

基于 CAE-TSNE 的成品油管道运行工况识别

郑坚钦^{1,2}, 杜渐², 梁永图^{2*}, 赵伟², 王昌³, 丁鹏¹, 吴全¹

1 中国石油规划总院, 北京 100083

2 中国石油大学(北京)机械与储运工程学院, 北京 102249

3 浙江大学浙江省饮用水安全与输配技术重点实验室, 杭州 310058

* 通信作者, liangyt21st@163.com

收稿日期: 2022-01-06

国家自然科学基金面上项目“成品油供应链物流系统优化及供给侧可靠性研究”(No. 51874325)资助

摘要 成品油管道运行工况变化频繁, 难以精准判断管道运行状态, 依靠现场人员进行识别监控易造成误判。本文为实现管道运行工况的准确识别, 考虑管道的物理空间特性, 分析整理各站运行参数(压力、流量、密度); 考虑管道运行的时间序列特性, 基于 SCADA 管道数据构造运行数据矩阵, 以克服单一时刻的瞬态扰动。针对管道运行数据高维度、非线性的特点, 利用卷积自编码器(CAE)强大的特征压缩及重构能力对管道数据做降噪处理; 利用 T 分布邻域嵌入算法(T-SNE)对管道数据做降维聚类处理, 最终建立了基于 CAE-TSNE 的管道运行工况识别模型。以某两条成品油管道为例, 对比主流的非线性分类模型(ANN、DT、RF), 结果表明基于 CAE-TSNE 的工况识别模型精度最高, 对降噪后的运行数据识别准确率可达到 99% 以上, 可用于指导现场管道的运行管理。

关键词 成品油管道; 运行工况识别; 数据矩阵; 卷积自编码器; T 分布邻域嵌入

Research on pipeline operating condition recognition based on CAE-TSNE

ZHENG Jianqin^{1,2}, DU Jian², LIANG Yongtu², ZHAO Wei², WANG Chang³, DING Peng¹, WU Quan¹

1 PetroChina Planning & Engineering Institute, Beijing 100083, China

2 Beijing Key Laboratory of Urban oil and Gas Distribution Technology, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 102249, China

3 Zhejiang Key Laboratory of Drinking Water Safety and Distribution Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China

Abstract The operation conditions of multi-product pipeline changes frequently and it is difficult to judge the operation state accurately. Therefore, the recognition and monitoring by on-site personnel is easy to cause misjudgment. In order to realize the accurate recognition of pipeline operation conditions, considering the physical spatial characteristics of the pipeline, the operation parameters (pressure, flow rate and density) of each station are sorted out. Considering the time series characteristics of pipeline operation, operating data matrix is formed to overcome the transient disturbance at a single moment based on the SCADA data. Aiming at the high-dimensional and non-linear characteristics of pipeline operating data, the powerful feature compression and reconstruction capabilities of the convolutional autoencoder (CAE) are used to reduce the noise of pipeline data. T-distributed stochastic neighbor embedding algorithm (T-SNE) is used to perform dimensionality reduction and clustering processing on

引用格式: 郑坚钦, 杜渐, 梁永图, 赵伟, 王昌, 丁鹏, 吴全. 基于 CAE-TSNE 的成品油管道运行工况识别. 石油科学通报, 2024, 01: 148-157
ZHENG Jianqin, DU Jian, LIANG Yongtu, ZHAO Wei, WANG Chang, DING Peng, WU Quan. Research on pipeline operating condition recognition based on CAE-TSNE. Petroleum Science Bulletin, 2024, 01: 148-157. doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2024.01.011

pipeline data, and finally the model based on CAE-TSNE for pipeline operation condition recognition is established. Taking two real multi-product pipeline as example, the mainstream machine learning nonlinear classification models (ANN, DT and RF) were compared with the proposed method. The results show that the operating condition identification model based on CAE-TSNE has the highest accuracy, and the recognition rate of clustering identification of operating data after noise reduction can reach 99%, which can guide the operation and management of on-site pipelines.

Keywords multi-product pipeline; operating condition recognition; data matrix; CAE; T-SNE

doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2024.01.011

0 研究背景及研究意义

成品油管道运行时, 由于各个站场泵、阀门等设备运行状态的改变, 管道运行工况会随之发生变化^[1]。站场调度员根据压力、流量等运行参数的变化趋势来判断工况的切换。由于长输管道呈网络化、智能化发展, 且运行工况数据具备多维度、连续时间的特点, 其变化情况较为复杂, 工况切换较为频繁, 因此对管道进行人为监测分析变得越来越困难。另外, 人为识别监控效率较低、耗时耗力, 且容易对运行工况产生误判。若能基于现场实时运行数据建立工况识别模型, 当数据模型的识别工况与现场制定工况不同时, 即数据模型识别不准确或现场出现意外工况。因此, 对管道运行工况的准确识别开展研究是十分有必要的^[2], 识别模型可验证管道运行工况是否符合制定工况类型, 可预防管道运行中出现异常工况变化, 如泄漏、甩泵等, 从而保障成品油管道的高效、安全管理。研究难点可总结如下:

(1) 由于人为操作以及泵、阀门等设备的不平稳运行导致的噪声信号会影响管道运行工况的识别分析^[3-4];

(2) 管道运行工况数据包含各个站场的进出站压力、流量等数据, 数据维度大, 分析较为困难。

目前, 部分学者对管道运行工况识别进行了研究, 如李传宪等^[1]利用环道装置模拟出的 5 种管道运行工况, 基于核的主成分分析法对时频域特征进行降维, 基于遗传算法和粒子群算法优化的神经网络对管道运行工况进行识别。余东亮等^[5]选用局部投影降噪法并结合小波包分析技术对管道负压波信号进行降噪处理并提取特征值, 再对工况进行分析识别。龚骏等^[6]通过计算包括泄漏在内的四种工况下压力波的时域特征, 降维后基于 RBF 神经网络对管道泄漏工况进行识别。张宇等^[7]提出了基于混沌理论中的关联维数对管道泄漏进行识别的方法。陈志刚等^[8]提出了基于多元支持向量机的管道泄漏工况检测方法。Ye 等^[9]利用管道压力数据, 通过小波变换去

