

生产中钢丝绳监测数据处理与安全性能评价方法的研究

摘 要

在进行矿井提升机钢丝绳的缺陷分析时，基于“磁平衡”的检测技术得到的数据需要进一步处理和分析，得到有用信息，指导对于钢丝绳状态的检测，保证生产安全。如何对数据进行去除噪声从而找到缺陷位置，进而对钢丝绳的安全性能进行评价是问题的关键所在。本文就矿井提升机中钢丝绳检测数据的去噪处理，建立了基于快速傅里叶变换和小波变换去噪的数学模型。就缺陷位置、数量、程度检测和分析建立了基于线性遍历算法的数学模型，并利用支持向量机和 BP 神经网络算法对模型进行优化。就钢丝绳的安全性能评价，建立了三种评价方法加综合分析赋分方法。

针对问题一，为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，我们需要先后进行两步操作。第一步，对检测所得到的信号进行去噪处理；第二步，利用去除噪声之后数据求出六根钢丝绳经过 10 次往返运行后所有缺陷的数量、程度及位置。

对于初始检测数据的处理，我们首先采用 IIR 滤波器函数处理信号，发现效果不太理想后，改用信号与系统领域的相关方法：离散傅里叶变换、短时傅里叶变换、小波变换等，对于信号的时域和频域进行分析。考虑到算法的高效性，我们首先采用了快速傅里叶变换（FFT）求解，之后，我们引入了短时傅里叶变换，优化了 FFT 在处理一些非平稳信号时的局限性。由于基于短时傅里叶变换的数据处理可能会受到时窗大小的影响，最后我们再引入小波变换对数据处理模型进行优化。分析过程三种时频变换综合考虑，分析过程保留数据，取信噪比高的数据进行下一步数据的分析。

对于去除噪声之后数据的分析，我们首先采用线性遍历模型并依据量化标准对于数据进行分析，在分析过程中求得并输出所有缺陷的数量、程度及位置。并且利用支持向量机和 BP 神经网络算法对模型进行优化。之后利用数据分析软件对去噪之后数据进行分析得到数据的特征值，反映钢丝绳状态，并将数据存储到附件的表格中。两种数据分析方法综合利用，避免误差。

针对问题二，定义了缺陷量化评价标准，并建立安全性能量化评价模型，得到钢丝绳经过往返后的安全性能评价价值。首先，根据国家标准提炼出评价标准。基于该评价标准，建立安全性能量化模型，将出现的不同安全问题分为需要评判安全性和立即报废两种情况。对于安全性评判问题，我们分别采用层次分析、熵值法以及 CRITIC 法求解权重，然后对上述三种方法所求的每个指标的权重相加求取平均值，作为权重向量。接着，借助 TOPSIS 法将标准化后的矩阵加权，给绳 1-6 打分。基于上述分数，综合考虑立即报废的情况评价六根绳的安全性能评价价值，最终得到六根绳的分数。通过上述三种方法分别确定了六根绳子的评分后，综合评价六根钢丝绳经过 10 次往返运行之后的安全性能评价价值。

关键词：快速傅里叶变换去噪 小波阈值去噪 信号处理 层次分析法 综合赋权法

目录

一、 问题重述	3
1.1 问题背景	3
1.2 问题提出	3
二、 问题分析	3
2.1 问题一的分析	3
2.2 问题二的分析	4
三、 模型假设	4
四、 符号说明	4
五、 模型的建立与求解	5
5.2 问题一模型的建立与求解	5
5.2.1 IIR 滤波器滤波去噪	5
5.2.2 利用快速傅里叶变换处理数据	6
5.2.3 利用短时傅里叶变换 (STFT) 处理数据	11
5.2.4 利用小波变换处理数据	12
5.2.5 求解缺陷的数量、程度及位置	14
5.1 问题二模型的建立与求解	20
5.1.1 建立评价标准	20
5.1.2 建立安全性能量化评价模型	20
5.1.3 利用层次分析法求权重	21
5.1.4 利用熵权法求权重	21
5.1.5 CRITIC 法求权重	22
5.1.6 TOPSIS 法求得分	24
5.1.7 综合评价六根绳的安全性能评价值	24
六、 模型的分析与检验	25
6.1 模型的分析	25
6.2 模型的检验	25
七、 模型的评价、改进与推广	25
7.1 模型的优点	25
7.2 模型的缺点	26
7.3 模型的改进	26
7.4 模型的推广	26
八、 参考文献	27

一、问题重述

1.1 问题背景

矿井提升机是地下矿井的主要运输设备，在生产中起着重要作用。其利用电机带动机械设备，再利用机械设备带动钢丝绳，从而实现容器在井筒中的升降，以完成输送任务。其中，钢丝绳作为矿井提升机中消耗量巨大且高度危险的关键构件，由于所处生产的环境和生产强度等因素的影响，钢丝绳会产生断丝、磨损、锈蚀、疲劳等各种损伤。因此钢丝绳的实时情况监测对于生产安全和生产成本的保障起着重要作用。

而在各种安全因素所带来的隐患中，其断裂事故是行业长期未能解决的重要问题，如果没有高效可靠的安全监控手段，钢丝绳的损伤日积月累，由量变转化为质变，最终将导致钢丝绳断裂事故的发生。

对于矿井钢丝绳的安全评测来说，无损检测作为重要环节，同时也是在钢丝绳内、外部损伤探测的重要手段，为了在不影响生产的同时全面监控钢丝绳的安全性，行业内广泛采用基于“磁平衡”的检测技术钢丝绳无损检测。该技术的优点在于能通过传感器不接触地获取监控的数据信号，从而可以对采集的信号进行分析，进而监测钢丝绳的技术状态。其科学高效的使用，对安全生产、节能降耗、降低作业成本、提高设备利用率、增加企业产值等方面有着重要意义。

1.2 问题提出

某企业采用基于“磁平衡”的检测技术对于六绳提升机的六根钢丝绳在井筒中升降往返 10 次的过程中钢丝绳的状态进行监测，获得了电压数据。需要通过对得到的数据信号进行分析，判断钢丝绳是否出现了断丝、变形、断股等缺陷，并对于帧数和具体钢丝绳位置状态的综合分析给出发生缺陷的位置、程度、类型和次数。在满足以上要求的基础上建立数学模型，解决下列问题：

(1) 去除因为钢丝绳晃动引起的噪声，使得监测数据的波动只取决于钢丝绳的缺陷；再利用监测数据分析出六根钢丝绳经过往返 10 次后所有缺陷的数量、程度以及位置。

(2) 利用问题 1 中分析出的结果，建立合适的模型，量化钢丝绳安全性能，给出评价方法，计算经过 10 次往返之后的安全性能评价价值。

二、问题分析

2.1 问题一的分析

由于生产环境的不可定性，监测数据产生的波动可能来自于钢丝绳的本身缺陷、生产过程中钢丝绳晃动、外界环境震动等因素。而我们需要检测到的信号通常是有用数据和噪声夹杂着的。为了得到钢丝绳缺陷的相关信息进而分析钢丝绳状态，我们必须先对检测所得到的信号进行去噪处理。对于的相对纯净的信号进行数据处理，从而得到相关数据。

对于原始检测数据的处理。我们首先采用 IIR 滤波器函数处理信号，之后采用信号与系统领域的相关方法：离散傅里叶变换、短时傅里叶变换、小波变换、希尔伯特变换等，对于信号的时域和频域进行分析，在分析的同时需要指出每一种方式的优劣和最适合采用的方式。

由于给出的数据是离散，考虑到算法的高效性。我们首先采用与离散傅里叶变换

相关的快速傅里叶变换(FFT)算法。在时域和频域的分析中利用奈奎斯特原理去除噪声成分，得到信噪比提升后的数据。但是考虑到得到的信号是非平稳过程产生的，而快速傅里叶变换在处理非平稳信号具有一定局限性。为了解决上述问题，我们考虑采用引入时窗的短时傅里叶变换进行处理。但是针对数据的处理可能会受到时窗大小的影响，因此我们有采用的小波变换进行分析，分析过程保留数据，进行综合分析，逻辑思想层层递进。

对于去除噪声之后数据的分析。我们首先利用量化标准对于数据进行分析，分析过程中求得所有缺陷的数量，并且建立矩阵存放所有缺陷的程度及位置。在判断缺陷程度的过程中，采用 BP 神经网络将不同程度的缺陷分类，并给出了训练的成功率。

综上，解决问题一的思路主要分为：（1）综合分析三种时频分析方法，并利用有效方法对检测得到的信号去噪处理。（2）对于去噪之后的数据进行数据分析，得到相关技术标准的数据（3）根据题目量化标准，利用 BP 神经网络对缺陷分类，求得所有的缺陷的数量及位置指标。

2.2 问题二的分析

若要得到钢丝绳安全性能的量化评价方法，需要首先确定对钢丝绳中出现的不同程度、位置以及数量的缺陷的量化评价标准，根据这些评价标准对问题一中求得的数据进行处理，提炼出能全面反映钢丝绳安全性能的评级指标。我们将评级指标大致分为两类：需要评判安全性和立即报废的两种情况。针对需要评判安全性的情况，我们初步考虑利用层次分析法求取这些指标的权重，但是由于层析分析法过于主观，进一步，采用熵值法以及 CRITIC 法更为客观的描述权重。综合评价这三种算法，得到最终的权重。然后利用加权的 TOPSIS 法求解各个绳子的得分。针对立即报废的情况，认为满足该情况任一条件一次即扣 40 分，直到分数为 0 分，60 分为及格。根据最后得分，评价六根钢丝绳经过 10 次往返运行之后的安全性能评价价值。

三、模型假设

- 1.为简化问题，将未缺陷钢丝绳视作圆柱形刚体。
- 2 六根钢丝绳上材料密度相等，六根钢丝绳的绳槽直径、矿井行程、弹性刚度、弹性模量、横截面面积和安装长度等物理参数相同。
- 3.对钢丝绳坚固程度的信任，每次往返不影响钢丝绳的缺陷位置，即钢丝绳不存在严重拉伸变形。
- 4.传感器检测设备工作状态作为不考虑的量，将看成正常工作的设备，其保持稳定的检测精度和稳定的检测频率。
- 5.大量噪声满足高斯噪声分布，即在频率平均值 6 倍方差范围内，存在 99%的噪声信号。

四、符号说明

符号	说明
<i>ave</i>	电压平均值
<i>carr</i>	缺陷程度矩阵
<i>warr</i>	位置变量矩阵
<i>num</i>	每种缺陷帧数矩阵

k	钢丝绳出现变形与轻度断丝的局部聚集率
m	钢丝绳总体受损情况
σ	平均断丝程度增加率
W_i	指标的权重向量

其他用到符号已经在文中说明

五、模型的建立与求解

5.1 钢丝绳物理模型建立和“磁平衡”的检测技术浅析

● 钢丝绳模型的建立

我国使用的钢丝绳一般是由绳芯、绳股、钢丝层共同构成的，其中绳芯能够起到储存油，润滑和支撑作用，包括天然纤维芯、金属芯、合成纤维芯等，绳股是钢丝绳构成的重要构成结构，其涉及三角股、圆股、椭圆股等形式，是钢丝绳的重要承载结构。目前钢丝绳建模主要方法有三种：基于坐标矩阵变换的几何变换、基于矢量推导的 Frenet-Serret 标架法、基于包络原理的包络法。出于简化模型考虑，本文将钢丝绳视为圆柱形刚体^[1]。

● 基于磁平衡的漏磁法钢丝绳无损检测技术

励磁回路由气隙、磁钢芯、衔铁、钢丝绳共同构成，磁钢能够为励磁回路提供磁化能量，进而使钢丝绳去饱和磁化，钢丝绳断丝能够使部分磁阻发生变化，并且在附近空气中形成了漏磁场。磁场元件可捕获漏磁场进行分析，进而掌握钢丝绳断丝情况。利用永磁磁化的方式作为传感器漏磁场，可通过或器件进行测量^[2]。

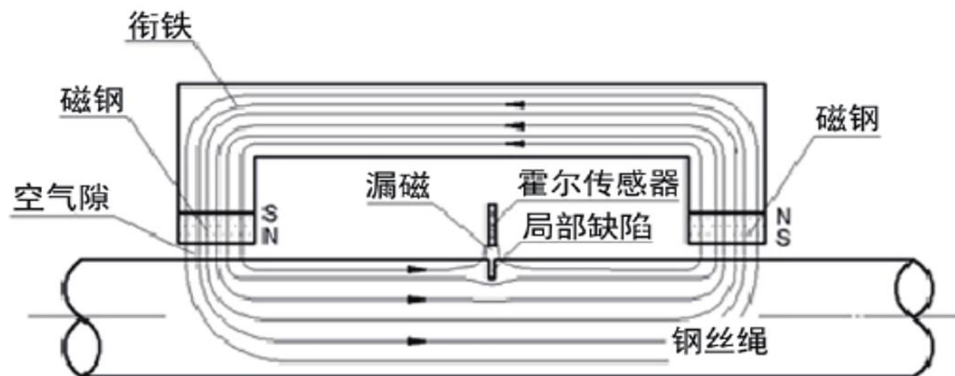


图1 密封钢丝绳断丝检测探头的结构示意图

5.2 问题一模型的建立与求解

5.2.1 IIR 滤波器滤波去噪

IIR 滤波器即为递归滤波器。该滤波器的一大特点为引入了反馈机制，使得下一次的滤波输出不仅仅和当前的输入信号有关，同时还与前几次的输出信号具有一定相关性。IIR 的缺点在于一些特定的系数组成的 IIR 滤波器可能不稳定，造成输出结果崩溃，安全性与可靠性不佳。IIR 滤波器的差分方程如下：

