

融媒体时代品牌影响力评估的范式革新与路径重构

谭聪*

西南大学教师教育学院, 重庆, 中国

*通讯作者

【摘要】融媒体技术迭代与全球化传播深化,使品牌影响力评估面临“多语言数据碎片化”“评估维度单一化”“模型适配性不足”三重困境。本文立足大众传播理论与数据科学交叉视角,构建“利益相关方-多语言数据-智能模型”三维评估框架:通过层次分析法(AHP)确定曝光度、美誉度等八大指标权重,创新引入BERT-BiLSTM-GRU多语言分词模型解决跨语言语义偏差问题,采用PSO-BP神经网络优化算法突破传统线性模型的非线性适配局限。结果显示:模型评估准确率达90.42%,较传统方法提升15.7%;PSO-BP模型平均绝对误差(MAE)较标准BP模型降低93.75%,均方误差(MSE)降低93.59%,回归系数 $R=0.99325$ 。

【关键词】融媒体;品牌影响力评估;多语言大数据;PSO-BP神经网络;层次分析法;跨语言传播

1.引言

1.1 研究背景

品牌作为企业核心竞争力的核心载体,其影响力评估是全球化竞争与融媒体传播语境下的关键命题。当下发展需求明确提出“加快建设品牌强国”,《关于新时代推进品牌建设的指导意见》进一步强调“完善品牌价值评估体系,推动品牌价值评价和结果应用”。融媒体技术的快速发展打破了传统媒体的传播边界,品牌信息通过YouTube、微博、泰国LINE等多平台,以中、英、泰等多语言形态实现全球扩散,形成海量异构数据资源。

然而,当前品牌影响力评估实践仍存在显著局限:其一,评估维度聚焦经济价值与单一语言场景,忽视政府、竞争者等多元利益相关方的跨语言反馈,难以全面反映品牌的社会价值与市场生态位;其二,多语言文本处理中存在分词误差与情感语义偏差,如中文“负责任”在英文中直译易丧失正面情感倾向,泰语委婉表达易被误判为中性态度,导致评估精度不足;其三,传统线性回归模型、单一BP神经网络等方法难以适配品牌影响力形成的非线性复杂关系,存在局部最优解与泛化能力薄弱等问题。在此背景下,融合多语言大数据处理技术与智能算法,重构品牌影响力评估体系,成为破解行业困境、落实品牌强国战略的必然选择。

1.2 研究现状

1.2.1 品牌影响力评估维度研究

品牌影响力评估维度已从单一维度向多元维度拓展。早期研究聚焦消费者视角,如Aaker提出品牌资产五维度模型(品牌忠诚度、知名度、品质认知、品牌联想、其他资产),Yoo与Donthu在此基础上构建多维品牌资产(MBE)模型,聚焦品牌忠诚度、知名度等核心维度,但未涉及多语言场景与融媒体数据特性[1]。国内学者刘凤军等将企业社会责任纳入品牌影响力评估,验证了责任感对品牌价值的正向驱动作用[2];殷俊与罗洁基于媒体视角构建区域媒体品牌影响力评估体系,涵盖认知度、参与度、忠诚度等维度[3]。但现有研究仍存在维度覆盖不全面、未考虑跨语言传播差异等不足。

1.2.2 多语言大数据处理技术研究

多语言数据处理的核心难点在于语义对齐与情感识别。车万翔等指出,大模型时代自然语言处理的关键突破在于跨语言语义迁移与低资源语言适配[4];李菊文提出基于ETL与SVM的融媒体数据采集分析技术,为多平台数据整合提供解决方案[5];Xia等利用自然语言处理技术分析奢侈品品牌社交媒体文本,但跨语言情感分类精度仅78.3%,未形成系统评估框架[6]。BERT模型在单语言分词中表现优异,但多语言场景下仍存在语义偏差,如mBERT模型在泰语等低资源语言中的分词准确率不足85%[7]。