除噪声, 提取时域特征, 然后基于模糊 c 均值算法对管道运行工况进行识别。Zhang 等^[10]采用动量项梯度下降算法和自适应学习率优化后的 BP 算法对管道运行状态进行识别。Rai 等^[11]提出了一种基于多尺度分析、Kolmogorov-Smirnov(KS)检验和高斯混合模型(GMM)的基于健康指数的方法来确定管道泄漏和正常情况。Zhang 等^[12]基于混沌特性, 利用动态压力变送器的管道信号, 提出了一种识别管道正常状态和泄漏状态的方法。

虽然目前的识别方法对小批量的工况能够达到较高的精度, 但还存在以下几点不足:

(1) 管道运行工况的识别主要是针对泄漏工况开展研究^[13-16], 建立管道运行工况识别模型的研究较少;

(2) 分析识别的工况种类较少, 如输量变化、启泵、泄漏等, 无法满足现场多工况运行的实际工程需求, 如油品切换;

(3) 主成分分析(PCA)等线性降维方法对于非线性的管道运行数据适用性较差。

随着人工智能算法和数据挖掘技术的迅速发展, 基于现场实际工业过程数据的数据分析方法逐渐成为状态检测技术的研究热点之一。管道的频繁操作会使管内产生瞬变流场^[17], 引起单一时刻的运行数据波动。由于管道运行具有连续性的特点, 为克服瞬变扰动对于运行工况分析的影响, 考虑管道运行数据的时间序列和物理空间特性, 本研究综合分析各站进出站流量、压力等参数, 选取小段时间的运行数据构造成样本矩阵。

主流的小波去噪方法对于阈值的依赖程度较高, 需要多次试验以得到合适的阈值^[18-21]。卷积自编码器(CAE)作为一种无监督算法能准确提取数据潜在特征^[22], 其通过引入数据特征的稀疏表达, 将冗余的信息压缩并表达为稀疏的仅保留有效信息的运行数据, 过滤掉其中的噪声成分^[23]。CAE 作为一种深度学习算法, 目前在语音识别、计算机视觉, 自然语言处理等许多工程领域都得到了广泛的应用^[24]。传统线性降维方法如 PCA 对非线性的管道运行数据矩阵处理效果欠佳。而基于 T 分布的随机邻域嵌入(T-SNE)是一种非

线性降维可视化方法,对于复杂的高维数据拥有良好的降维聚类效果^[25-27]。

针对目前研究的不足,本文基于SCADA数据,构建运行数据矩阵,利用CAE对矩阵数据降噪处理,构建基于T-SNE的管道运行工况识别模型。研究思路如图1所示:

(1)基于SCADA系统,对管道运行数据进行收集与预处理,考虑时间序列与物理空间特性,将各站运行参数(压力、流量、密度)构造为二维矩阵;

(2)管道的频繁操作会使管内产生瞬变扰动,利用CAE对矩阵数据进行降噪处理;

(3)利用T-SNE算法对降噪后的矩阵数据进行降维聚类,实现运行工况的准确识别;

(4)对比目前常用的分类算法(ANN、DT、RF),进一步验证本文的工况识别模型的准确性和有效性。

1 运行工况识别模型

1.1 运行数据的矩阵构造

考虑管道的物理空间特性,将管道划分为多个子单元(包含首站、1个中间站、末站),整理运行参数

(流量、压力、密度),包括首站的出站流量、压力,中间站的进出站流量、压力,末站的进站流量、压力,以及各站的密度,共11个运行参数。SCADA系统间隔5s提取一次数据,考虑管道运行的时间序列特性,将一段时间(1min)的运行数据构建为矩阵形式,可得到 12×11 的管道运行数据矩阵,如式(1)所示。其中 Q 为流量, P 为压力, ρ 为油品密度,上标数字代表不同的站场(A为首站、B为中间站、C为末站),下标 t 代表不同时刻。

$$\left(Q_{out}^A, Q_{in}^B, Q_{out}^B, Q_{in}^C, P_{out}^A, P_{in}^B, P_{out}^B, P_{in}^C, \rho^A, \rho^B, \rho^C \right)_t, t \in T \quad (1)$$

1.2 基于CAE的管道运行数据降噪

由于管路和泵的振动、管内阀门或者弯管引起管内流体状态改变以及阀门的突然开闭引起管内压力突变,管道内会出现不同程度的噪声^[28]。为了降低噪声对工况识别的影响,本文针对管道运行数据矩阵,将构建基于CAE的矩阵降噪模型。CAE基于自编码网络引入卷积操作,通过学习数据的卷积与反卷积映射关系,从含噪声的管道运行数据中提取有效的数据信息。

