

# 基于文本卷积神经网络的设备管理评价方法研究

黄明彤 陈然 冯毅 邓雅文 陈家其

四川中烟有限责任公司成都卷烟厂，四川省成都市，610011；

**摘要：**现代企业设备管理涉及多个维度的评价，传统的手工统计方法已无法满足现代化管理对实时性、精确性和多维度数据综合分析的需求。本文针对设备管理中的复杂数据特点，提出了一种基于文本卷积神经网络(TextCNN)的评价方法。通过将设备运行记录、维修日志和保养报告等文本数据进行预处理与向量化，利用TextCNN自动提取关键特征，实现对设备状态的智能判定。本文对比了传统机器学习模型（如支持向量机、随机森林、逻辑回归）以及深度学习模型（如RNN和LSTM）在设备管理评价任务中的表现。实验结果表明，在相同数据集下，TextCNN模型的F1值达95.25%，不仅在分类准确率上明显优于其他模型，而且在计算效率上具有显著优势。该方法不仅为设备绩效评价提供了科学依据，还帮助设备管理人员实现全面有效的车间设备监控、风险把控、预防性维修以及备件准备，从而为企业生产管理提供更精准、及时的决策支持。

**关键词：**设备管理；文本卷积神经网络；TextCNN；深度学习；机器学习

**DOI：**10.69979/3041-0673.25.07.009

## 1 引言

### 1.1 研究背景与意义

设备管理是企业生产管理的重要组成部分，对生产效率和成本控制起着关键作用。然而，传统依赖手工统计和规则判定的评价方法，因存在主观性强、效率低下等不足，难以全面满足现代企业在多维度、实时监控方面的需求。借助文本卷积神经网络(TextCNN)等深度学习技术，可自动从设备运行记录、维修日志和保养报告等海量文本数据中提取关键特征，从而显著提高设备状态评价的精度和自动化水平。

### 1.2 研究现状

设备管理是企业生产管理的重要组成部分，其评价方法的科学性直接影响生产效率和成本控制。然而，现有的设备管理评价方法在实践中仍存在诸多不足，因此研究更高效、智能化的评价方法具有重要意义。

#### 1.2.1 传统设备管理评价方法

传统的设备管理评价方法主要依赖于手工统计和预设规则，其评价指标体系多基于经验制定，这种方法容易受人为因素干扰，缺乏灵活性和实时性，难以适应现代企业中多维度、大规模数据的管理需求<sup>[1][2][3]</sup>。其次，人工方法效率较低，难以实时获取设备运行情况，导致企业难以及时采取维护措施。此外，预设规则往往基于固定阈值，无法适应不同设备、不同工况的复杂变化，

导致评价结果缺乏灵活性和精准性。

#### 1.2.2 机器学习方法在设备管理中的应用

近年来，随着人工智能技术的发展，机器学习方法逐步应用于设备管理评价领域。支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、逻辑回归(LR)等传统机器学习模型能够利用设备运行数据建立预测模型，提高评价的客观性和自动化程度<sup>[4]</sup>。然而，这些方法高度依赖特征工程，即需要人工提取和筛选关键特征，而在复杂的设备管理场景中，特征的选择往往涉及多维度数据，如文本记录、传感器数据等<sup>[5]</sup>。如果特征选择不合理，模型的泛化能力将受到限制。此外，传统机器学习方法对非结构化数据（如维修报告、设备日志）处理能力较弱，难以充分挖掘设备运行数据中的潜在模式<sup>[2]</sup>。

#### 1.2.3 深度学习在设备管理评价中的发展

深度学习技术近年来在工业应用中得到了广泛关注。循环神经网络(RNN)和长短时记忆网络(LSTM)在时间序列数据分析方面表现优异，能够有效捕捉设备运行数据中的长期依赖关系。然而，RNN和LSTM存在计算复杂度较高的问题，对计算资源要求较大，不利于企业在大规模设备管理场景中应用。

相比之下，文本卷积神经网络(TextCNN)因其在文本分类任务中的高效性，成为设备管理评价的新兴方法。TextCNN通过卷积操作提取局部特征，能够高效处理设备运行记录、维修日志、保养报告等文本数据。研究表明，TextCNN结构简单，计算效率高，且能够充分

利用非结构化数据,提高设备管理评价的精准度和实时性。

综合来看,传统设备管理方法因主观性强、效率低而面临挑战,机器学习方法虽然提高了自动化水平,但仍存在特征工程依赖较大、数据利用不足的问题。深度学习方法,尤其是 TextCNN,为设备管理评价提供了一种更加高效、精准的解决方案,在设备状态监测、风险预警及优化维护策略等方面具有广阔的应用前景。