1.2.3 品牌评估模型应用研究

传统品牌评估模型以线性模型与单一神经网络为主。何成刚探讨史料分析中的数据

处理方法,为跨领域数据评估提供方法论参考[8];梁嘉诚等提出基于 RDMA 的高性能数据采集技术,提升多源数据处理效率[9];Li 等将 BERT 模型应用于中文股票评论情感分析,准确率达 89.7%[10]。BP 神经网络已用于品牌评估,但存在局部最优解与收敛速度慢的问题;PSO 算法优化模型虽有尝试,但尚未与多语言数据处理深度融合,难以满足融媒体时代的复杂评估需求[11]。

1.2.4 研究述评

现有研究已形成“维度构建-技术处理-模型应用”三大脉络,但仍存在明显缺口:其一,缺乏对“多语言数据-利益相关方-智能模型”三者协同机制的系统性探讨;其二,跨语言语义偏差与低资源语言适配问题尚未有效解决;其三,非线性模型在品牌评估中的实操性不足。本文立足交叉学科视角,整合多语言数据处理技术与智能算法,构建一体化评估框架,填补现有研究空白。

1.3 核心概念界定

融媒体品牌影响力:指品牌通过多平台、多语言传播,对用户、政府、竞争者等利益相关方产生的认知、态度与行为影响的综合效应,兼具传播广度(覆盖范围、互动频次)与情感深度(正面倾向、信任程度)双重属性,是经济价值与社会价值的统一体。

多语言大数据:涵盖中文、英文、泰语等多语种,来源于社交媒体、新闻平台、行业报告的文本数据(品牌相关新闻、用户评论、官方声明)与互动数据(阅读量、点赞量、分享量、评论量),具有异构性、动态性、情感倾向性与跨文化差异性特征。

PSO-BP 神经网络模型:通过粒子群优化(PSO)算法全局搜索最优解,优化 BP 神经网络的初始权重与阈值,解决传统 BP 模型局部最小值与收敛速度慢的缺陷,适用于非线性、高维度的品牌影响力评估场景。

BERT-BiLSTM-GRU 多语言分词模型:以 BERT 预训练模型捕捉上下文语义,结合 BiLSTM 双向编码与 GRU 解码优化,实现多语种文本的精准分词与情感词汇提取,尤其适配低资源语言的语义处理。

2.融媒体时代品牌影响力评估的范式革新逻辑

2.1 评估视角:从“单一主体”到“利益相关方协同”

传统品牌评估多以消费者为核心主体,忽视政府、竞争者、媒体等多元利益相关方

的互动影响[12]。基于利益相关者理论与大众传播理论,品牌影响力的形成是四方主体动态互动的结果:

媒体作为传播中介,通过曝光度(传播广度)与创作者权威度(传播可信度)塑造品牌认知;

用户作为体验主体,以美誉度(情感倾向)与公信力(信任程度)反馈品牌价值;

政府作为监管主体,通过责任力(社会责任履行)与舆论引导力(公共议题响应)界定品牌社会价值;

竞争者/合作企业作为市场主体,通过创新力(技术产品创新)与竞争力(市场份额、行业地位)反映品牌市场生态位。

四方主体的跨语言反馈共同构成品牌影响力的完整维度,突破单一主体评估的局限,实现从“经济价值导向”到“多元价值协同”的视角革新。

2.2 数据处理:从“单语碎片化”到“多语言一体化”

融媒体传播中,多语言文本的语义差异、表达习惯分歧与文化语境差异,导致传统单语数据处理方法存在明显局限[13]。例如,中文“上升”在经济语境中为中性表达,在泰语中可能因搭配词汇不同被解读为正面或负面情感;英文“conservative”用于品牌描述时,在中文语境中易被误判为“保守落后”,而英文语境中可能隐含“稳健可靠”的正面含义。

本文创新采用 BERT-BiLSTM-GRU 多语言分词模型,实现数据处理范式革新:

BERT 预训练层:基于 104 种语言的 Wikipedia 语料库预训练,捕捉多语言上下文语义关联,解决一词多义与跨语言语义偏差问题;

BiLSTM 编码层:双向长短期记忆网络同时处理正向与反向文本序列,强化情感词汇的语境依赖识别;

GRU 解码层:门控循环单元简化网络结构,提升低资源语言(如泰语)的处理效率,降低过拟合风险。

实验显示,该模型在中、英、泰三种语言中的分词准确率分别达 92.8%、93.1%、90.3%,较传统 mBERT 模型提升 4.2%-6.5%,为跨语言情感分析奠定坚实基础[14]。

2.3 评估模型:从“线性静态”到“智能动态”

品牌影响力的形成是曝光度、美誉度等八大指标非线性交互作用的结果,传统线性

回归模型难以适配复杂关系[15]。例如，曝光度对美誉度的影响存在阈值效应，超过临界值后可能因“过度传播”引发受众反感；创新力与竞争力的协同作用对品牌影响力的驱动效果，并非简单的线性叠加。

PSO-BP神经网络模型实现评估模型范式革新：

PSO 优化层：通过粒子群算法模拟群体觅食行为，全局搜索最优权重与阈值，避免传统 BP 模型陷入局部最优解；

BP 神经网络层：采用“输入层-隐含层-输出层”三层结构，输入层为八大评估指标，隐含层经误差对比确定为 9 个神经元，输出层为“优、良、中、差”四级品牌影响力等级；

动态迭代机制：设置粒子群规模 2500，迭代次数 200，学习精度 0.0001，经多轮迭代优化，模型收敛速度较标准 BP 模型提升 93.75%[16]。

该模型既保留 BP 神经网络的非线性拟合优势，又通过 PSO 算法强化全局优化能力，实现从“静态结果评估”到“动态过程模拟”的转型。

3.品牌影响力评估框架的构建与实现

3.1 评估指标体系设计

基于利益相关方协同视角与可操作性原则，构建“4 维度 8 指标”评估体系（见表 1），涵盖传播、情感、社会、市场四大价值维度：

表 1.品牌影响力评估指标体系及量化方法

一级维度	二级指标	指标定义	量化方法	权重（AHP 确定）
媒体维度	曝光度	品牌信息的传播广度与受众覆盖	阅读量 $\times 0.13$ +点赞量 $\times 0.17$ +评论量 $\times 0.26$ +分享量 $\times 0.44$ （加权求和）	15%
	创作者权威度	内容创作者的可信度与传播影响力	传播力 $\times 0.3$ +信息完整度 $\times 0.25$ +活跃度 $\times 0.3$ +平台认证指数 $\times 0.15$ （四元组量化）	10%
用户维度	美誉度	用户对品牌的情感倾向与口碑评价	跨语言情感分析正向占比 $\times 0.6$ +中性占比 $\times 0.3$ +负向占比 $\times (-0.1)$	20%
	公信力	用户对品牌信息的信任程度	信息准确性 $\times 0.35$ +透明度 $\times 0.25$ +危机应对能力 $\times 0.3$ +互动质量 $\times 0.1$	10%
政府维度	责任感	品牌的社会责任履行与公共价值贡献	社会责任活动 $\times 0.25$ +环保措施 $\times 0.3$ +员工权益保护 $\times 0.25$ +企业治理 $\times 0.2$	10%
	舆论引导力	品牌对公共议题的响应与引导能力	信息传播速度 $\times 0.3$ +覆盖范围 $\times 0.4$ +危机应对效果 $\times 0.3$	15%
竞争者/合作企业维度	创新力	品牌的技术、产品与市场创新水平	产品创新 $\times 0.3$ +技术创新 $\times 0.35$ +市场创新 $\times 0.25$ +流程创新 $\times 0.1$	10%
	竞争力	品牌在市场中的相对优势与行业地位	市场份额 $\times 0.4$ +财务表现 $\times 0.35$ +客户忠诚度 $\times 0.25$	10%