如图2所示,基于CAE的降噪过程如下:首先通

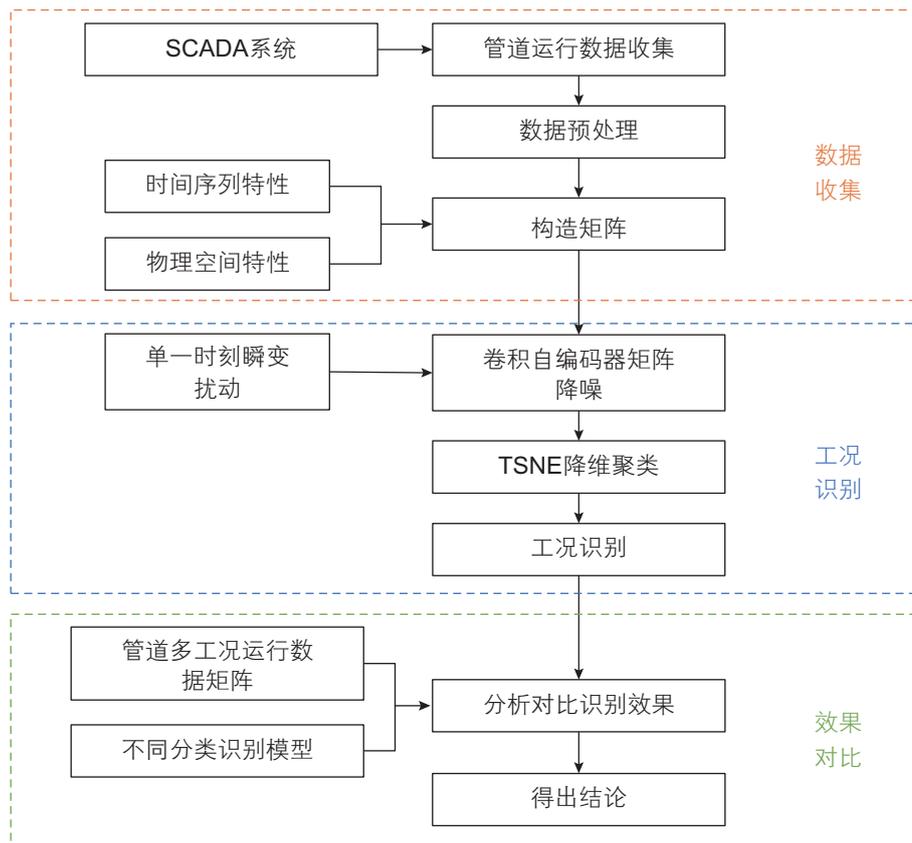


图1 研究流程图

Fig. 1 The flow chart of research

过编码层 1，进行卷积核尺寸为 3×3 、卷积个数为 32 的卷积操作，进行步长为 2 的池化操作；同理，根据之后各层卷积核尺寸大小、卷积个数以及池化步长进行相对应的先卷积后池化操作，即可完成编码，此时网络得到了输入矩阵的潜在特征，尺寸为 $1 \times 1 \times 8$ 。随后通过解码层 1，进行卷积核尺寸为 3×3 、卷积个数为 8 的反卷积操作，并经过步长为 2 的上采样层；同样地，根据后续各层卷积核尺寸、反卷积个数以及上采样步长进行相应的反卷积和上采样操作，网络可将矩阵特征尺寸还原为 $12 \times 11 \times 32$ 。最终通过输出层将卷积核个数映射为 1，得到尺寸为 $12 \times 11 \times 1$ 的降噪数据。考虑 Adam 优化算法基于随机梯度下降法，且对每个不同的参数设定独立的自适应学习率，对于

大批量数据的深度学习算法具有良好的优化能力^[23]，因此选用 Adam 优化算法进行迭代训练。

1.3 基于 T-SNE 的管道运行数据聚类

优良的数据降维方法是准确提取管道运行矩阵数据潜在特征的关键。相较于目前主流的 PCA、Kpca 以及 SNE 降维聚类算法，T-SNE 对于非线性的管道高维数据矩阵表现出更为优良的聚类效果^[27]。目前 T-SNE 算法还未在管道运行工况识别领域运用，基于 T-SNE 的管道矩阵数据聚类的具体步骤如图 3 所示。算法流程如下：

(1) 设管道运行数据矩阵为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ ，所需得到的运行数据二维空间分布为 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ ；

