

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.04.027

基于变分模态分解的钢轨漏磁信号去噪方法

冯晨,王平

(南京航空航天大学 高速载运设施的无损检测监控技术重点实验室,江苏 南京 210016)

摘 要:针对漏磁技术用于钢轨顶面损伤检测时的漏磁信号去噪问题,提出一种基于变分模态分解的去噪方法,分析钢轨损伤漏磁信号的成分。根据损伤信号和干扰信号的峭度值分布设定阈值,对原始漏磁信号进行变分模态分解。通过对比最高阶和次高阶模态分量之间的相关性确定分解层数;根据峭度阈值提取各阶模态分量的有效信号并进行重构。实验结果表明:该方法能够有效提高信噪比。

关键词:变分模态分解;漏磁检测;信号去噪;钢轨顶面损伤

中图分类号:TB302.5 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2025)04-0150-05

Denoising Method for Rail Magnetic Leakage Signals Based on Variational Mode Decomposition

FENG Chen, WANG Ping

(Key Laboratory of Non-destructive Testing & Monitoring Technology of High-speed Transportation Facilities, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In addressing the noise reduction issue in magnetic leakage signals applied to detecting surface damage on rail tracks, a denoising method based on variational mode decomposition is proposed. The components of magnetic leakage signals caused by rail damage are analyzed. Thresholds based on the kurtosis values of damage signals and interference signals are set. The original magnetic leakage signals are decomposed using variational mode decomposition. The number of decomposition levels is determined by comparing the correlation between the highest and second-highest modal components. On the basis of the kurtosis thresholds, the effective signals of each modal component are extracted and reconstructed. Experimental results demonstrate that the proposed method effectively improves the signal-to-noise ratio.

Keywords: variational mode decomposition; magnetic leakage testing; signal denoising; rail top surface damage

0 引言

在钢轨损伤的无损检测领域,按照不同的检测原理有超声波检测、漏磁检测、涡流检测、磁粉检测等方法,其中漏磁检测能够识别钢轨顶面和近顶面的微小裂纹、腐蚀、疲劳裂纹等问题^[1-5],从而发现早期存在的安全隐患。

在漏磁信号的分析过程中,由于噪声的存在导致损伤信号难以进行提取和分析^[6]。目前传统的降噪方法在处理工程上的非线性非平稳信号时,经常面临难以平衡时间和频率精度、缺乏自适应性、信号特征信息丢失以及复杂的参数选择等问题,因此无法将噪声干扰和损伤信号有效地区分开^[7-9]。与传统的时频分析对比,变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)可以根据信号的特性自动调整分解过程,具有较强的自

适应性,避免了传统分解方法中需要手动选择基函数的问题;能够处理非线性非平稳信号,将信号分解成一组模态函数(intrinsic mode function, IMF),每个模态函数代表不同频率和振幅成分,提供了对信号的多尺度分析^[10-12]。因此,VMD在处理工程上的非线性、非平稳信号时具有广泛的潜力。

朱玥等^[13]基于最小熵解卷积得到最优的逆滤波器参数,对漏磁信号进行了增强。但增强有效信号时也丢失了部分特征信息。李小娟等^[14]设计了二级改进的中值滤波算法,有效地滤除了漏磁信号中的高频噪声和基线漂移信号,但缺乏自适应性,无法有效滤除振动信号缺乏自适。周黄健等^[15]根据漏磁信号推导了传感器的安装方式,根据 x 方向和 z 方向的差值确定参考信号并实现滤波,但对于形状不规则的损伤,计算差分信

基金项目:国家自然科学基金项目(62073162)

第一作者简介:冯晨(2000—),男,江西南昌人,硕士研究生,研究方向为电磁无损检测,1131163601@qq.com。

号时可能无法对齐 x 方向峰值信号和 z 方向谷值信号,导致滤波效果不佳。

本文提出了一种基于 VMD 的滤波算法,能够适应漏磁信号的非线性特性和时变特性,在滤除噪声的同时保留了有效信号的特征,对比自适应滤波提高了去噪效果。

1 漏磁检测基本分析

1.1 漏磁检测原理

漏磁检测原理如图 1 所示。首先利用了直流激励线圈产生外加磁场,钢轨在感应磁场的作用下被磁化。当钢轨顶面没有损伤时,磁感线基本从钢轨内部平行穿过,磁场不会发生突变;当钢轨顶面有损伤时,由于钢轨的磁导率大于损伤内部的空气,于是在损伤处磁导率会发生突变,导致部分磁感线泄漏,从而形成漏磁场^[16]。此时就可以用磁敏传感器阵列测量钢轨顶面的磁场,从而得到损伤漏磁场的原始数据。