## 2 设备管理评价体系构建

本节旨在构建一套科学、全面的设备管理评价体系,通过多维度指标和深度学习模型实现对企业设备状态的自动、实时监控与评估,从而为企业生产管理提供决策支持。

### 2.1 评价指标体系

设备管理评价需要综合考虑多个关键维度,以便充分反映设备在不同使用场景下的综合表现。本文选取以下指标构建评价指标体系:

#### 2.1.1 设备资料完整度

评估设备档案、维修记录、保养报告等数据的完整性与准确性。指标意义在于反映设备信息透明度和数据可追溯性。

#### 2.1.2 设备运行效率

衡量单位时间内设备的有效工作时长。高效运行代表设备状态良好、能最大限度地发挥生产能力。

#### 2.1.3 设备停机时间

统计因故障或维护导致的非计划停机时长。反映设备的可靠性和故障风险,停机时间越长,管理效率越低。

#### 2.1.4 设备保养频率

评估定期维护和保养措施的执行情况。定期保养有助于延长设备使用寿命和预防故障。

#### 2.1.5 设备开动率

计算设备可用时间占总时间的比例。该指标能直观反映设备利用效率和资源配置的合理性。

#### 2.1.6 设备使用年限

统计设备自投运以来的累计使用时长。长期使用设备可能面临老化问题,影响整体性能和维护成本。

#### 2.1.7 设备备件更换频率

分析关键备件更换的频率及其合理性。更换频率反映设备运行的磨损程度及备件库存管理的有效性。

这些指标既涵盖了设备运行状态、维护情况、使用寿命等方面,又为后续通过深度学习模型进行数据特征提取与综合评分奠定了坚实的数据基础。

### 2.2 设备管理评价模型构建

基于上述指标,构建多维度设备管理评价模型,对每台设备进行打分,最后将车间所有设备得分汇总,形成月度绩效评价报告。

#### 2.2.1 等级划分标准与综合打分

等级划分标准:采用 SABC 四级评价体系:

S 类(优秀):设备管理状态最优,综合得分最高;

A 类(良好):设备管理状态较佳,能满足生产需求;

B 类(合格):设备管理基本满足要求,但仍有改进空间;

C 类(差):设备管理水平较低,亟需改进。

在构建设备管理评价模型时,本文将基于上述多维度指标数据,利用深度学习中高效的文本卷积神经网络(TextCNN)对设备管理文本数据进行特征提取和分类,从而实现对设备状态的自动评估和多级别评分。利用 TextCNN 模型输出的分类结果,对设备总体情况进行评分,并将设备管理状态划分为四个等级。

#### 2.2.2 模型架构

##### 1) 数据预处理与输入表示

设备管理数据包括设备运行记录、维修日志和保养报告等文本数据。预处理步骤包括数据清洗、分词和向量化处理。设输入文本为  $S = [w_1, w_2, \dots, w_n]$ , 其中  $w_i$  表示第  $i$  个词,通过词向量嵌入方法将其转换为  $d$  维向量,最终构成一个矩阵  $X \in \mathbb{R}^{n \times d}$ 。

##### 2) 卷积层(Convolution Layer)

利用多个不同窗口大小的卷积核提取局部文本特征。对于某个卷积核  $W \in \mathbb{R}^{h \times d}$  (其中  $h$  为窗口大小),对文本矩阵中连续  $h$  个词进行卷积操作,计算公式为  $c_i = f(W \cdot X_{i:i+h-1} + b)$ , 其中,  $X_{i:i+h-1}$  表示从第  $i$  个词到第  $i+h-1$  个词组成的子矩阵,  $b$  为偏置项,  $f$  为激活函数(如 ReLU)。通过滑动窗口,将所有局部特征  $C_i$  生成一个特征图。

##### 3) 池化层(Pooling Layer)

采用最大池化(MaxPooling)对卷积层输出的特征图进行下采样,提取最显著的特征值。池化操作可表示为:  $\hat{c} = \max\{c_1, c_2, \dots, c_{n-h+1}\}$ , 不同卷积核各自