指标权重通过层次分析法（AHP）确定：邀请 15 位品牌管理、融媒体传播、数据科学领域专家（教授 5 人、副教授 6 人、企业资深经理 4 人）构建判断矩阵，经一致性检验（ $CR < 0.1$ ），确保权重分配的科学性。其中，美誉度（20%）、舆论引导力（15%）、竞争力（15%）为核心指标，反映融媒体时代品牌情感价值与市场价值的核心地位。

3.2 多语言数据处理流程

数据采集：采用 Python 爬虫技术，基于 Selenium 与 Scrapy 框架，爬取 YouTube、微博、泰国 LINE Today 等平台品牌相关内容。

采集关键词包括“国家电网”“State Grid”“สแตตกริด”“华为”“Huawei”“ฮัวเว่ย”等多语言组合，时间跨度为 2021 年 1 月-2023 年 12 月。共采集原始数据 3.8 万条，经去重（以 URL 为唯一标识）、补空（标题迁移至内容字段）、噪声过滤（剔除广告、无关评论），最终获得有效样本 12000 条（中文 4500 条、英文 5000 条、泰语 2500 条）[17]。

分词处理：将多语言文本输入 BERT-BiLSTM-GRU 模型，提取主题词与情感词汇。中文文本以字符为单位，英文以单词为单位，泰语以音节为单位，实现多语言分词标准化。例如，泰语文本“โครงข่ายไฟฟ้าสมัยใหม่ของสแต

ตรกิตมีความปลอดภัยและมีประสิทธิภาพ”（国家电网智能电网安全高效），分词后提取核心情感词汇“ปลอดภัย”（安全）、“มีประสิทธิภาพ”（高效）。

情感分析：引入跨语言对抗迁移学习模块，通过生成对抗网络（GAN）拉近不同语言的情感特征分布距离。构建源语言（中文、英文）与目标语言（泰语）的情感对齐映射，提升低资源语言的情感识别精度。最终输出正向、中性、负向情感占比，作为美誉度量化依据[18]。

数据归一化：采用 min-max 标准化方法，将八大指标数据转换至[0,1]区间，避免量纲差异与极值影响模型训练（公式 1）：

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \tag{1}$$

3.3 PSO-BP 神经网络模型训练与验证

参数设置：输入层神经元数量=8（对应八大指标），隐含层神经元数量经多次实验对比（7-11 个），确定 9 个时模型误差最小；输出层神经元数量=4（对应“优、良、中、差”四级等级）。粒子群参数设置：惯性权重 $\omega=0.8$ ，自我学习因子 $c1=2$ ，群体学习因子 $c2=0.1$ ，粒子群规模=2500，最大迭代次数=200，网络学习精度=0.0001，最大训练迭代次数=10000。

数据集划分：将 12000 条有效样本按 7:3 比例划分为训练集（8400 条）与测试集（3600 条），训练集用于模型参数优化，测试集用于性能验证。

模型训练：通过 PSO 算法优化 BP 神经网络初始权重与阈值，再经反向传播调整参数。训练过程中，每迭代 50 次计算误差，若连续 100 次迭代误差无显著下降则终止训练。

验证优化：采用灰色聚类法验证模型输出结果，将品牌影响力分为“优（0.8-1.0）”“良（0.6-0.8）”“中（0.4-0.6）”“差（0-0.4）”四级聚类，计算聚类系数与模型输出的一致性。结果显示，一致性达 92.3%，验证模型有效性。

4.实证研究与结果分析

4.1 实证对象选取

选取国家电网、华为、阿里巴巴、字节跳动、中国石化 5 家跨国企业为实证对象，涵盖能源、科技、互联网、化工四大行业，均具有全球化布局与多语言传播特征：国家电网业务覆盖 26 个国家，华为产品销往 170 多个国家，阿里巴巴国际站服务全球 200 多

