

# 基于 VMD 算法模态分析下不同去噪模型间对比实验与安全评价研究

## 摘要

随着改革经济体制和社会制造业的蓬勃发展,矿井提升机正在稳步向着高速、重载和大运程方向发展。钢丝绳作为矿井提升机的主要命脉和关键承载部件,高速运动中极易受外界激励和自身系统运动状态时突变影响产生剧烈振动。随着能源需求的增长,矿井深度也随之不断增加,提升容器在不同位置下钢丝绳长度存在不同差异,导致提升系统在外界激励和运动冲击作用下动力学特性更加复杂。钢丝绳在实际运行过程中纵向-横向-侧向均存在振动现象,由于弹性变形导致不同方向的振动相互作用产生耦合,使综合分析其动力学特性带来挑战。为避免钢丝绳异常振动和动张力波动加剧钢丝绳疲劳和磨损,甚至造成断股、断绳事故的发生,就需明确提升系统运行过程中钢丝绳的特性,并据此提出相应的振动控制方案。

针对问题一,本研究通过 Gaussian、sgolay 和 movmean 去噪原理建立模型,首先通过 VMD 算法模态分析确定带宽,其原理为通过迭代搜索变分模态型中最优解,将原始信号分解成  $K$  个固有模态(IMF)离散的有效分离,并自适应地匹配每种模态的最佳中心频率和有限带宽。进行数值求解,对外界激励和运动自激作用下钢丝绳复杂动力学问题开展了研究;为验证理论模型的可靠性和有效性,设计降噪实验方案对其信号数据进行实验处理。实验结果表明:针对大量数据的处理,在每 100 中去噪滤波一次或者每 500 去噪滤波一次发现每 100 个数据中有明显信号去噪,对于起始数据有较大的研究意义,每 500 个数据去噪处理时,相比较于每 100 个信号数据处理效果更为可观。于是通过 VMD 信号分解数据实验可知,最后本文选用每 1000 个信号数据进行去噪处理,发现在高斯去噪模型中,使用每 1000 个信号数据处理后的图像,前段相较于之前波峰波谷幅度更小,更为精确。

针对问题二,通过熵权法来确定权重系数,避免了主观因素影响相互权重影响,最后使用 TOPSIS 综合评价分对钢丝绳的安全系数进行确定。

由于矿井提升机钢丝绳柔性和时变特性,运行过程中极易受外界干扰和自身运动状态突变影响在纵向-横向-侧向均产生剧烈振动。随着矿井深度不断增加,提升容器在不同位置下钢丝绳长度差异增大,导致提升系统在冲击作用下耦合动力学特性变得更加复杂。钢丝绳异常振动和动张力波动将直接导致提升容器大幅振动,加剧钢丝绳疲劳和磨损,甚至导致打滑和断绳事故。因此,本文在保证结果准确性的前提下,在确保提升机高效稳定运行,对题目给出的信号数据进行深入研究,明确系统运动过程中钢丝绳的耦合振动机理以及动张力特性,并探索提升参数及尾绳对系统动力学响应影响规律,以提出相应的去噪分析方案。

本研究为矿井提升系统的相关研究提供了分析思路和理论基础,为后续进一步开展提升机工程设计、参数优化及振动控制提供理论与技术支持,具有重要的社会经济价值和工程实践意义。

**关键词:** 矿井提升机; Gaussian; sgolay; movmean; VMD 算法模态分析; 钢丝绳

## 目录

一、问题重述.....	1
1.1 问题背景.....	1
1.2 研究意义.....	1
1.3 研究问题.....	1
二、问题分析.....	2
2.1 问题一分析.....	2
2.2 问题二分析.....	2
三、模型假设.....	2
四、符号说明.....	3
符号.....	3
说明.....	3
五、模型建立与求解.....	4
5.1 模型一的建立与求解.....	4
5.1.1 VMD 算法模态分析.....	4
5.1.2 高斯声波去噪.....	5
5.1.3 Savitzky-Golay 去噪.....	9
5.1.4 movmean 去噪.....	11
5.1.5 去噪模型的对比.....	13
5.1.6 缺陷寻找.....	14
5.2 问题二模型的建立与求解.....	17
5.2.1 熵权法评价分析.....	17
5.2.2 TOPSIS 评价分析.....	19
六、模型的分析.....	20
6.1 问题一模型优缺点.....	20
6.2 问题二模型优缺点.....	20
七、模型的评价、改进与推广.....	21
7.1 问题一模型的评价、改进和推广.....	21
7.2 问题二模型的改进、评价和推广.....	21
八、参考文献.....	21
九、附录.....	22

# 一、问题重述

## 1.1 问题背景

在我国社会经济发展过程中，矿产能源占一次性能源消耗的比重最大。矿井提升机是矿产资源开采过程中的关键设备之一，承担着繁重的生产任务。提升机借助于柔性钢丝绳带动提升容器沿导轨运行，由于矿井深度不断增加导致钢丝绳长度增加，长期的升降工作对钢丝绳的寿命产生一定的损耗，人工检查效率低且容易产生误差，而一旦出现事故会严重威胁矿山生产和人员安全。矿井提升机历史上已发生多起重大事故，2009 年 10 月 8 日，湖南娄底市一锡矿主力井提升机发生钢丝绳断绳事故，造成罐笼内 26 人死亡，5 人重伤；2012 年 9 月 25 日，甘肃省白银市矿在工人升井时发生钢丝绳断裂事故，造成了 20 人死亡的惨剧。事故产生的原因主要包括提升机的断绳、过卷、断主轴等。钢丝绳作为提升机的关键承载部件，其断绳故障将直接导致重大事故。而常见的断绳类型包括：松绳断绳、过卷断绳、钢丝绳强度降低引起断绳。导致断绳的原因包括：（1）钢丝绳长时间反复弯曲并受淋水、酸性气体等腐蚀，出现疲劳，强度降低；（2）缠绕式提升机缠绕过程中在变层跨圈处产生对钢丝绳的挤压，摩擦式提升机摩擦衬垫与钢丝绳的接触均会导致钢丝绳剧烈磨损；（3）加、减速及紧急制动使钢丝绳经常承受冲击<sup>[1]</sup>。

## 1.2 研究意义

由于矿井提升机钢丝绳柔性和时变特性，运行过程中极易受外界干扰和自身运动状态突变影响在纵向-横向-侧向均产生剧烈振动。随着矿井深度不断增加，提升容器在不同位置下钢丝绳长度差异增大，导致提升系统在冲击作用下耦合动力学特性变得更加复杂。钢丝绳异常振动和动张力波动将直接导致提升容器大幅振动，加剧钢丝绳疲劳变形和磨损锈蚀，甚至导致打滑和断绳事故。

因此，为保证提升机高效稳定运行，需要对外界激励和运动自激作用下钢丝绳纵向-横向-侧向耦合动力学特性进行深入研究，明确系统运动过程中钢丝绳的耦合振动机理以及动张力特性，并探索提升参数及尾绳对系统动力学响应影响规律，以提出相应的振动控制方案。本研究为矿井提升系统运行参数优化及振动控制提供基础，具有重要的社会经济价值和工程实践意义<sup>[2]</sup>。

## 1.3 研究问题

针对问题一，本文钢丝绳可能存在缺陷（如断丝、变形、磨损、锈蚀等）进行数据监测，因为钢丝绳现有缺陷会导致数据波动，或者由于钢丝绳某种程度的晃动等因素的影响，监测数据会出现不同程度的噪音，本文对于附件一给出的监测数据，使用数学建模的方法设计算法解决噪音，并找出六根钢丝绳经过十次往返运行后所有缺陷的数量和程度及位置。