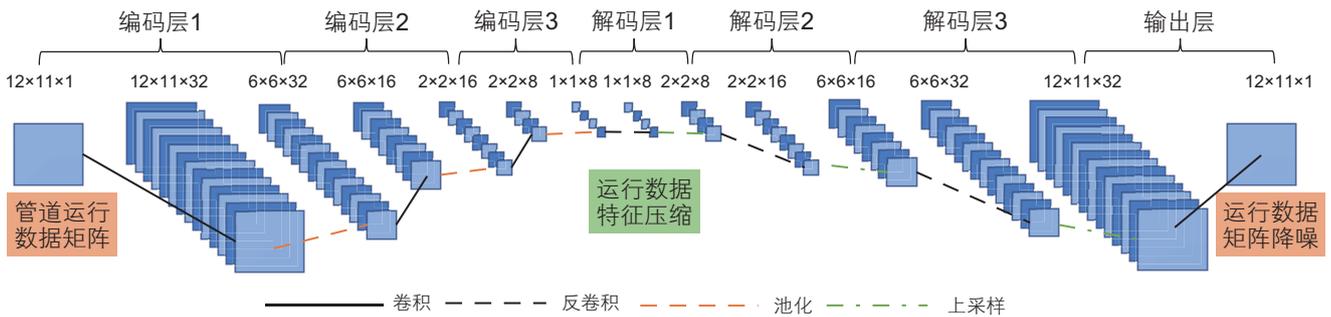


图 2 卷积自编码器网络结构

Fig. 2 Structure of convolutional encoder network

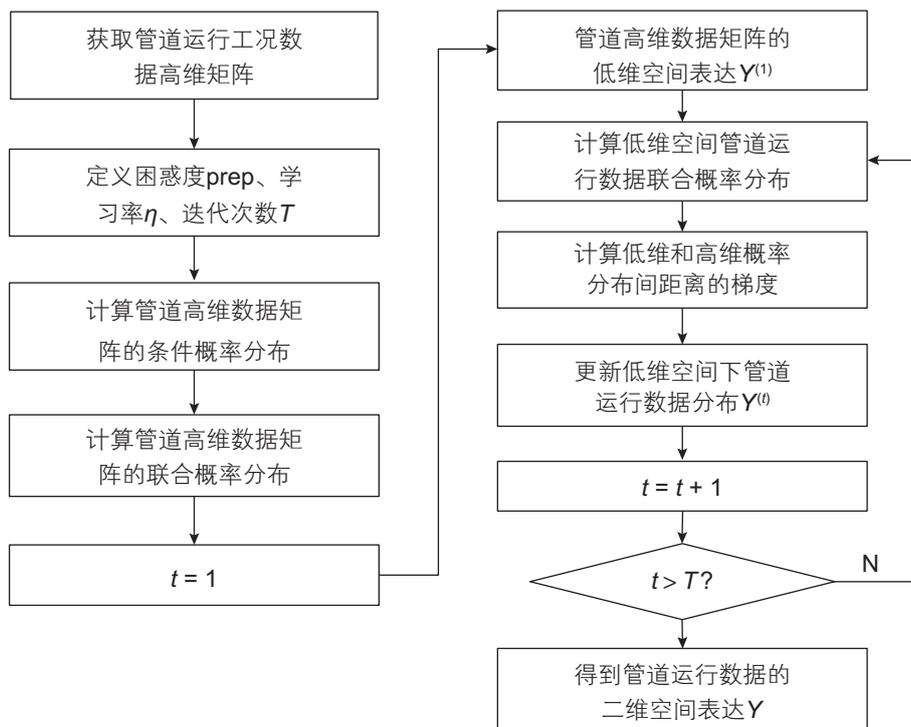


图 3 基于 T-SNE 的管道数据聚类流程

Fig. 3 The process of pipeline data clustering based on T-SNE

(2) 基于管道矩阵数据的条件概率分布计算矩阵数据之间的联合概率分布;

(3) 可得矩阵数据的低维空间初始解 $Y^{(1)}$;

(4) 计算低维空间管道运行数据间的相似度;

(5) 优化数据矩阵对应概率分布与低维空间数据对应概率分布间的距离;

(6) 基于迭代得到梯度下降值, 求得低维空间下管道运行数据解 $Y^{(i)}$;

(7) 当迭代次数达到设定次数后, 输出管道运行数据的二维空间表达 Y 。

1.4 数据预处理

本文选取最大—最小化(max-min)方法对管道运行数据进行归一化处理。假设管道运行数据序列为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 对每一个 x 做如下的处理:

$$x_{\text{input}} = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

其中, x_{\min} 是原管道运行数据序列中 x 的最小值, x_{\max} 为

数据序列中 x 的最大值。

1.5 模型评价指标

本文通过准确率(Accuracy, ACC)表示识别模型的准确度, 即分类正确的样本个数占总样本数的比例。实验中各类工况的样本个数较为均衡, 使用准确率能够直观的反映模型的分类效果, 如式(3)所示。

$$ACC = \frac{n_c}{n_i} \times 100\% \quad (3)$$

式中, n_c 为识别正确的样本个数, n_i 为用于识别的总的样本个数^[29]。

2 算例分析

本文基于某两条成品油管道的SCADA系统数据, 整理各站的运行参数。基于1.1构造运行数据的二维矩阵, 引入CAE做降噪处理。矩阵降噪后的部分参数效果对比如图4所示。可以看出CAE可克服异常扰动