$$y(n) = -\sum_{k=1}^N a_k y(n-k) + \sum_{k=0}^N b_k x(n-k)$$

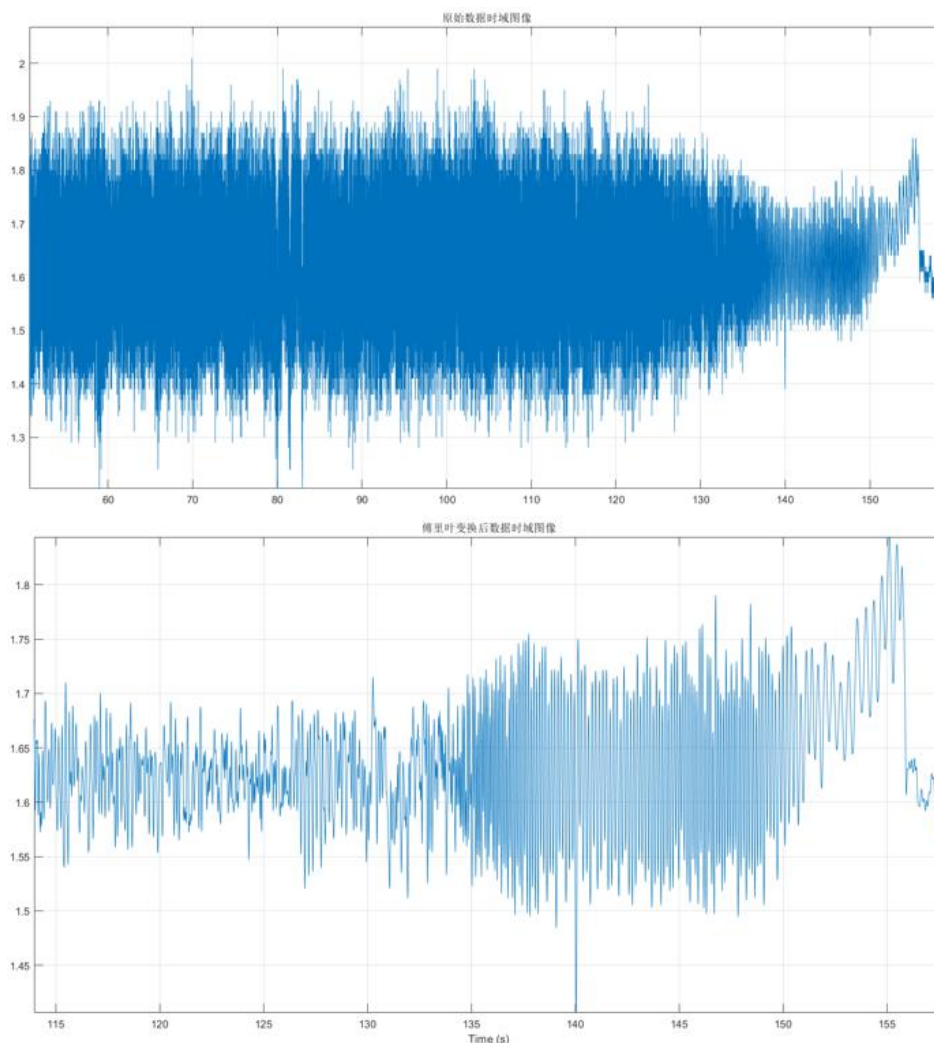


图 2 IIR 滤波效果图

我们将其设计为 5 阶低通滤波器，得到变换后的时域与频域图像，如图 2。由变换后的时域图可以直观的看出，利用数字滤波器 IIR 滤波效果并不理想。

5.2.2 利用快速傅里叶变换处理数据

对于信号处理相关领域中的问题，采用傅里叶变换、拉普拉斯变换、Z 变换基本可以解决所有问题。但是现阶段，信号处理的工作大多数是利用计算机完成的，而计算机处理数据有两个局限性：计算机不能表达一个无限长的时间序列，也不能表达连续的频域特征，传统的变换方式不能直接在计算机上应用。因此需要一种变换方法，使变换之后时域和频域都是离散的。离散傅里叶变换(DFT)，就具有这样的性质^[3]。

● 利用时频变换的去噪基本原理

基于傅里叶级数的概念，对于每一个复杂信号，总是可以表示成无数个不同幅频的三角函数的和。而我们处理的信号也可以这样表示，下图就是此次第一根绳子第一次运行绳子对应的三角函数组成情况的取样以及右侧平面的幅频特性。

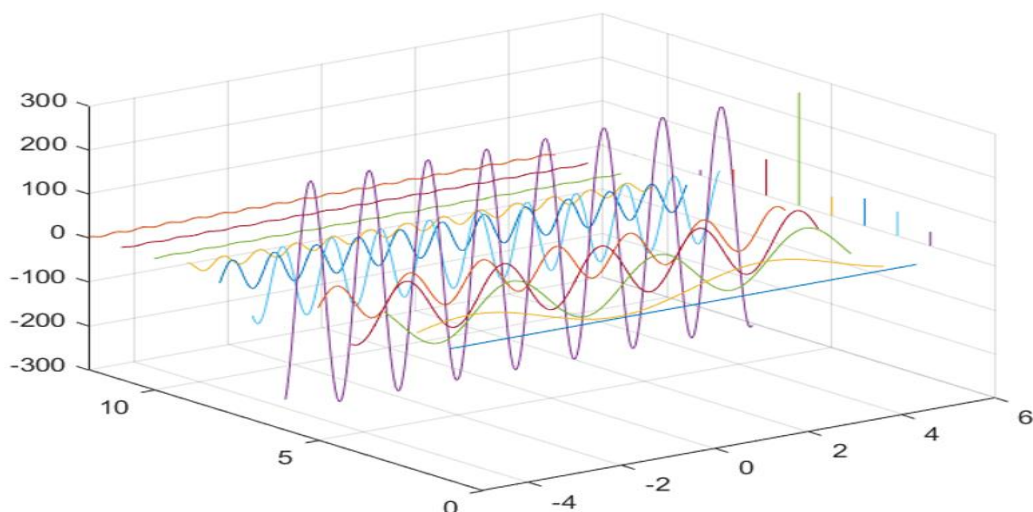


图3 幅频特性浅析图

根据上图我们可以清晰的看出其频域和时域的关系，下图是真实的绳子运行的整体数据图，由于噪音通常是有异常的幅值，且噪声频率集中，而有用信号的赋值一般较稳定，对应信号的频域特性往往较分散。利用噪声和有用信号的区别，以及时域频域对应的关系，我们只要采用某种方式在频域中去除异常幅频部分，然后将得到的相对信噪比高的数据转换会时域，就可以达到去除噪声的效果。

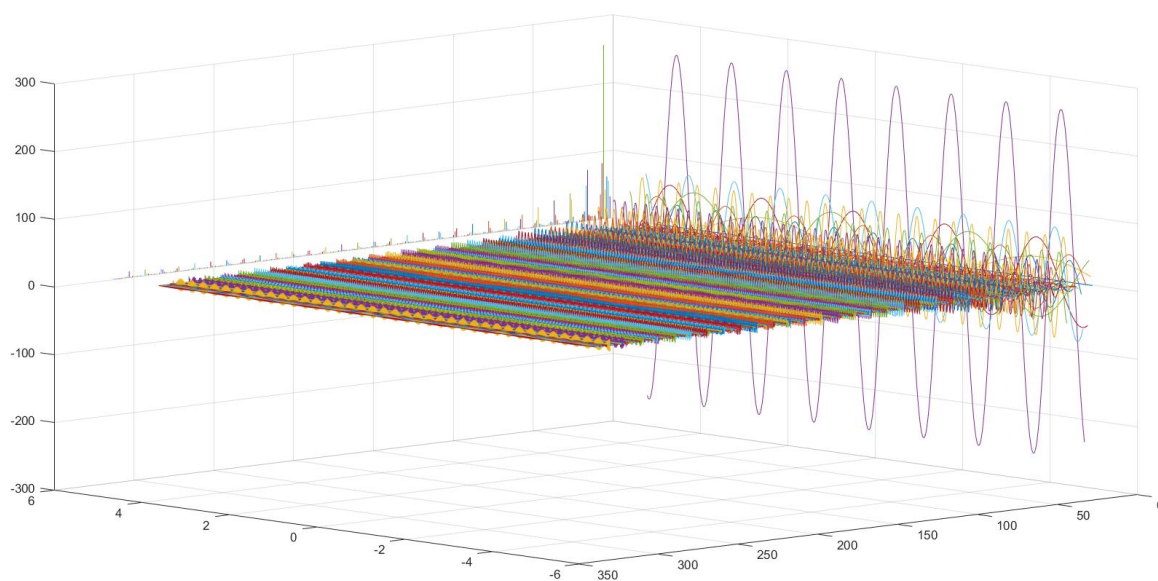


图4 第一根绳第一次运动的时频对应图像

● 离散傅里叶变换和快速傅里叶变换

离散傅里叶变换为解决计算机无法表示无限长时域序列的问题，使用对时域“截断”的方式；为解决计算机不能表达连续的频域特征，采取对频域“采样”的方式。由于离散时间傅里叶变换（DTFT）在频域上具有连续周期性，于是我们只需要对长度为 2π 的区间进行采样，具体采样方法参考 Nyquist 采样定理，我们采样的点 $M \geq N$ ，为了方便起见只需要取 $M=N$ 。然后对于无限长序列截断，使之成为有限长序列，再进行变换后，并在频域内进行采样^[3]。

于是，原信号中 $x(t)$ 的采样信号 $x[n]$ 可以用 $X[k]$ 表示为：

$$\begin{cases} X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-i \frac{2\pi}{N} kn} & (0 \leq k \leq N-1) \\ x[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X[k] e^{i \frac{2\pi}{N} kn} & (0 \leq n \leq N-1) \end{cases}$$

理论上离散周期信号的频谱是无穷多的，但是由于 $e^{i \frac{2\pi}{N} kn}$ 具有周期性，我们取主值区间 $0 \leq k \leq N-1$ 进行研究。

快速傅里叶变换(FFT)是在离散傅里叶变换的基础上，形成的一种高效、快速的计算机算法。该法相比于离散傅里叶变换所需要的乘法次数大大减少，当被变换的抽样点数 N 越多，该算法计算量的节省就越显著。

综上，我们将 FFT 降噪。FFT 算法主要分为以下三步：（1）对信号内容部分进行 FFT 分析。（2）在频谱的基础上，进行对出现在信号内的噪声部分的去除。（3）基于变换后的频谱基础上，对其进行傅里叶逆变换，从而获取降噪后的信号^[4]。

下面，我们以附件 1 中文件名为 20210517221359_0 的文件为例，说明 FFT 的降噪原理，展示降噪效果。由于帧数过多，我们又选取了 20000 个数据为窗口，这样能更加明显地显示去噪效果。

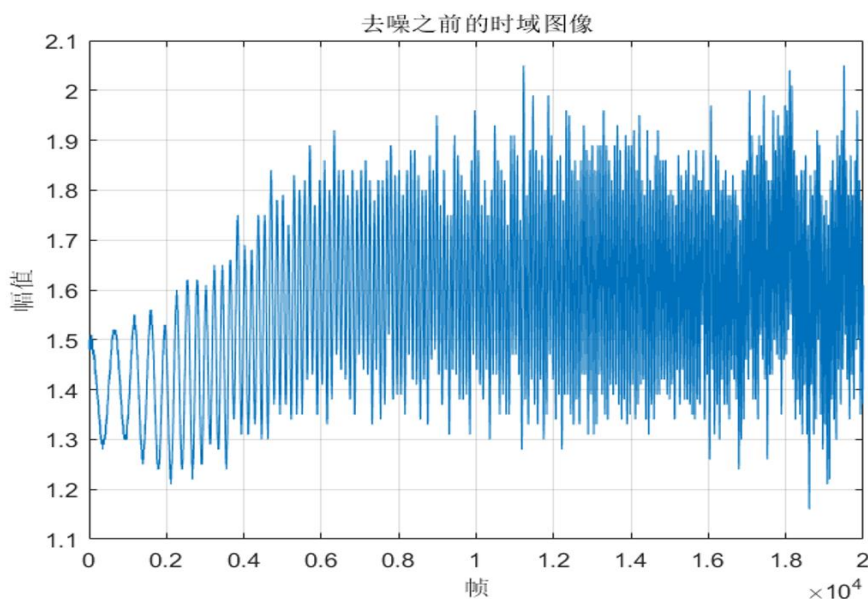


图 5 去噪前的时域图像

● 去噪效果展示

① 对信号内容部分进行 FFT 分析

由于本题给出的数据均为时域上的离散数据，我们考虑采用快速傅里叶变换进行时频变换，做出降噪前的频域图。

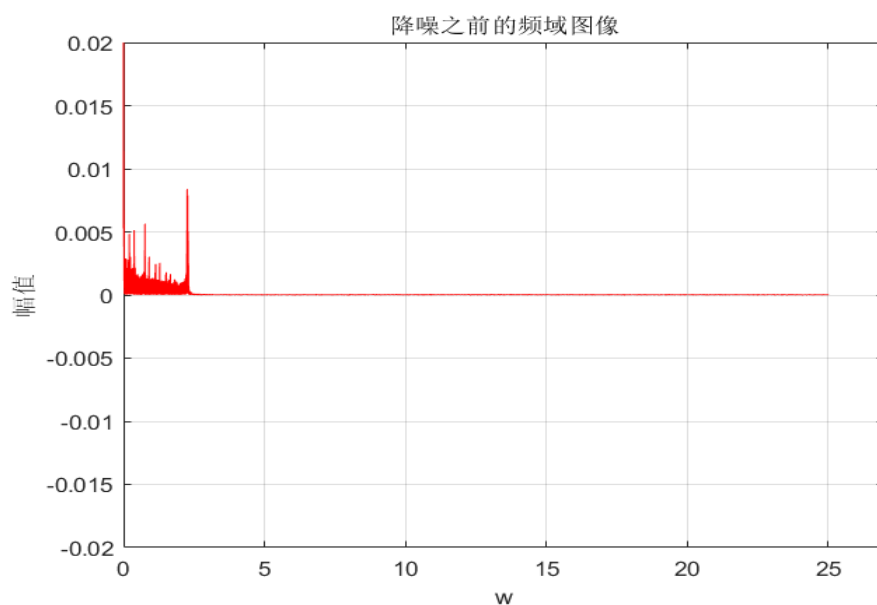


图 6 去噪前的频域图像

② 在频谱上对出现在信号内的噪声去除

分析上图的频域信息，发现在低频特性中出现赋值不稳定的情况，因此我们采用带阻的方式进行滤波。也就是通过将截止频率区间内的频率分量衰减到极低水平，并且做出降噪之后的频域图像。