针对问题二，本文根据问题一的结果，建立合理的数学模型，并给出了钢丝绳的安全性能量化评价方式，并根据附件一的数据，计算了钢丝绳经过十次的往返运行之后的安全性能评价。

## 二、问题分析

### 2.1 问题一分析

由于钢丝绳有缺陷（如断丝、变形、磨损、锈蚀等），会导致监测数据产生波动，又监测时钢丝绳会有某种程度的晃动等因素的影响，监测数据会出现不同程度的噪音，导致误报。对于附件 1 给出的监测数据，建立数学模型及设计算法去除噪音，并找出六根钢丝绳经过 10 次往返运行后所有缺陷的数量、程度及位置。

该题目主要对附件一的数据进行处理，首先将数据读入后用 gaussian、sgolay 和 movmean 三种方法对数据进行滤波操作去除噪音，计算滤波后的数据平均值与缺陷误差，按照 1%、1.6%、2.5%、5%和 14%来划分缺陷量化标准，进而标记不同缺陷的时间戳，由于电压的稳定性，因此将数据波动不大且时间戳靠近的缺陷合并为同一个缺陷，从而对标记缺陷进行计算其在钢丝绳上的位置。位置的计算主要区分为上行与下行算法，下行算法用  $0.4/\text{帧数}$ ，上行算法为  $960-0.4/\text{帧数}$  来计算。

### 2.2 问题二分析

因为检测结果数据量复杂，钢丝绳断丝、变形、磨损都会出现导致检测数据波动。本文使用熵权 TOPSIS 算法评价内部断股、中度断丝、轻度断丝、表面断丝、绳股挤出、局部压扁指标的权重，最终计算六根钢丝绳经过 10 次往返运行之后安全性能。

## 三、模型假设

（1）本实验模型不考虑人为的外界因素，只考虑数据提供的相关信息进行实验。

（2）假设提升机六根钢丝绳在井筒中升降往返 10 次的监测数据没有受到其他因素影响，准确无误。

（3）在分析钢丝绳出现病害问题的过程中，不仅仅只考虑通用外表物理因素效果，还要考虑非物理因素（腐蚀，锈蚀）对钢丝绳内部的影响作用。

（4）认为本文所涉及到的四种降噪模型和可以最佳地表现出钢丝绳出现缺陷的位置和缺陷的种类，并认为其它新定义的函数表示正确。

（5）认为 gaussian、Savitzky-Golay、movmean、VMD 去噪得到的结果为最优结果。

（6）认为本文所定义的两两种评价模型可以简单有效评价该模型下钢丝绳的安全性能指标。

#### 四、符号说明

符号	说明
$k$	模态分量个数
$\omega$	频率
$\omega_k$	模态分量对应的中心频率
$\lambda$	拉格朗日乘子
$u_k$	离散模态;
$\hat{u}_k(\omega)$	离散模态频域的傅里叶等距变换
$f$	输入信号
$\hat{f}(\omega)$	输入信号频域的傅里叶等距变换
$\hat{\lambda}(\omega)$	拉格朗日乘子频域的傅里叶等距变换
$n$	迭代次数
$H$	所求卷积系数
$g^{(1)}(t, \sigma)$	高斯滤波器
$f(m)$	电能质量信号
$\omega(m, \sigma)$	高斯滤波权值
$f_0(m)$	原始信号数据
$\omega_k(m + i, \sigma)$	窗内各点的权值
$f_{k+1}(m)$	迭代平滑后滤波器输出值
$Y_m$	数据标准化后的值
$f'_k(m)$	信号每点导数
$E_j$	信息熵

续表

$S_i$	综合评分
$P$	标准化矩阵
$Z$	加权后的规范化矩阵
$W$	权重向量

## 五、模型建立与求解

### 5.1 模型一的建立与求解

#### 5.1.1 VMD 算法模态分析

VMD 是一种自适应、完全非递归的模态变分和信号处理的方法。其原理为通过迭代搜索变分模态型中最优解，将原始信号分解成  $K$  个固有模态（IMF）离散的有效分离，并自适应地匹配每种模态的最佳中心频率和有限带宽。VMD 算法的具体流程如下：

(1) 初始化  $\{\hat{u}_k^1\}$ 、 $\{\hat{\omega}_k^1\}$ 、 $\{\hat{\lambda}_k^1\}$ 、 $n=0$

(2) 通过更新第  $k$  个离散的模态

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\lambda(\omega - \omega_k)} \quad (16)$$

第  $k$  个模态分类的中心频率

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (17)$$

(3) 更新  $\lambda$ ，其中  $\tau=0.1$

$$\hat{\lambda}_{n+1} \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left[ \hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right] \quad (18)$$

(4) 对于给定判别精度  $\varepsilon > 0$ ，判断是否满足迭代，判断是否满足迭代停止条件  $\sum_k \|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2 / \|u_k^n\|_2^2 < \varepsilon$ ，若满足则停止迭代，否则，返回步骤 (2) <sup>[3-8]</sup>。

#### 实验模型分析

为了防止模型的主观性，本文又选用 VMD 分解算法，本文选取了不同模态的分解方式，以第一条钢丝绳为例进行实验研究，将第一条钢丝绳附件中噪声数据分解为五个模态，并通过观察中心频率可知，下图 1 和图 2 中  $10^3$  之后数据变化不大，以此可确定，最佳模态数应该稳定出现在  $10^3$  左右，由此再通过以下去噪模型分析，即可确定滑动窗口。