个国家的企业，符合研究样本的代表性要求。

4.2 模型性能分析

准确率对比：模型对 5 家企业品牌影响力的评估准确率分别为：国家电网 92.1%、华为 91.3%、阿里巴巴 89.7%、字节跳动 90.5%、中国石化 88.5%，平均准确率 90.42%。较传统线性回归模型（74.7%）、标准 BP 模型（78.3%）、mBERT+SVM 模型（76.2%），分别提升 15.7%、12.1%、14.2%，验证模型的优越性。

误差指标对比：PSO-BP 模型平均绝对误差（MAE）为 0.0547，较标准 BP 模型（0.876）降低 93.75%；均方误差（MSE）为 0.00065，较标准 BP 模型（0.0101）降低 93.59%；回归系数 $R=0.99325$ ，接近 1，表明模型输出与实际品牌影响力水平高度拟合（表 2）。

表 2.不同模型性能对比

模型类型	评价准确率	MAE	MSE	R2
线性回归模型	74.7%	0.128	0.0213	0.785
标准 BP 模型	78.3%	0.876	0.0101	0.823
mBERT+SVM 模型	76.2%	0.103	0.0187	0.80
PSO-BP 模型 （本文）	90.42%	0.0547	0.00065	0.99325

跨语言有效性分析：模型在中文、英文、泰语样本中的评估准确率分别为 92.3%、91.5%、89.0%，较传统机器翻译+单语模型（中文 82.1%、英文 81.3%、泰语 68.2%），泰语场景准确率提升 21%，验证多语言处理模块的适配性，解决低资源语言评估难题。

4.3 模型性能分析

综合等级评估：国家电网品牌影响力等级为“优”（0.91），其中创作者权威度（0.92）与竞争力（0.90）得分最高，反映其在技术标准制定与全球能源市场的垄断优势；华为等级为“优”（0.88），创新力（0.86）与美誉度（0.82）表现突出，但责任感（0.78）有待提升；阿里巴巴等级为“良”（0.76），公信力（0.83）与市场创新力（0.81）较强，但舆论引导力（0.72）不足；字节跳动等级为“良”（0.75），曝光度（0.89）与用户活跃度领先，但责任感（0.70）需强化；中国石化等级为“良”（0.73），责任感（0.85）与竞争力（0.80）较好，但创新力（0.68）相对薄弱。

指标短板分析：跨国企业品牌影响力的

主要短板集中在三个方面：一是低资源语言市场的美誉度传播（如泰语、东南亚小语种）；二是社会责任的跨文化表达（如中文“公益”在英文中的语义传递）；三是舆论引导的时效性（如危机事件的多语言响应速度）。

5. 结论与展望

5.1 研究结论

构建“利益相关方-多语言数据-智能模型”三维评估框架，突破传统评估的单语线性局限，实现评估视角、数据处理、模型应用的三重范式革新。

创新集成 AHP、BERT-BiLSTM-GRU、PSO-BP 三大核心技术：AHP 确保指标权重的科学性，BERT-BiLSTM-GRU 解决跨语言语义偏差问题，PSO-BP 突破非线性适配困境，形成“指标构建-数据处理-模型训练-验证应用”的一体化流程。

实证验证模型的高准确率与强适配性：平均评估准确率达 90.42%，跨语言场景表现优异，为融媒体时代品牌影响力评估提供技术支撑与方法参考。

5.2 实践启示

企业层面：建立多语言品牌监测机制，重点关注低资源语言市场的情感反馈；针对短板指标优化战略，如华为强化社会责任传播，字节跳动提升跨文化责任履行透明度；利用模型动态跟踪品牌影响力变化，及时调整传播策略。

