。未经书面许可，任何机构和个人不得以任何形式使用、复制或传播。任何有关本报告的摘要或节选都不代表本报告正式完整的观点，一切须以我公司向客户发布的本报告完整版本为准。

本报告基于已公开的资料或信息撰写，但我公司不保证该资料及信息的完整性、准确性。本报告所载的信息、资料、建议及推测仅反映我公司于本报告公开发布当日的判断，在不同时期，我公司可能撰写并发布与本报告所载资料、建议及推测不一致的报告。我公司不保证本报告所含信息及资料处于最新状态；我公司可能随时补充、更新和修订有关信息及资料，投资者应当自行关注相关更新和修订内容。我公司或关联机构可能会持有本报告中所提到的公司所发行的证券并进行交易，还可能为这些公司提供或争取提供投资银行、财务顾问或金融产品等相关服务。本公司的资产管理部门、自营部门以及其他投资业务部门可能独立做出与本报告意见或建议不一致的投资决策。

本报告仅供参考之用，不构成出售或购买证券或其他投资标的的要约或邀请。在任何情况下，本报告中的信息和意见均不构成对任何个人的投资建议。任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺均为无效。投资者应结合自己的投资目标和财务状况自行判断是否采用本报告所载内容和信息并自行承担风险，我公司及雇员对投资者使用本报告及其内容而造成的一切后果不承担任何法律责任。

证券投资咨询业务的说明

本公司具备中国证监会核准的证券投资咨询业务资格。证券投资咨询，是指从事证券投资咨询业务的机构及其投资咨询人员以下列形式为证券投资人或者客户提供证券投资分析、预测或者建议等直接或者间接有偿咨询服务的活动：接受投资人或者客户委托，提供证券投资咨询服务；举办有关证券投资咨询的讲座、报告会、分析会等；在报刊上发表证券投资咨询的文章、评论、报告，以及通过电台、电视台等公众传播媒体提供证券投资咨询服务；通过电话、传真、电脑网络等电信设备系统，提供证券投资咨询服务；中国证监会认定的其他形式。

发布证券研究报告是证券投资咨询业务的一种基本形式，指证券公司、证券投资咨询机构对证券及证券相关产品的价值、市场走势或者相关影响因素进行分析，形成证券估值、投资评级等投资分析意见，制作证券研究报告，并向客户发布的行为。



国信证券
GUOSEN SECURITIES

国信证券经济研究所

深圳

深圳市福田区福华一路125号国信金融大厦36层

邮编：518046 总机：0755-82130833

上海

上海浦东民生路1199弄证大五道口广场1号楼12楼

邮编：200135

北京

北京西城区金融大街兴盛街6号国信证券9层

邮编：100032