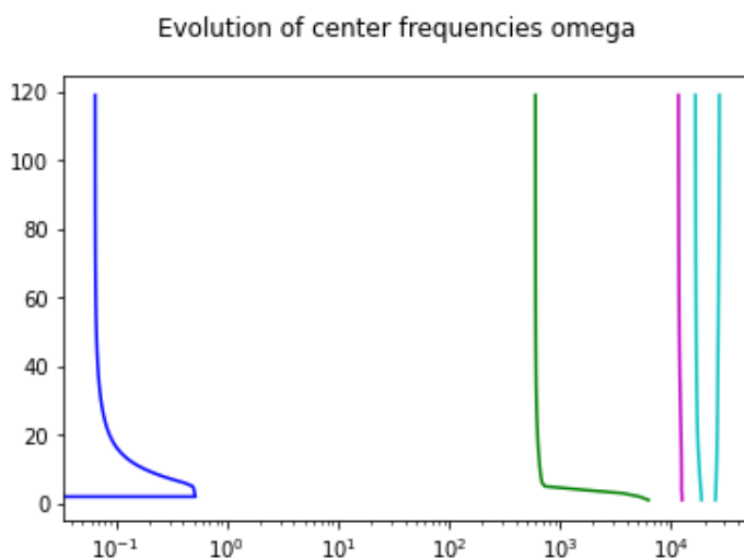


图 1 第一条钢丝绳信号数据中心频率图

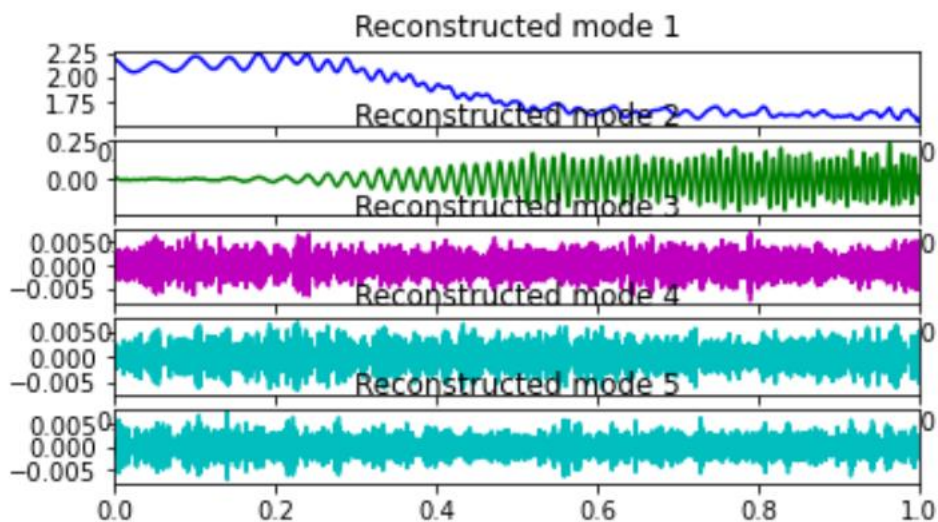


图 2 第一条钢丝绳信号数据五个模态分解图

### 5.1.2 高斯声波去噪

#### 高斯滤波器基本原理

高斯滤波器的基本思想是将高斯核函数与原始信号进行卷积得到滤波输出后的信号,如图 3 所示。

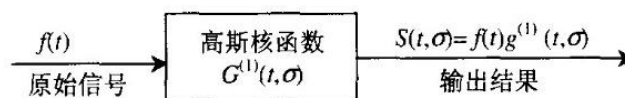


图 3 高斯滤波的基本原理

设一维高斯函数为

$$g(t, \sigma) = \frac{-t}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

其一阶导数为

$$g^{(1)}(t, \sigma) = \frac{-t}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

其中  $g^{(1)}(t, \sigma)$  称为高斯滤波器。函数  $f(t)$  被  $g^{(1)}(t, \sigma)$  滤波的结果  $S(t, \sigma)$  为

$$S(t, \sigma) = f(t) * g^{(1)}(t, \sigma) \quad (3)$$

式中：“\*” 为卷积运算符； $\sigma$  为高斯函数的标准方差。高斯滤波器的平滑作用可以通过  $\sigma$  来控制，即可以通过改变高斯标准方差来调整信号的平滑程度。

本文主要研究将高斯滤波方法用于含噪声的电能质量信号，在参数选择、模板选取以及性能分析上进行了适合电能质量信号特点的分析和设计。

设电能质量信号  $f(m)$ 。 $m$  为采样点的时间； $\omega(m, \sigma)$  为高斯滤波权值； $f_0(m)$  为去噪处理前的原始信号数据； $f_{k+1}(m)$  为第  $k+1$  次迭代平滑后滤波器的输出值； $\omega_k(m+i, \sigma)$  为窗内各点的权值；滤波窗长度为  $(2M+1)$ ；则

$$f_{k+1}(m) = \frac{\sum_{i=-M}^M f_k(m+i) \omega_k(m+i, \sigma)}{\sum_{i=-M}^M \omega_k(m+i, \sigma)} \quad (4)$$

首先对权值  $\omega_k(m)$  做了一定探讨：当设置  $\omega_k(m+i, \sigma) = 1 (i \in [-M, M])$  时，由式(4)知， $f_{k+1}(m) = \frac{1}{N} \sum_{i=-M}^M f_k(m+i)$ ，即该滤波器对所有信号点的值都进行了平滑，没有对发生突变信号进行保留；若设置  $\omega_k(m+i, \sigma) = \begin{cases} 0 & i \neq 0 \\ 1 & i = 0 \end{cases}$  时，

$f_{k+1}(m) = f_k(m)$  突变点的信息被很好的保留下来。

在实际应用中，由于事先并不知道发生突变的位置和幅度，人为地改变权值并不现实，为了解决这个问题，采用对模板中心点的导数运算来自适应调整滤波器的权系数。

$$\omega_k(m, \sigma) = \exp\left[-\frac{|f_k'(m)|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (5)$$

式中： $\sigma$  为恒定参数； $k$  表示迭代次数； $f_k'(m)$  为信号值  $f_k(m)$  的一阶导数：



$$f'_k(m) = \frac{1}{2} [f_k(m+1) - f_k(m-1)] \quad (6)$$

本文去噪方法的基本思想是采用一个局部加权模板与信号进行一定次数的迭代卷积, 在每次迭代时各个信号点的加权系数是改变的, 它是该信号点的导数函数。式(5)中, 滤波器的权系数 $\omega_k(m, \sigma)$ 取决于 $f'_k(m)$ 与 $\sigma$ 比值的大小, 而权系数的大小又决定了去噪效果和突变点保留效果, 所以, 参数 $\sigma$ 控制了去噪的平滑程度和在迭代过程中所保留下来的突变点的幅值信息。对 $m, k, \sigma$ 的关系进行数学推导, 结合电能质量信号的特点, 可知<sup>[9-10]</sup>:

(1) 当权系数 $\omega_k(m, \sigma)$ 较大, 即 $f'_k(m) < \sigma$ 时, 经过几次迭代, 会达到良好的去噪效果, 但是突变点的信息就很容易被平滑掉。

(2) 当权系数 $\omega_k(m, \sigma)$ 较小, 即 $f'_k(m) > \sigma$ 时, 经过几次迭代, 不但不会有去噪效果, 且连同突变信息一起, 噪声信息会被增强放大。

(3) 当权系数 $\omega_k(m, \sigma)$ 近似为 0, 即 $f'_k(m) \approx \sigma$ 时, 经过几次迭代, 突变点的信息保留情况良好。

总之, 不同参数 $\sigma$ 分别会对突变点保留和去噪起作用, 选择合适的 $\sigma$ 可以同时达到 2 个作用: 一是保留了突变点的信息; 二是使信号噪声得到抑制。后续仿真实验结果会表明, 采用不同的 $\sigma$ 会达到的效果。

#### 实现步骤

基于上述分析, 本文提出的基于高斯滤波的自适应去噪算法可依下述步骤实现:

(1) 对于信号 $f(t)$ , 计算其长度为 $L$  (取样点的个数)。

(2) 令 $k=0$ , 迭代次数为 $K$ 。

(3) 计算信号每点导数 $f'_k(m)$ , 并将其累加至 $\sum_L f'_k(m)$ , 取所有点导数的平均值 $f'_{avek}$ 。

(4) 分别选择 $\sigma > f'_{avek}$ 、 $\sigma < f'_{avek}$ 、 $\sigma \approx f'_{avek}$  计算每个信号点滤波器的加权系数 $\omega_k(m, \sigma)$ 。

(5) 分别选择 $\sigma > f'_{avek}$ 、 $\sigma < f'_{avek}$ 、 $\sigma \approx f'_{avek}$  对每个信号点去噪, 即对 $f_k(m)$ 进行加权平均, 直至结束。此处是在保证不会忽略掉突变点信息的前提下, 考虑信号点间相互关联的特点采用 $1 \times 5$ 模板。

$$f_{k+1}(m) = \frac{\sum_{i=-2}^2 f_k(m+i) \omega_k(m+i, \sigma)}{\sum_{i=-2}^2 \omega_k(m+i, \sigma)} \quad (7)$$

(6)判断  $k$  是否等于  $K$ , 如果等于  $K$ , 则结束迭代; 否则  $K = K + 1$ , 进行数据替换, 用现在的数据代替原始数据, 转步骤 (3)。

### 实验模型分析

针对大量数据的处理, 我们通过 Python 对起始数据使用高斯去噪处理实验, 如下图 4 图 5, 起初实验是在每 100 中去噪滤波一次或者每 500 去噪滤波一次, 发现每 100 个数据中有明显信号去噪, 对于起始数据有较大的研究意义, 每 500 个数据去噪处理时, 相比较于每 100 个信号数据处理效果更为可观。于是通过 5.1.1 VMD 信号分解数据实验可知, 最后本文选用每 1000 个信号数据进行去噪处理, 如图 6, 发现在高斯去噪模型中, 使用每 1000 个信号数据处理后的图像, 前段相较于之前波峰波谷幅度更小, 更为精确。