生成一个特征值，经过拼接后构成全局特征向量。

#### 4) 全连接层与 Softmax 分类

将池化层输出的全局特征向量输入至全连接层，实现多维特征的非线性映射。最终，利用 Softmax 激活函数将映射结果进行归一化处理，输出设备管理状态的多分类概率：

$$P(y = k|X) = \frac{e^{z_k}}{\sum_j e^{z_j}}$$

其中， $k$  表示第  $k$  类对应的得分，类别  $k$  分别对应设备状态的 S、A、B、C 四级评价。

通过以上模型构建过程，从数据输入、特征提取到多分类结果输出，TextCNN 模型实现了设备管理文本数据的自动特征抽取和智能分类。

### 3 模型对比分析

#### 3.1 传统机器学习模型

模型选择：选取支持向量机（SVM）、随机森林（RF）和逻辑回归（LR）作为传统机器学习模型进行对比。

优缺点：这些模型依赖于人工特征工程，泛化能力相对有限，对设备管理中多维数据的复杂关系提取不足。

#### 3.2 深度学习方法

RNN 与 LSTM：适用于时间序列数据处理，能够捕捉设备运行日志中的时序依赖性，但计算复杂度较高，训练时间较长。

TextCNN：利用卷积操作提取文本局部特征，模型结构简单高效，在设备管理文本数据的处理上表现出更高的分类准确率和计算效率。

#### 3.3 TextCNN 评价方法

数据预处理：将设备管理相关文本数据（如故障报告、维修记录）进行分词和向量化处理，构建输入矩阵。

模型结构：

1) 输入层：接受处理后的文本数据；

2) 卷积层：采用多种窗口大小的卷积核提取文本局部特征；

3) 池化层：通过最大池化（MaxPooling）捕获最显著的特征信息；

4) 全连接层：将特征映射至分类空间；

5) 输出层：使用 Softmax 激活函数进行设备状态的分类预测。

6) 训练与优化：

7) 损失函数采用交叉熵；

8) 优化算法选用 Adam，以提高模型收敛速度。

### 4 实验与结果分析

#### 4.1 数据集构建

数据来源：采集某企业设备管理数据，包括设备运行记录、维修日志、保养报告等多种数据。

数据处理：进行数据清洗、文本分词和向量化处理，确保各模型均能在相同数据集上进行公平比较。

#### 4.2 评价指标

实验中主要采用以下指标衡量模型性能：F1 值（F1-score）

#### 4.3 实验结果

对比各模型在设备管理评价任务中的 F1 值，结果如下表所示：

模型	F1 值
支持向量机（SVM）	84.25%
随机森林（RF）	86.54%
逻辑回归（LR）	82.77%
循环神经网络（RNN）	91.36%
长短时记忆网络（LSTM）	93.57%
文本卷积神经网络（TextCNN）	95.25%

#### 4.4 数据分析

传统模型（SVM、RF、LR）：由于对特征工程依赖较大，模型在多维设备管理数据上表现一般，F1 值在 82%~86% 之间。

RNN 与 LSTM：利用时序数据特性，在连续设备管理记录上效果较好，F1 值分别达到 91% 和 93%，但训练过程较为复杂。

TextCNN：利用卷积操作有效捕捉文本局部特征，既保证了较高的分类准确率，又显著提升了计算效率，其 F1 值达到 95.25%，证明了该方法在设备管理评价中的优势。

### 5 结论与展望

#### 5.1 研究结论

传统设备管理评价方法存在效率低、主观性强的问题，难以满足现代企业需求。实验结果表明，TextCNN 在设备管理评价任务中不仅能有效提取设备状态特征，还能在准确率和计算效率上均优于其他模型。通过对设

备多维度指标的综合打分方法, 本文为企业设备绩效管理提供了一种科学、自动化的评价工具。

## 5.2 未来研究方向

模型结构优化: 进一步优化 TextCNN 结构, 提升模型在小样本数据下的泛化能力。

注意力机制融合: 探索将注意力机制 (Attention) 引入 TextCNN, 以提升模型对关键设备管理特征的捕捉能力。

多模态数据融合: 尝试融合设备运行传感数据与文本数据, 提高整体预测准确性, 为设备管理提供更全面的支持。

## 参考文献

[1] 许红, 李强. (2017). 设备管理绩效评价指标体系研究. 科技管理研究, 37(5), 102-107.

[2] 赵云, 张伟. (2019). 基于大数据分析的设备管理评价方法探讨. 现代制造工程, (22), 88-91.

[3] 周波, 刘杰. (2018). 设备管理中的数据挖掘与应用. 机械工程学报, 54(10), 145-150.

[4] 王敏, 刘洋. (2020). 基于机器学习的企业设备管理优化研究. 企业技术与管理, 12, 56-62.

[5] Li, X., & Wang, J. (2021). An Evaluation Framework for Equipment Management Using Machine Learning. Journal of Industrial Engineering, 39(3), 267-275.

作者简介: 黄明彤 (1997.10) 性别: 男, 民族: 汉族, 籍贯: 四川, 学历: 硕士, 职称: 无, 研究方向: 设备管理、人工智能, 单位全称: 四川中烟有限责任公司成都卷烟厂