



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113819932 A

(43) 申请公布日 2021.12.21

(21) 申请号 202111142390.2

(22) 申请日 2021.09.28

(71) 申请人 北京卫星环境工程研究所
地址 100094 北京市海淀区友谊路104号

(72) 发明人 张景川 谢久林 邓俊武 廖韬
刘涛 赵越阳 郑悦 王洪鑫
李嘉伟 张丽娜 王兆琦 王永春
毕研强

(74) 专利代理机构 北京志霖恒远知识产权代理
事务所(普通合伙) 11435
代理人 郭栋梁

(51) Int. Cl.
G01D 5/353 (2006.01)
G06F 17/16 (2006.01)

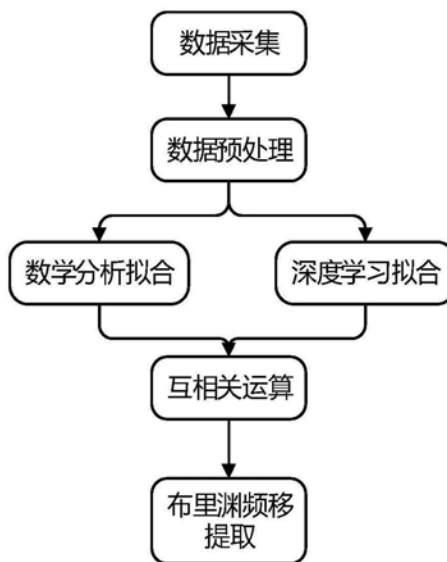
权利要求书2页 说明书7页 附图3页

(54) 发明名称

一种基于深度学习和数学拟合的布里渊频移提取方法

(57) 摘要

布里渊频移的提取则依靠对于离散数据点的曲线拟合,传统的拟合方式主要包括数学分析拟合和深度学习神经网络拟合,其中,数学分析拟合往往过度依赖数据,当信号的信噪比过低时,往往会产生错误的拟合;单纯依赖深度学习神经网络拟合的方式,其拟合精度则主要由训练集数量和模型参数的设置决定,除了拟合正确度难以保证之外,也不能满足实际情况中所有的需求,本发明提出了综合利用数学分析拟合和深度学习拟合两种方式的拟合方法,综合利用两种方法的优点,一方面对两种拟合方式各自提出了优化,另一方面对优化后的两种拟合方法得出的拟合曲线做进一步处理,得到最终的拟合曲线,从而提升了对于布里渊频移提取的准确性。



1. 一种综合利用深度学习和数学分析拟合的布里渊频移提取方法,包括以下步骤:

S1对采集到的数据进行预处理;

S2通过深度学习方式对预处理后的数据进行拟合,得到拟合曲线L1;

S3通过数学分析方式对预处理后的数据进行拟合,得到拟合曲线L2;

S4利用S2和S3中得到的拟合曲线得出最终的拟合曲线,实现对布里渊频移的提取。

2. 根据权利要求1所述的综合利用深度学习和数学分析拟合的布里渊频移提取方法,其特征在于,所述S1包括步骤S11、S12,具体为:

S11,将短时间内采集到的每个频率点处的数据每9个作为一组,具体的,该频率点上采集到的数据点按照时间先后顺序分别记为 s_1, s_2, \dots, s_9 ,记作矩阵

$$S = \begin{bmatrix} s_1 & s_2 & s_3 \\ s_4 & s_5 & s_6 \\ s_7 & s_8 & s_9 \end{bmatrix};$$

S12,对步骤S11中的矩阵S采用 3×3 高斯平滑算子,高斯平滑算子是指根据公式

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

计算出的各个位置的参数,其中 σ 为平滑算子, 3×3 矩阵G和S各位置对应相乘,得到该平滑算子处理后的结果作为预处理后的数据值。

3. 根据权利要求2所述的综合利用深度学习和数学分析拟合的布里渊频移提取方法,其特征在于,所述步骤S12中, σ 的取值从0.1至1,以0.1为分度,共进行10次高斯平滑算子运算,取10次运算的算数平均值作为该频率点预处理后的数据值。

4. 根据权利要求1所述的综合利用深度学习和数学分析拟合的布里渊频移提取方法,其特征在于,所述S2包括步骤S21、S22、S23和S24,具体为:

S21,生成相关训练集,准备标准洛伦兹曲线散点图和含有个别异常点的洛伦兹曲线散点图,并为其打上标签,用于训练程序对于洛伦兹曲线的识别;

S22,在步骤S21的基础上添加相应的噪声,噪声的来源为普通白噪声、高斯白噪声、随机噪声三种噪声,将这三种噪声按照不同比例随机叠加,生成不少于1000组含有不同噪声信号的洛伦兹曲线图,并打上相应的标签,构造模型的训练集,利用所述的训练集,训练用于布里渊频移提取的洛伦兹曲线拟合模型;

S23,给步骤S21中的图片增加标准洛伦兹信号加窄带高斯噪声,用于测试所述洛伦兹曲线拟合模型,并统计相关的识别结果,若误报率超过相应的阈值,则修改模型中的相关参数,重新训练所述的训练集,再次测试所述的测试集,直到误报率达到相应的要求;