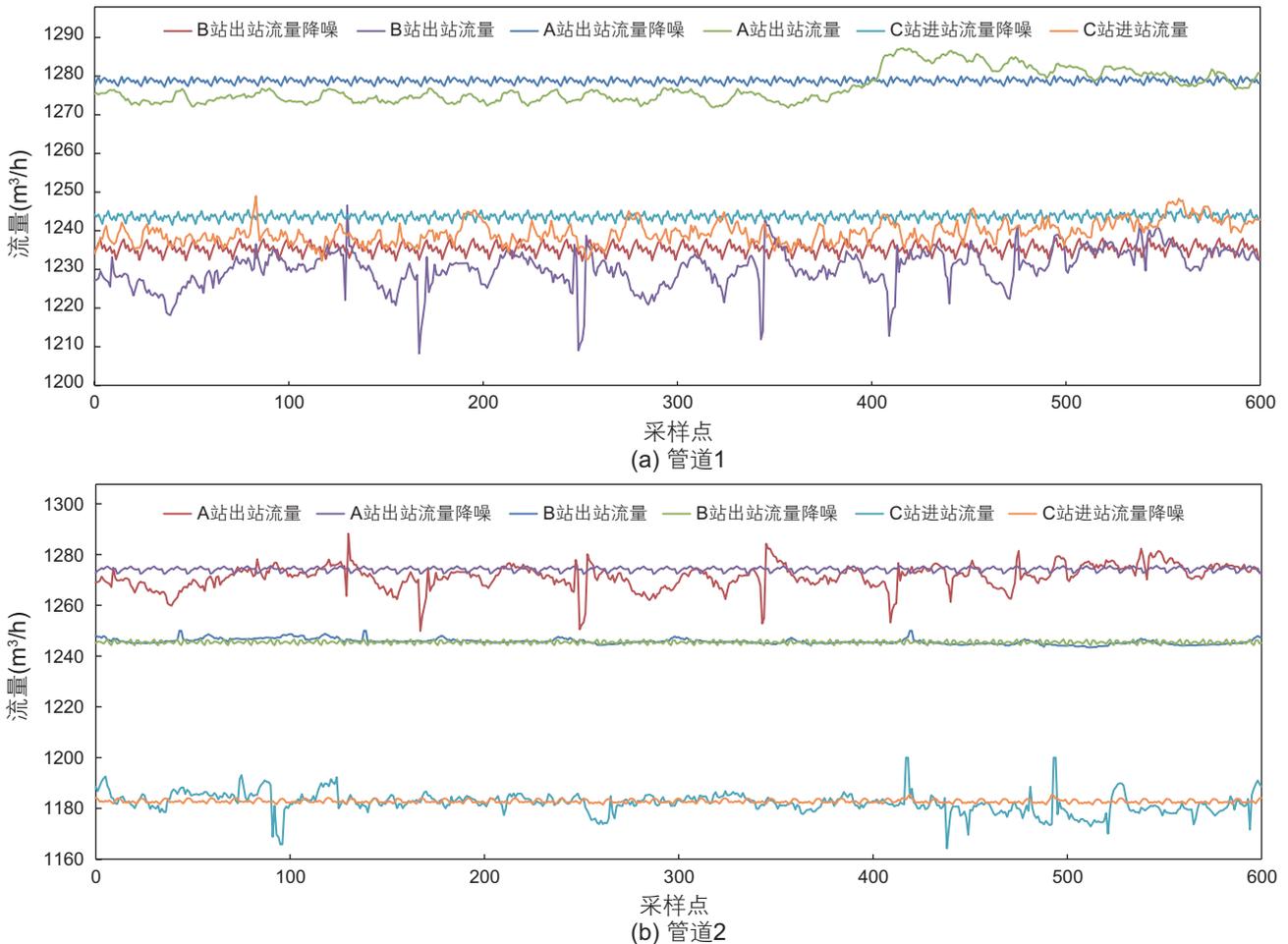


图4 卷积自编码器降噪结果对比

Fig. 4 Comparison of noise reduction results of convolutional autoencoder

点对网络学习的影响,在改善数据平稳性的同时,消除原始数据中的异常点。

两条管道的基本运行工况包括:停输、启输、停泵、启泵、切泵、分输以及油品切换,结合管道调度中心操作日报,可提取各工况对应的管道运行数据,并对每种工况进行编号,工况种类如表 1 所示。

以表 1 各个工况的运行数据为例,基于 CAE 降噪

处理后,通过 T-SNE 降维聚类,并对比 PCA 的聚类效果。从图 5 的聚类结果可以看出, T-SNE 的聚类结果比 PCA 更为显著,同一工况的数据点集中在一起,而在 PCA 中,不同工况的数据点会相互重叠,聚类效果不佳。在图 5 中,横纵坐标轴分别代表一个主成分。T-SNE 对管道运行工况的识别准确率如表 2 所示,可以看出对于降噪前的工况数据,中间站启泵以及分

表 1 工况种类对照表

Table 1 Comparison table of working conditions

对应标签	工况名称	对应标签	工况名称
1	启输	7	首站切换油品 (92#→95#)
2	停输	8	首站切换油品 (95#→0#)
3	首站降输	9	中间站分输
4	首站增输	10	中间站无分输
5	首站停泵	11	中间站启泵
6	首站切换油品 (0#→92#)	12	中间站切泵

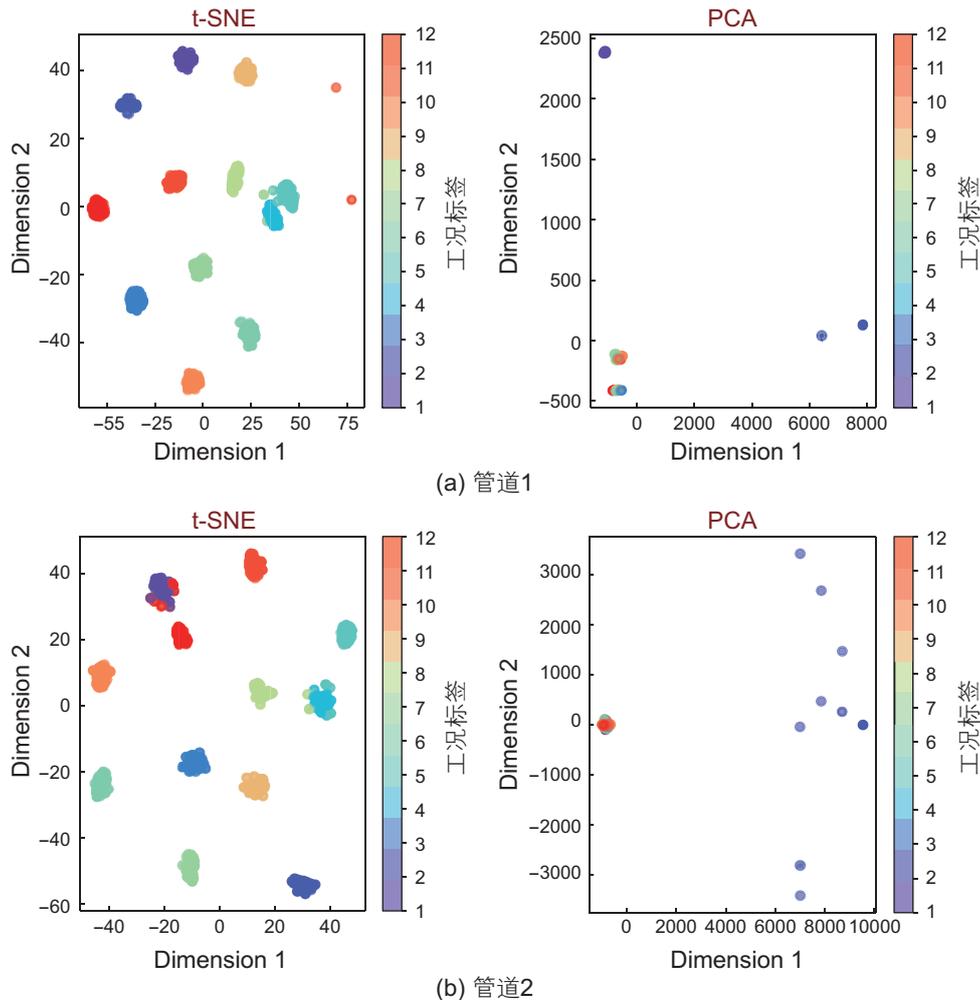


图 5 T-SNE 与 PCA 降维聚类结果对比

Fig. 5 Clustering result comparison of T-SNE and PCA dimension-reducing

输的识别准确率较低。而利用CAE进行数据降噪后，T-SNE的整体聚类识别效果显著提升，工况的平均识别准确率都能达到99%以上。

为对比说明T-SNE聚类识别的优越性，选用传统机器学习非线性分类算法如人工神经网络(ANN)、决策树(DT)以及随机森林(RF)进行分类比较。依据机器学习算法中数据集划分的经验总结(训练集占80%，测试集占20%)^[30]，对管道数据集进行划分，以识别准确率作为模型评价指标。为避免传统机器学习模型的

