

# 能源央企“生态+制度+技术”招投标大监督模式研究

汤熙

科大讯飞股份有限公司，安徽合肥，230088；

**摘要：**随着能源行业的快速发展，能源央企招投标活动日益频繁，本文旨在探讨构建“生态+制度+技术”的招投标大监督模式，尤其是重点突出技术层面，结合大模型技术，通过理论分析、数学模型构建以及实际案例分析，阐述该模式在提升招投标监督效能、防范风险等方面的重要作用，为能源央企招投标监督提供科学、有效的理论与实践指导。

**关键词：**能源央企；招投标；大监督模式；大模型技术

**DOI：**10.69979/3041-0673.24.12.051

能源央企在国家能源战略中占据着关键的地位，其招投标活动涉及巨额资金和重要资源配置。然而，招投标过程中存在围标串标和违规操作等问题，严重影响市场公平竞争和企业效益。传统的监督模式难以应对日益复杂的招投标环境，因此，构建“生态+制度+技术”的大监督模式具有重要现实意义，其中技术层面引入大模型技术，有望突破传统监督的局限，实现智能化和精准化的监督。

## 1 “生态+制度+技术”招投标大监督模式概述

### 1.1 生态层面

构建健康的招投标生态环境，包括培育诚信文化、加强行业自律、促进公平竞争等。通过建立企业信用评级体系，对参与招投标的企业进行信用评级，信用评级低的企业限制其参与部分招投标项目。设信用评级指标为  $C$ ，由企业过往业绩  $P$ 、履约情况  $F$ 、财务状况  $F_a$  等因素决定，可表示为： $C = \alpha P + \beta F + \gamma F_a$ 。

其中  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$  为各因素的权重， $0 < \alpha, \beta, \gamma < 1$  且  $\alpha + \beta + \gamma = 1$ 。通过对大量历史数据的分析和专家经验判断，确定合理的权重值，例如在某能源央企的实际应用中，经过反复验证和调整， $\alpha = 0.4$ ， $\beta = 0.3$ ， $\gamma = 0.3$ ，使得信用评级能够较为准确地反映企业的实际情况<sup>[1]</sup>。

### 1.2 制度层面

完善招投标相关制度，明确招投标流程、参与方权利义务、违规处罚等，建立严格的招投标审核制度，对招标文件编制、开标、评标等环节进行规范。例如，规定评标专家从专家库中随机抽取，抽取概率公式为：

$$P_i = \frac{1}{n}$$

其中  $P_i$  表示第  $i$  个专家被抽取的概率， $n$  为专家库中专家总数。为了确保专家抽取的随机性和公正性，在实际操作中，采用了加密的随机数生成算法，并且对抽取过程进行全程录像和记录，以备后续查验。同时，建立专家信用评价制度，对于在评标过程中存在违规行为的专家，降低其信用评级，减少其参与评标的机会。

### 1.3 技术层面

利用大数据、人工智能、区块链等技术手段，对招投标活动进行全方位、实时地监督，特别是引入大模型技术，实现对海量招投标数据的分析和风险预警。大模型通过对历史招投标数据、企业信息、市场动态等多源数据的学习，构建风险评估模型。在数据安全方面，采用区块链技术对数据进行加密存储和传输，确保了数据的完整性和不可篡改。图 1 为“生态+制度+技术”招投标监督体系。



图 1 “生态+制度+技术”招投标监督体系

## 2 大模型技术在招投标监督中的应用

### 2.1 数据收集与预处理

收集能源央企招投标相关数据，包括招标文件、投标文件、中标结果、企业资质信息等，并对数据进行清洗、去重、标准化等预处理操作。设原始数据集合为  $D$ ，

经过预处理后的数据集为  $D'$ ，数据清洗过程可表示为： $D' = \text{clean}(D)$ 。

在实际数据收集过程中，面临着数据来源广泛、格式不统一等问题。例如，不同地区的分公司可能采用不同的招标文件模板，投标文件中的企业资质证明格式也各不相同。为了解决这些问题，制定了统一的数据标准和接口规范，开发了自动化的数据采集工具，能够从多个数据源中高效地采集数据，并进行初步的格式转换。在数据清洗阶段，采用了基于规则和机器学习相结合的方法，例如对于重复数据的识别，不仅通过简单的字段匹配规则，还利用聚类算法对相似数据进行聚类分析，提高去重的准确性<sup>[2]</sup>。