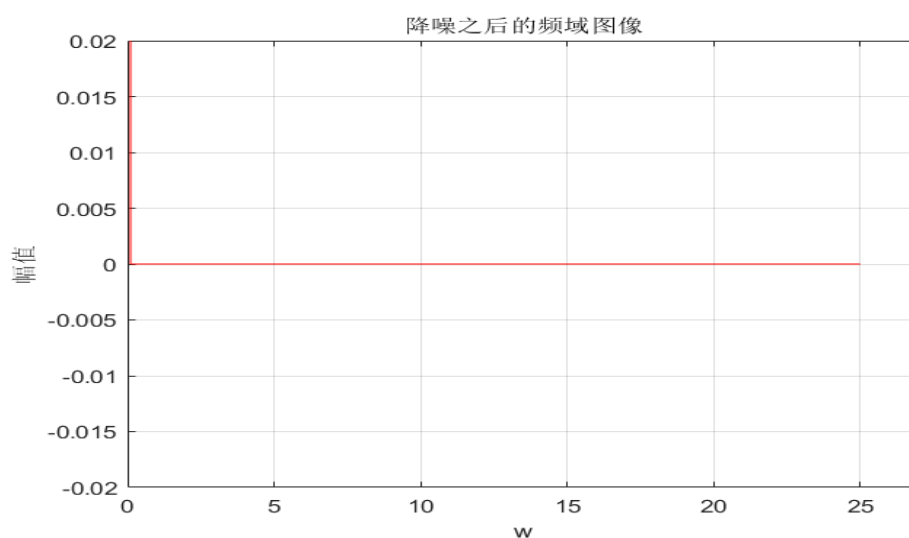


图 7 去噪后的频域图像

③ 基于变换后的频谱，获取降噪后的时域信号

对于降噪之后的频域数据，我们利用 IFFT 获得其时域数据，并且利用时域数据画出相应的时域图。

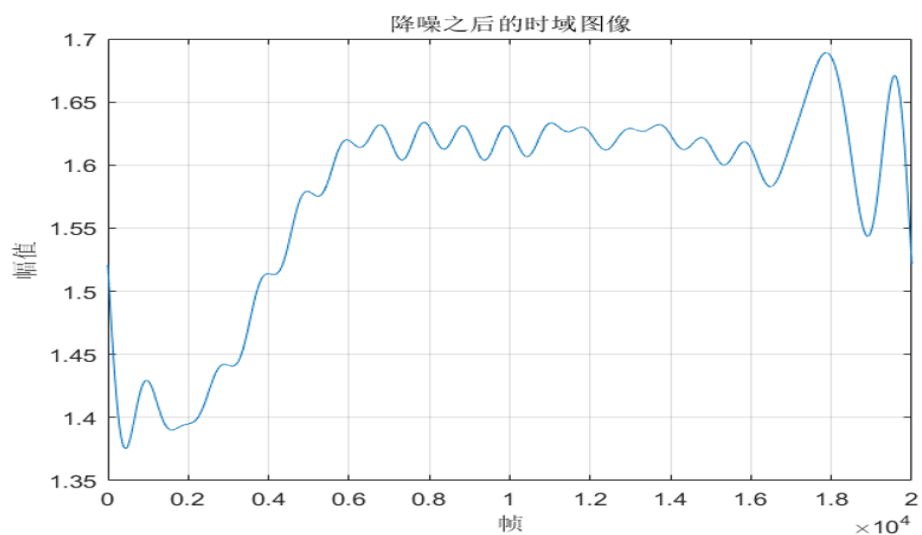
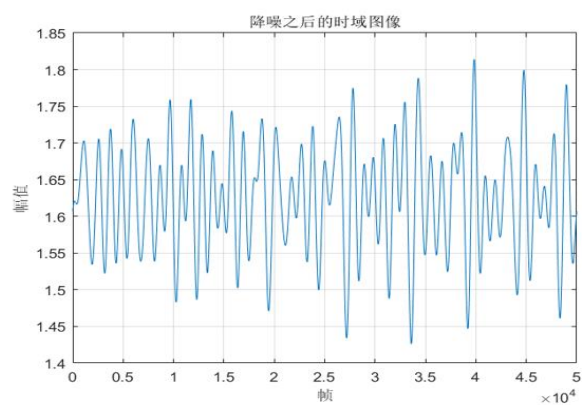
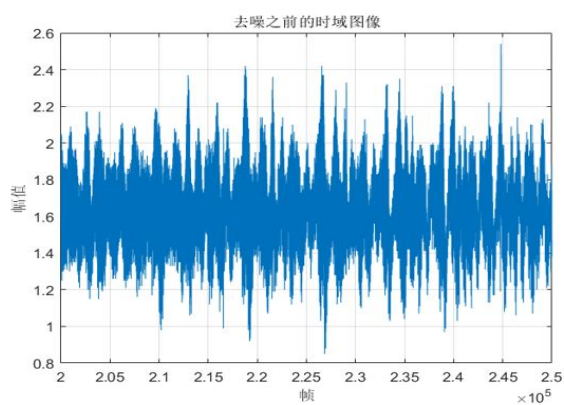
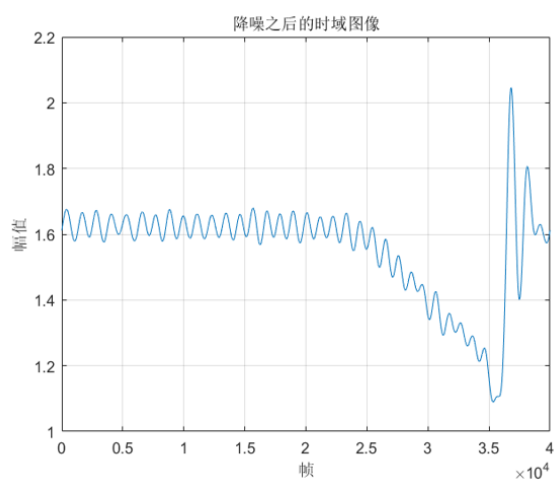
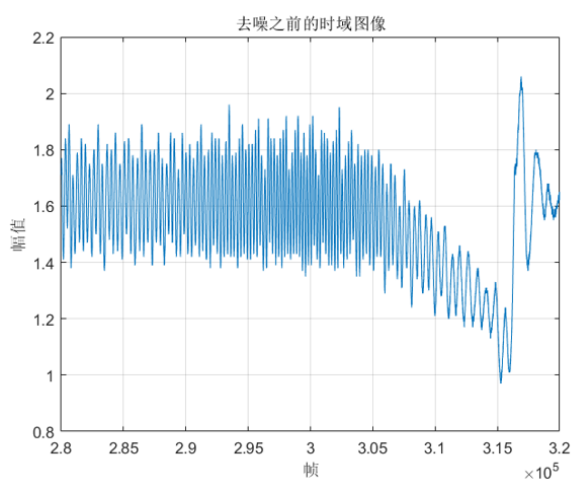


图 8 去噪后的时域图像

同样的我们也取得其他三个帧数区间的降噪效果图：



200000---250000 帧



280000-320000 帧

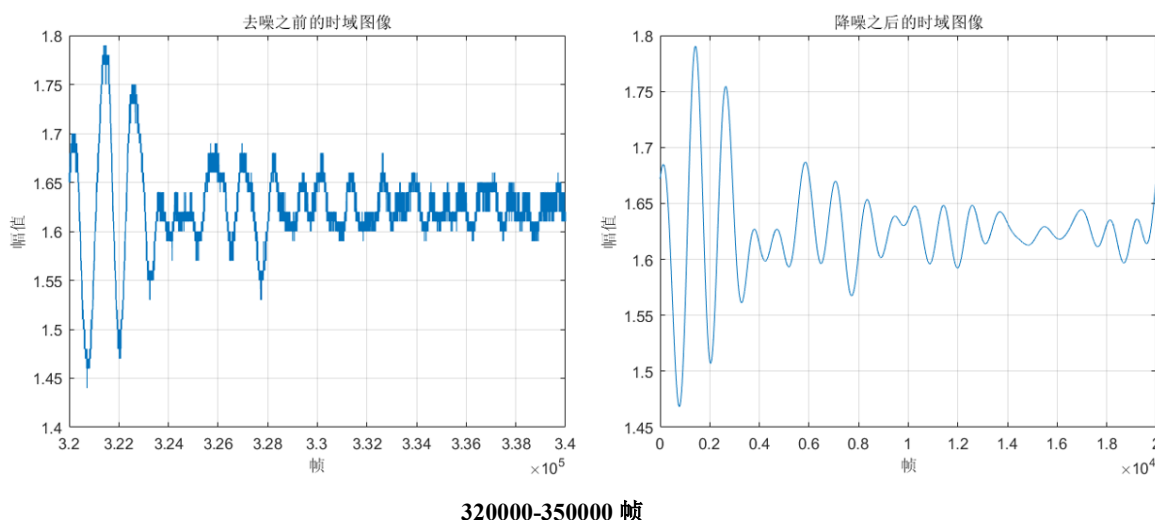


图 10 不同帧数区间降噪效果图

根据图 8，可判断出快速傅里叶变换（FFT）方法的去噪效果，其中仍然存在一定的巨大波动，可见此方式对于某些过程处理效果不佳。通俗地说，快速傅里叶变换在解决非平稳信号时有局限性。它只能获取一段信号总体包括哪些频率的成分，但是无法给出各成分出现的时刻，即使是在时域上有巨大差异的两个信号，利用 FFT 做出的频谱可能完全一致。而短时傅里叶变换能够有效解决这一问题。

5.2.3 利用短时傅里叶变换（STFT）处理数据

● 短时傅里叶变换的应用

短时傅里叶变换引入时窗这个概念函数有效解决了快速傅里叶变换中的问题。加“时窗”即是相当于在时域上把信号函数分解成若干个小过程，每个小过程近似平稳，再进行傅里叶变换^[5]。就可以分析出具体极小段时间或者是时间点上的频率了。因此就可以得到频率随时间变换的关系，即：时频关系，也就知道了频率的变化了。

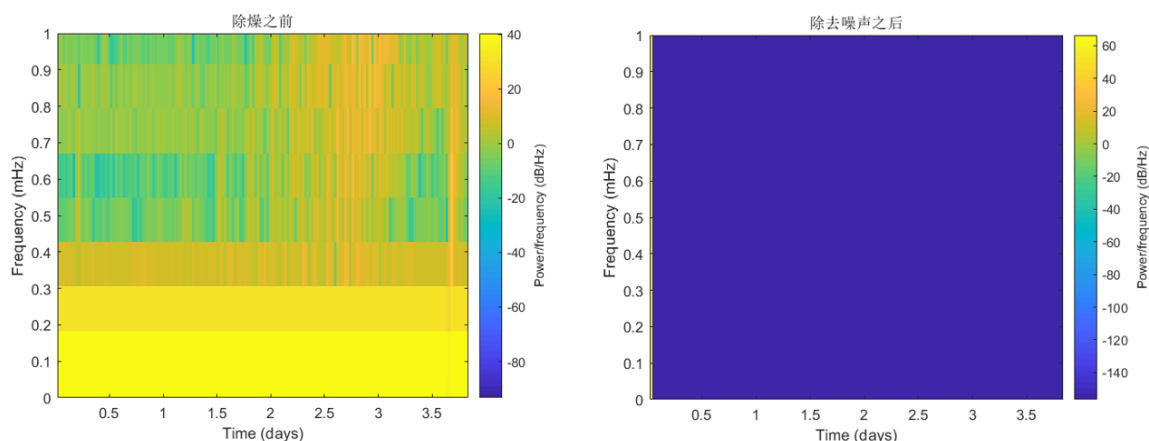


图 11 短时傅里叶变换去噪效果对比

结合短时傅里叶变换的优点，我们采用 MATLAB 的 spectrogram 函数画出频谱函数并且反馈短时傅里叶变换的参数值。

上图是信号在去噪前后的频谱图，其中时间是用帧数表示，这样就可以得到每一帧的对应的频率大小，可以看出去噪之前和去噪之后的频率对比情况了，也就是说短时傅里叶变换可以有效的去除高频噪音。

● 短时傅里叶变换的局限性

我们没有将利用短时傅里叶变换之后的数据波形图放到这里，因为短时傅里叶变换有严重的局限性。

根据理论分析，短时傅里叶变换是对于积分 $\int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-i\omega t} dt$ 进行改造引进时窗函数 $g(t)$ 或者其变换形式 $g(t-u)$ 。一般 $g(t)$ 函数，我们一般选取在 y 轴两侧对称的小区间内有值，其他为 0 的特殊函数，当然还有很多其他的选择。那么积分 $\int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-i\omega t} dt$ 改造成 $\int_{-\infty}^{\infty} f(t)g(t-u)e^{-i\omega t} dt$ 。 $g(t-u)$ 相当于是把积分空间限制到了一个小范围内。此时时窗因子相当于是一个放大镜，对于具体的位置进行分析^[5]。

因为积分过程中我们用的是一个固定的常值时窗函数，也就是说，在 STFT 变化过程中时窗长度不变。但是对于不同频率的函数部分，窗太窄，窗内的信号太短，会导致频率分析不够精准，频率分辨率差。窗太宽，时域上又不够精细，时间分辨率低。而所给的检测数据中频率高低不一，因此采用这种方式对于信号处理仍然会存在一些问题。

为了解决这类问题，我们只需要引入可变的时窗，但是对于可变时窗进行分段短时傅里叶变换将会带来大量的数值计算，而且变换方式单一，不能随频率而进行是当变化。

5.2.4 利用小波变换处理数据

● 小波变换的概念

小波分析即用 Mallat 塔式算法对信号进行降阶分解。该算法在每尺度下将信号分解为近似分量与细节分量。其中，近似分量表示信号的高尺度，即低频信息；细节分量表示信号的低尺度，即高频信息。