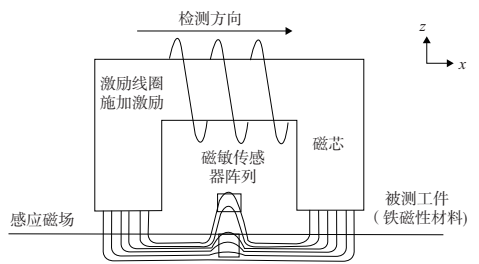


图 1 漏磁检测原理示意图

1.2 漏磁信号分析

单个传感器检测到的矩形槽损伤的漏磁场如图 2 所示。从损伤漏磁场的 B_x 分量上看,磁场强度信号呈现中间大两边小的结果,由一个正向主瓣和两个负向旁瓣组成,主瓣的幅值远大于两个旁瓣。从损伤漏磁场的 B_z 分量上看,磁场强度信号形状类似正弦函数,两侧分别有极大值和极小值,且其幅值的绝对值相近。

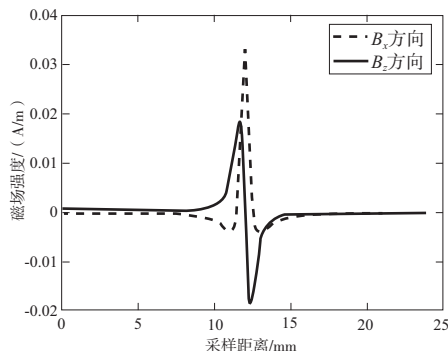


图 2 矩形槽损伤的漏磁场

对于矩形槽损伤,其漏磁场 B_x 与 B_z 分量均能反映损伤的部分特征。但是在工程上实际检测时,漏磁信号会受到各种噪声干扰:如背景噪声、检测探头振动带来的噪声、速度效应产生的噪声等。

检测探头到被测钢轨之间的垂直距离称之为提离。在巡检过程中,探头容易受到振动等因素影响,使得提离发生变化,进而导致传感器输出变化,称之为提离效应^[17]。不同提离值下的矩形槽损伤的漏磁场强度分量图如图 3 所示。由图 3 可知:提离值大小对检测信号的影响比较大,当提离值从 0~3 mm 开始增大时会导致漏磁场强度迅速减小;当提离值大于 3 mm 后磁场强度较小,导致损伤处的漏磁信号识别困难。因此在处理漏磁数据时,必须充分考虑提离效应的影响。

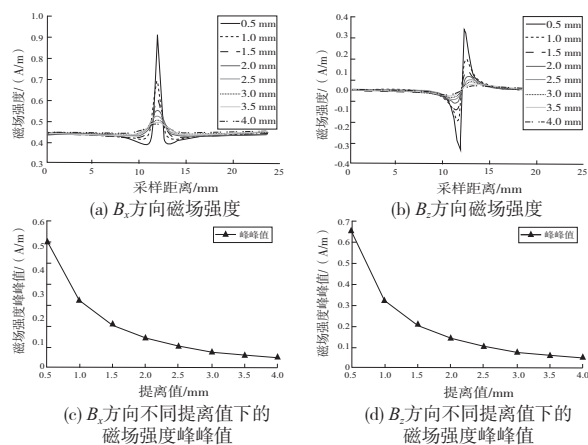


图 3 不同提离值下矩形槽损伤的漏磁场强度分量图

2 实验与信号处理

2.1 采集实际损伤信号

低速采集人工损伤的漏磁信号如图 4 所示。可以看出:人工损伤的漏磁信号中的 B_x 分量整体上比 B_z 分量的幅值大,说明 B_x 方向的分量能够更好地体现出损伤信号的特征,后续即可使用 B_x 方向的信号来进行分析。