## 2.2 大模型构建与训练

选择合适的大模型架构，如 Transformer 架构，基于预处理后的数据进行训练。训练过程中，通过最小化损失函数来优化模型参数。设损失函数为  $L$ ，模型参数为  $\theta$ ，训练数据为  $(x_i, y_i)$ ，则训练过程可表示为： $\theta = \text{argmin}_{\theta} \sum_{i=1}^n L(x_i; \theta)$ 。其中  $f(x_i; \theta)$  为模型预测函数，在训练过程中，为了提高训练效率和模型性能，采用了分布式训练技术，将训练数据分布在多个计算节点上并行计算。同时，采用了学习率调整策略，根据训练的进度动态调整学习率，避免模型陷入局部最优解。此外，还通过数据增强技术，对训练数据进行随机变换，如文本的同义词替换、数据的随机采样等，增加数据的多样性，提高模型的泛化能力<sup>[3]</sup>。图 2 为 Transformer 架构。

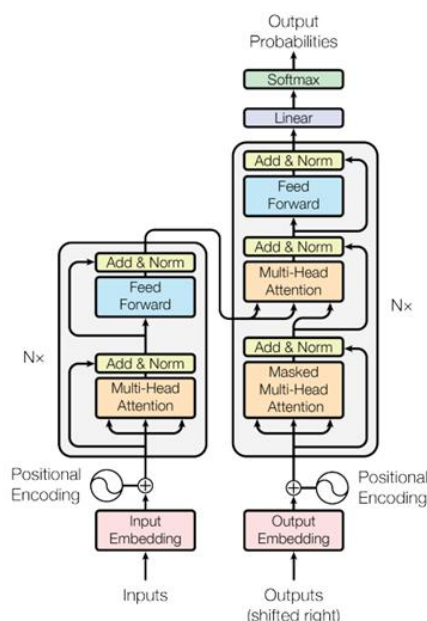


图 2 Transformer 架构

## 2.3 风险评估与预警

大模型通过对实时招投标数据的分析，评估招投标过程中的风险，如围标串标风险、资质造假风险等。当风险值超过设定阈值时，及时发出预警。设风险评估函数为  $R(x)$ ，阈值为  $T$ ，则预警条件为： $R(x) > T$ 。

当满足该条件时，启动预警机制。为了确定合理的风险评估阈值，采用了历史数据回溯和专家评估相结合的方法。首先，对历史上已发生的招投标违规案例进行分析，确定不同风险类型的典型特征和风险值范围。然后，邀请行业专家对这些风险值进行评估和调整，最终确定适合企业实际情况的风险阈值。在预警机制方面，采用了多渠道的预警方式，包括短信通知和系统弹窗提醒等，确保了监督人员能够及时收到预警信息并采取相应措施<sup>[4]</sup>。

## 3 数学模型与数据分析

### 3.1 围标串标识别模型

构建基于图论的围标串标识别模型，将投标企业视为节点，企业之间的关联关系（如共同投标次数、投标报价相似性等）视为边，通过分析图的结构特征来识别围标串标行为。设投标企业集合为  $V$ ，边集合为  $E$ ，图  $G = (V, E)$ 。定义企业  $i$  和  $j$  之间的关联度

$$A_{ij} = \frac{n_{ij}}{\sqrt{n_i n_j}}$$

其中  $n_{ij}$  为企业  $i$  和  $j$  共同投标次数， $n_i$  和  $n_j$  分别为企业  $i$  和  $j$  的投标总次数，当  $A_{ij}$  超过一定阈值时，将企业  $i$  和  $j$  视为可能存在围标串标关联。在实际应用中，通过对大量历史招投标数据的分析，确定关联度阈值为 0.6。当  $A_{ij} \geq 0.6$  时，系统自动标记企业  $i$  和  $j$  为重点关注对象，监督人员进一步对其投标文件进行详细审查，包括报价组成和技术方案等方面的相似性分析<sup>[5]</sup>。

### 3.2 数据分析与表格展示

为了验证大监督模式的有效性，收集了某能源央企过去 3 年的招投标数据进行分析，数据来源为企业招投标管理系统，并选取部分关键指标，如招投标违规次数和中标价格合理性等，对比引入大监督模式前后的变化情况，具体数据如下表所示：