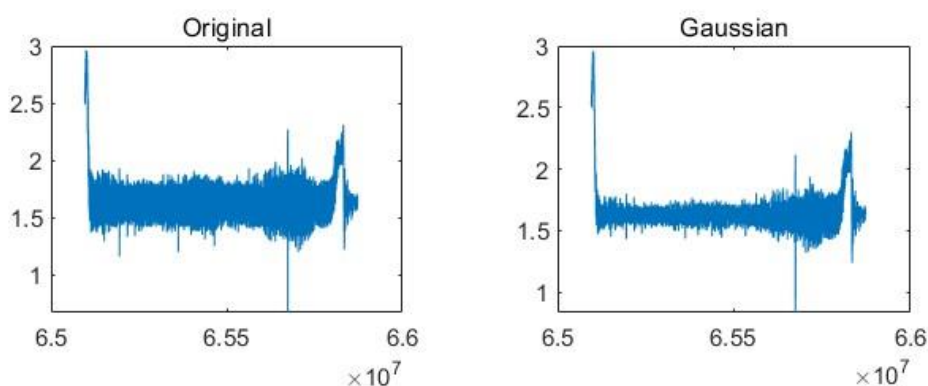


图 4 起始数据与高斯去噪效果对比图  
(每 100 个信号数据中去噪滤波一次)

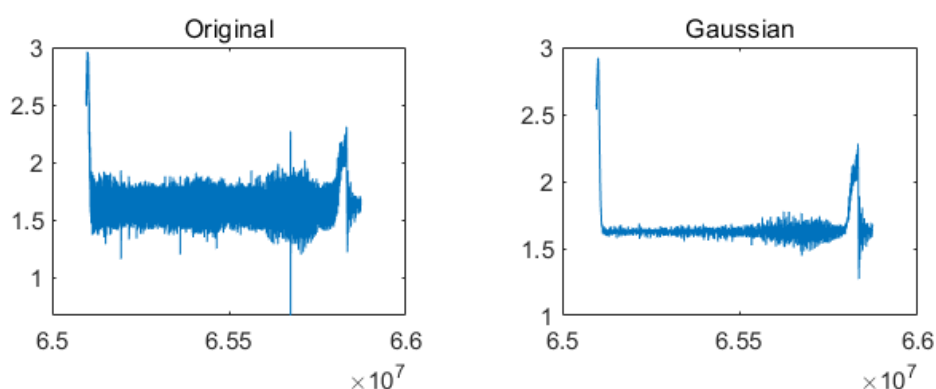


图 5 起始数据与高斯去噪效果对比图  
(每 500 个信号数据中去噪滤波一次)

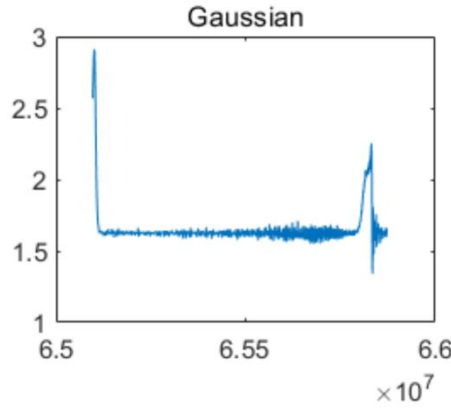


图 6 每 1000 个数据高斯去噪效果图

### 5.1.3 Savitzky-Golay 去噪

Savitzky-Golay 算法最初由 Savitzky 和 Golay 于 1964 年提出，发表于 Analytical Chemistry 杂志，之后被广泛地运用于数据流平滑除噪，是一种在时域内基于局域多项式最小二乘法拟合的滤波方法。这种滤波器最大的特点在于在滤除噪声的同时可以确保信号的形状、宽度不变。

考虑一组以  $n=0$  为中心的  $2M+1$  个数据。用如下的多项式来拟合它<sup>[11]</sup>。

$$p(n) = \sum_{k=0}^N a_k \cdot n^k \quad (8)$$

其最小二乘拟合的残差为：

$$\epsilon_N = \sum_{n=-M}^M (p(n) - x[n])^2 = \sum_{n=-M}^M \left( \sum_{k=0}^N a_k \cdot n^k - x[n] \right)^2 \quad (9)$$

利用卷积运算来求取拟合多项式的常数项，即对输入数据进行加权平均

$$y[n] = \sum_{m=-M}^M h[m] \cdot x[n-m] = \sum_{m=-M}^{n+M} h[n-m] \cdot x[m] \quad (10)$$

对上式求偏导数，则有：

$$\frac{\partial \epsilon_N}{\partial a_i} = \sum_{n=-M}^M 2n^i (p(n) - x[n]) = \sum_{n=-M}^M 2n^i \left( \sum_{k=0}^N a_k \cdot n^k - x[n] \right) = 0 \quad (11)$$

化简后可得：

$$\sum_{k=0}^N \left( \sum_{n=-M}^M n^{i+k} \right) \cdot a_k = \sum_{n=-M}^M n^i \cdot x[n] \quad (12)$$

式中， $i = 0, 1, \dots, N$ 。

令  $A = \{a_{ni}\}$ ,  $a_{ni} = n^i$ ,  $-M \leq n \leq M$ ,  $0 \leq i \leq N$ ,  $B = A^T \cdot A$ , 则有

$$b_{ik} = \sum_{n=-M}^M a_{in} a_{nk} = \sum_{n=-M}^M n^{i+k} = b_{ki} \quad (13)$$

于是：

$$Ba = A^T \cdot Aa = A^T x \quad (14)$$

$$a = (A^T \cdot A)^{-1} \cdot A^T x = Hx \quad (15)$$

### 实验模型分析

如 5.1.2 高斯去噪处理实验同样，针对大量数据的处理，我们通过 Python 对起始数据使用不同的去噪模型处理实验，如下图 7 图 8, 同样对初始数据实验，在每 100 信号数据中使用 Savitzky-Golay 去噪滤波一次或者每 500 个信号数据去噪滤波一次，发现每 100 个数据中有明显信号去噪，证明该去噪模型对于起始数据的处理也有较大的研究意义，每 500 个数据去噪处理时，同样相比较于每 100 个信号数据处理效果更为可观。同样，当我们选取更为精细的每 1000 个信号数据进行对比时，如图 9，发现在 Savitzky-Golay 去噪模型中，去噪效果如 5.1.2 高斯去噪每 1000 个信号数据去噪模型效果相差不大，具体模型间对比实验分析会在 5.1.5 对比实验中详细阐明。

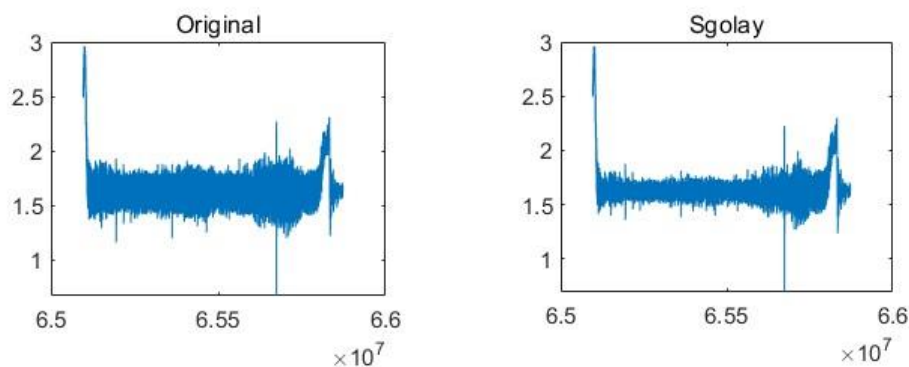


图 7 起始数据与 Savitzky-Golay 去噪效果对比图  
(每 100 信号个数据中去噪滤波一次)