● 小波变换的原理

根据信号处理相关知识，小波变换推倒了前面傅里叶变换以三角函数为基的概念，引入了有限长、会衰减的小波基来解决问题。因此称为“小波变换”。小波可以理解为是在短时傅里叶变换的基础上对窗口函数增加了一个尺度因子，该尺度因子随着频度变化而变化，使得在低频时降低窗口宽度、增加时间分辨率，而在高频时增加窗口宽度、增加频率分辨率。

小波变换定义如下：

$$WT(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) * \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt$$

其中尺度 a 控制着小波函数的伸缩，而平移量 τ 控制着小波函数得平移。尺寸 a 对应着频率的反比，平移量 τ 对应着时间。当伸缩、平移到一种重合情况时，相乘所得到的值较大，即两个函数相关性强。小波变换和傅里叶变换不同的在于，这不仅可以得到信号的频率成分，而且得到它在时域上存在的具体位置^[6]。

● 影响降噪效果的因素

① 小波基的选择

由于没有任何一种小波基可以对不同类型的信号达到最优分解的效果，因此需要选择合适的小波基。本题给出的信号为一维信号，综合消失矩、正则性考虑，我们选择 db3 小波作为基。

② 分解层数的选择

在对于信号进行小波分解时，选取的分解层数越大，噪声和信号的区别越明显，越有利于两者分离；但是，分解层数越大，经过重构的信号失真也会越大，这就导致一定程度上对重构信号产生较差影响。

小波分解的频段范围和采样频率有如下关系：

$$\frac{0.5 \cdot F_s}{2^N} = \frac{f_{\max}}{2^N}$$

上式中， F_s 为采样频率， f_{\max} 为信号的最大频率， N 为分解层次，根据奈奎斯特采样定理 $F_s = 2f_{\max}$ ，就可以求得 $N = 8$ ，所以对该信号做 8 层小波分解。

③ 阈值选择标准

在小波域中，有效信号对应的系数很大，而噪声对应的系数很小且满足高斯分布。因此需要设定合适的阈值将信号在小波域某段区间内信号置零。这样既可以在最大程度上抑制噪声，同时对有效信号的影响不大。阈值选择规则基于模型 $y = f(t) + e$ ， e 是高斯白噪声。

我们调用 MATLAB 自带的自适应阈值选择函数，选择无偏风险估计阈值。

④ 阈值函数的选择

在确定了高斯白噪声在小波域的阈值门限之后，需要确定阈值函数对含有噪声系数的小波系数进行过滤，去除高斯噪声系数，常用的阈值函数有硬阈值函数和软阈值函数。软阈值函数是当小波系数的绝对值大于给定阈值时，令小波系数减去阈值；小于阈值时，小波系数置零。硬阈值函数与软阈值函数情况相反。我们考虑选用软阈值函数^[7]。

● 小波变换的降噪步骤

小波降噪的信号采样频率树图步骤，分别是：原始信号-1 层小波分解-2 层小波分解-n 层小波分解。将进行过分解后的高频细节系数进行抑制，使其达到 0 的标准，来进行的噪声消除^[7]。

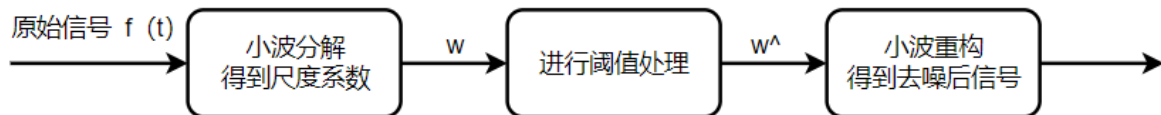


图 12 信号采样频率树图

综上，我们也将小波变换降噪分为三步：（1）对信号内容部分进行小波变换分析。（2）在频谱的基础上，进行对出现在信号内的噪声部分的去除。（3）基于变换后的频谱基础上，对其进行逆变换，从而获取降噪后的信号。

为检验该算法的滤波效果，我们以附件 1 中文件名为 20210517221359_0 的文件数据为参考，选取其中记录的第一根钢丝绳的参数为例进行分析。

① 画出原始噪声信号

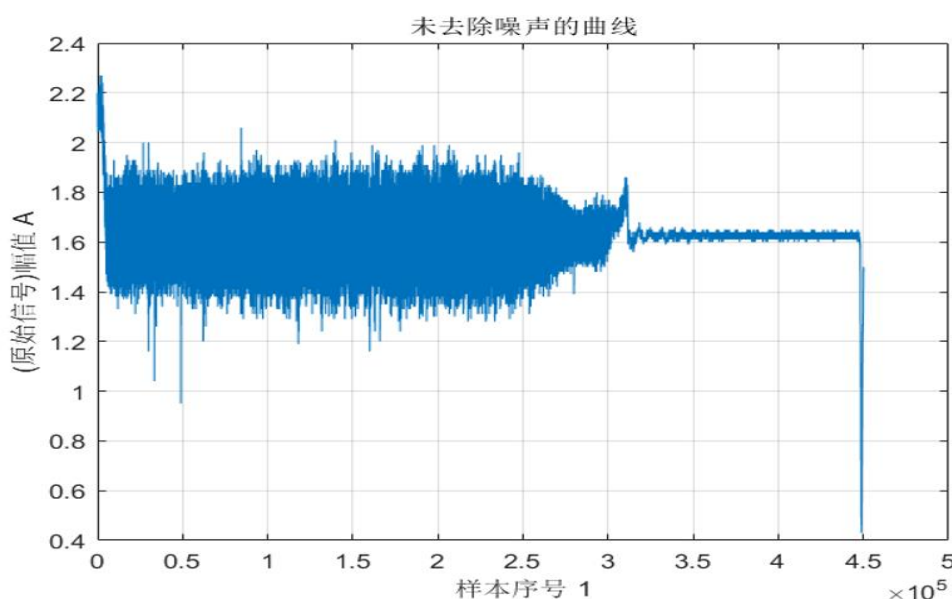


图 13 未去噪的曲线

② 对信号内容部分进行小波变换分析

在频谱的基础上，进行对出现在信号内的噪声部分的去除，之后画出时域图像。

这里由于小波变换的小波具有多样性，我们针对小波变换的这一特性，利用多个波形进行小波变换，并且综合分析数据。

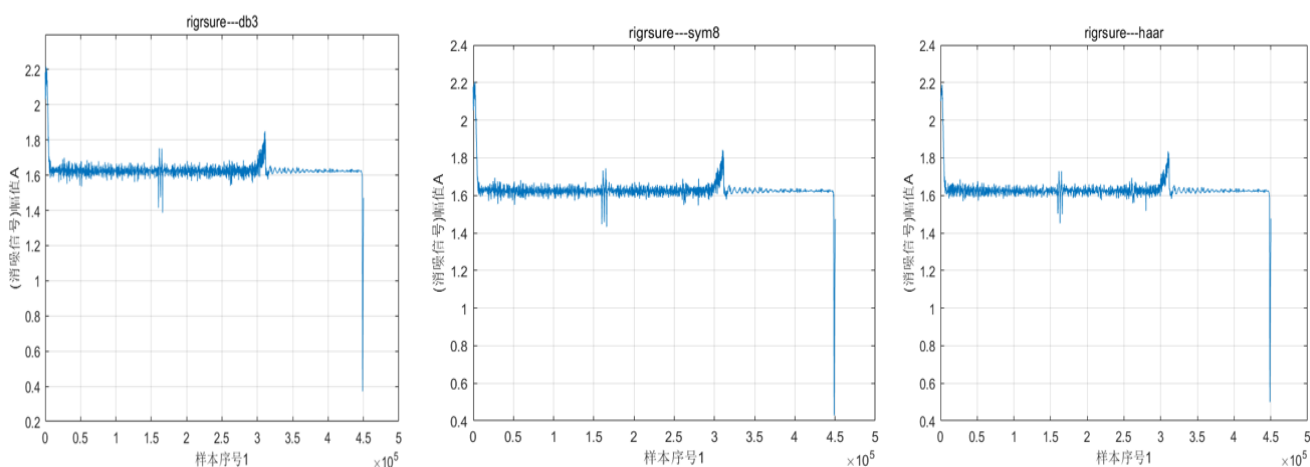


图 14 三种有效去噪的小波变换

综合以上所有的信号的处理方式，我们发现在固定的一点和起始点结尾点都存在较大的抖动，参照国家标准，我们了解到，在开始的运动和结束运动的时候，一般会存在较大的抖动，而对于过程中某一点的抖动，我们可以指出，其极有可能是缺陷点。处理信号过程中记录的数据我们没有在这一部分展示，数据的处理我们将在 5.2.5 进行说明。

5.2.5 求解缺陷的数量、程度及位置

● 线性遍历模型求解缺陷的数量、程度及位置

对于此问题，首先我们建立了遍历求解的数学模型，定义平均值变量 ave ， $ave = \text{sum}/n$ 。

缺陷程度矩阵 $carr$ ，位置变量矩阵 $warr$ ，每种缺陷帧数矩阵 num 。

通过遍历每一帧数据，求解出每一帧数据的所达到的缺陷程度以及帧的位置并储存在相应缺陷程度矩阵和位置变量矩阵中。

下边我们仍以第一根绳子为例，说明求解出的缺陷的数量程度和位置。这里仅仅列出了某一种损伤对应的前 10 个位置，具体所有的位置信息请见附件：问题一处理数据.xlsx。

表 1 某种损伤对应的前 10 个位置

等效无损 ($x < 1\%$)		微小变丝 ($1\% \leq x < 1.6\%$)		变形 ($1.6\% \leq x < 2.5\%$)	
个数:	351919	个数:	56092	个数:	16881
缺陷位置	缺陷程度	缺陷位置	缺陷程度	缺陷位置	缺陷程度
5879	0.000997554	5796	0.015971687	5691	0.024996522
5880	0.000099143	5797	0.015890589	5692	0.024909757
5881	0.009853363	5798	0.015809659	5693	0.024822933
5882	0.00979273	5799	0.015728897	5694	0.024736051
5883	0.009732404	5800	0.015648305	5695	0.024649114
5884	0.009672384	5801	0.015567885	5696	0.024562124
5885	0.009612674	5802	0.015487641	5697	0.024475082
5886	0.009553272	5803	0.015407571	5698	0.024387993
5887	0.009494182	5804	0.015327681	5699	0.024300856
5888	0.009435403	5805	0.01524797	5700	0.024213676

轻度断丝 ($2.5\% \leq x < 5\%$)		中度断丝 ($5\% \leq x < 14\%$)		内部断丝 ($x \geq 14\%$)	
个数:	12296	个数:	7252	个数:	5681
缺陷位置	缺陷程度	缺陷位置	缺陷程度	缺陷位置	缺陷程度
4934	0.049971413	1	0.056986089	86	0.140242985
4935	0.049870953	2	0.057971012	87	0.141199714
4936	0.049771009	3	0.058956193	88	0.142155506
4937	0.049671583	4	0.059941619	89	0.143110347
4938	0.049572675	5	0.060927276	90	0.144064223
4939	0.049474286	6	0.061913151	91	0.14501712
4940	0.049376415	7	0.062899228	92	0.145969024
4941	0.049279064	8	0.063885495	93	0.146919922
4942	0.049182232	9	0.064871938	94	0.1478698
4943	0.049085921	10	0.065858543	95	0.148818644

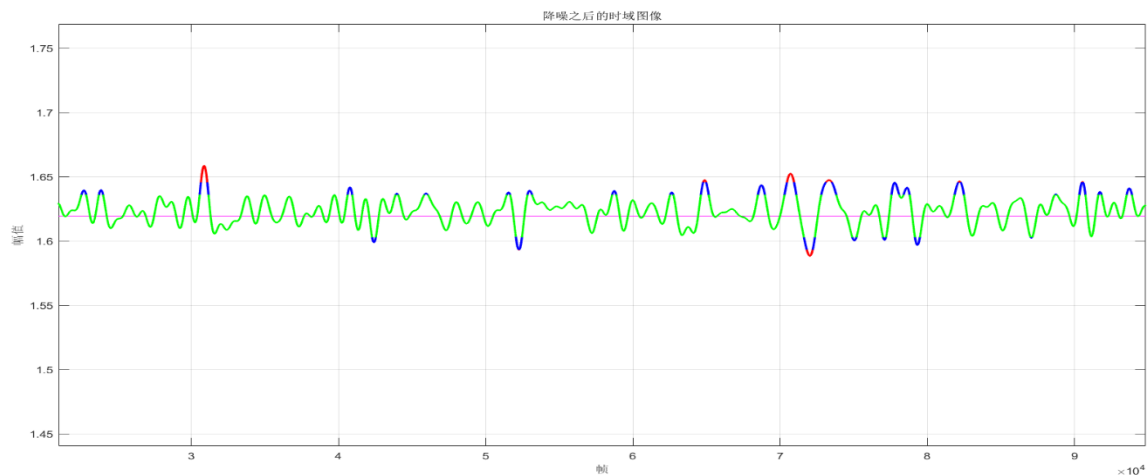
上述数据可以显示出一小部分缺陷的分布，但是不能直观反映出各个帧和绳子位置的缺损情况，因此对于附件问题一处理数据.xlsx 的数据我们做了可视化处理。首先给出了每个损伤范围在图上标定的颜色。

等效无损 ($x < 1\%$)	绿色	轻度断丝 ($2.5\% \leq x < 5\%$)	玫红
微小变丝 ($1\% \leq x < 1.6\%$)	蓝色	中度断丝 ($5\% \leq x < 14\%$)	黄色
变形 ($1.6\% \leq x < 2.5\%$)	红色	内部断丝 ($x \geq 14\%$)	黑色