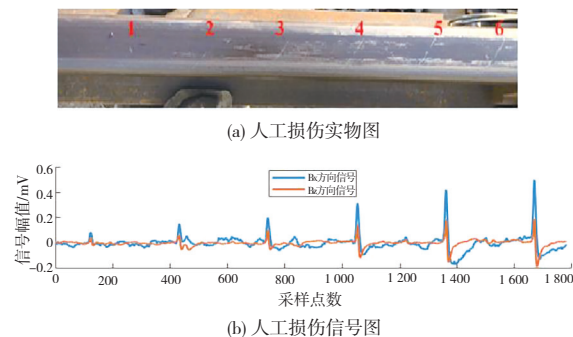


图 4 人工损伤信号图

接着分析自然损伤的漏磁信号成分,漏磁信号主要由损伤信号和其他噪声信号构成。在低速采集实验中,速度效应产生的噪声几乎可以不计,其他噪声信号主要由振动噪声、背景噪声构成。因此原始漏磁信号可以看做是损伤信号、振动噪声和背景噪声的线性叠加,即

$$X(t) = X_{\text{MFL}}(t) + X_{\text{VIB}}(t) + X_{\text{NOI}}(t) \quad (1)$$

式中: $X_{\text{MFL}}(t)$ 为损伤信号; $X_{\text{VIB}}(t)$ 为振动噪声; $X_{\text{NOI}}(t)$ 为背景噪声。

自然损伤 B_x 方向信号及其 Hilbert 谱如图 5 所示。对原始漏磁信号的特征展开分析,可以看出漏磁各成分信号有如下特点:

- 1) 损伤信号的频率集中在高频,峰值主要出现在损伤中心位置,然后信号幅值向两侧递减;
- 2) 振动噪声的幅值接近于损伤信号,频率略小于损伤信号;
- 3) 背景噪声的瞬时频率范围分布较广,随机性强,幅值小于振动噪声。

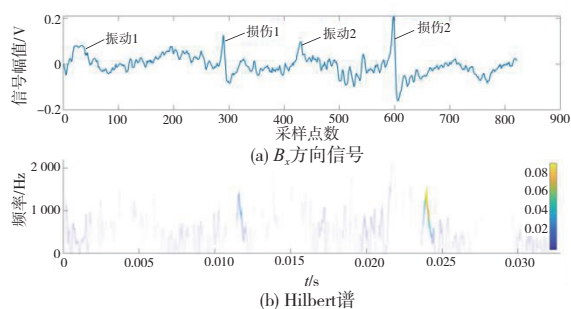


图5 自然损伤 B_x 方向信号及其 Hilbert 谱

尽管 Hilbert 谱方法计算的瞬时频率是基于局部特性的,与由傅里叶变换计算的整体频谱存在一定程度的不一致性^[18],但根据上述频率、幅值的分布特性可以得知:损伤信号和振动噪声在时域和频域上的特征比较接近,使用传统的时频域分析方法难以有效地去除噪声,也无法保持损伤成分的信号特征不受损。

2.2 损伤信号筛选方法

在信号分析中,峭度通常用来衡量波形的尖锐程度、波动性和分布形状等参数,峭度值 K 定义为

$$K = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (2)$$

式中: $E(x)$ 为输入信号 x 的期望值; μ 为输入信号 x 的平均值; σ 为输入信号 x 的标准差。

根据式(2)可推出:对于符合正态分布的信

号,峭度值接近于 3;当信号的分布呈现尖峰形状时,峭度值大于 3;当信号的分布呈现平坦形状时,峭度值小于 3。

现选取等长的损伤信号、振动噪声信号、背景噪声信号各 30 组,进行峭度值统计比较,结果如图 6 所示。从峭度值上分析,损伤信号的峭度平均值大于 5,振动噪声、背景噪声的平均值均小于 5。损伤信号和振动噪声、背景噪声在峭度的统计特性上有明显的边界。因此,可以利用峭度设置阈值将振动噪声和背景噪声进行剔除,本文将峭度阈值设置为 5。