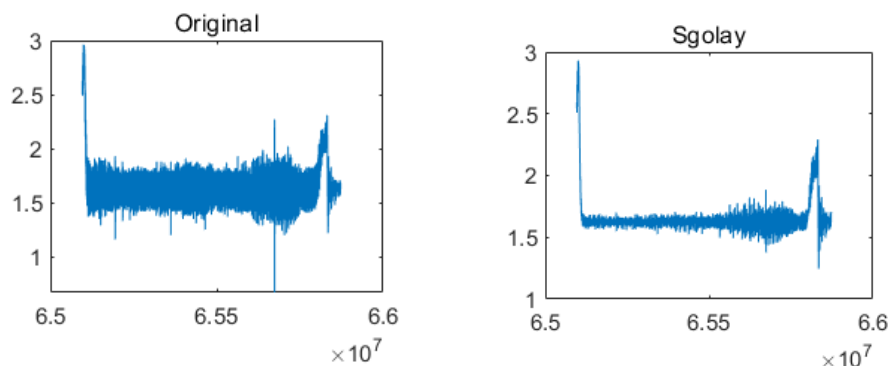


图 8 起始数据与 Savitzky-Golay 去噪效果对比图  
(每 500 个信号数据中去噪滤波一次)

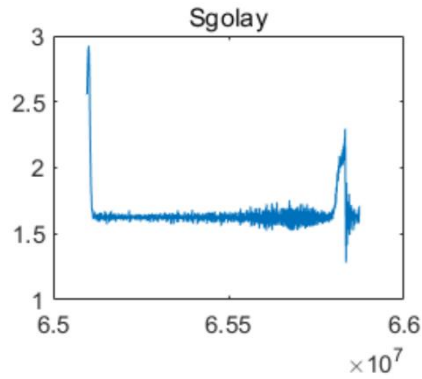


图 9 每 1000 个数据 Savitzky-Golay 去噪效果图

#### 5.1.4 movmean 去噪

移动平均法是用一组最近的实际数据值来预测未来一期或几期内产品的需求量的一种常用方法。移动平均法适用于即期预测。当产品需求既不快速增长也不快速下降，且不存在季节性因素时，移动平均法能有效地消除预测中的随机波动，是非常有用的。移动平均法根据预测时使用的各元素的权重不同，可以变为加权移动平均。

移动平均法是一种简单平滑预测技术，它的基本思想是：根据时间序列资料、逐项推移，依次计算包含一定项数的序时平均值，以反映长期趋势的方法。因此，当时间序列的数值由于受周期变动和随机波动的影响，起伏较大，不易显示出事件的发展趋势时，使用移动平均法可以消除这些因素的影响，显示出事件的发展方向与趋势（即趋势线），然后依趋势线分析预测序列的长期趋势。

加权移动平均给固定跨越期限内的每个变量值以不同的权重。其原理是：历史各期产品需求的数据信息对预测未来期内的需求量的作用是不一样的。除了以  $n$  为周期的周期性变化外，远离目标期的变量值的影响力相对较低，故应给予较低的权重。

在运用加权平均法时，权重的选择是一个应该注意的问题。经验法和试算法是选择权重的最简单的方法。一般而言，最近期的数据最能预示未来的情况，因而权重应大些。例如，根据前一个月的利润和生产能力比起根据前几个月能更好的估测下个月的利润和生产能力。但是，如果数据是季节性的，则权重也应是季节性的。

#### 实验模型分析

同样方法，针对大量数据的处理，我们依旧通过 Python 实验降噪处理，如下图 10 图 11, 同样对初始数据实验，在每 100 信号数据中使用 movmean 平滑移动去噪滤波一次或者每 500 个信号数据去噪滤波一次，这次发现，在每 500 个数据去噪处理时，相较于之前的模型每 500 个数据信号处理，movmean 模型处理更为细腻，效果更好，同样也相比较于每 100 个信号数据处理效果更为可观。当我们选取更为精细的每 1000 个信号数据进行对比时，如图 12，发现在 movmean 去噪模型中，去噪效果如 5.1.2 高斯去噪每 1000 个信号数据去噪模型效果相差不多，也同时证明了 VMD 模态分解数据确定较为精准，具体分析会在 5.1.5 对比实验中详细阐明。

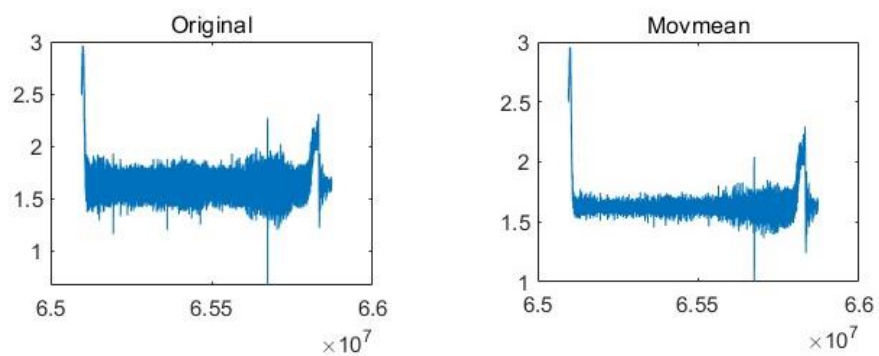


图 10 起始数据与 movmean 去噪效果对比图  
(每 100 个信号数据中去噪滤波一次)

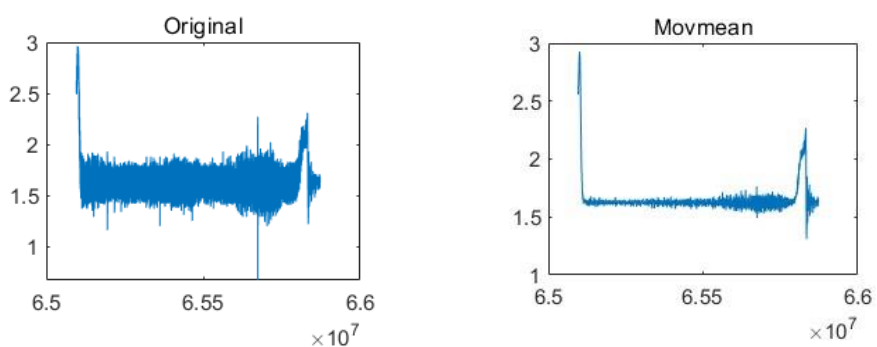


图 11 起始数据与 movmean 去噪效果对比图  
(每 500 个信号数据中去噪滤波一次)