S24,基于所述洛伦兹曲线拟合模型,识别目标中的数据点,得到拟合曲线L1。

5. 根据权利要求1所述的综合利用深度学习和数学分析拟合的布里渊频移提取方法,其特征在于,所述S3包括步骤S31、S32、S33、S34和S35,具体为:

S31,通过比较数据点前后相邻点的斜率变化,确定有效的起始数据点,记当前点 x_i 对应的布里渊增益为 $y(i)$,令 $k_1 = \left| \frac{y(i+1) - y(i)}{y(i+2) - y(i+1)} \right|$,

$k_2 = \frac{y(i+2) - y(i+1)}{y(i+3) - y(i+2)}$, $\Delta k = \left| \frac{k_2 - k_1}{k_1} \right| \times 100\%$, 从第一个点开始扫描, 若满足 Δk 小于设定的

阈值, 则该点为起始数据点, 否则, 扫描下一个点, 直到找到满足要求的起始数据点;

S32, 从所述起始数据点开始, 比较 $x_i, x_{i+1}, x_{i+2}, x_{i+3}$ 位置所对应的点的斜率变化, 若当前点的斜率与前面点的斜率之间的差值超过一定比例, 可认为该点为噪声点, 应当予以剔除, 反之予以保留;

S33, 在噪声点被剔除之后, 利用拉格朗日线性插值法, 将该处的数据点补齐;

S34, 从起始数据点开始再次向高频段扫描, 以5个相邻数据点为一组, 每次扫描移动5个单位长度, 每次扫描对局部5个连续点进行四阶多项式拟合, 完成拟合后在现有的数据点之间均匀插入拟合值, 将该拟合值作为有效数据点, 四阶多项式的模型为 $y = ax^4 + bx^3 + cx^2 + dx + e$, 模型中共包含有5个可变参数, 而每次拟合使用5个数据点;

S35, 建立下式所表示的洛伦兹拟合的数学模型

$$y(i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{f_s - x_i}{f_B / 2} \right)^2}$$

其中, $y(i)$ 表示采集到的当前频率点的布里渊增益, f_s 表示扫频频率, x_i 表示当前频率点, f_B 表示系统带宽, 不断调整模型中的参数, 以最小二乘为原则, 对所有的数据点进行拟合, 通过洛伦兹拟合, 得出数学分析后的拟合曲线L2。

6. 根据权利要求1所述的综合利用深度学习和数学分析拟合的布里渊频移提取方法, 其特征在于, 所述S4包括步骤S41、S42和S43, 具体为:

S41, 计算两条拟合曲线L1和L2之间的互相关函数, 对于两个连续信号 $f(x)$ 和 $h(x)$, 其互相关函数的计算公式为

$$R_{fh}(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f^*(\tau) h(x + \tau) d\tau,$$

其中, *表示该函数的共轭, 互相关函数 $R_{fh}(x)$ 的取值范围为 $0 \sim 1$, 数值越高, 则两条曲线相似性越强;

S42, 利用S41中的公式计算两条拟合曲线L2和L1之间的互相关函数 $R_{hf}(x)$;

S43, 利用S41和S42中计算出的互相关函数值 $R_{fh}(x)$ 和 $R_{hf}(x)$ 作为加权因子对L1和L2进行加权平均计算, 计算公式为

$$y(x_i) = [R_{fh}(x) L1(x_i) + (1 - R_{fh}(x)) L2(x_i) + R_{hf}(x) L2(x_i) + (1 - R_{hf}(x)) L1(x_i)] / 2,$$

得到最终的拟合曲线L。

一种基于深度学习和数学拟合的布里渊频移提取方法

技术领域

[0001] 本发明涉及分布式光纤传感领域,尤其涉及一种综合利用深度学习和数学分析拟合的布里渊频移提取方法。

背景技术

[0002] 作为近年来兴起的一种新型测量方法,分布式光纤传感凭借其抗干扰能力强、灵敏度高、测量距离长、安装难度低等多重优点,在工业生产实践中得到了广泛的运用。

[0003] 目前,分布式光纤传感技术发展迅速,常见的有基于光时域反射原理和基于光干涉原理的两种技术,其中基于光时域反射原理的测量技术又包括基于 Φ -OTDR技术、布里渊探测技术、拉曼检测技术等。基于布里渊效应的布里渊时域分析仪(BOTDA),其探测距离更长、空间分辨力更高、抗干扰能力更强,近年来在温度传感、沉降监测等方面得到广泛研究。

[0004] BOTDA技术是利用脉冲光和连续探测光分别在传感光纤两侧发射不同波长的光,两束光相遇产生了斯托克斯光和反斯托克斯光,同时激发出布里渊声场,当脉冲光频率与探测光频率差值接近布里渊声场的频移时,脉冲光的能量会转移到微弱的连续探测光上,产生布里渊受激放大效应。其中,传感光纤所受应变、温度等与布里渊散射光的频移之间存在线性关系。因此,通过对探测光进行扫频,绘制出其关于频率和布里渊增益的布里渊增益谱,提取出布里渊频移,即可实现对于振动信号、温度等物理量的测量。