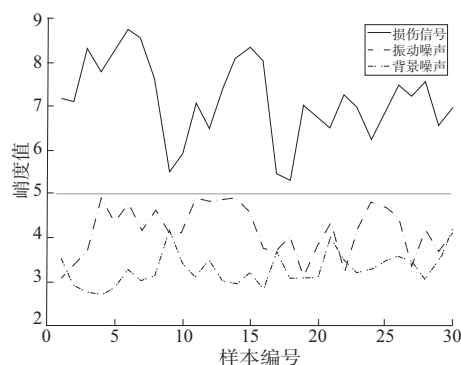


图6 原始漏磁信号各成分峭度图

2.3 基于 VMD 的漏磁信号去噪方法

变分模态分解(VMD)是一种自适应信号处理方法,通过迭代搜寻变分模态的最优解,不断更新各模态函数及中心频率,得到若干具有一定宽带的模态函数。VMD 适用于多尺度、非线性和非平稳信号的分析,尤其是在非线性、非平稳信号上具有明显优势,而且还可以很好地抑制经验模态分解的模态混叠现象。

对图 5 的原始漏磁信号,使用 VMD 方法进行分解。VMD 分解的结果主要受到模态分解层数 K 的影响,当 K 的取值较小时,相邻 IMF 分量的中心频率相距较远,导致部分重要信号被滤除;当 K 的取值较大时,相邻 IMF 分量的中心频率相距较近,导致模态重复产生额外噪声。由于噪声与噪声之间无相关性,而各个特征信号之间具有较强的相关性,因此可以通过计算相邻 IMF 分量之间的相关程度来判断各 IMF 中有用信号的含量^[19]。

相邻 IMF 分量之间的皮尔逊相关系数如表 1 所示。当最高阶和次高阶 IMF 分量的皮尔逊相关系数最大时,其线性关系最强,意味着分解后的 IMF 分量能更加紧密地捕捉了信号的结构特征,且重要信号的频率特征被较好地分离。因此,当

最高阶和次高阶 IMF 分量的皮尔逊相关系数最大时,可以认为分解效果最好,故设置本文的模态分解层数 $K=8$ 。

表 1 相邻 IMF 分量之间的皮尔逊相关系数

K	C_{1-2}	C_{2-3}	C_{3-4}	C_{4-5}	C_{5-6}	C_{6-7}	C_{7-8}	C_{8-9}	C_{9-10}
2	0.11	—	—	—	—	—	—	—	—
3	0.15	0.13	—	—	—	—	—	—	—
4	0.12	0.14	0.12	—	—	—	—	—	—
5	0.15	0.18	0.13	0.13	—	—	—	—	—
6	0.19	0.11	0.14	0.14	0.14	—	—	—	—
7	0.14	0.13	0.12	0.14	0.14	0.14	—	—	—
8	0.01	0.17	0.12	0.15	0.13	0.16	0.26	—	—
9	0.02	0.06	0.19	0.11	0.14	0.13	0.11	0.20	—
10	0.06	0.03	0.14	0.13	0.12	0.13	0.13	0.11	0.19

VMD 分解后的 IMF 分量从低阶到高阶排列,频率对应从高到低变化。对于钢轨顶面损伤原始漏磁信号,其低阶模态分量对损伤的反应更为敏感,随着阶数的增大,其余 IMF 信号中含有的损伤信号成分会越来越少,但直接舍弃高阶模态信号会无法反映出损伤信号的特征。本文通过计算 IMF 分量信号的峭度来判断是否存在损伤信号,接着提取有用信号进行重构。

对于给定待分解信号 $X(t)$,模态分解层数 $K(2 \leq K \leq N, N$ 为允许的最高分解层数), i 为分解阶数($1 \leq i \leq K$),VMD 去噪的基本实现过程如下:

1) 对于 $X(t)$ 进行 $2 \sim N$ 层 VMD 分解,并计算最高阶和次高阶 IMF 分量的皮尔逊相关系数,选取相关系数最大的模态分解层数作为最优分解层数 $\hat{K}$;

2) 对于 $X(t)$ 进行 $\hat{K}$ 层 VMD 分解,计算各级 IMF 分量的峭度值,若大于峭度阈值,则记录当前阶数 i ;

3) 从第一个记录阶数开始选取 IMF 分量,直到 $|$ 当前记录阶数 - 上一个记录阶数 $| > 2$ 时停止选取;