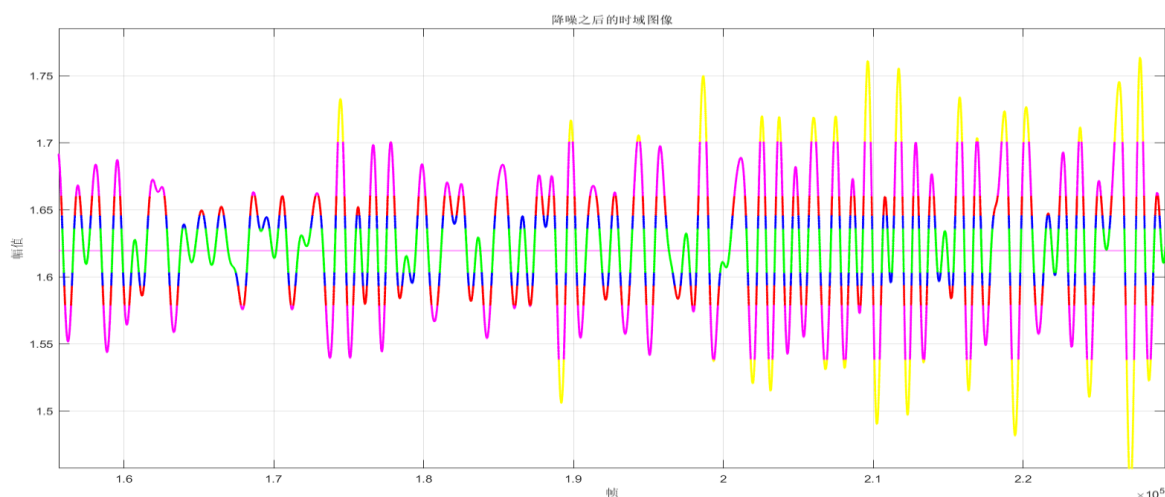
图 15 损伤范围色条标注标准

并且我们根据以上色条的标准绘制了一系列图像，图像中标定了每一帧对应的损伤范围的颜色，从而体现出钢绳损伤整体的属性，使数据观测与分析更加明显。

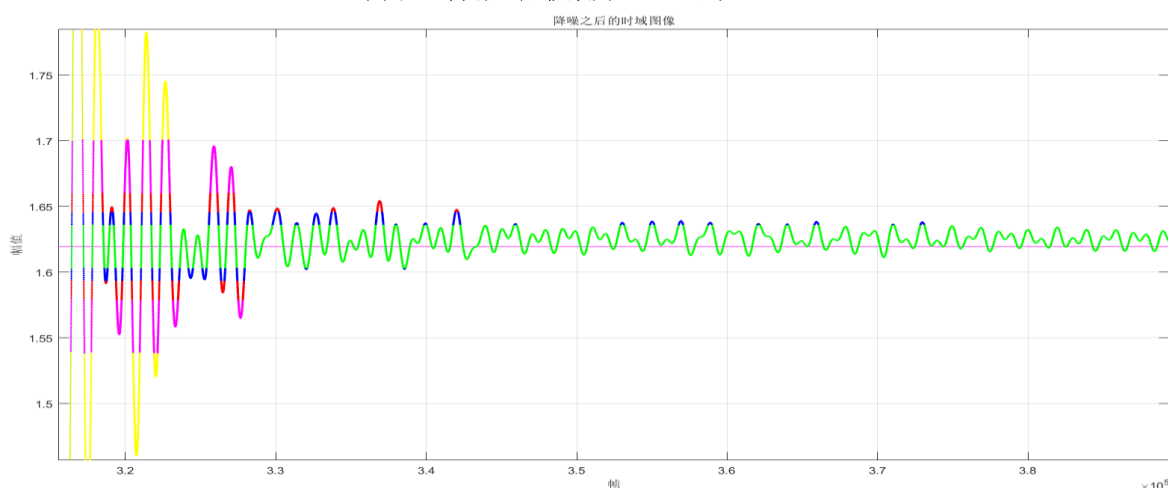
我们对于第一根绳子的第一次运行数据中的局部波形色条进行截取，得到了如下的三个图形，通过图形可以观测出绳子某个帧数位置的缺陷情况，以及缺陷在整个帧数集的聚集度，从而判断此次运行绳子所处的状态。



子图 1：降噪之后帧数为 20000 到 100000



子图 2：降噪之后帧数为 150000 到 230000



子图 3：降噪之后帧数为 300000 到 420000

图 16 三个时域缺陷染色图

除上述利用色条在曲线上直接画出帧数缺陷对应的方式外，我们还采用了一种条形图，这样更能体现出其总计分布和占比。

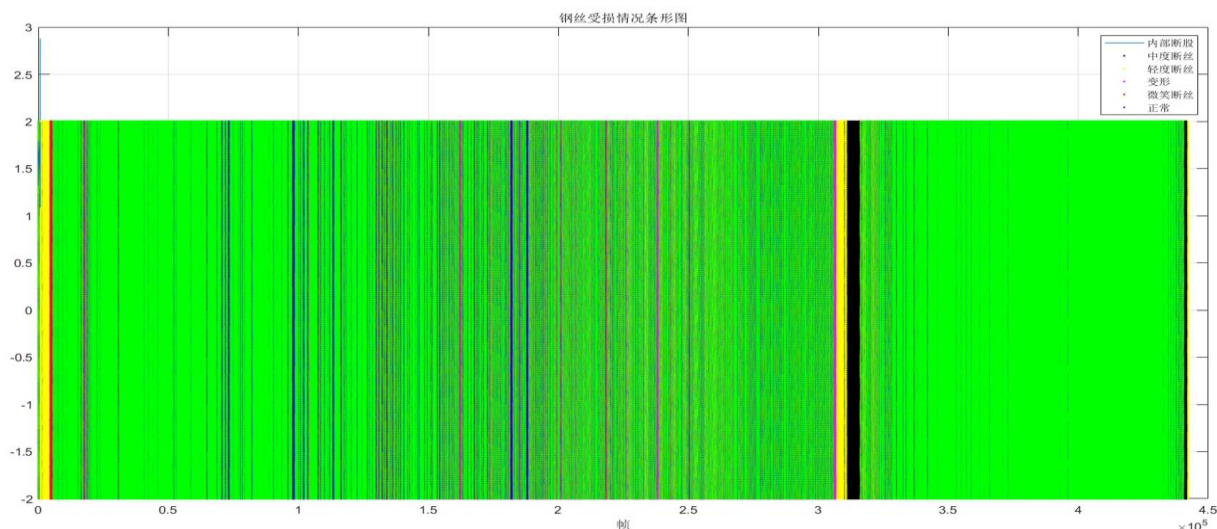


图 17 缺陷关于帧数的总体分布条形图

我们也应该注意到，附件 2 中提到：一个脉冲对应多帧，而一帧对应 0.4 米。因此我们在原来模型的基础上，新增每个脉冲对应帧数个数的变量 num ，并设置对应脉冲下每一帧移动的距离变量 $num1$ ，并且 $num1=0.4/num$ 。由于每个脉冲对应的帧数 num 不同，所以每一帧距离 $num1$ 也不同。同时我们也设置向量 $length$ 用来存储这些帧数对应于空间上的坐标点，且这些坐标点以每次运行的第一帧数的原点。因此可以将上图转换成：

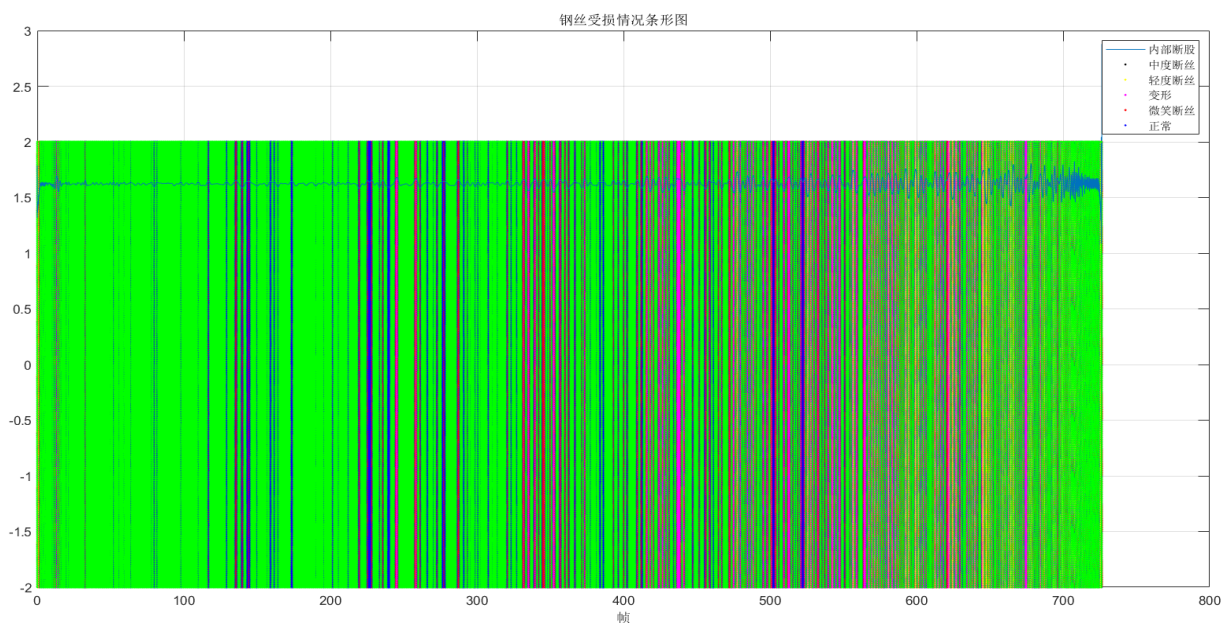


图18 缺陷关于空间坐标点分布的条形图

此图具有非常显著的优点，即：可以将缺陷点具体的物理位置标出，进而去对应实际的钢绳，从而指导生产。附件二提到，钢绳的长度为 960 米，但是通过对于所有文件数据的计算，这些文件中的 $length$ 向量的最后一个数据都是 726.4。联系生产实际，我们做出合理推测：在实际生产中，钢绳深度一般会大于矿井深度，因此当钢绳触底经过，传感器测量端的距离一般小于 960m，可以推测出传感器检测后给出的数据，符合推测实际情况。

对于传感器检测所获得的所有数据，我们进行了遍历式的分类和求解，虽然能够

有效的求解，但是对于总数据达到百万级别的数，难免空间时间复杂度太高，建立的数学模型不能够有效解决问题。因此我们需要对上述方式进行改善。

● 利用支持向量机（SVM）进行模型优化

考虑到上述方法得到数据中，不受损伤（缺陷小于 1%）的数值较多，我们可以将受损和不受损进行分类，那么这个标准就是这个数据的缺陷是否大于 1%，常用的多数数据训练的二分分类法有很多，我们采取了性能更好，更新颖的支持向量机（SVM）进行数据的分类。

支持向量机(support vector machine, SVM)，是一种新的机器学习方法，其基础是 Vapnik 创建的统计学习理论(statistical learning theory, STL)。在进行线性分类时，将分类面取在离两类样本距离较大的地方进行非线性分类时通过高维空间变换，将非线性分类变成高维空间的线性分类问题^[8]。这里我们只来线性分类：

目标是寻找满足约束条件下的最优分类超平面：

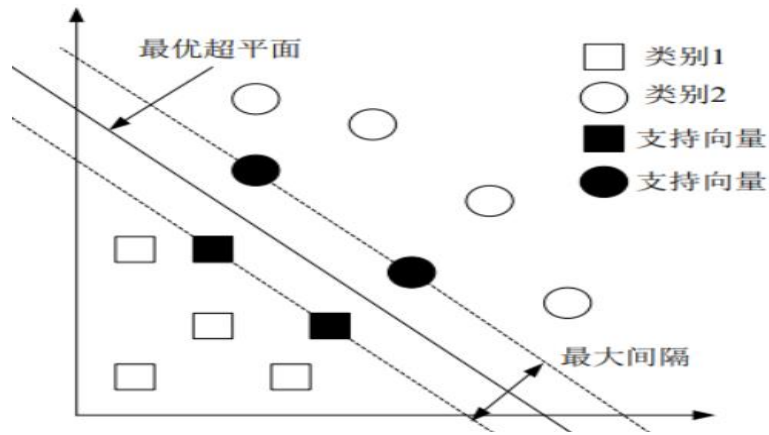


图 19 SVM 的原理示意图

$$\min \frac{\|w\|}{2} + C \sum_{i=1}^l \xi_i$$

$$s.t. \begin{cases} y_i(wx_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i > 0 \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, l$$

该问题可以通过求解 Lagrange 函数的鞍点得到，即：

$$\Phi(\vec{w}, \vec{b}, \alpha_i) = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i(\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) - 1],$$

其中 $\alpha_i > 0, i = 1, 2, \dots, l$ ，为 Lagrange 系数

依据 Lagrange 对偶理论将上式转化为对偶问题，即：

$$\max Q(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j)$$

$$s.t. \begin{cases} \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, l$$

设最优解 $\vec{\alpha}^* = [\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_l^*]$ ，则可以得到最优的 \vec{w}^* 和 b^* 为

$$w^* = \sum_{i=1}^l \alpha_i^* x_i y_i \quad b^* = -\frac{1}{2} w^* \cdot (x_r + x_s)$$

其中 \vec{x}_r 和 \vec{x}_s 为林哥类别中任意的一对支持向量

最终得到的最优分类为：

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i (x \cdot x_i) + b^*)$$

经过对于数据的训练，我们得到的最优分界面为 1% 的缺陷点，因此我们可以用这种方式先对数据进行分类，之后遍历的时候可以省去对缺陷小于 1% 数据的遍历，从而优化算法。

● 利用 BP 神经网络进行模型优化

在采用 SVM 进行分类之后，对于受损信号我们可以直接利用基础的遍历算法求解，这显然是可以的。但是如果深入考虑应用实际的话，我们会发现，单纯的遍历算法只是简单的线性映射，且没有较好的容错性。由于上述问题，我们将采用 BP 神经网络对于受损的位置（缺陷大于 1%）进行进一步分类、统计个数和位置的标定。

BP 神经网络依靠系统的复杂程度，通过调整内部大量节点之间相互连接的关系，从而达到处理信息的目的。BP 网络是指在输入层与输出层之间增加的若干层权值各异的神经元。BP 神经网络的算法称为 BP 算法，它的基本思想是梯度下降法，利用梯度搜索技术，以期使网络的实际输出值和期望输出值的误差均方差为最小。从而达到对于数据的分析作用^[9]。BP 神经网络的具体处理过程如下图：

