

# AI模型赋能智慧管理的技术架构与实践应用研究

刘晓梅 贾丽虹 单荷露 王楠

烟台职业学院 信息工程系, 中国·山东 烟台 264000

**摘要:** 在数字经济深度渗透各领域的背景下, 传统管理模式粗放化、低效化弊端日益突出, 智慧管理已成为推动管理领域转型升级的核心抓手。本文立足技术应用实践, 聚焦AI模型赋能智慧管理的核心命题, 详细剖析AI模型在智慧管理中的技术架构、构建流程与落地路径, 细化模型训练细节与应用场景适配方法。研究表明, 基于“数据采集—处理分析—决策落地—动态优化”闭环体系的三层技术架构, 结合CNN-LSTM混合架构的模型设计, 能够有效提升多场景管理效能。实验数据显示, 在机构后勤、生态养殖、城市运行、企业运营四类典型场景中, 管理效能平均提升27.1%。

**关键词:** AI模型; 智慧管理; 技术架构; 大数据; 物联网

## Research on the Technical Architecture and Practical Application of AI Model Empowered Intelligent Management

Liu Xiaomei, Jia Lihong, Shan Helu, Wang Nan

Yantai Vocational College, Department of Information Engineering, China Shandong Yantai 264000

**Abstract:** Against the backdrop of the deep penetration of the digital economy into various fields, the drawbacks of traditional management models, such as being extensive and inefficient, have become increasingly prominent. Smart management has become a core tool to promote the transformation and upgrading of management. Based on practical applications of technology, this paper focuses on the core proposition of empowering smart management with AI models, providing a detailed analysis of the technical architecture, construction process, and implementation path of AI models in smart management, as well as refining the model training details and methods for adapting to application scenarios. The study shows that a three-layer technical architecture based on the closed-loop system of "data collection—processing and analysis—decision implementation—dynamic optimization," combined with a model design using a CNN-LSTM hybrid architecture, can effectively improve management efficiency across multiple scenarios. Experimental data indicate that in four typical scenarios—institutional logistics, ecological farming, urban operations, and enterprise operations—the average management efficiency increased by 27.1%.

**Keywords:** AI models; Smart management; Technical architecture; Big data; Internet of things

## 0 引言

随着人工智能、大数据、物联网等数字技术的快速迭代与融合应用, 全球管理领域正经历从经验驱动向数据驱动、智能驱动的根本性转型。智慧管理作为数字技术与管理领域深度融合的产物, 逐步成为破解管理痛点、提升管理效能的核心路径。

智慧管理的核心竞争力在于AI模型的深度应用。可实现对海量多源数据的深度挖掘与智能决策, 打破管理信息壁垒, 推动管理流程的全链条优化。基于此, 本文围绕AI模型赋能智慧管理这一核心方向展开研究, 重点探讨技术架构构建、模型实操应用等关键内容, 通过细化AI模型的构建与训练流程, 结合多场景适配特点, 分析实践成效与优化路径, 为智慧管理的技术落地提供有力支撑。

## 1 AI模型赋能智慧管理的核心逻辑与技术架构

### 1.1 核心逻辑

AI模型赋能智慧管理的核心逻辑, 是构建“数据采集—数据处理—智能分析—决策落地—动态优化”的智能闭环体系。该体系以大数据、物联网为基础, 以AI模型为核心支撑, 实现管理全流程的智能化升级。进而实现管理策略的动态优化, 形成“采集—分析—决策—优化”的良性循环。

### 1.2 三层技术架构

AI模型赋能智慧管理的整体技术架构自下而上分为数据采集层、数据处理与智能分析层、决策与应用层。各层之间通过实线连接实现数据与指令的传递, 具体结构如图

1所示。

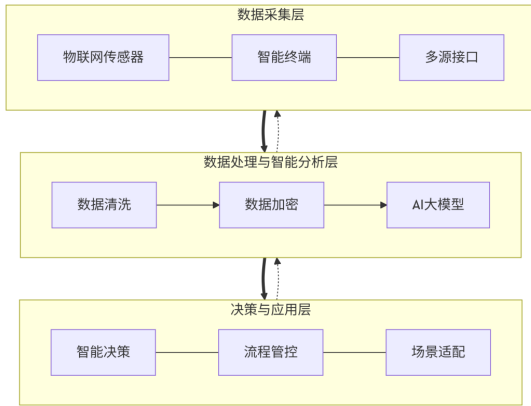


图1 AI模型赋能智慧管理技术架构

数据采集层是整个技术架构的基础，实现管理场景中各类数据的实时、全面采集。既包括结构化数据，如各类统计数据、参数数据，也涵盖非结构化数据，如文本描述、图像数据，为后续数据处理与AI模型训练提供坚实的数据支撑。