4) 将所有选取阶数的 IMF 分量信号叠加,得到重构信号 $\hat{X}(t)$ 。

VMD 分解结果如图 7 所示,每一阶 IMF 的峭度值如图 8 所示。IMF 分量记作 $IMF_1 \sim IMF_8$,根据上述算法选取 $IMF_{2,4 \sim 6}$ 作为有效信号。

对信号进行重构,并与自适应滤波后的信号进行对比,结果如图 9 所示。对比自适应滤波后的信号和 VMD 重构信号可以看出:自适应滤波后

的振动噪声幅值比重构后的要小,但是滤波后的损伤信号幅值小于重构信号,而且 VMD 重构后的损伤信号能够很好地保留特征,而自适应滤波的损伤信号发生了轻微畸变,信号特征发生改变。

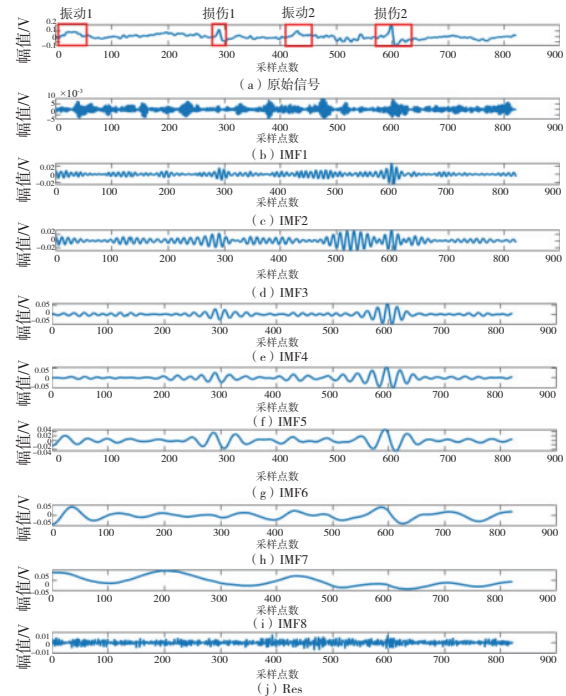


图 7 原始漏磁信号 VMD 分解图

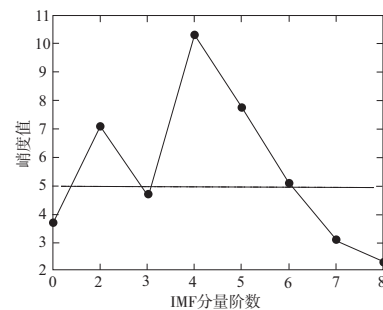


图 8 VMD 分解后各阶 IMF 的峭度

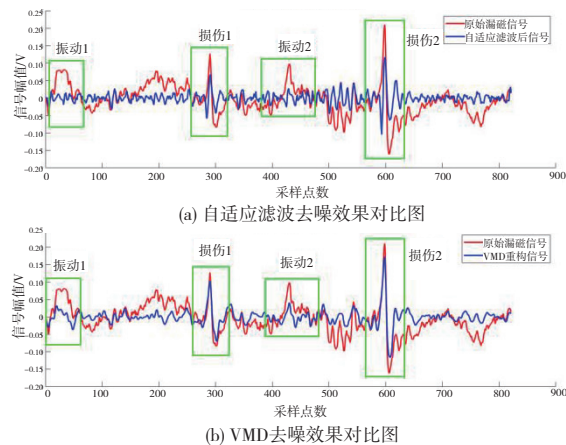


图 9 不同去噪方法对比图

接着进一步计算信号的信噪比和峭度,信噪比计算方法如式(3)所示,特征计算结果如表2所示。由表2可知:原始漏磁信号第二组信号分别经过自适应滤波和VMD降噪后,信噪比分别增大为原来的31.9%、51.3%,而且信号的整体峭度增大为原来的138.6%、227.6%,说明了本文方法在漏磁信号上去噪的有效性。

$$S_{NR} = 10 \lg \left(\frac{V_{ppMFL}}{V_{ppVIB}} \right) \quad (3)$$

式中: V_{ppMFL} 是损伤信号的峰峰值; V_{ppVIB} 是振动噪声的峰峰值。

表2 信号特征参数对比

信号类型	第一组 信噪比/dB	第二组 信噪比/dB	峭度
原始信号	4.12	8.05	5.33
自适应滤波信号	7.87	10.62	12.72
重构信号	9.41	12.18	17.46