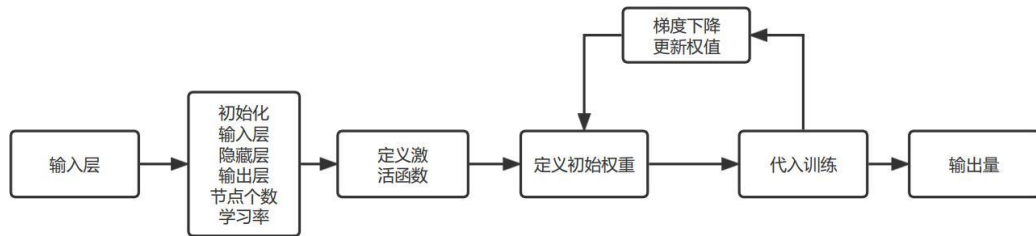


图 20 BP 神经网络求解结构图

BP 神经网络在生产实际中可以根据更多的数据更加有效地训练模型网络，会一步步达到效果，因此利用 BP 神经网络进行的模型优化十分有益。

综合上述两种对于线性遍历模型的优化，我们给出了一个简单的流程图，可以反映出我们上述讨论的具体内容。

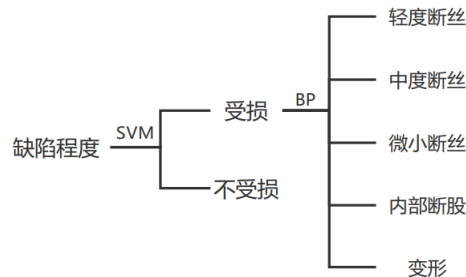


图 21 线性遍历模型优化结构图

5.1 问题二模型的建立与求解

5.1.1 建立评价标准

根据《GB 8918-1988 优质钢丝绳国家标准》，钢丝绳按其股数和股外层钢丝可分为两大类 6×19 和 6×37 ，即六个圆股、每股外层丝 8-12 根和 6 个圆股、每股外层丝 14-18 根。矿井提升机一般选用规格为 6×19 的钢丝绳。

参照国家标准《GB5972—86 起重机械用钢丝绳检验和报废实用规范》、《GBT5972—2016 起重机钢丝绳保养维护检验和报废》以及《GB/T16762-2009 一般用途钢丝绳吊索特性和技术条件》^[10]，我们对钢丝绳中出现不同程度、位置以及数量的缺陷量化出下列五条评价标准：

1. 内部断股立即报废；
2. 钢丝绳端出现不聚集的微小、变形以及轻度断丝的现象则说明其较危险，一旦出现中度断丝或者更为严重情况则立刻更换；
3. 钢丝绳出现断丝局部聚集，例：1.2m 中超过三分之一帧为轻度或者中度断丝则视为报废，低于三分之一帧数则视为较为危险；
4. 断丝增加率高于某极限值；
5. 钢丝绳总体受损情况严重，用数学期望表示；

5.1.2 建立安全性能量化评价模型

我们将出现的不同安全问题分为需要评判安全性和立即报废两种情况：

● 立即报废的情况：

1. 钢丝绳端及其附近（取一次脉冲信号内，0.4m）一旦出现轻度断丝或者更为严重情况两次则立刻更换^[11]；
2. 钢丝绳出现轻度断丝与变形的严重局部聚集五次则视为报废；
3. 钢丝绳出现中度断丝局部聚集三次的情况则视为报废；
4. 一旦出现内部断股现象则需要立即更换。

● 评判安全性的情况：

- ① 钢丝绳出现变形与轻度断丝的局部聚集率 k ：

$$k = \frac{\text{该种程度的缺陷在一次脉冲中的帧数}}{\text{一次脉冲中的总帧数}} \cdot 100\%, \text{ 当 } k > 10\%, \text{ 由于一次脉冲}$$

前近距离较小仅为 0.4m，因此可以近似认为出现局部聚集；当 $k > 20\%$ ，认为时严重的局部聚集^[12]。

- ② 钢丝绳总体受损情况：

$$m = \frac{\sum_{i=1}^n Carr(i)}{n}, \text{ } n \text{ 为总帧数, } Carr(i) \text{ 表示第 } i \text{ 次上行或下降时的缺陷程度。}$$

- ③ 平均断丝程度增加率 σ ：

$$\sigma = \frac{u_{\max} - u_{\min}}{u_{\min} - ave} \cdot 100\%, u_{\max} \text{ 为所有帧数中电压最大值, } u_{\min} \text{ 为所有帧数中电}$$

压最小值, ave 为所有帧数中电压的平均^[13]。

5.1.3 利用层次分析法求权重

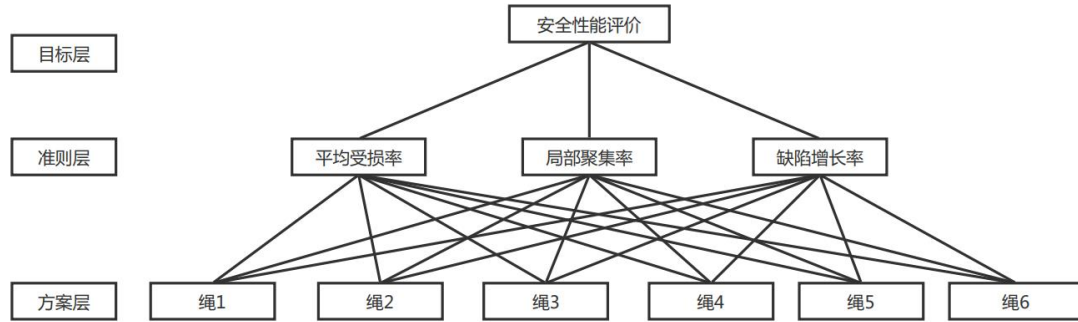


图 22 层次分析法示意图

层次分析法是一种定性分析和定量计算相结合的方法，首先填写准则层的判断矩阵。

判断矩阵 $M =$

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1.46 \\ 1 & 1 & 1.37 \\ 0.68 & 0.73 & 1 \end{bmatrix}$$

检验判断矩阵的一致性，计算一致性指标 $CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} = -9.3376e-04$ ，当 $n=3$ 时，对应的平均随机一致性指标 $RI=0.52$ ，再计算一致性比例 $CR=CI/RI= -0.0018$ ， $CR<0.1$ ，所以该判断矩阵 A 的一致性可以接受^[14]。

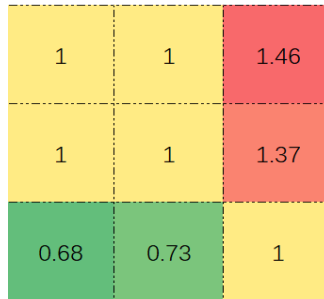


图 23 热图

于是，我们可以计算权重，分别采用算术平均法、几何平均法以及特征值法求权重，得到权重矩阵 $W=[0.3736, 0.3657, 0.2607]$ 。即平均受损率、局部聚集率以及缺陷增长率在熵权法下得到的权重分别为 0.3736、0.3657、0.2607。

相比于其他算法，层次分析法过于主观，主要依赖于专家的主观打分，因此我们考虑其他客观权重赋值法。

5.1.4 利用熵权法求权重

熵权法即是根据指标变异性的的大小确定客观权重。一般若某个指标的信息熵 E_j 越小，则说明该指标的变异程度更大，能提供的信息越多，在综合评价时起到的作用越大，代表的权重越大。若该指标的信息熵越大，则说明该指标的变异程度较小，能提供的信息越少，在综合评价时起到的作用越小，代表的权重越小^[15]。一般来说，熵权法赋值权重分为下列三步：

本题给出了 3 个指标，分别为平均受损率、局部聚集率以及缺陷增长率，均为

极小值指标。

① 标准化矩阵的求解

对上述 3 个指标进行正向化处理化后的数据保存在矩阵 X_{ij} :

$$X_{ij} = \begin{bmatrix} 0.0192 & 0.3518 & 0.0007 \\ 0 & 0 & 0.0006 \\ 0.0253 & 0.5180 & 0 \\ 0.0308 & 0.5193 & 0.0007 \\ 0.0321 & 0.5204 & 0.0007 \\ 0.0319 & 0.5204 & 0.0007 \end{bmatrix}$$

将各个指标的数据进行标准化处理;

$$Y_{ij} = \frac{X_{ij} - \min(X_i)}{\max(X_i) - \min(X_i)} = \begin{bmatrix} 0.3035 & 0.3207 & 0.4628 \\ 0 & 0 & 0.4055 \\ 0.3993 & 0.4722 & 0 \\ 0.4863 & 0.4734 & 0.4428 \\ 0.5074 & 0.4744 & 0.4604 \\ 0.5044 & 0.4744 & 0.4619 \end{bmatrix}$$

② 求各个指标的信息熵

根据信息论中信息熵的定义，一组数据的信息熵公式为:

$$\begin{cases} E_j = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln p_{ij} \\ p_{ij} = Y_{ij} / \sum_{i=1}^n Y_{ij} \end{cases}$$

求得信息熵矩阵 $E_j = [0.5719, 0.3282, 0.5770]$, E_1 为平均受损率的信息熵, E_2 为局部聚集率的信息熵, E_3 为缺陷增长率的信息熵。

③ 分别确定三个指标的权重

根据第二步中信息熵的计算公式, 计算出信息熵为 E_1 、 E_2 、 E_3 。通过信息熵计算出各个指标权重:

$$W_i = \frac{1 - E_i}{k - \sum E_i}$$

求得 $W_i = [0.3464, 0.3347, 0.3189]$ 。即平均受损率、局部聚集率以及缺陷增长率在熵权法下得到的权重分别为 0.3464, 0.3347, 0.3189。

相比于层次分析法, 熵权法是一种更加主观的确定权重的方法, 因此确定出来的权重更具有精确性; 其次由熵权法确定出的权重可以进行修改, 这使得它具有适应性较高的特点^[15]。

5.1.5 CRITIC 法求权重

CRITIC 算法是一种对评价指标客观赋权的方法。该方法对指标进行权重计算时主要围绕对比度和矛盾性两个方面。指标之间的矛盾性是指若同一指标的所有评价指标差别越大, 即标准差越大, 则所蕴含的信息量越大; 指标之间的冲突性则是以指标之间的相关系数为基础, 如两个指标之间具有较强的正相关, 说明两个指标冲突性较低^[16]。一般来说, CRITIC 法求权重分为下列三步:

① 数据标准化

由于数量、程度以及位置每个标准的数量级不一样，我们需要将他们化到同一范围内进行比较，同时将指标正向化。这里，我们将正向化和标准化结合。

本题有六个评价对象，三个评价指标，可以构成数据矩阵 $X = (x_{ij})_{m \times n}$ ，设经过标准化后的数据矩阵元素为 x'_{ij} 。

若 x_j 为负向指标（越小越优越的指标），平均受损率、局部聚集率以及缺陷增长率均属于这类指标，对其做如下变换：

$$x'_{ij} = \frac{\max(x_j) - x_{ij}}{\max(x_j) - \min(x_j)}$$

若 x_j 为正向指标（越大越优越的指标），对其做如下变换：

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)};$$

正向化和标准化之后的数据矩阵 $X'_{ij} =$

$$\begin{bmatrix} 0.5982 & 0.6761 & 1.0000 \\ 0 & 0 & 0.2672 \\ 0.7870 & 0.9955 & 0 \\ 0.9584 & 0.9979 & 0.7446 \\ 1.0000 & 1.0000 & 0.9734 \\ 0.9941 & 1.0000 & 0.9879 \end{bmatrix};$$

② 对信息承载量进行计算

CRITIC 法对指标进行权重计算时围绕下面两个方面进行。

✧ 对比性

用标准差 σ_j 表示 j 项指标的对比性，公式如下：

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (x'_{ij} - \bar{x}'_j)^2}{m-1}}$$

求得 $\sigma_j = [0.3868, 0.4025, 0]$ 。

✧ 矛盾性

矛盾性反映的是不同指标之间的相关程度，若呈现显著正相关性，则矛盾性数值越小。设指标 j 与其余指标矛盾性大小为 f_j ：

$$f_j = \sum_{i=1}^m (1 - r_{ij})$$

r_{ij} 表示指标*i*与指标*j*之间的相关系数，在此使用的是皮尔逊相关系数，此为线性相关系数。于是， $f_j=[0.5438,0.6859,0]$ 。

✧ 计算信息承载量

设指标*j*与信息承载量为 C_j

$$C_j = \sigma_j f_j$$

求解出 $C_j=[0.2103,0.2760,0.5096]$ 。

③ 计算权重

信息承载量越大可认为权重越大：

$$w_j = \frac{C_j}{\sum_{j=1}^n C_j}$$

求得 $W_j=[0.2112,0.2772,0.5117]$ 。即平均受损率、局部聚集率以及缺陷增长率在熵权法下得到的权重分别为 0.2112,0.2772,0.5117。

相比于熵权法，CRITIC 法是一种更好的客观赋权法。它是基于评价指标的对比强度和指标之间的冲突性来综合衡量指标的客观权重。考虑指标变异性大小的同时兼顾指标之间的相关性，并非数字越大就说明越重要，而是完全利用数据自身的客观属性进行科学评价^[16]。

5.1.6 TOPSIS 法求得分

分析熵权法和 CRITIC 法求得权重，认为不同客观赋权方法所确定的权重差别较大^[17]。于是，我们用对三个算法得到的权重求平均值，计算出了平均受损率、局部聚集率以及缺陷增长率的最终权重向量 $W, W=[0.1867,0.2796,0.5337]$ 。

由上述，可知标准化矩阵 $M=$

$$\begin{bmatrix} 0.3035 & 0.3207 & 0.4628 \\ 0 & 0 & 0.4055 \\ 0.3993 & 0.4722 & 0 \\ 0.4863 & 0.4734 & 0.4428 \\ 0.5074 & 0.4744 & 0.4604 \\ 0.5044 & 0.4744 & 0.4619 \end{bmatrix};$$

若得分范围为[0,1];则求得绳 1-6 的得分为 0.1649,0.1005,0.1009,0.2066,0.2135,0.2136；用分数对绳子从高到低排名，绳 6 安全性能最好，设为 100 分。那么各绳子安全性得分分别为 77.2，47.0，47.2，96.7，99.9，100。