波动性对实验结果造成影响，对每个模型进行10次实验，得出各模型的平均准确率。通过多次测试确定各个模型的参数，表3、4和5是各对比模型的参数设置情况，表6是每个模型运行所需时间。

图6和图7分别为不同识别模型在训练集和测试集的识别准确率，可看出对于管道1，降噪前DT的识别准确率最高，达到96.91%，T-SNE的识别准确率为96.58%，但对于降噪后的数据，T-SNE的识别准确率达到99.17%。而对于管道2，降噪前RF的识

表2 基于T-SNE的各工况识别准确率

Table 2 Identification accuracy of each condition based on T-SNE

管道	工况	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
1	降噪前	准确率/%	97	99	98	99	98	96	98	96	94	96	90	98
		平均准确率/%	96.58											
	降噪后	准确率/%	100	98	100	98	100	98	100	100	98	100	98	100
		平均准确率/%	99.17											
2	降噪前	准确率/%	98	98	96	98	96	96	98	96	94	96	90	98
		平均准确率/%	96.17											
	降噪后	准确率/%	99	99	100	99	100	98	100	96	100	100	98	100
		平均准确率/%	99.08											

表3 ANN模型参数设置结果

Table 3 The parameter setting results of ANN model

模型参数	设置结果
隐藏层个数	2
隐藏层节点个数	[20, 15]
激活函数	Relu
优化器	Adam
学习率	0.001
训练轮数	1000

表5 TSNE模型参数设置结果

Table 5 The parameter setting results of TSNE model

模型参数	设置结果
困惑度	50
学习率	1000
迭代次数	1300

表4 RF模型参数设置结果

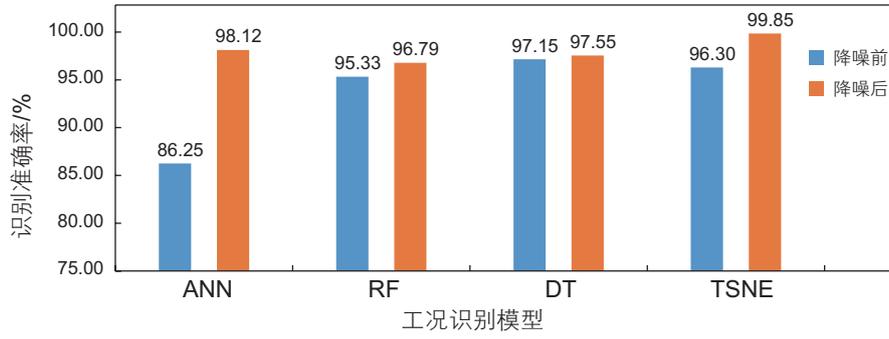
Table 4 The parameter setting results of RF model