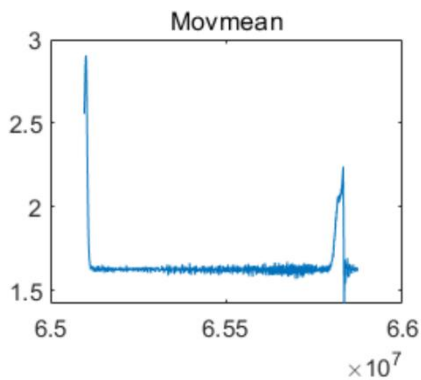


图 12 每 1000 个数据 movmean 去噪效果图

5.1.5 去噪模型的对比

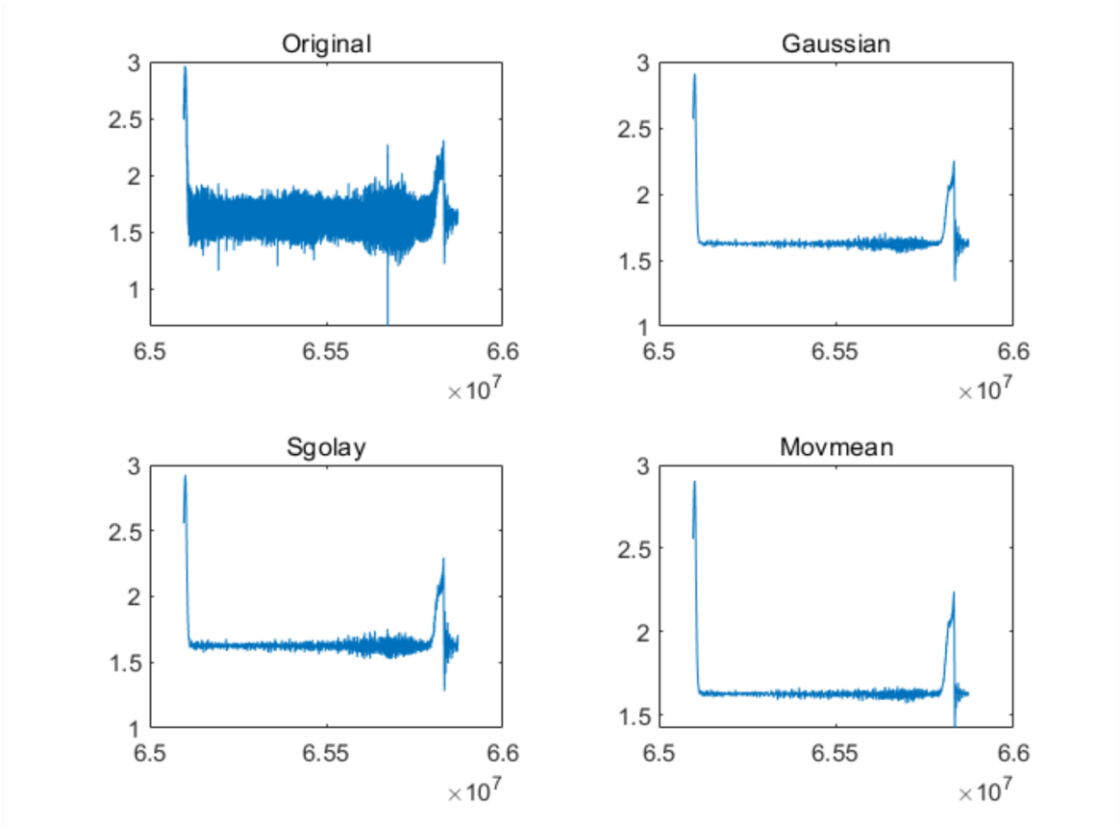


图 13 Gaussian、sgolay 和 movmean 三种去噪方法进行处理后的效果图  
数据筛选使用 Python 进行处理，通过 pandas 对数据进行读取，通过读取列数据来进行绘图，如图 3 所示。

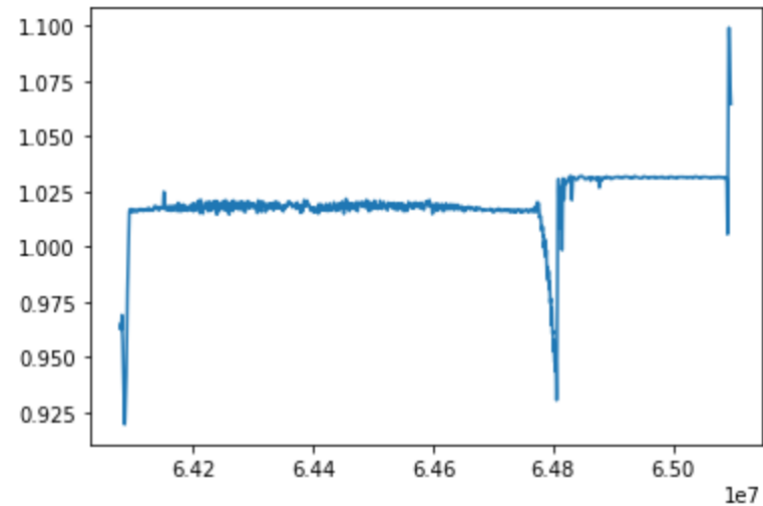


图 14 20210517222818\_0 数据第三根钢丝绳 Guassian 处理后绘制图形结果  
通过数据给定的帧信息进行筛选异常值，选取帧信息中最差的异常值进行标记。轻微断丝标记为\*、变形标记为 o、轻度断丝标记为 X、中度断丝标记为 Y、内部断股标记为左三角形。如图 4 所示。详细的数据信息以文件名汇总在 excel 附件中

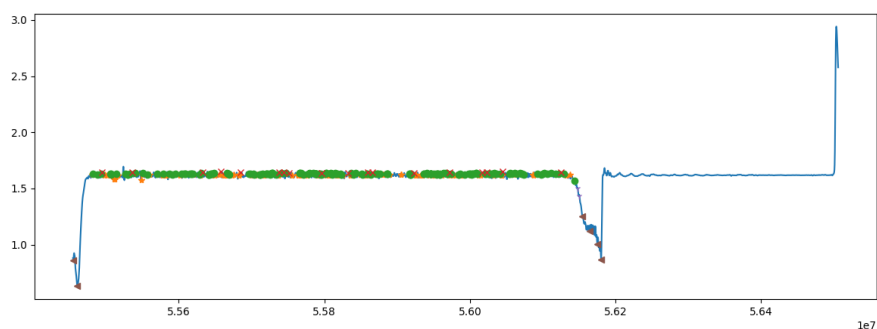


图 15 以 20210517221359\_0 数据第二根钢丝绳标记信息为例

本模型主要采取循环结构进行数据处理，而本次实验给的数据量过大，因此该模型的运算速度不高。

### 5.1.6 缺陷寻找

本文通过自行编程 Python 处理 6 根钢丝绳十次来回，最终处理结果如下表，具体方法见附录，首先通过波形图找出的拐点，找出拐点必定对应的帧数，在同一个帧数内寻找最大的缺陷点，最终输出结果并汇总记录，再找到最大缺陷点所对应点的帧数，从而通过帧数寻找出位置。

表 1 六根钢丝绳十次来回对应缺陷检测汇总表

		微小断丝	变形	轻度断丝	中度断丝	内部断股
20210517221359_0	第一根	141	18	6	3	1
20210517221542_1		136	80	82	23	3
20210517221730_0		161	19	3	2	1
20210517221935_1		148	87	83	30	4
20210517222122_0		149	28	4	2	1
20210517222309_1		121	98	97	32	4
20210517222453_0		169	19	3	3	1
20210517222636_1		96	99	87	40	2
20210517222818_0		171	25	3	2	1
20210517222936_1		152	101	95	23	3
20210517221359_0	第二根	165	171	18	2	6



20210517221542_1		156	107	39	3	6
20210517221730_0		173	186	24	1	5
20210517221935_1		112	77	37	1	5
20210517222122_0		81	11	2	2	2
20210517222309_1		166	97	43	2	4
20210517222453_0		189	200	35	1	4
20210517222636_1		168	107	37	2	5
20210517222818_0		206	209	31	1	5
20210517222936_1		189	200	35	1	4
20210517221359_0	第三根	0	0	3	3	0
20210517221542_1		3	0	1	1	1
20210517221730_0		0	1	1	4	1
20210517221935_1		7	1	1	1	0
20210517222122_0		117	29	4	1	3
20210517222309_1		4	0	0	1	1
20210517222453_0		0	0	0	5	0
20210517222636_1		1	1	1	1	0
20210517222818_0		1	0	1	4	0
20210517222936_1		0	0	0	5	0
20210517221359_0	第四根	4	1	0	0	0
20210517221542_1		0	1	0	0	0
20210517221730_0		4	1	0	0	0