5.1.7 综合评价六根绳的安全性能评价

上述利用 TOPSIS 法求出了安全性的得分。现在我们考虑立即报废的情况，认为只要出现了立即报废四条指标中的任意一条便在安全性得分的基础上扣 40 分，直到 0 分为止，60 分为及格分。基于代码，可知：绳 1 满足条件 1、2、3、4；绳 2 满足条件 1、2、3、4；绳 3 满足条件 2、3、4；绳 4 无满足条件；绳 5 无满足条件；绳 6 无满足条件。于是，绳 1-6 最终得分为 0，0，0，96.7，99.9，100。

最后认为，有三条钢丝绳安全性能不达标应该及时更换，另外三条钢丝绳的安全性能达到了标准。

六、模型的分析与检验

6.1 模型的分析

6.1.1 模型的误差分析

我们在对数据进行去噪处理的过程中，主体上采用了线性遍历的数学模型，发现模型算法复杂度高。因此我们又采用了 SVM 和 BP 神经网络的优化，并且将所有附件一中所有数据计算出结果。发现几次的计算和利用 SPSS 计算的误差基本可以忽略。因此可以得知模型的误差较小。对于存在的误差，我们考虑可能是存在不同文件转换，不同软件近似数的影响。

在评价模型中，我们综合采用了三种评价方法，对 7 个性能指标进行了分析，三种评价方法结果大致相同，并且利用综合分析法评估最终得分。在处理数据的时候，不同评价方法的评价角度可能是误差产生的原因，但是这并不影响综合分析之后的得分。

6.1.2 模型的灵敏度分析

在对于数据去噪的灵敏度分析中，我们主要采用 FFT 和小波变换进行了数据的求解，这两种方式是可以调参数的。例如：我们在对小波变换不同阈值、不同小波。当我们调整参数的时候，去噪的效果会发生很明显的变化，题目中数据的处理结果，是我们测试多次的最优解。如果将每根绳子都横向对比，那么可以发现，对于不同绳子产生的不同信号数据，此模型都可以较好的处理，因此模型的输出随自身参数变化大，但合适的模型具有普遍的良好适用性。

6.2 模型的检验

6.2.1 模型使用前的检验：

在正式处理数据前，我们对于去噪的数学模型进行了一定的数值分析检验，以检验它的可行性，例如：我们采用自定义函数加随机噪音生成的数据对于去噪模型进行检验；在使用层次分析法模型前进行了一致性检验保证结果的可行性。

6.2.2 模型使用后的数据检验：

在使用去噪数学模型之后，我们对于附件一的数据，在 SPSS 中再次求解，并将求出的结果放到附件的表格中，对比两次所求数据，其误差基本可以忽略，因此我们能够对于去噪的数学模型处理的数据加以使用。

在使用评价模型之后，我们综合第一问求出的缺陷分布色条图，发现最终安全评分得分越高的那么对应色条图中缺陷指数就越低。可以表明模型的有效性。

七、模型的评价、改进与推广

7.1 模型的优点

1. 去噪模型中，我们综合采用了 IIR 滤波器、快速傅里叶变换、短时傅里叶变换、小波变换对于数据进行分析，并且对于这四种方式进行了对比和分析，使得结果更加可靠，去噪效果更优秀。
2. 去噪模型中，采用 SVM 和 BP 神经网络对于模型进行优化，从而使得模型的算法复杂度大大降低。
3. 安全评价分析模型中我们参照国家标准和相关论文，提出了 3 类共 7 种性能分析指标，对于安全性能进行更加全面的分析和打分，使得结果更加有效。

4. 安全评价分析模型中我们采用多种评价加综合分析打分的树状评价结构，有效避免了单一一种评价方法所引起的评价结果不正确。
5. 采用 critic、熵权法、层次分析法，实现主客观赋权相结合。

7.2 模型的缺点

1. 模型缺点主要集中在去噪算法的设计上，不能同时处理多颗钢丝绳的数据，在实际应用中需要多行并行。
2. 由于训练集的数据太少，训练结果的准确度还有较大的进步空间。

7.3 模型的改进

1. 去噪模型中，利用 BP 神经网络优化的方式较旧，优化方式为采用 IMB 神经网络。
2. 再引入希尔伯特变换进行综合分析。
3. 评价模型中的数据评价指标应多多益善。

7.4 模型的推广

1. 模型不仅适用于题干背景的去噪以及数据分析，还可以推广到其他场景；
2. 量化分析可以推广到实际工程中去，一个明确的标准判断钢丝绳的安全情况与使用寿命。（如果安全系数小，相应的寿命长比较短，断丝多；安全系数大时反而寿命长而断丝少。显然，安全系数小，意味着安全钢丝的应力大，易于断丝。）
3. 稍加改进后可量化分析不同种类的钢丝绳；
4. 可以推广到其他材料绳子的缺陷检测中。

八、参考文献

- [1] GB 8918——1988/ISO3154:88.优质钢丝绳国家标准
- [2] 张宇, 谢平平. 岸桥钢丝绳弱磁自检测技术应用[J]. 集装箱化, 2021(9):18-20.
- [3] 许波, 王振宇. 离散傅里叶变换误差分析与参数设置[J]. 电气电子学报, 2020, 42(04):52-55.
- [4] 樊磊, 齐国清. 基于快速傅里叶变换的正弦信号频率高精度估计算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(11):3280-3283.
- [5] 孙端. 短时傅里叶变换在工业测量中的应用[J]. 机电信息, 2020, 26:14-15
- [6] 刘亚峰, 牛昱光, 张剑勇. 基于小波变换的动态称重信号处理方法[J]. 工矿自动化, 2014, 40(7):13-16.
- [7] 王风. 小波变换在图像去噪及增强中的应用研究[D]. 安徽合肥:安徽理工大学, 2021.
- [8] 周林寰. 一类支持向量机在线算法及其应用[D]. 辽宁大连:大连理工大学, 2022.
- [9] 魏蕾. 基于傅里叶变换的 BP 神经网络滤波[J]. 电子世界, 2014(14):84-85.
- [10] GB/T 5972——2016/ISO 4309:2010.起重机 钢丝绳 保养、维护、检验和报废
- [11] 赵兴宇. 缠绕过渡过程钢丝绳摩擦磨损特性研究[D]. 北京:中国矿业大学, 2019.
- [12] 万园. 超深矿井提升机钢丝绳在拉伸载荷作用下的力学特性及寿命预测 [D]. 重庆:重庆大学, 2019.
- [13] 刘志祥. 矿井提升机钢丝绳张力监测系统研究[J]. 实用技术, 2021(257):65-66.
- [14] 吕康, 叶军, 李天淳. 基于分辨矩阵与层次分析法的组合属性权重决策方法[J]. 河北师范大学学报, 2022, 46(02):126-138.
- [15] 杨安妮, 栗继祖. 基于 AHP-熵权法的煤矿安全管理组织行为评估方法研究[J]. 煤炭技术, 2018, 37(07):343-345.
- [16] 张立军, 张潇. 基于改进 CRITIC 法的加权聚类方法[J]. 统计与决策, 2015(22):65-68.
- [17] 崔和瑞, 梁丽华, 王立红. 基于熵权 TOPSIS 分析的配电网可靠性评估指标体系[J]. 农业工程学报, 2011, 27(s1):172-175.

附录

名称	修改日期	类型
参考论文	2022-05-02 19:06	文件夹
问题一的求解结果	2022-05-02 19:51	文件夹
源程序	2022-04-30 8:15	文件夹

主要代码（全部代码见附录）

```
clear;clc;close all
%% 读取文件，画时域图 转化成 zhen---距离为横坐标
%% 第几个文件
data = get_data(2); % 获取第一个文件里的所有帧数据
data = data';%%转置
[m,n]=size(data);
%%
x1=1:1:n;
x66=1:1:2000;
%% 第几根绳子
x = data(1,1:n); %第一根绳子
% figure(1)
%% 去噪之前的时域图像
% plot(x1,x)
% grid on
% xlabel("帧")
% ylabel("幅值")
% title("去噪之前的时域图像")
%% 绘制频域序列 X 的实部和虚部
N = length(x);
n0=0:N-1; % 序号
X=fft(x);
Ay=abs(X);
Ayy=Ay*2/N;
dt=0.02;
fs=1/dt;
n1=0:1:N-1;
f=(fs/N).*n1;%X 轴每个点对应的频率

%% 降噪之前的频域图像
% figure(2)
% plot(f(1:N/2),Ayy(1:N/2))
```

```

% title("降噪之前的频域图像")
% grid on
% xlim([0 27])
% ylim([-0.02 0.02])
% xlabel("w")
% ylabel("幅值")
yy=zeros(1,length(X));

%% 去噪参数 -----一点
f1=0.05;
f2=3;
for m=0:N-1

    if(m*(fs/N)>f1&&f1<=m*(fs/N)&&m*(fs/N)<f2)%将奈奎斯特之后的频率也
    滤除点掉

        yy(m+1)=0;

    else

        yy(m+1)=X(m+1);
    end
end
yyi=abs(yy);

%% 降噪之后的频域图像
% figure(3)
% plot(f(1:N/2),yyi(1:N/2));
% title("降噪之后的频域图像")
% grid on
% xlim([0 27])
% ylim([-0.02 0.02])
% xlabel("w")
% ylabel("幅值")
yi=ifft(yy);

%% 降噪之后时域
% figure(4)
% plot(n0,real(yi))
%
% title("降噪之后的时域图像")

```

```

% xlabel("帧")
% ylabel("幅值")
% grid on
    %% 求平均值
    ave=0;
    for i=1:n
        ave=ave+yi(i);
    end
    ave=ave/n;
    %原来的数据未去噪
y1= yi(1:n); %去噪之后的数据
num3=1;%long 起始节点
long=0;%中间赋值变量
length(n)=0;%%储存每个帧数对应的坐标
num=0;%记录每个（脉冲）pulse 数值的个数
for pulse=1:1816%浏览每一个脉冲值
    num=0;
    %脉冲数每增加 1，代表距离增加了 0.4 米。
    % scale=pulse*0.4-0.4;%作为绘制每一个脉冲的起点
    for i=1:n%矩阵列循环一次
        if(data(8,i)==pulse)
            num=num+1;%%求取每个脉冲对应的帧数
        end
    end
    num1=0.4/num;%某个脉冲对应下的每一帧的单位距离
    %每个脉冲的对应的坐标向量
    for z=num3:num3+num-1%2----
        long=long+num1;%记录长度
    end
    length(z)=long;
    num3=num3+num;
end
%% R 去除噪声
% figure(5)
% plot(length,y1)
% hold on
% grid on
% title("去除噪音，以距离为单位的图像")
% xlabel("距离/米")
% ylabel("幅值/米")
% ave1=ones(1,n)*ave;
% plot(length,ave1,'Color',[1 0 1])
% legend("去噪之后波形","平均值")

```

```

%% 求解缺陷点个数
% 0.14
num14=0;
%0.05
num05=0;
% 0.025
num25=0;
% 0.016
num16=0;
% 0.01
num01=0;
num00=0;
%% 各个缺陷点的个数
for i=1:n
    if abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.14
        num14=num14+1;
    elseif abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.05
        num05=num05+1;
        elseif abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.025
            num25=num25+1;
            elseif abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.016
                num16=num16+1;
                elseif abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.01
                    num01=num01+1;
            else
                num00=num00+1;
        end
    end
end

%% 程度矩阵和位置矩阵
% >0.14
carr14=zeros(1,num14);
hcarr14=zeros(1,num14);
warr14=zeros(1,num14);
larr14=zeros(1,num14);
n14=0;

%0.05< <0.014
carr5=zeros(1,num05);
hcarr5=zeros(1,num05);
warr5=zeros(1,num05);
larr5=zeros(1,num05);
n5=0;
% 0.025< 0.05

```

```

carr25=zeros(1,num25);
hcarr25=zeros(1,num25);
warr25=zeros(1,num25);
larr25=zeros(1,num25);
n25=0;
% 0.016 < <0.025
carr16=zeros(1,num16);
hcarr16=zeros(1,num16);
warr16=zeros(1,num16);
larr16=zeros(1,num16);
n16=0;
% 0.01< <0.016
carr01=zeros(1,num01);
hcarr01=zeros(1,num01);
warr01=zeros(1,num01);
larr01=zeros(1,num01);
n01=0;
%<0.01
carr00=zeros(1,num00);
hcarr00=zeros(1,num00);
warr00=zeros(1,num00);
larr00=zeros(1,num00);
n00=0;
% 钢丝绳长为 960 米，断丝的位置可以用帧表示。
%位置

```

```

%% 求解程度矩阵和位置矩阵
for i=1:n
    if abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.14
        n14=n14+1;
        carr14(n14)=(yi(i)-ave)/ave;%程度矩阵
        hcarr14(n14)=yi(i);
        warr14(n14)=i;
        larr14(n14)=length(warr14(n14));
    elseif abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.05
        n5=n5+1;
        carr5(n5)=(yi(i)-ave)/ave;
        hcarr5(n5)=yi(i);
        warr5(n5)=i;
        larr5(n5)=length(warr5(n5));
        elseif abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.025
            n25=n25+1;
            carr25(n25)=(yi(i)-ave)/ave;
            hcarr25(n25)=yi(i);

```



```

warr25(n25)=i;
larr25(n25)=length(warr25(n25));
elseif abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.016
n16=n16+1;
carr16(n16)=(yi(i)-ave)/ave;
hcarr16(n16)=yi(i);
warr16(n16)=i;
larr16(n16)=length(warr16(n16));
elseif abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.01
n01=n01+1;
carr01(n01)=(yi(i)-ave)/ave;
hcarr01(n01)=yi(i);
warr01(n01)=i;
larr01(n01)=length(warr01(n01));
else
n00=n00+1;
carr00(n00)=(yi(i)-ave)/ave;
hcarr00(n00)=yi(i);
warr00(n00)=i;
larr00(n00)=length(warr00(n00));
end
end

%
% figure(6)
% plot(n0,real(yi));
% hold on
% plot(1:n,ave1,'Color',[1 0 1])
% title("降噪之后的时域图像")
% xlabel("帧")
% ylabel("幅值")
% grid on
% plot(warr14,hcarr14,'o','LineWidth',1,'Color','k','MarkerSize',1)
% hold on
% plot(warr5,hcarr5,'o','LineWidth',1,'Color','y','MarkerSize',1)
% hold on
% plot(warr25,hcarr25,'o','LineWidth',1,'Color','m','MarkerSize',1)
% hold on
% plot(warr16,hcarr16,'o','LineWidth',1,'Color','r','MarkerSize',1)
% hold on