[0005] 而布里渊频移的提取则依靠对于离散数据点的曲线拟合。传统的拟合方式主要包括数学分析拟合和深度学习神经网络拟合。其中,数学分析拟合往往过度依赖数据,当信号的信噪比过低时,往往会产生错误的拟合;单纯依赖深度学习神经网络拟合的方式,其拟合精度则主要由训练集数量和模型参数的设置决定,除了拟合正确度难以保证之外,也不能满足实际情况中所有的需求。

[0006] 本发明提出了综合利用数学分析拟合和深度学习拟合两种方式的拟合方法,综合利用两种方法的优点,一方面对两种拟合方式各自提出了优化,另一方面对优化后的两种拟合方法得出的拟合曲线做进一步处理,得到最终的拟合曲线,从而提升了对于布里渊频移提取的准确性。

发明内容

[0007] 为了弥补前文中提到的现有提取方法的不足,本发明提供了一种综合利用深度学习和数学分析拟合的布里渊频移提取方法。

[0008] 本发明涉及的提取方法所采用的技术方案是:

[0009] 由于采集到的信号包括了有效数据点和噪声点,因此首先对采集到的数据进行预处理。

[0010] 步骤1,在同一频率点处,由于存在噪声,短时间内采集到的数据也不尽相同,因此需要通过较多的数据点来降低噪声带来的干扰。将短时间内采集到的每个频率点处的数据每9个作为一组,具体的,该频率点上采集到的数据点按照时间先后顺序分别记为 s_1 、 s_2 ……

$$s_9, \text{记作矩阵 } S = \begin{bmatrix} s_1 & s_2 & s_3 \\ s_4 & s_5 & s_6 \\ s_7 & s_8 & s_9 \end{bmatrix} \circ$$

[0011] 步骤2,对步骤1中的矩阵S采用 3×3 高斯平滑算子。高斯平滑算子是指根据公式

$$[0012] \quad G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

[0013] 计算出的各个位置的参数,平滑算子的参数值由 σ 决定,如 σ 为0.85时的高斯平滑算子为

$$[0014] \quad G(x, y) = \begin{bmatrix} 0.25 & 0.5 & 0.25 \\ 0.5 & 1 & 0.5 \\ 0.25 & 0.5 & 0.25 \end{bmatrix},$$

[0015] 3×3 矩阵G和S各位置对应相乘,则得到该平滑算子处理后的结果。不同的 σ 取值带来的平滑结果不同,因此选取 σ 的取值从0.1至1,以0.1为分度,共进行10次高斯平滑算子运算,充分利用不同标准差下高斯平滑算子的特点,取10次运算的算数平均值作为该频率点预处理后的布里渊增益的典型值。

[0016] 在完成数据预处理之后,分别通过深度学习和数学分析两种方式对数据进行拟合,得到各自的拟合曲线,用来实现对布里渊频移的提取。

[0017] 一方面,通过深度学习实现对布里渊频移的提取。

[0018] 步骤1,生成相关训练集。给准备好的标准洛伦兹曲线散点图、含有个别异常点的洛伦兹曲线散点图打上标签,用于训练程序对于洛伦兹曲线的识别。

[0019] 步骤2,在步骤1的基础上添加相应的噪声。噪声的来源为普通白噪声、高斯白噪声、随机噪声三种噪声,将这三种噪声按照*i:j:k* (*i*、*j*、*k*分别为0~9的整数,共有1000中可能的组合)的比例随机叠加,直到遍历完所有的组合,生成不少于1000组(由于*i*、*j*、*k*取值随机,因此最终的组合远超1000组)含有不同噪声信号的洛伦兹曲线图,并打上相应的标签,构造模型的训练集。利用所述的训练集,训练用于布里渊频移提取的洛伦兹曲线拟合模型。

[0020] 步骤3,给步骤1中的图片增加标准洛伦兹信号加窄带高斯噪声,用于测试所述的模型,并统计相关的识别结果,若误报率超过相应的阈值,则修改模型中的相关参数,重新训练所述的训练集,再次测试所述的测试集,直到误报率达到相应的要求。

[0021] 步骤4,基于所述的深度学习模型,用以识别目标中的数据点,得到模型拟合出的洛伦兹曲线L1。

[0022] 另一方面,通过数学分析拟合来完成对布里渊频移的提取。

[0023] 步骤1,数据预处理中得到的数据点仍然包括了有效数据点和噪声点,通过比较数据点前后相邻点的斜率变化,确定有效的起始数据点。具体地,记当前点 x_i 对应的布里渊增益为 $y(i)$,令 $k_1 = \left| \frac{y(i+1)-y(i)}{y(i+2)-y(i+1)} \right|$, $k_2 = \left| \frac{y(i+2)-y(i+1)}{y(i+3)-y(i+2)} \right|$,从第一个点开始扫描,若满足

$$\Delta k = \left| \frac{k_2 - k_1}{k_1} \right| \times 100\% \text{ 小于设定的阈值,则该点为起始数据点;否则,扫描下一个点,直到找到}$$