年份	招投标违规次数	中标价格偏离合理范围比例 (%)	平均评标时间 (一小时)
2022	15	12	20
2023	8	8	15
2024	3	5	10

从表中数据可以看出，随着大监督模式的逐步实施，尤其是大模型技术的应用，招投标违规次数显著下降，

中标价格更加合理,平均评标时间也大幅缩短。进一步对中标价格偏离合理范围的原因进行分析,发现主要包括市场价格波动和投标人恶意报价等因素。在大监督模式下,通过对市场价格数据的实时监测和分析,能够及时发现异常报价情况,有效遏制了投标人的恶意报价行为。

进一步分析不同类型项目的招投标情况,按照项目金额大小分为大型项目(金额大于1亿元)、中型项目(金额在1000万元-1亿元之间)和小型项目(金额小于1000万元),对比不同类型项目在大监督模式下的风险评估结果,如下表所示:

项目类型	风险评估平均得分 (1~10分,10分表示风险最高)	预警次数	中标企业信用平均评级(A-D,A为最高)
大型项目	5.5	10	B
中型项目	4.2	6	B+
小型项目	3.0	2	A-

从表中可以看出,大型项目由于金额大、参与企业多,风险相对较高,预警次数也较多;小型项目风险相对较低,中标企业信用评级相对较高。对大型项目风险较高的原因进行深入分析,发现主要是由于项目复杂、利益诱惑大,容易吸引一些不法企业参与投标,同时在评标过程中对技术方案和商务条款的评审难度也较大。针对这些问题,在大监督模式下,加强了对大型项目招标文件的审核,细化了评标标准,提高了评标专家的专业水平,同时加大了对投标企业的背景调查力度。

为了分析大模型技术对不同规模企业投标的影响,将参与投标企业按照员工数量分为大型企业(员工数量大于1000人)、中型企业(员工数量在100—1000人之间)和小型企业(员工数量小于100人),统计不同规模企业在大模型技术应用前后的中标率变化,如下表所示:

企业规模	大模型应用前 中标率(%)	大模型应用后 中标率(%)	中标率变化 (%)
大型企业	30	35	+5
中型企业	20	25	+5
小型企业	10	15	+5

从表中数据可以看出,大模型技术的应用对不同规模企业的中标率都有一定提升,促进了市场的公平竞争。进一步分析中标率提升的原因,发现大模型技术能够更准确地评估企业的实力和信誉,避免了一些因信息不对

称导致的不公平竞争。同时,大监督模式下的公平公正的招投标环境也为各类企业提供了平等的竞争机会。

## 4 结论

“生态+制度+技术”招投标大监督模式,尤其是技术层面引入大模型技术,为能源央企招投标监督提供了创新思路 and 有效手段。通过构建数学模型、数据分析以及实际案例验证,该模式能够有效识别和防范招投标风险,提高招投标活动的透明度和公正性,促进能源央企招投标市场的健康发展。未来,随着技术的不断进步,大监督模式将不断完善,为能源央企的高质量发展提供有力的保障。在后续研究中,可以进一步优化大模型算法,提高风险评估的准确性和预警的及时性,同时加强对招投标生态和制度的持续优化,形成更加完善的招投标大监督体系。例如,在大模型算法优化方面,可以探索引入新的深度学习架构和算法,如基于注意力机制的改进算法,进一步提高模型对复杂数据的理解和分析能力;在招投标生态优化方面,可以加强与行业协会、监管部门的合作,共同营造更加公平、诚信的市场环境。

## 参考文献

- [1]孔丹萍.数字化转型如何促进能源央企财务监督效能提升[J].投资与创业,2024,35(21):52-54.
- [2]叶艳艳,左毅,肖敏.从中国石油看国家审计对能源央企的监督作用[J].中国农业会计,2024,34(07):89-92.
- [3]王进强,张国兴,原联齐,等.能源央企“生态+制度+技术”招投标大监督模式[J].创新世界周刊,2023,(10):48-55.
- [4]叶陈云,李媛,李梦楠.风险防控导向型中央企业财会监督机制建设与优化路径——以A国有能源投资集团公司为例[J].航空财会,2022,4(06):54-60.
- [5]杨延峰.“双碳”背景下石油石化能源央企转型发展风险防控探究[J].当代石油石化,2022,30(02):45-48.

作者姓名:汤熙;出生年月:1982年2月;性别:男;民族:汉族;学历:本科;单位:科大讯飞股份有限公司;职称:无,研究方向:人工智能研究;邮箱:xitang@iflytek.com