```

```

% plot(warr01,hcarr01,'o','LineWidth',1,'Color','b','MarkerSize',1)
% hold on
% plot(warr00,hcarr00,'o','LineWidth',1,'Color','g','MarkerSize',1)
%     hold on
%
%
% figure(7)%绘制钢丝受损情况条形图，需要图例
% for jsz=-2:0.01:2 %设置条形图的宽度，不宜太宽，不宜间隔太多
%     yi(1,:)=jsz;
%     carr14(1,:)=jsz;
%     carr5(1,:)=jsz;
%     carr25(1,:)=jsz;
%     carr16(1,:)=jsz;
%     carr01(1,:)=jsz;
%     carr00(1,:)=jsz;
% plot(longth,y1)
% title("钢丝受损情况条形图")
% xlabel("帧")%这里应该是长度
% hold on
% plot(warr14,carr14,'o','LineWidth',1,'Color','k','MarkerSize',1)
% hold on
% plot(warr5,carr5,'o','LineWidth',1,'Color','y','MarkerSize',1)
% hold on
% plot(warr25,carr25,'o','LineWidth',1,'Color','m','MarkerSize',1)
% hold on
% plot(warr16,carr16,'o','LineWidth',1,'Color','r','MarkerSize',1)
% hold on
% plot(warr01,carr01,'o','LineWidth',1,'Color','b','MarkerSize',1)
%     hold on
% plot(warr00,carr00,'o','LineWidth',1,'Color','g','MarkerSize',1)
%     hold on
% legend("内部断股","中度断丝","轻度断丝","变形","微笑断丝","正常")
% grid on
% end
% figure(8)%绘制钢丝受损情况条形图，需要图例
% for jsz=-2:0.01:2 %设置条形图的宽度，不宜太宽，不宜间隔太多
%     yi(1,:)=jsz;
%     carr14(1,:)=jsz;
%     carr5(1,:)=jsz;
%     carr25(1,:)=jsz;
%     carr16(1,:)=jsz;
%     carr01(1,:)=jsz;
%     carr00(1,:)=jsz;
% plot(longth,y1)

```

```

% title("钢丝受损情况条形图")
% xlabel("帧")%这里应该是长度
% hold on
% plot(length(warr14),carr14,'o','LineWidth',1,'Color','k','MarkerSize',1)
% hold on
% plot(length(warr5),carr5,'o','LineWidth',1,'Color','y','MarkerSize',1)
% hold on
% plot(length(warr25),carr25,'o','LineWidth',1,'Color','m','MarkerSize',1)
% hold on
% plot(length(warr16),carr16,'o','LineWidth',1,'Color','r','MarkerSize',1)
% hold on
% plot(length(warr01),carr01,'o','LineWidth',1,'Color','b','MarkerSize',1)
% hold on
% plot(length(warr00),carr00,'o','LineWidth',1,'Color','g','MarkerSize',1)
% hold on
% legend("内部断股","中度断丝","轻度断丝","变形","微笑断丝","正常")
% grid on
% end

%% 利用小波分析对含噪正弦波进行降噪
clear;clc;close all
%% 读取文件，画时域图 转化成 zhen---距离为横坐标
%% 第几个文件
data = get_data(1); % 获取第一个文件里的所有帧数据
data = data';%%转置
[m,n]=size(data);
%%
x1=1:1:n;
%% 第几根绳子
x = data(1,1:n); %第一根绳子

% 1、生成正弦信号
% N=1000;
t=1:n;
% x=sin(0.03*t);
% 2、加噪声
% load noissin;% 这是一个含噪正弦波
% ns=noissin;
% 3、显示波形
figure(1)
plot(t,x);
title('未去除噪声的曲线');
xlabel('样本序号 1');
ylabel('(原始信号)幅值 A');
grid on

```

```

% subplot(3,1,2);
% plot(ns);
% xlabel('样本序号 n');
% ylabel('(含噪信号)幅值 A');
% 4、小波消噪
xd=wden(x,'rigrsure','s','one',8,'db3');
%% Wden 函数：一维信号的小波消噪处理
%% [xd, cxd, lxd]=wden (x, tptr, sorh, scal, n, 'wname'); 返回经过小波消
噪处理后的信号 xd 及其小波分解结构。
%% 1、x 为含噪信号
%% 2、tptr=rigrsure: stein 无偏估计; heursure: 启发式阈值; sqtwolog: 固定
式阈值; minimaxi: 极大极小值阈值
%% 3、sorh = s: 为软阈值; h: 为硬阈值;
%% 4、输入参数 scal 规定了阈值处理随噪声水平的变化:
%% Scal=one: 不随噪声水平变化。
%% Scal=sln: 根据第一层小波分解的噪声水平估计进行调整。
%% Scal=mln: 根据每一层小波分解的噪声水平估计进行调整。
%% 5、N 是小波变换的级别。
%% 6、WNAME 是指定为字符串的小波。
figure(2)
plot(xd);
title('rigrsure---db3');
xlabel('样本序号 1');
ylabel('(消噪信号)幅值 A');
ylim([0.2 2.4])
grid on
%% sym16 小波
xd1=wden(x,'rigrsure','s','one',8,'sym16');
figure(3)
plot(xd1);
title('rigrsure---sym8');
xlabel('样本序号 1');
ylabel('(消噪信号)幅值 A');
ylim([0.4 2.4])
grid on
%% haar 作为小波
xd9=wden(x,'heursure','s','one',8,'haar');
figure(4)
plot(xd9);
title('rigrsure---haar');
xlabel('样本序号 1');
ylabel('(消噪信号)幅值 A');
ylim([0.4 2.4])

```

```

grid on
%%% 求平均值
yi=xd;
    ave=0;
    for i=1:n
        ave=ave+yi(i);
    end
    ave=ave/n;
    %原来的数据未去噪
y1= yi(1:n); %去噪之后的数据
num3=1;%long 起始节点
long=0;%中间赋值变量
length(n)=0;%%储存每个帧数对应的坐标
num=0;%记录每个（脉冲）pulse 数值的个数
for pulse=1:1816%浏览每一个脉冲值
    num=0;
    %脉冲数每增加 1，代表距离增加了 0.4 米。
    %    scale=pulse*0.4-0.4;%作为绘制每一个脉冲的起点
    for i=1:n%矩阵列循环一次
        if(data(8,i)==pulse)
            num=num+1;%%求取每个脉冲对应的帧数
        end
    end
    num1=0.4/num;%某个脉冲对应下的每一帧的单位距离
    %每个脉冲的对应的坐标向量
    for z=num3:num3+num-1%2----
        long=long+num1;%记录长度
    end
    length(z)=long;
end
num3=num3+num;
end
%%% 去除噪声后的以距离横坐标的图像
% figure(5)
% plot(length,y1)
% hold on
% grid on
% title("去除噪音，以距离为单位的图像")
% xlabel("距离/米")
% ylabel("幅值/米")
% ave1=ones(1,n)*ave;
% plot(length,ave1,'Color',[1 0 1])
% legend("去噪之后波形","平均值")

%%% 求解缺陷点个数

```

```

% 0.14
num14=0;
%0.05
num05=0;
% 0.025
num25=0;
% 0.016
num16=0;
% 0.01
num01=0;
num00=0;
%% 各个缺陷点的个数
for i=1:n
    if abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.14
        num14=num14+1;
    elseif abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.05
        num05=num05+1;
        elseif abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.025
        num25=num25+1;
        elseif abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.016
        num16=num16+1;
        elseif abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.01
        num01=num01+1;
    else
        num00=num00+1;
    end
end

%% 程度矩阵和位置矩阵
% >0.14
carr14=zeros(1,num14);
warr14=zeros(1,num14);
n14=0;

%0.05< <0.014
carr5=zeros(1,num05);
warr5=zeros(1,num05);
n5=0;
% 0.025< 0.05
carr25=zeros(1,num25);
warr25=zeros(1,num25);
n25=0;
% 0.016 < <0.025
carr16=zeros(1,num16);

```

```

warr16=zeros(1,num16);
n16=0;
% 0.01< <0.016
carr01=zeros(1,num01);
warr01=zeros(1,num01);
n01=0;
%<0.01
carr00=zeros(1,num00);
warr00=zeros(1,num00);
n00=0;
% 钢丝绳长为 960 米，断丝的位置可以用帧表示。
%位置

%% 求解程度矩阵和位置矩阵
for i=1:n
    if abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.14
        n14=n14+1;
        carr14(n14)=yi(i);%程度矩阵
        warr14(n14)=i;
    elseif abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.05
        n5=n5+1;
        carr5(n5)=yi(i);
        warr5(n5)=i;
    elseif abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.025
        n25=n25+1;
        carr25(n25)=yi(i);
        warr25(n25)=i;
    elseif abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.016
        n16=n16+1;
        carr16(n16)=yi(i);
        warr16(n16)=i;
    elseif abs((yi(i)-ave)/ave)>=0.01
        n01=n01+1;
        carr01(n01)=yi(i);
        warr01(n01)=i;
    else
        n00=n00+1;
        carr00(n00)=yi(i);
        warr00(n00)=i;
    end
end
function [ data] = get_data(fileindex, pulse_num)
    %get_data(10) 获取第 10 个文件的所有 pulse 的所有帧数据
    %get_data(10, 20) 获取第 10 个文件的第 20 个 pulse 里的所有帧数据

```

```

files = dir(fullfile('./data/*.kwd')); %列出 data 目录下所有文件
name=files(fileindex).name;
folder=files(fileindex).folder;
f = csvread([folder,'/',name]);
if (nargin<2)
    data = f(:, :);
else
    data = f(f(:, 8)==pulse_num, :);
end

end
clc,clear

dt=0.02;%采样间隔

N=512;%采样点数

t=0:dt:(N-1)*dt;%采样时刻

fs=1/dt;%采样频率，与才采样间隔互为倒数

n=0:1:N-1;

f=(fs/N).*n;%X 轴每个点对应的频率

x=0.5*sin(2*pi*3*t)+cos(2*pi*10*t);%信号

figure(1)

plot(t,x)

y=fft(x);%傅里叶变换得到一个复数

Ay=abs(y);%取模

Ayy=Ay*2/N;%转换成实际的幅值

figure(2)

plot(f(1:N/2),Ayy(1:N/2))

f1=8;

f2=15;

```



```

yy=zeros(1,length(y));

for m=0:N-1

    if(m*(fs/N)>f1&& m*(fs/N)*(fs-f2)&& m*(fs/N)<(fs-f1))%将奈奎斯特之后的频率也滤除点掉

        yy(m+1)=0;

    else

        yy(m+1)=y(m+1);

    end

end        %将频率为 8Hz-12Hz 的信号幅值置 0

yyi=abs(yy);

figure(3)

plot(f(1:N/2),yyi(1:N/2))

yi=ifft(yy);

figure(4)

plot(t,real(yi))
%% 利用小波分析对一个含噪的矩形波信号进行消噪处理
%% 设置信噪比和随机种子值
% snr=4;
% init=2055615866;
%% 产生原始信号 sref 和被高斯白噪声污染的信号 s
% [sref,s]=wnoise(1,11,snr,init);

%% 利用小波分析对含噪正弦波进行降噪
clear;clc;close all
%% 读取文件，画时域图 转化成 zhen---距离为横坐标
%% 第几个文件
data = get_data(10); % 获取第一个文件里的所有帧数据
data = data';%%转置
[m,n]=size(data);
%%

```

```

x1=1:1:n;
%% 第几根绳子
x = data(1,1:n); %第一根绳子

% 用 sym8 小波对信号 s 进行 3 层分解并对细节系数
% 选用 sure 阈值模式和尺度噪声
xd=wden(x,'heursure','s','one',3,'sym8');%对信号 s 进行启发式阈值，阈值类型为软
阈值，输入参数 scal 为 one，用 sym8 小波进行 3 级分解
% Wden 函数：一维信号的小波消噪处理
% [xd, cxd, lxd]=wden (x, tptr, sorh, scal, n, 'wname'); 返回经过小波消噪
处理后的信号 xd 及其小波分解结构。
% 1、x = ns 为含噪信号
% 2、tptr = rigrsure: stein 无偏估计; heursure: 启发式阈值; sqtwolog: 固定式
阈值; minimaxi: 极大极小值阈值
% 3、sorh = s: 为软阈值; h: 为硬阈值;
% 4、输入参数 scal 规定了阈值处理随噪声水平的变化:
% Scal=one: 不随噪声水平变化。
% Scal=sln: 根据第一层小波分解的噪声水平估计进行调整。
% Scal=mln: 根据每一层小波分解的噪声水平估计进行调整。
% 5、N 是小波变换的级别。
% 6、WNAME 是指定为字符串的小波。

%计算信噪比
% Ps=sum(sum((sref-mean(mean(sref))).^2));%纯信号功率
% Pn1=sum(sum((sref-s).^2)); %含噪信号功率
% snr1=10*log10(Ps/Pn1);%未去噪信号的信噪比
% Pn2=sum(sum((sref-xd).^2)); %去噪信号功率
% snr2=10*log10(Ps/Pn2);%去噪信号的信噪比

% 显示信号波形和信噪比
subplot(3,1,1);
plot(x);
xlabel('样本序号 n');
ylabel('幅值 A');
title('原始不含噪信号 sref');
subplot(3,1,2);
plot(x);
% title(['含噪信号 s 信噪比: ',num2str(snr1)]);
% subplot(3,1,3);
% plot(xd);
% title(['小波消噪后的信号 xd 信噪比: ',num2str(snr2)]);

```

```
% xlabel('样本序号 n');  
% ylabel('幅值 A');
```