模型参数	设置结果
集成树个数	40
最大树深	15
叶子节点最小样本数	3
每个属性划分最少的样本数	3

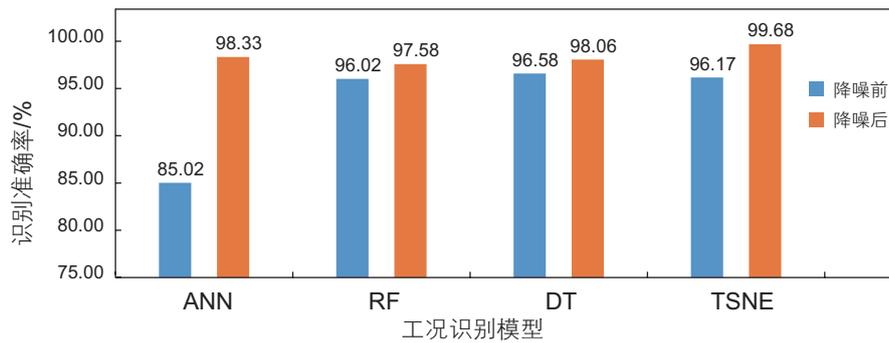
表6 识别模型运行时间

Table 6 Running time of identification model

识别模型	运行时间/s
ANN	8
DT	3
RF	4
TSNE	3



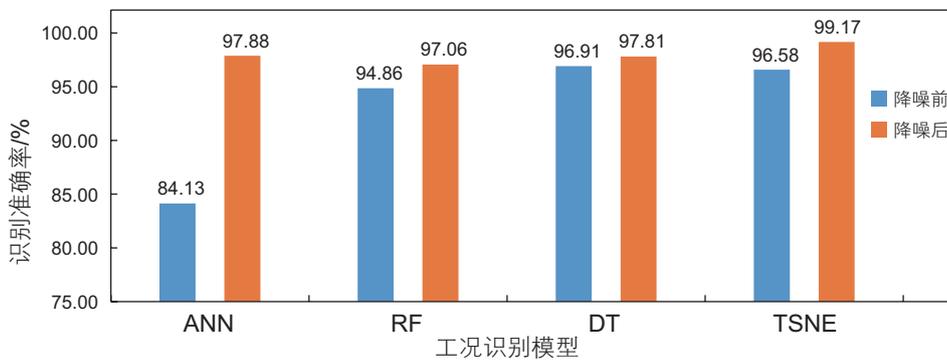
(a) 管道1



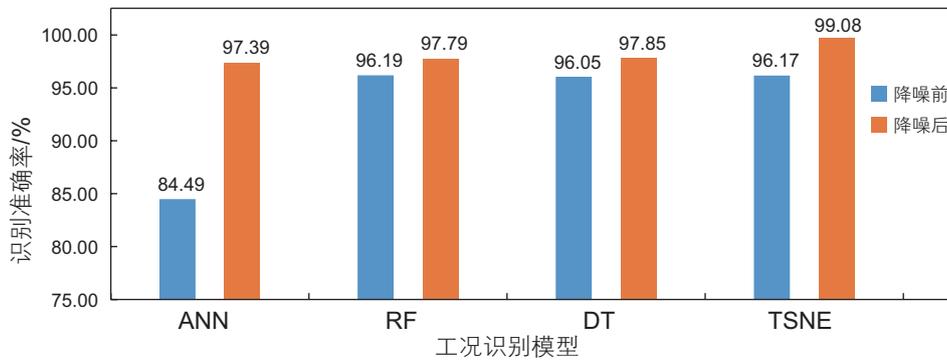
(b) 管道2

图 6 不同分类模型在训练集上的准确率对比

Fig. 6 Comparison of the accuracy of different classification models on training sets



(a) 管道1



(b) 管道2

图 7 不同分类模型在测试集上的准确率对比

Fig. 7 Comparison of the accuracy of different classification models on testing sets

别准确率最高,达到96.19%,T-SNE的识别准确率为96.17%,但降噪后,T-SNE的识别准确率可达到99.08%。基于模型结果,可说明CAE-TSNE对管道多种运行工况的识别准确度最高,表现最好。

3 结论

本文针对成品油管道运行工况识别开展研究,旨在帮助现场更好地监控管道运行状态。首先根据管道SCADA系统获取运行数据,考虑到管道运行数据具

有时间序列以及物理空间特性,将一段时间的运行数据构造为二维矩阵。基于CAE算法对矩阵数据进行降噪,得到滤除噪声后的运行数据;基于T-SNE聚类算法对降噪后的运行数据进行工况的聚类识别,建立管道运行工况识别模型。为验证模型的准确性和通用性,选取两条管道的12种运行工况数据,并对比ANN、DT以及RF的识别效果。结果表明,基于CAE-TSNE的工况识别模型对降噪后的运行数据识别准确率可达到99%以上,表现效果最好,可用于指导成品油管道运行状态的识别和监测。

参考文献

- [1] 李传宪,刘定宏,李剑,等.基于优化BP网络的液体管道工况识别方法研究[J].石油化工高等学校学报,2018,31(06):73-81.[LI C X, LIU D H, LI J, et al. Research on working condition identification method of liquid pipeline based on optimized BP Network [J]. Journal of Petrochemical Institutions of Higher Learning, 2018, 31(06): 73-81.]
- [2] 李鹏辉.基于深度学习的油井功图智能识别[D].洛阳:河南科技大学,2015.[LI P H. Intelligent identification of oil well power graphs based on deep learning [D]. Luoyang: Henan University of Science and Technology, 2015.]
- [3] 陈仁文,周洪梅,余旭峰.输油管道应力波检测中的小波去噪方法研究[J].振动与冲击,2003(04):82-84.[CHEN R W, ZHOU H M, YU X F. Study on wavelet de-noising method in stress wave detection of oil pipeline [J]. Journal of Vibration and Shock, 2003(04): 82-84.]
- [4] 蔡正敏,吴浩江,黄上恒,等.小波变换在管道泄漏在线监测中去噪的应用[J].机械科学与技术,2001,020(002):253-256.[CAI Z M, WU H J, HUANG S H, et al. Application of wavelet transform to denoising in pipeline leakage on-line monitoring [J]. Mechanical Science and Technology, 2001, 020(002): 253-256.]
- [5] 余东亮,张来斌,梁伟,等.长输管道信号降噪及工况识别方法研究[J].石油学报,2009,30(06):937-941.[YU D L, ZHANG L B, LIANG W, et al. Research on signal noise reduction and condition identification methods for long distance pipeline [J]. Acta petrolei sinica, 2009, 30(06): 937-941.]
- [6] 龚骏,税爱社,包建明,等.多工况下基于RBF神经网络的管道泄漏检测[J].油气储运,2015,34(07):759-763.[GONG J, SHUAI A S, BAO J M, et al. Pipeline leakage detection based on RBF neural network under multiple working conditions [J]. Oil and gas storage and transportation, 2015, 34(07): 759-763.]
- [7] 张宇,李健,陈世利,等.基于混沌特性的输油管道泄漏识别方法[J].纳米技术与精密工程,2009,7(04):337-341.[ZHANG Y, LI J, CHEN S L, et al. An oil pipeline leakage identification method based on chaotic characteristics [J]. Nanotechnology and precision engineering, 2009, 7(04): 337-341.]
- [8] 陈志刚,张来斌,梁伟,等.复杂工况下热油管道泄漏识别与定位方法研究[J].西南石油大学学报(自然科学版),2008,30(06):157-160+217.[CHEN Z G, ZHANG L B, LIANG W, et al. Research on identification and location method of hot oil pipeline leakage under complicated working conditions [J]. Journal of southwest petroleum university (natural science edition), 2008, 30(06): 157-160+217.]
- [9] YINGCHUN Y, LAIBIN Z, WEI L, et al. Fuzzy C-means algorithm in work condition recognition of oil pipeline[C]// 2009 4th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. IEEE, 2009.
- [10] ZHANG L, YE Y, LIANG W, et al. A novel BP Algorithm for pipeline condition recognition[C]// World Congress on Computer Science & Information Engineering. IEEE, 2009.
- [11] RAI A, KIM J M. A novel pipeline leak detection approach independent of prior failure information[J]. Measurement, 2020, 167: 108284.
- [12] ZHANG Y, LI J, CHEN S L, et al. Recognition method for oil pipeline leak based on chaotic characteristics[J]. Nami Jishu yu Jingmi Gongcheng/Nanotechnology and Precision Engineering, 2009, 7(4): 337-341.
- [13] 范春风.天然气管道泄漏声波识别方法研究[D].2010.[FAN C F. Research on acoustic wave identification method for natural gas pipeline leakage [D]. 2010.]
- [14] 刘啸奔,张宏,夏梦莹,等.基于主成分分析和神经网络的管道泄漏识别方法[J].油气储运,2015,34(07):737-740.[LIU X B, ZHANG H, XIA M Y, et al. Pipeline leak identification method based on principal component analysis and neural network [J]. Oil and