20210517221935_1		0	0	1	0	0
20210517222122_0		260	50	5	1	3
20210517222309_1		0	0	1	0	0
20210517222453_0		4	1	0	0	0
20210517222636_1		0	0	1	0	0
20210517222818_0		3	1	0	0	0
20210517222936_1		4	1	0	0	0
20210517221359_0	第五根	0	0	0	0	0
20210517221542_1		0	0	0	0	0
20210517221730_0		0	0	0	0	0
20210517221935_1		0	0	0	0	0
20210517222122_0		276	51	5	2	4
20210517222309_1		0	0	0	0	0
20210517222453_0		0	0	0	0	0
20210517222636_1		0	0	0	0	0
20210517222818_0		0	0	0	0	0
20210517222936_1		0	0	0	0	0
20210517221359_0	第六根	0	0	0	0	0
20210517221542_1		0	0	0	0	0
20210517221730_0		0	0	0	0	0
20210517221935_1		0	0	0	0	0
20210517222122_0		266	51	5	2	4

20210517222309_1		0	0	0	0	0
20210517222453_0		0	0	0	0	0
20210517222636_1		0	0	0	0	0
20210517222818_0		0	0	0	0	0
20210517222936_1		0	0	0	0	0

## 5.2 问题二模型的建立与求解

### 5.2.1 熵权法评价分析

一般来说，若某个指标的信息熵越小，表明指标值得变异程度越大，提供的信息量越多，在综合评价中所能起到的作用也越大，其权重也就越大。相反，某个指标的信息熵越大，表明指标值得变异程度越小，提供的信息量也越少，在综合评价中所起到的作用也越小，其权重也就越小<sup>[12]</sup>。

首先将各个指标进行去量化处理。

假设给定了  $m$  个指标：

$$X_1, X_2, \dots, X_m \quad (19)$$

其中

$$X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (20)$$

假设对各指标数据标准化后的值为

$$Y_1, Y_2, \dots, Y_m$$

那么

$$Y_{ij} = \frac{X_{ij} - \min(X_i)}{\max(X_i) - \min(X_i)} \text{ (正向指标时)} \quad (21)$$

或

$$Y_{ij} = \frac{\max(X_i) - X_{ij}}{\max(X_i) - \min(X_i)} \text{ (负向指标时)} \quad (22)$$

正负理想解为计算正负理想距离值的过程值，其代表某指标对应的最优或最劣值，如下表所示。

表 2 正负理想解

项	正理想解 A+	负理想解 A-
内部断股	3.394	0.626
中度断丝	1.013	0.519
轻度断丝	0.837	0.377
表面断丝	0.830	0.425
绳股挤出	0.017	0.013
局部压扁	0.232	0.185

也就是第 j 项指标在第 i 个方案中占该指标的比重，其实也就是为了计算该指标的变异大小。

$$P_{ij} = \frac{Y_{ij}}{\sum_{i=1}^n Y_{ij}}, i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m \tag{23}$$

根据信息论中信息熵的定义，一组数据的信息熵为：

$$E_j = -\ln(n)^{-1} \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln p_{ij} \tag{24}$$

其中  $E_j \geq 0$ 。若  $p_{ij}=0$ ，定义  $E_j=0$ 。  
根据信息熵的计算公式，计算出各个指标的信息熵为  $E_1, E_2, \dots, E_m$ 。

$$w_j = \frac{1-E_j}{k-\sum E_j} (j = 1, 2, \dots, m) \tag{25}$$

这里 k 指的是指标个数，即  $k=m$ 。  
最后计算每个方案的综合评分：

$$s_i = \sum_{j=1}^m w_j \cdot x_{ij} \tag{26}$$

评价分析

本文选取六项安全性能评价指标，使用熵权法判断六项之间相互权重，评价结果如表 3 所示，最终通过确定的权重使用 TOPSIS 评价分析综合评价。

表 3 熵值法计算权重结果汇总

项	信息熵值 e	信息效用值 d	权重系数 w
内部断股	0. 9209	0. 0791	62. 62%
中度断丝	0. 9844	0. 0156	12. 36%
轻度断丝	0. 9851	0. 0149	11. 78%
表面断丝	0. 9872	0. 0128	10. 13%
绳股挤出	0. 9977	0. 0023	1. 84%
局部压扁	0. 9984	0. 0016	1. 28%

5.2.2 TOPSIS 评价分析

（1）指标同向化、标准化并得到权重。这部分与熵权法结合，通过熵权法得到权重，避免主观因素影响，得到权重向量 W 及标准化矩阵 P。

（2）得到加权后的规范化矩阵 Z，Z 由 P 与 W 相乘后得到。

$$Z = (Z_{ij})_{n \times m} = (p_{ij} * \omega_j) \tag{27}$$

（3）确定正、负理想解。正理想解指各指标都达到样本中最好的值，负理想解指各指标都为样本中最差的值。

（4）计算各样本距离正、负理想解的距离。

（5）计算各评价对象与最优方案的贴近程度。

其中的取值范围为[0, 1]，越接近 1 表明样本评分越好<sup>[13]</sup>。

$$C_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \tag{28}$$

C 表示评价对象与最优方案的相似程度，第四根钢丝绳面临更换的风险最小。

表 4 TOPSIS 评价计算结果

项	正理想解距离 D+	负理想解距离 D-	相对接近度 C	排序结果
评价对象 1	2. 790	0. 502	0. 153	6
评价对象 2	1. 845	1. 063	0. 366	3
评价对象 3	0. 685	2. 316	0. 772	2
评价对象 4	0. 106	2. 863	0. 964	1
评价对象 5	2. 036	0. 958	0. 320	4
评价对象 6	2. 400	0. 501	0. 173	5

描述统计展示真实进入算法模型时，平均值与方差情况。

表 5 描述统计

项	样本量	平均值	标准差
内部断股	6	2. 923	1. 714
中度断丝	6	6. 250	1. 596
轻度断丝	6	5. 683	1. 369
表面断丝	6	6. 433	1. 481
绳股挤出	6	0. 837	0. 083
局部压扁	6	16. 417	1. 364

六、模型的分析

6.1 问题一模型优缺点

优点：本模型主要采取循环结构进行数据处理，逻辑简单，可实现效果佳。  
缺点：但由于本次实验给的数据量过大，因此该模型的运算速度不高，耗时长，对于效率要求高的问题解决的实时性较低。

6.2 问题二模型优缺点

优点：在客观性方面上相对那些主观赋值法，精度较高、客观性更强，能够更好的解释所得到的结果。适应性：可以用于任何需要确定权重的过程，也可以结合一些方法共同使用。  
缺点：截至到目前为止，熵权法只在确定权重的过程中使用，所以使用范围有限，所以对解决的问题的范围很有限，也仅限于计算修正权重方面，有些不太能够确定的问题在设定权重方面不太稳定。

## 七、模型的评价、改进与推广

### 7.1 问题一模型的评价、改进和推广

通过数据信息进行缺陷检测无疑减轻了人工作业的负担,但由于存在噪声等相关干扰因素的影响,缺陷检测的效果可能与真是效果存在一定的误差。在后期可以通过更多的数据检测来对钢丝绳的其他影响因子进行评估,从而进一步的提升检测的准确率与效率。