满足要求的起始数据点。

[0024] 步骤2,从起始数据点开始,通过比较 x_i 、 x_{i+1} 、 x_{i+2} 、 x_{i+3} 位置所对应的点的斜率变化,若当前点的斜率与前面点的斜率之间的差值超过一定比例,可认为该点为噪声点,应当予以剔除,反之予以保留。具体的,若斜率差 $\Delta k = \left| \frac{k_2 - k_1}{k_1} \right| \times 100\%$ 超过设定的阈值,则认为该

点属于噪声点,应当予以剔除。

[0025] 步骤3,在噪声点被剔除之后,利用拉格朗日线性插值法,将该处的数据点补齐。该数据点则参与后续的差分、噪声点判断、插值。

[0026] 步骤4,在完成噪声点的初步识别和插值后,通过对局部5个连续点进行四阶多项式拟合,在现有的数据点之间插入拟合值,使整体的数据点数目增加一倍。拟合完成后,选取连续的范围右移1个单位长度,继续进行拟合,直到扫描完成所有的数据点。具体的,四阶多项式的模型为 $y = ax^4 + bx^3 + cx^2 + dx + e$,模型中共包含有5个可变参数,而每次拟合使用5个数据点。

[0027] 步骤5,建立下式所表示的洛伦兹拟合的数学模型

$$[0028] \quad y(i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{f_s - x_i}{f_B / 2} \right)^2},$$

[0029] 其中, $y(i)$ 表示采集到的当前频率点的布里渊增益, f_s 表示扫频频率, x_i 表示当前频率点, f_B 表示系统带宽。

[0030] 不断调整模型中的参数,以最小二乘为原则,对所有的数据点进行拟合。通过洛伦兹拟合,得出数学分析后的拟合曲线L2。

[0031] 第三方面,在分别完成深度学习曲线拟合和数学分析拟合之后,分别得到了两条拟合曲线L1、L2,对两条曲线再次分析,综合利用两种拟合结果的数据,得出最终的拟合曲线,实现对布里渊频移的提取。

[0032] 步骤1,计算两条拟合曲线L1和L2之间的互相关函数。互相关运算的结果反映了参与运算的两种信号之间的相似性,例如对于两个连续信号 $f(x)$ 和 $h(x)$,其互相关函数的计算公式为

$$[0033] \quad R_{fh}(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f^*(\tau)h(x+\tau)d\tau,$$

[0034] 其中,*表示该函数的共轭,互相关函数 $R_{fh}(x)$ 的取值范围为0~1,数值越高,则两条曲线相似性越强。

[0035] 步骤2,利用步骤1中的公式计算两条拟合曲线L2和L1之间的互相关函数 $R_{hf}(x)$;

[0036] 步骤3,利用步骤1和步骤2中计算出的互相关函数值 $R_{fh}(x)$ 和 $R_{hf}(x)$ 作为加权因子对L1和L2进行加权平均计算,计算公式为

$$[0037] \quad y(x_i) = [R_{fh}(x)L1(x_i) + (1-R_{fh}(x))L2(x_i) + R_{hf}(x)L2(x_i) + (1-R_{hf}(x))L1(x_i)]/2,$$

[0038] 得到最终的拟合曲线L。

附图说明

[0039] 图1提供了利用当前点与其他点的斜率变化来判断数据起始点、噪声点、有效信号

点的具体实例；

[0040] 其中,数据序号代表不同的数据,布里渊增益仅仅表示纵坐标物理意义,其大小与真实的BOTDA系统中的布里渊增益无关；

[0041] 图2提供了本发明的整体实施框架,包括了主要的数据处理单元；

[0042] 图3提供了本发明中数据预处理部分的具体流程；

[0043] 图4提供了数据分析拟合洛伦兹曲线以提取布里渊频移的具体流程。

具体实施方式

[0044] 为方便读者进一步了解本发明的内容,下面对本发明的实施方式做进一步的阐述。

[0045] 步骤1,首先利用所述的BOTDA系统按照设定的采样率、采样点数、频率采样间隔,获得每个频率点上所需的采样数据,对数据进行实时分析和存储。在采集到数据后,对数据进行预处理,包括如下步骤。

[0046] 步骤2,这一步为数据预处理,将采集到每个频率点处的数据每9个作为一组,具体的,该位置采集到的数据点按照时间先后顺序分别记为 s_1 、 s_2 …… s_9 ,记作矩阵

$$S = \begin{bmatrix} s_1 & s_2 & s_3 \\ s_4 & s_5 & s_6 \\ s_7 & s_8 & s_9 \end{bmatrix} \circ$$