数据处理与智能分析层是整个技术架构的核心，该层包含三个核心模块，数据清洗与整合模块负责对采集到的多源数据进行去重、补全、标准化处理，剔除异常数据与无效数据，确保数据质量；数据加密与安全防护模块负责对处理后的数据进行加密存储与传输，防范数据泄露、篡改等安全风险，保障管理数据的安全性；AI模型训练与推理模块作为核心中的核心，负责模型的训练、迭代与推理，通过对处理后的数据进行深度挖掘，实现智能分析与决策输出。

决策与应用层是技术落地的核心载体，其中，智能决策生成模块输出最优管理方案；管理流程管控模块负责方案的落地执行；场景适配调整模块根据不同管理场景的特点优化模型参数，确保技术应用与场景需求精准匹配；效能反馈迭代模块实时收集管理效能数据，反向推动AI模型的参数优化与迭代升级。

## 2 AI模型在智慧管理中的构建流程与训练细节

### 2.1 构建流程

AI模型的构建与训练是实现智慧管理赋能的关键，其核心流程遵循标准化路径，各环节衔接紧密、逻辑清晰，具体流程如图2所示。

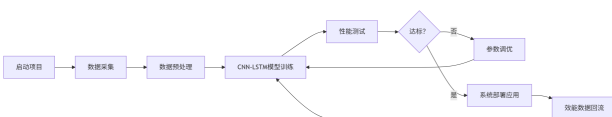


图2 AI模型构建与落地流程

### 2.2 数据预处理

数据预处理是模型构建的基础前提，首先对采集到的多源数据进行分类整理，采用Z-score标准化方法消除数据量纲差异，确保不同维度的数据能够进行有效融合分析，其公式为：

$$Z_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_j}{S_j}$$

其中  $X_{ij}$  为第  $i$  个数据样本的第  $j$  个指标值， $\bar{X}_j$  为第  $j$  个指标的平均值， $S_j$  为第  $j$  个指标的标准差。针对数据中的异常值与缺失值，本文采用拉格朗日插值法进行补全。

### 2.3 模型架构设计

为解决传统模型难以处理多源异构数据的痛点，本文设计的AI模型采用CNN-LSTM混合架构，兼顾数据的空间特征与时间序列特征，实现多维度数据的高效分析。其中，CNN模块由两层卷积层和一层最大池化层组成，主要负责提取数据中的局部空间特征，捕捉不同数据指标之间的关联关系；LSTM模块包含两层LSTM单元，主要负责处理数据的时间序列特征，挖掘数据的动态变化规律。两者通过Flatten层和全连接层进行特征融合，显著提升模型的分析与推理能力。

模型参数初始化阶段，其中学习率设置为0.002~0.005，迭代次数为500~800轮。损失函数采用交叉熵损失函数，适用于二分类任务，若场景为多分类，则采用多分类交叉熵公式，具体公式为：

$$L = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)]$$

其中  $y_i$  为真实标签， $\hat{y}_i$  为模型预测值， $N$  为样本数量。

### 2.4 模型训练

模型训练过程中，采用Adam优化器调整模型参数，控制梯度下降速度，确保模型快速收敛。Adam优化器结合了动量法和自适应学习率的优点，初始学习率设为0.003，一阶矩估计指数衰减率  $\beta_1=0.9$ ，二阶矩估计指数衰减率  $\beta_2=0.999$ 。为避免模型过拟合，在LSTM层后设置Dropout层，dropout rate = 0.3，提升模型的泛化能力。

训练过程中实时监测模型的损失值与准确率变化，其变化趋势如图3所示。

从图3可见，在0~100轮，损失值从0.8快速下降至0.5，准确率从60%提升至75%；101~300轮，损失值降至0.2，准确率达到85%；301~500轮，损失值缓慢降至0.08，准确率超过90%；501~800轮，损失值稳定在0.08以下，准确率达到92%以上。当损失值趋于稳定、准确率