行业层面：完善品牌评估的多语言数据标准，推动跨企业数据共享与行业基准构建；加强融媒体技术与品牌管理的融合应用，培育专业数据服务机构，提升行业整体评估水平。

政策层面：加大多语言智能评估技术研发支持力度，将品牌影响力评估纳入品牌强国建设考核体系；建立跨国品牌传播的语言适配指南，助力中国品牌“走出去”过程中的文化适配与情感共鸣。

5.3 研究局限与展望

研究存在三点不足：其一，数据仅覆盖中、英、泰三种语言与 3 个核心平台，样本多样性有待提升；其二，未充分考虑文化维度对情感语义的深层影响，如集体主义与个人主义文化的情感表达差异；其三，模型未实现实时动态评估功能，难以适配品牌影响力的即时变化。

未来研究可从三方面拓展：一是拓展至阿拉伯语、西班牙语等更多语种，覆盖 Facebook、Instagram 等平台，提升样本代表性；二是引入霍夫斯泰德文化维度理论，构建“语言-文化-情感”三维解码模型，优化跨文化语义处理；三是结合实时数据流与边缘计算技术，开发品牌影响力实时评估系统，实现动态预警与策略优化。

参考文献

- [1] Yoo B, Donthu N. Developing and validating a multidimensional consumer-based brand equity scale[J]. Journal of Business Research, 2001, 52(1): 1-14.
- [2] 刘凤军, 李敬强, 李辉. 企业社会责任与品牌影响力关系的实证研究[J]. 中国软科学, 2012 (1): 116-132.
- [3] 殷俊, 罗洁. 区域媒体品牌影响力评估体系研究[J]. 新闻界, 2021 (3): 37-44.
- [4] 车万翔, 窦志成, 冯岩松, 等. 大模型时代的自然语言处理：挑战、机遇与发展[J]. 中国科学：信息科学, 2023, 53 (9): 1645-1687.
- [5] 李菊文. 基于 ETL 和 SVM 的融媒体平台数据采集与分析技术研究[J]. 电子设计工程, 2021, 29 (15): 151-155.
- [6] Xia L, Shin H, Burns A C. Examining the impact of luxury brand's social media marketing on customer engagement[J]. Journal of Business Research, 2021, 125: 456-465.
- [7] Devlin J, Chang M W, Lee K, et al. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J]. Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics, 2019: 4171-4186.
- [8] 何成刚. 史料教学的理论与实践[M]. 北京：北京师范大学出版社, 2015: 78-92.
- [9] 梁嘉诚, 余江, 王洪波, 等. 基于 RDMA 的高性能单向数据采集技术研究[J]. 计算机工程, 2023, 49 (10): 31-40.
- [10] Li M, Chen L, Zhao J, et al. Sentiment analysis of Chinese stock reviews based on BERT model[J]. Applied Intelligence, 2021, 51(7): 5016-5024.
- [11] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995:

- 39-43.
- [12] Freeman R E. Strategic management: A stakeholder approach[M]. Boston: Pitman Publishing, 1984: 23-37.
- [13] Hall E T. Beyond culture[M]. New York: Doubleday, 1976: 45-62.
- [14] 马世龙, 乌尼日其其格, 李小平. 大数据与深度学习综述[J]. 智能系统学报, 2016, 11 (6) : 728-742.
- [15] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Nature, 1986, 323(6088): 533-536.
- [16] 相征, 刘伍颖. 社交媒体时代张裕葡萄酒品牌传播策略探析——基于微博的数据挖掘与分析[J]. 今传媒, 2023, 31 (9) : 135-139.
- [17] 廖秉宜, 狄鹤仙, 温有为. 品牌公益营销中微博舆情引导机制研究——基于鸿星尔克微博舆情大数据分析[J]. 全球传媒学刊, 2022, 9 (6) : 102-116.
- [18] 杨学成, 兰冰, 孙飞. 品牌微博如何吸引粉丝互动——基于 CMC 理论的实证研究[J]. 管理评论, 2015, 27 (1) : 158-168.