[0047] 步骤3,本步骤是在完成数据采集后进行的下一步数据处理,对步骤2中的矩阵S采用 3×3 高斯平滑算子。根据公式

$$[0048] \quad G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

[0049] 计算出的高斯平滑算子各个位置的参数, 3×3 算子为一个 3×3 的矩阵,平滑算子的参数值由 σ 决定,令 3×3 矩阵G和S各位置对应相乘后相加,即

$$[0050] \quad x_i' = \sum_{i=1, j=1}^3 S_{ij} G_{ij} \circ$$

[0051] 步骤4,步骤3是在 σ 的一种取值下进行的数据处理方式,本发明中令 σ 的取值从0.1至1,以0.1为分度,共需要进行10次高斯平滑算子运算,取10次运算的 x_i' 的算数平均值作为该位置数据预处理后的布里渊增益的典型值,即 $x_i = \frac{\sum x_i'}{10}$ 。

[0052] 步骤5,在完成步骤2~步骤4的操作后,当前频率点 x_i 对应的数据预处理完成,扫描下一个频率点 x_{i+1} ,重复步骤2~步骤4。

[0053] 步骤6,完成步骤2~步骤5后,此时已遍历完所有频率点对应的数据,将处理后的数据组传输至数据分析单元,至此,数据预处理阶段结束。

[0054] 数据分析单元由深度学习模型和数学分析算法同步进行,分别得到各自的拟合曲线。在此先阐述深度学习拟合曲线的过程,再阐述数学分析拟合曲线的过程,在实际操作中二者不分先后、同步进行。

[0055] 步骤7,建立相应的深度学习模型,根据布里渊频移提取的需求建立相应参数并确

定相应的参数取值。

[0056] 步骤8,生成相关训练集。给提前准备好的标准洛伦兹曲线散点图、含有个别异常点的洛伦兹曲线散点图打上标签,将打上标签的训练集输入建立的深度学习模型,用于训练模型对于洛伦兹曲线的识别。

[0057] 步骤9,在步骤8的基础上添加相应的噪声。噪声的来源为普通白噪声、高斯白噪声、随机噪声三种噪声,将这三种噪声按照*i:j:k*(*i*、*j*、*k*的取值范围分别为0~9,共有1000种可能的组合)的比例随机叠加,直到遍历完所有的组合,生成不少于1000组(由于*i*、*j*、*k*的取值随机,因此实际的训练集远超过1000组)含有不同噪声信号的洛伦兹曲线图,并打上相应的标签,进一步丰富训练集。将所述的训练集输入建立的深度学习模型,训练用以布里渊频移提取的洛伦兹曲线拟合模型。

[0058] 步骤10,给步骤8中的图片增加标准洛伦兹信号加窄带高斯噪声,用于测试所述的模型,并统计相关的识别结果的误报率,若误报率超过相应的阈值,则继续修改模型中的相关参数,重新训练所述的训练集,再次测试所述的测试集,直到误报率达到相应的要求。

[0059] 步骤11,将步骤6中得到数据组传输至所述的深度学习模型,拟合出洛伦兹曲线L1。在完成深度学习拟合曲线的同时,还要进行数学分析拟合,数学分析拟合主要是基于洛伦兹模型的数学拟合,该模型如下所示

$$[0060] \quad y(i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{f_s - x_i}{f_B/2}\right)^2},$$

[0061] 其中,*y*(*i*)表示采集到的当前频率点的布里渊增益,*f_s*表示扫频频率,*x_i*表示当前频率点,*f_B*表示系统带宽。

[0062] 步骤12,将步骤6中的得到的数据组传输至所述的数学分析单元。

[0063] 步骤13,以频率点为横轴,以频率点对应的布里渊增益为纵轴,将步骤6中的数据呈现在散点图上。

[0064] 步骤14,按照频率大小从低频点向高频点扫描,通过比较所选数据点前后相邻点的斜率变化,确定有效的起始数据点。具体地,记当前频率点*x_i*对应的布里渊增益为*y*(*i*),

令 $k_1 = \left| \frac{y(i+1) - y(i)}{y(i+2) - y(i+1)} \right|$, $k_2 = \left| \frac{y(i+2) - y(i+1)}{y(i+3) - y(i+2)} \right|$, 若 $\Delta k = \left| \frac{k_2 - k_1}{k_1} \right| \times 100\%$ 小于设定的阈

值,则将该点作为起始数据点;否则,扫描点后移一个单位长度,继续计算下一个点处的 Δk ,直到找到满足要求的起始数据点。

[0065] 步骤15,从起始数据点开始,计算*x_i*、*x_{i+1}*、*x_{i+2}*、*x_{i+3}*位置所对应的点的斜率变化,判断噪声点和有效数据点。具体的,利用步骤14中的公式计算步骤14中的 Δk ,当 Δk 的值大于所设的阈值,则认为该点为噪声点,将其剔除,暂停停止扫描后续数据点,进行步骤16;反之,将该点保留,继续扫描下一个数据点,重复进行步骤15,直到扫描完成散点图上全部的数据点。

[0066] 步骤16,在步骤15中判断出噪声点且将其剔除之后,利用拉格朗日线性插值法,将该处的数据点补齐,在本发明中,采用的是拉格朗日三点二次插值法,拉格朗日三点二次插值法的公式如下所示。