达到 90% 以上时停止训练。

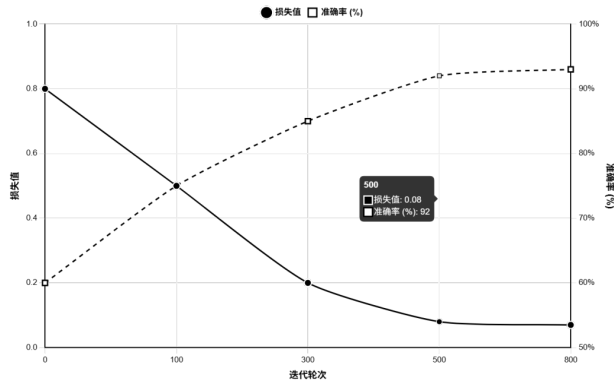


图3 模型训练准确率与损失变化趋势

## 2.5 模型性能测试

模型性能测试阶段，重点检测模型的准确率、响应速度与泛化能力，采用预留的 20% 测试集数据对模型进行验证。测试结果显示，模型的平均响应速度控制在 1~3 秒；分类准确率稳定在 92% 以上；在未见过的场景数据上，准确率下降不超过 3 个百分点，表明模型的泛化能力良好，能够适配多类管理场景的需求，满足智慧管理的实际应用要求。

## 3 AI 模型赋能智慧管理的实践应用与成效分析

### 3.1 多场景应用

结合 AI 模型的技术特点与多场景智慧管理的共性需求，将构建完成的 AI 模型应用于各类管理场景。不同场景的应用效能对比情况如表 1 所示，见表 1。

从表 1 可以看出，AI 模型在各类管理场景中均能实现显著的效能提升，平均提升幅度达到 27.1%。其中生态养殖管理与机构后勤管理的效能提升最为明显，这与两类场景的管理痛点高度相关，传统管理模式中数据碎片化、决策滞后等问题突出，AI 模型的融入有效破解了这些痛点，推动管理模式向精细化、智能化转型。

### 3.2 典型场景案例分析

在机构后勤管理场景中，将模型部署于某高校后勤部门，智能调度模块根据人流预测动态调整食堂备餐量，减少食物浪费约 18%；资源优化模块根据设备使用规律制定

节能策略，年度电费下降 12%，管理效率与服务质量得到显著提升。

在生态养殖管理场景中，选取某规模化养猪场作为试点，模型实时分析环境传感器数据、猪只活动图像数据以及饲料消耗数据。应用后，养猪场的病害发生率降低 23%，饲料转化率提高 9%，有效降低了养殖成本，提升了养殖效益。

在城市运行管理场景中，将模型应用于某智慧城市项目。应用后，高峰时段平均通行时间缩短 15%，应急响应时间缩短 22%，提升了城市运行的精细化水平。

在企业运营管理场景中，将模型应用于某制造企业。应用后，企业的库存周转率提高 20%，订单交付准时率从 82% 提升至 94%，有效降低了企业运营成本，提升了市场竞争力。

### 3.3 现存瓶颈分析

尽管 AI 模型在智慧管理中的应用取得了显著成效，但结合实践应用来看，仍存在一些亟待解决的瓶颈问题。场景适配性不足是主要瓶颈之一，部分场景的参数设置不够精准，例如在城市运行管理中，突发事件的数据分布与训练数据存在差异，导致模型输出结果与实际需求存在偏差，影响管理决策的准确性。数据共享机制不完善也制约了模型效能的发挥，导致模型无法获取全面的数据支撑，影响模型的分析精度。

一线人员数字素养不足也是不容忽视的问题，部分一线管理人员的数字技术应用能力较弱，难以充分发挥模型的赋能价值，导致模型的应用效果大打折扣。此外，模型可解释性欠缺的问题也较为突出，深度学习模型的“黑箱”特性使得管理人员难以理解决策依据，降低了对模型的信任度，不利于模型的广泛推广与深度应用。