3 结语

本文以钢轨顶面的损伤信号为研究对象,设计了一种基于变分模态分解的信号去噪算法。首先根据漏磁各成分信号进行峭度值特征统计,初步设定筛选损伤信号的峭度阈值。接着使用VMD分解获得IMF分量,通过对比最高阶和次高阶IMF分量间的皮尔逊相关系数确定分解层数,再依据峭度阈值判断IMF分量中是否存在损伤信号,并将未达到阈值的分量认定为噪声并舍弃。最后选择符合算法的IMF分量,叠加对信号进行重构,最终得到特征明显的损伤信号。实验结果表明:与自适应滤波对比,VMD重构之后的信号信噪比得到了提高,说明VMD重构对噪声信号有明显的抑制效果。为钢轨顶面漏磁检测信号滤波技术提供了一种可行的去噪技术方案。

参考文献:

- [1] 张辉,宋雅男,王耀南,等. 钢轨缺陷无损检测与评估技术综述[J]. 仪器仪表学报,2019,40(2):11-25.
- [2] 冀凯伦. 钢轨顶面缺陷漏磁检测探头设计[D]. 南京:南京航空航天大学,2020.
- [3] 宋雅男. 基于卷积神经网络多模型融合的钢轨表面缺陷检测方法[D]. 长沙:长沙理工大学,2020.
- [4] ZHOU Q X. A detection system for rail defects based on machine vision [J]. Journal of Physics: Conference Series,2021,1748(2):022012.
- [5] HU S T, SHI W Z, LU C, et al. Rapid detection of

cracks in the rail foot by ultrasonic B-scan imaging using a shear horizontal guided wave electromagnetic acoustic transducer [J]. NDT & E International, 2021, 120: 102437.

- [6] 梁康武. 钢轨顶面裂纹漏磁信号检测系统设计[D]. 南京:南京航空航天大学,2019.
- [7] 丁顺意. 基于自适应滤波与随机森林的钢轨漏磁信号去噪与识别研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2020.
- [8] 冷强. 基于图谱的钢轨缺陷检测研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2020.
- [9] DANG B, LIU C Z, YANG L, et al. EMD-based borehole TEM array signal denoising and baseline wander correction for NDT of downhole casings [J]. IEEE Access,2020,8:150213-150224.
- [10] XIANG C S, LI Z D, QI X J, et al. Research on track damage identification based on the response of vehicle-rail contact point [J]. Transportation Engineering, 2022,10:100149.
- [11] WU F P, LI Q H, LI S P, et al. Train rail defect classification detection and its parameters learning method[J]. Measurement,2020,151:107246.
- [12] YE J Q, STEWART E, ZHANG D C, et al. Method for automatic railway track surface defect classification and evaluation using a laser-based 3D model [J]. IET Image Processing,2020,14(12):2701-2710.
- [13] 朱玥,王平,张兆珩,等. 基于最小熵解卷积的轨面缺陷漏磁信号处理[J]. 电子测量技术,2022,45(17):167-170.
- [14] 李小娟,李岩松,田硕文,等. 基于中值滤波的铁磁材料缺陷漏磁检测信号处理[J]. 电测与仪表,2022,59(3):143-150.
- [15] 周黄健,贾银亮,王平. 一种钢轨表面伤损漏磁检测信号滤波方法[J]. 测控技术,2023,42(5):73-78.
- [16] 巩文东,杨涛,连超,等. 基于三维霍尔传感器的钢轨缺陷漏磁检测系统[J]. 无损探伤,2021,45(2):34-37.
- [17] 许宇帆,贾银亮,张润华,等. 基于相关性的钢轨缺陷漏磁检测提高干扰抑制[J]. 电子测量技术,2022,45(4):147-152.
- [18] DAS I, ARIF M T, OO A M T, et al. An improved Hilbert - Huang transform for vibration-based damage detection of utility timber poles[J]. Applied Sciences, 2021,11(7):2974.
- [19] 黄姗姗,李志农,毛清华,等. 基于经验模态分解的钢丝绳缺陷漏磁检测[J]. 无损检测,2023,45(2):23-27,59.

收稿日期:2023-10-11