[0067] 需要插值的点为*x_i*,参与插值参数计算的点为*x_{i-1}*、*x_{i-2}*、*x_{i-3}*,则点*x_i*的插值应表示

为

$$[0068] \quad y(i) = \frac{(x_i - x_{i-2})(x_i - x_{i-1})}{(x_{i-3} - x_{i-2})(x_{i-3} - x_{i-1})} y(i-3) + \frac{(x_i - x_{i-3})(x_i - x_{i-1})}{(x_{i-2} - x_{i-3})(x_{i-2} - x_{i-1})} y(i-2) \\ + \frac{(x_i - x_{i-3})(x_i - x_{i-2})}{(x_{i-1} - x_{i-3})(x_{i-1} - x_{i-2})} y(i-1)$$

[0069] 通过插值法补齐的数据点同样参与后续的差分、噪声点和有效数据点的判断、插值,完成插值后进行步骤17。

[0070] 步骤17,将插值后的点带入步骤15。

[0071] 步骤18,完成步骤14~步骤17之后,已经遍历完成散点图上所有的数据点。在完成噪声点的初步识别和插值后,从起始数据点开始再次向高频段扫描,以5个相邻数据点为一组,每次扫描移动5个单位长度,每次扫描对局部5个连续点进行四阶多项式拟合,完成拟合后在现有的数据点之间均匀插入拟合值,将该拟合值作为有效数据点,从而使整体的数据点数目增加一倍,新插入的多项式拟合值不参与后续点的拟合,也不作为扫描点的索引。当前拟合完成后,扫描范围右移5个单位长度,继续对下5个点进行局部多项式拟合,直到扫描完成所有的数据点。具体的,四阶多项式的模型为 $y = ax^4 + bx^3 + cx^2 + dx + e$,模型中共包含有5个可变参数,而每次拟合使用5个数据点,可以得到唯一的拟合曲线。

[0072] 步骤19,对步骤18后的曲线进行平滑处理。

[0073] 步骤20,在完成步骤18和步骤19之后,对所有的数据的用步骤11中的洛伦兹拟合的数学模型,不断调整模型中的参数,以最小二乘为原则,对所有的数据点进行拟合。通过洛伦兹拟合,得出数学分析后的拟合曲线L2。

[0074] 通过前面的步骤,得到了深度学习模型拟合出的曲线L1和数学分析拟合后的结果L2,对这两条曲线再进行进一步处理,可以得到更符合理想效果的曲线L,达到最符合实际情况的布里渊频移的提取。

[0075] 步骤21,计算两条拟合曲线L1和L2之间的互相关函数值。完成拟合后的曲线L1和L2都为连续信号,对于任意两个连续信号 $f(x)$ 和 $h(x)$,其互相关函数的计算公式为

$$[0076] \quad R_{fh}(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f^*(\tau)h(x+\tau)d\tau,$$

[0077] 其中,*表示该信号的共轭,互相关函数 $R_{fh}(x)$ 的取值范围为0~1,数值越高,则两条曲线相似性越强。

[0078] 步骤22,利用步骤21中的互相关计算公式计算两条拟合曲线L1和L2之间的互相关函数值 $R_{fh}(x)$ 。

[0079] 步骤23,利用步骤21中的互相关计算公式计算两条拟合曲线L2和L1之间的互相关函数值 $R_{hf}(x)$ 。

[0080] 步骤24,利用步骤22和步骤23中计算出的互相关函数值 $R_{fh}(x)$ 和 $R_{hf}(x)$ 作为加权因子,从低频点向高频点扫描,逐点对L1和L2进行加权平均计算,直到扫描完成曲线图上所有的点,具体的,计算公式为

$$[0081] \quad y(x_i) = [R_{fh}(x)L1(x_i) + (1-R_{fh}(x))L2(x_i) + R_{hf}(x)L2(x_i) + (1-R_{hf}(x))L1(x_i)]/2,$$

[0082] 得到最终的拟合曲线L。

[0083] 步骤25,根据步骤24中得到的拟合曲线L,提取出曲线峰值所在的频率点,从而得

到数据点所反映的布里渊频移。

[0084] 尽管上文对本发明的具体实施方式给予了详细描述和说明,但是应该指明的是,我们可以依据本发明的构想对上述实施方式进行各种等效改变和修改,其所产生的功能作用仍未超出说明书及附图所涵盖的精神时,均应在本发明的保护范围之内。