- gas storage and transportation, 2015, 34(07): 737-740.]
- [15] 胡瑾秋, 张来斌, 王朝晖, 等. 动态聚类算法在管道泄漏检测中的应用[J]. 石油机械, 2007(02): 31-35+72. [HU J Q, ZHANG L B, WABG Z H, et al. Application of dynamic clustering algorithm in pipeline leakage detection[J]. Petroleum Machinery, 2007(02): 31-35+72.]
- [16] 焦敬品, 李勇强, 吴斌, 等. 基于BP神经网络的管道泄漏声信号识别方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(11): 2588-2596. [JIAO J P, LI Y Q, WU B, et al. Research on acoustic signal identification method for pipeline leakage based on BP neural network [J]. Chinese journal of instrumentation, 2016, 37(11): 2588-2596.]
- [17] 王勇, 王力, 胡衡, 等. Mac Cormack算法在长输管道瞬变流动仿真中的应用[J]. 油气储运, 2020, 39(05): 542-548. [WANG Y, WANG L, HU H, et al. Application of Mac Cormack Algorithm in transient flow simulation of long distance pipeline [J]. Oil and Gas Storage and Transportation, 2020, 39(05): 542-548.]
- [18] 陈健, 刘明, 熊鹏, 等. 基于卷积自编码神经网络的心电信号降噪[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(16): 148-155. [CHEN J, LIU M, XIONG P, et al. Noise reduction of ecg signal based on convolutional self-coded neural network [J]. Computer engineering and applications, 2020, 56(16): 148-155.]
- [19] RASHMI N, BEGUM G, SINGH V, et al. ECG denoising using wavelet transform and filters[C]//2017 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking, 2017.
- [20] ADAMOU-MITICHE A B H, MITICHE L, NAIMI H, et al. Three levels discrete wavelet transform elliptic estimation for ECG denoising.4th International Conference on Control Engineering & Information Technology. 2017
- [21] POORNACHANDRA S. Wavelet-based denoising using subband dependent threshold for ECG signals[J]. Digital Signal Processing. 2007 (1)
- [22] 陈俊芬, 张明, 赵佳成, 等. 结合降噪和自注意力的深度聚类算法[J/OL]. 计算机科学与探索: 1-13. [CHEN J F, ZHANG M, ZHAO J C, et al. A depth clustering algorithm combining noise reduction and self-attention [J/OL]. Computer Science and Exploration: 1-13.]
- [23] 江金生, 任浩然, 李瀚野. 基于卷积自编码器的地震随机噪声压制方法[A]. 中国石油学会石油物探专业委员会、中国地球物理学会勘探地球物理委员会. 中国石油学会 2019 年物探技术研讨会论文集[C]. [JIANG J S, REN H R, LI H Y. Seismic random noise suppression method based on convolutional encoder [A]. Petroleum geophysical Exploration Committee of The Chinese Petroleum Society, Exploration geophysics Committee of the Chinese Geophysical Society. Proceedings of the 2019 Symposium on Geophysical Techniques of The Chinese Society of Petroleum [C].]
- [24] 张遥, 陈西曲. 基于残差卷积自编码器(RCAE)的红外图像降噪方法研究[J]. 信息技术与信息化, 2019(12): 242-244. [ZHANG Y, CHEN X Q. Research on infrared image noise reduction method based on RCAE [J]. Information Technology and Informatization, 2019(12): 242-244.]
- [25] PEZZOTTI N, LELIEVELDT B P F, MAATEN L V D, et al . Approximated and user steerable T-SNE for progressive visual analytics[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2016, 23(7): 1739-1752.
- [26] WENBO ZHU, ZACHARY T, WEBB KAITIAN M, et al. A deep learning approach for process data visualization using t-distributed stochastic neighbor embedding[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2019, 58 (22), 9564-9575.
- [27] 张淑清, 段晓宁, 张立国, 等. T-SNE降维可视化分析及飞蛾火焰优化ELM算法在电力负荷预测中应用[J/OL]. 中国电机工程学报: 1-9. [ZHANG S Q, DUAN X N, ZHANG L G, et al. Application of T-SNE dimension reduction visual analysis and moth flame optimization ELM algorithm in power load forecasting [J/OL]. Chinese Journal of Electrical Engineering : 1-9].
- [28] 王晖晖. 管路系统流动特性及噪声研究[D]. 华中科技大学, 2017. [WANG H H. Research on flow characteristics and noise of pipeline system [D]. Huazhong University of Science and Technology, 2017.]
- [29] 侯越, 陈逸涵, 顾兴宇, 等. 基于卷积自编码的沥青路面目标与裂缝智能识别[J/OL]. 中国公路学报: 1-21. [HOU Y, CHEN Y H, GU X Y, et al. Objective and crack intelligent identification of asphalt pavement based on convolutional self-coding [J/OL]. Chinese Journal of Highways : 1-21.]
- [30] 周志华. 机器学习. 清华大学出版社, 2016. [ZHOU Z H. Machine learning. Tsinghua University Press, 2016.]