### 7.2 问题二模型的改进、评价和推广

对于钢丝绳的综合评价指标问题,从各方面非主观因素考虑,利用熵权法得到各个指标的权值,从而避免了主观上的偏好,再利用 TOPSIS 法对加权的各个指标进行排序得到比较理想的结果。

## 八、参考文献

- [1]郭瑜. 矿井摩擦提升系统动力学建模与特性分析[D]. 太原理工大学, 2021. DOI:10. 27352/d. cnki. gylgu. 2021. 000103.
- [2]臧万顺. 矿井提升机钢丝绳张力主动调节系统容错控制研究[D]. 中国矿业大学, 2020. DOI:10. 27623/d. cnki. gzkyu. 2020. 002432.
- [3]施联宾. 基于机器视觉的立井提升系统关键部件运行状态监测研究[D]. 中国矿业大学, 2021. DOI:10. 27623/d. cnki. gzkyu. 2021. 001005.
- [4]陈祥, 杨志强, 田镇, 杨兵, 梁沛. GA-VMD 与多尺度排列熵结合的 GNSS 坐标时序降噪方法[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版):1-16[2022-05-01].
- [5]李伟光, 兰钦泓, 马贤武. 基于峭度原则的 VMD-SVD 微型电机声音信号降噪方法[J/OL]. 中国测试:1-7[2022-05-01].
- [6]赵峰, 魏秀业, 程海吉. 基于 PSO-VMD-小波包阈值降噪的采煤机振动特性研究[J]. 煤炭技术, 2022, 41(04):147-150. DOI:10. 13301/j. cnki. ct. 2022. 04. 036.
- [7]罗世民, 黄捷洲, 蔡秉桓. 改进 VMD 与 MOMEDA 的自适应滚动轴承联合降噪方法[J]. 机械科学与技术, 2022, 41(03):329-336. DOI:10. 13433/j. cnki. 1003-8728. 20200346.
- [8]戚庭野, 卫会汝, 冯国瑞, 张新军, 余传涛, 赵德康, 杜孙稳. 基于 WOA-VMD 的瞬变电磁探测信号降噪方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2021, 52(11):3885-3898.
- [9]唐超, 左文涛, 李小飞. 结合修剪均值与高斯加权中值滤波的图像去噪算法[J]. 计算机工程, 2021, 47(09):210-216. DOI:10. 19678/j. issn. 1000-3428. 0059648.
- [10]唐良瑞, 祁兵, 杨雪, 张根保. 一种基于高斯滤波器的电能质量信号去噪算法[J]. 中国电机工程学报, 2006(10):18-22. DOI:10. 13334/j. 0258-8013.pcsee. 2006. 10. 004.
- [11]雷林平. 基于 Savitzky-Golay 算法的曲线平滑去噪[J]. 电脑与信息技术, 2014, 22(05):30-31. DOI:10. 19414/j. cnki. 1005-1228. 2014. 05. 011.

[12] 郭锦雯, 陈思婷, 韩洁. 基于熵权法的研究生学术能力评价研究——以图情档学科硕士研究生测试数据为例 [J]. 科教文汇, 2022(08):1-4. DOI:10.16871/j.cnki.kjwh.2022.08.001.

[13] 党红, 王欣. 山西省各地市空气质量 TOPSIS 综合评价分析 [J]. 统计与咨询, 2020(04):28-31. DOI:10.19456/j.cnki.tjyzx.2020.04.010.

## 九、附录

代码使用说明: 在 matlab 代码中第一行 `Files = dir(fullfile('\20210517222936_1.csv'));` 修改文件名称可以实现对指定的代码进行去噪操作。再利用去噪后的数据进行数据缺陷检测, 数据检测时通过对 `data = pd.read_excel('936-1-gs.xlsx')` 代码的文件名称进行修改可以实现对指定某个来回的数据进行检测; `y = data.iloc[:, 0]` 该行代码时通过对数字 0-5 进行修改可以具体到检测第一根至第六根钢丝绳索进行检测。

```
%%数据去噪代码 matlab
Files = dir(fullfile('\20210517222936_1.csv'));
%
LengthFiles = length(Files);
data=cell(LengthFiles,1);
for i=1:LengthFiles
    name=Files(i).name;
    data{i}=readmatrix(name);
end

fontname = 'Times New Roman';
data1=data{1};
t=data1(1:334774,9);Data1=data1(1:334774,1:6);

figure(1);grid on;tiledlayout(2,2);nexttile;

plot(t,data1(1:334774,2)),title('Original')
data1_gs=smoothdata(Data1,'gaussian',100);
data1_sg=smoothdata(Data1,'sgolay',100);
data1_mo=smoothdata(Data1,'movmean',100);
% xlswrite('936-1-gs.xlsx',data1_gs)
% xlswrite('936-1-sg.xlsx',data1_sg)
% xlswrite('936-1-mo.xlsx',data1_mo)
nexttile;plot(t,data1_gs(:,2));title('Gaussian')
nexttile;plot(t,data1_sg(:,2));title('Sgolay')
nexttile;plot(t,data1_mo(:,2));title('Movmean')
```



```
#数据处理代码 python
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import math
import pywt

data = pd.read_excel('936-1-gs.xlsx')

y = data.iloc[:, 0 ]

x = data.iloc[:, 8]
z = data.iloc[:, 7]
average = np.sum(y)/len(y)
defect = np.abs(y-average)/average
d1=[]
d2=[]
d3=[]
d4=[]
d5=[]
p1=[]
p2=[]
p3=[]
p4=[]
p5=[]
list=[]
for m,n in enumerate(y):
    if m == 0 or m == len(y)-1 :
        continue
    if (n-y[m-1])*(n-y[m+1]) >0:
        list.append(m)

defect1=[]
num=0
y_d=[]
x_d=[]
location=[]
for t in range(1,1817):
    for i in range(len(list)):
        k=list[i]
```

```

        if z[k]==t:
            defect1.append(defect[k])
            location.append(k)
    y1=defect1[num:-1]
    x1=location[num:-1]
    num =len(defect1)
    if y1 :
        y1arg=np.argmax(y1)
#         print(y1arg)

        y1=max(y1)
        x_d.append(x1[y1arg])
#         print(x_d)
        y_d.append(y1)

for j in range(len(y_d)):
    q=y_d[j]
    w=x_d[j]
#     print(w)
    if q>=0.01 and q<0.016:
        d1.append(x[w])
        p1.append(y[w])
    if q>=0.016 and q<0.025:
        d2.append(x[w])
        p2.append(y[w])
    if q>=0.025 and q<0.05:
        d3.append(x[w])
        p3.append(y[w])
    if q>=0.05 and q<0.14:
        d4.append(x[w])
        p4.append(y[w])
    if q>=0.14 :
#         print(x[w])
        d5.append(x[w])
        p5.append(y[w])
plt.figure()
plt.plot(x,y)
plt.plot(d1,p1,'*')
plt.plot(d2,p2,'o')
plt.plot(d3,p3,'x')
plt.plot(d4,p4,'1')
plt.plot(d5,p5,'<')
plt.show()

```

```
print(len(d1),len(d2),len(d3),len(d4),len(d5))
dd1=tuple(d1)
x1=tuple(x)
for i in dd1:
    wh=x1.index(i)
    print(z[wh])
dd2=tuple(d2)
for i in dd2:
    wh=x1.index(i)
    print(z[wh])
dd3=tuple(d3)
for i in dd3:
    wh=x1.index(i)
    print(z[wh])
dd4=tuple(d4)
for i in dd4:
    wh=x1.index(i)
    print(z[wh])
dd5=tuple(d5)
for i in dd5:
    wh=x1.index(i)
    print(z[wh])
```