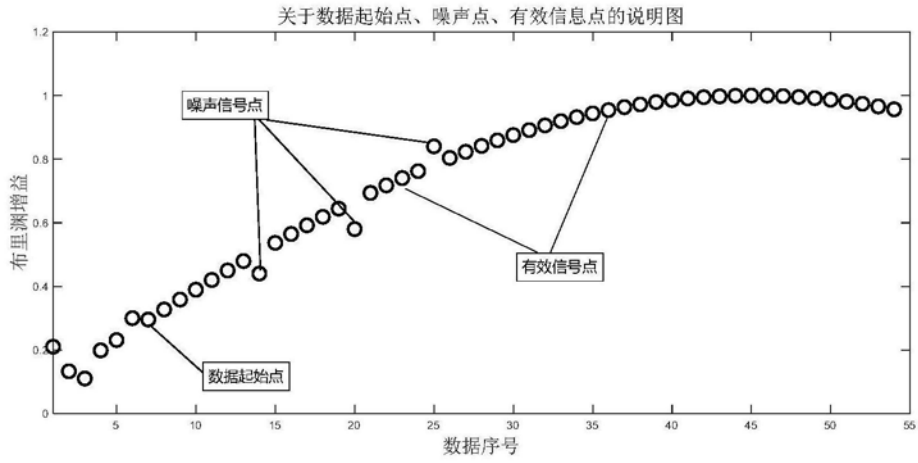


图1

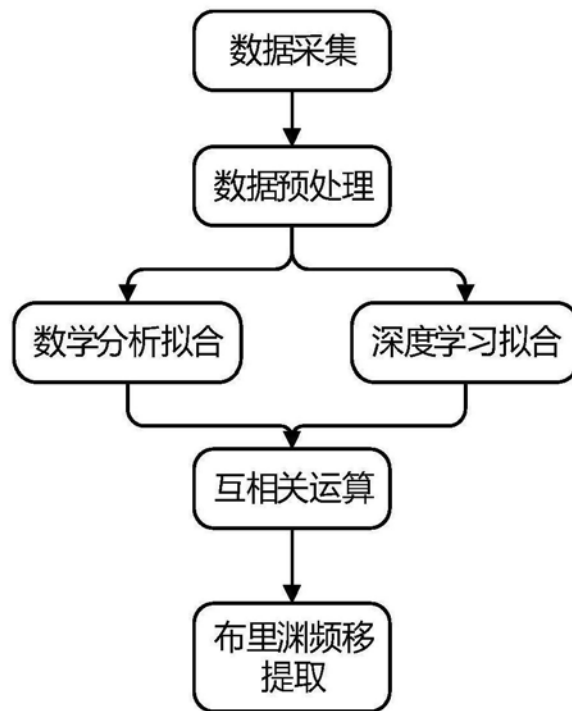


图2