## 4 AI 模型赋能智慧管理的优化策略

### 4.1 模型场景适配能力优化

针对场景适配性不足的问题，建立模型参数动态调整机制。针对不同管理场景的数据特点，设计自动超参数搜索模块：对于数据量较大的场景（>10 万条），适当提高迭代次数至 1000~1200 轮，确保模型充分学习数据特征；

表1 AI模型在不同管理场景的应用效能对比

管理场景类型	应用前管理效能（均值）	应用后管理效能（均值）	效能提升率	核心赋能环节
机构后勤管理	72.3分	91.5分	26.6%	数据采集、智能调度、资源优化
生态养殖管理	68.7分	90.2分	31.3%	数据监测、异常预警、智能管控
城市运行管理	70.5分	89.8分	27.4%	全流程管控、动态优化调整
企业运营管理	75.1分	92.4分	23.0%	决策优化、流程简化、成本控制

对于数据类型复杂的场景（如同时包含图像和时序数据），优化 CNN 模块的特征提取层，增加注意力机制，提升特征提取的精准度；对于实时性要求高的场景（如城市交通管理），可对模型进行知识蒸馏，压缩模型体积，将推理时间压缩至 0.5 秒以内，满足实时决策需求。同时，引入增量学习策略，允许模型在新数据上持续更新，避免重新训练的高昂成本，提升模型对新场景、新数据的适配能力。

#### 4.2 数据共享与治理体系完善

为破解数据共享难题，建立统一的数据标准与接口规范。在数据安全方面，采用联邦学习框架：各数据持有方在本地训练模型，仅上传模型梯度更新，从而在不共享原始数据的前提下实现联合建模，既保障数据安全，又实现数据价值的最大化利用。同时建立数据质量评估机制，定期对采集数据进行完整性、一致性、准确性检测，及时处理异常数据，确保为 AI 模型提供高质量的数据支撑。

#### 4.3 技术落地实操性强化

针对一线人员数字素养不足的问题，搭建分层培训体系。同时，开发低代码操作界面，通过可视化拖拽组件，管理人员无需编写代码即可完成模型参数调整和报表生成，大幅降低技术应用门槛。此外，建议建立“技术 + 业务”双轨支持团队，由算法工程师与业务专家共同提供现场支持，及时解决一线人员在使用过程中遇到的问题，确保模型能够真正落地应用。

#### 4.4 模型可解释性提升

为解决模型可解释性欠缺的问题，引入可解释人工智能技术。在模型决策输出时，同步生成解释报告，例如，利用 SHAP 值计算每个输入特征对决策结果的贡献度，并以可视化条形图呈现，让管理人员清晰了解各因素对决策的影响；对于时间序列预测，使用注意力权重热图展示模

型重点关注的时间段，理解决策的核心依据。

## 5 结论与展望

本文聚焦 AI 模型赋能智慧管理的核心命题，立足技术实践，详细剖析了 AI 模型赋能智慧管理的技术架构、构建流程、训练细节与实践应用成效。研究表明，AI 模型作为智慧管理的核心赋能载体，通过与大数据、物联网的深度融合，能够有效破解传统管理模式的痛点，显著提升各类管理场景的效能。

展望未来，随着数字技术的持续迭代，AI 模型的性能将不断优化。后续研究可从以下几个方向深化，一是聚焦具体管理场景，如医疗管理、应急管理，开展更精细化的模型定制，提升模型的场景适配精度；二是探索多模态大模型在管理中的应用潜力，实现对文本、图像、语音等多类型数据的综合分析，进一步提升管理的智能化水平。为多领域智慧管理的高质量发展提供更有力的技术支撑。

#### 参考文献：

- [1] 陈国青, 曾大军, 卫强等. 大数据环境下的决策范式转变与使能创新[J]. 管理世界, 2020, 36(02): 95-105.
- [2] 王成强. 基于 AI 与大数据融合的智慧管理决策模型构建与应用研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2026, (02): 198-202.
- [3] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 321-355.
- [4] 张亚莉, 李辽辽, 丁振斌. 组织管理中的人工智能决策: 述评与展望[J]. 外国经济与管理, 2024, 46(10): 18-38.

作者简介: 刘晓梅 (1980.07-), 女, 汉族, 山东省海阳市, 烟台大学计算机科学与技术专业, 烟台职业学院讲师, 研究方向: 软件技术专业。