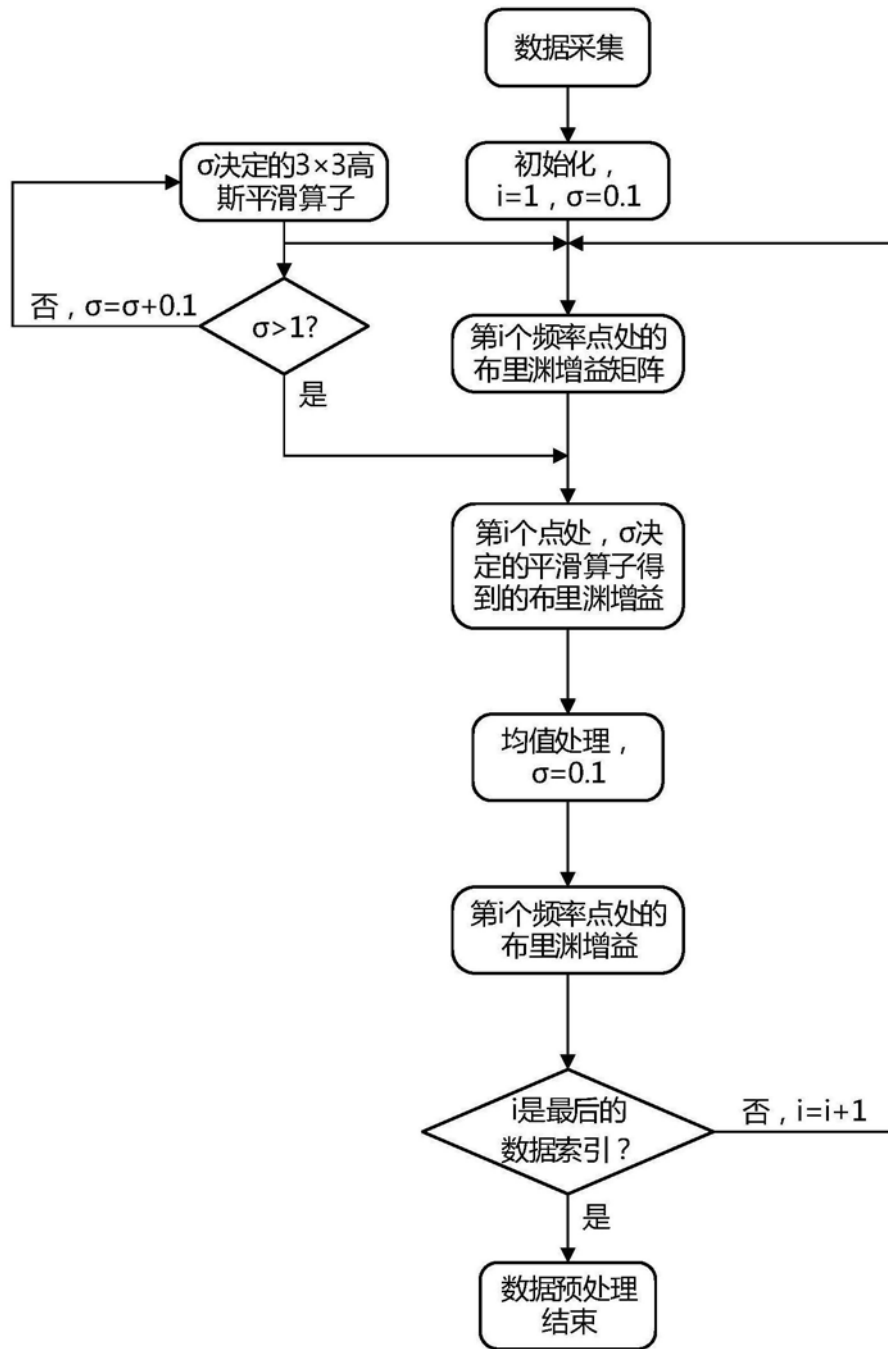


图3

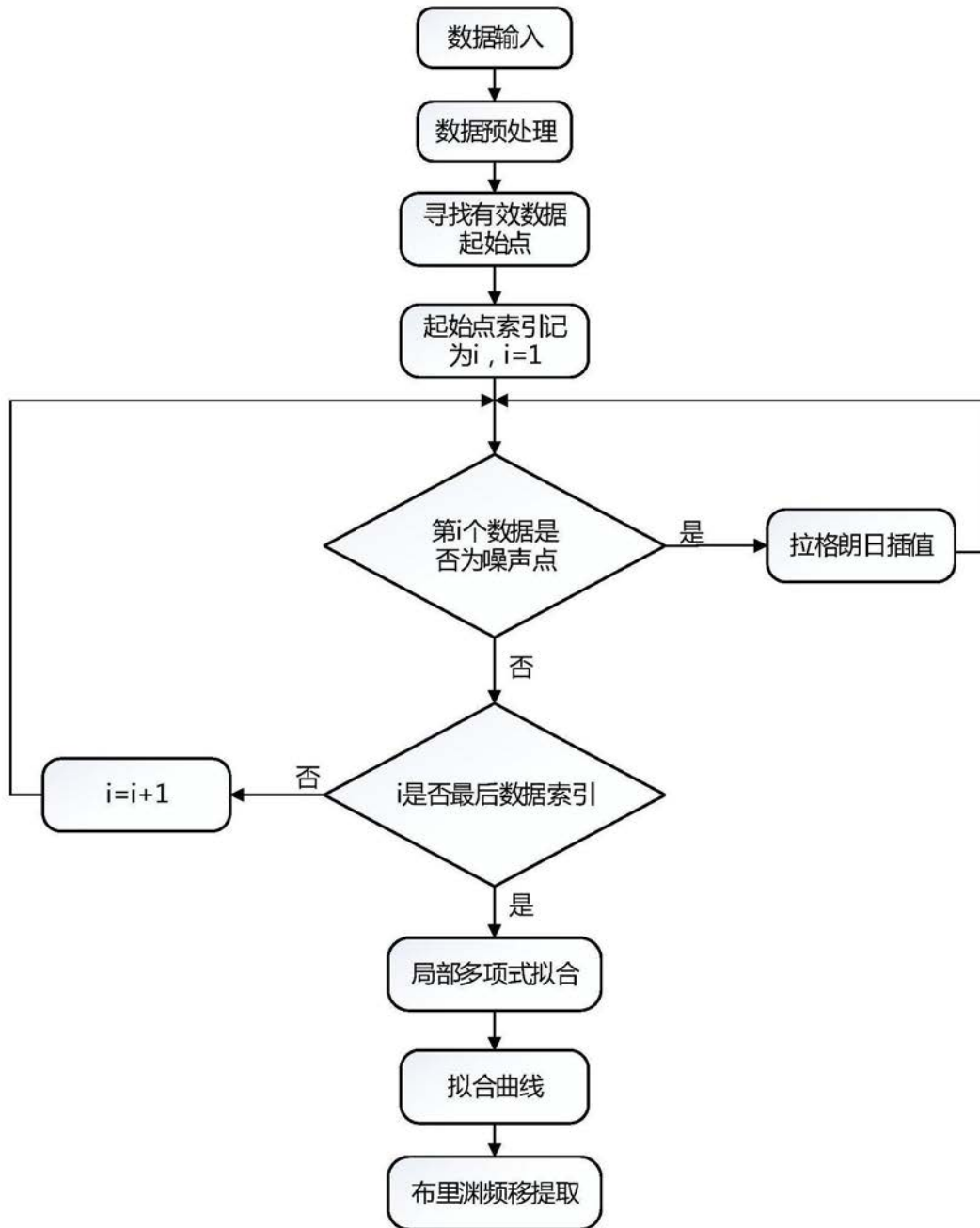


图4