

doi: 10.7690/bgzd.2024.04.011

远程光纤传感网中滤波降噪方法的优化

孙悟颖¹, 李光明², 苏艳蕊², 武昭^{3,4}, 田彦⁵, 赵越⁶, 秦宝燕⁷

(1. 北方自动控制技术研究所陆军指控系统研发部, 太原 030006; 2. 山东大学(威海)机电与信息工程学院, 山东 威海 264209; 3. 山东大学(威海)空间科学研究院, 山东 威海 264209; 4. 山东大学(威海)空间科学与物理学院, 山东 威海 264209; 5. 北方自动控制技术研究所十一部, 太原 030006; 6. 北方自动控制技术研究所陆航与特战指控研发部, 太原 030006; 7. 太原航空仪表有限公司民机工程部, 太原 030006)

摘要: 为实现远程光纤传感网络在噪声干扰条件下的高精度检测传输, 提出一种优化差分 (optimized difference, OD) 的降噪方法。基于移动平均法构建新差分算法, 并结合低通算法、中值算法预判边缘信息及预测信号数值; 采用双重判别弥补边缘信息误判的缺陷, 优化准确定位边缘信息的能力; 融合加权平均法与卡尔曼滤波器 (Kalman filter, KF), 优化信号预测的精度。实验验证结果表明: 采用该方法进行数据预处理将使系统能够正常检测数据, 测量精度可达 0.76%, 提高检测系统的抗噪性能。与先进小波阈值降噪方法的对比实验结果表明: 斜率优化方法在 ≥ 10 dB 噪声干扰下, 测量精度相对提高 0.62 倍以上。

关键词: 远程光纤传感网; 优化差分方法; 边缘信息双重判别; 加权卡尔曼滤波融合算法
中图分类号: TP751.1 **文献标志码:** A

Optimization of Filtering and Denoising Methods in Remote Fiber Optic Sensing Networks

Sun Wujie¹, Li Guangming², Su Yanrui², Wu Zhao^{3,4}, Tian Yan⁵, Zhao Yue⁶, Qin Baoyan⁷

(1. Army Command and Control System Research and Development Department, North Automatic Control Technology Institute, Taiyuan 030006, China; 2. School of Mechanical, Electrical and Information Engineering, Shandong University, Weihai 264209, China; 3. School of Space Science and Physics, Shandong University, Weihai 264209, China; 4. Institute of Space Sciences, Shandong University, Weihai 264209, China; 5. No. 11 Department, North Automatic Control Technology Institute, Taiyuan 030006, China; 6. Army Aviation and Special Warfare Command and Control Research and Development Department, North Automatic Control Technology Institute, Taiyuan 030006, China; 7. Civil Aircraft Engineering Department, AVIC Taiyuan Aero-Instrument Co., Taiyuan 030006, China)

Abstract: In order to achieve high-precision detection and transmission of remote fiber optic sensing networks under noise interference conditions, an optimized differential (OD) denoising method is proposed. Construct a new differential algorithm based on the moving average method, and combine low-pass algorithm and median algorithm to predict edge information and signal values; Using double discrimination to compensate for the shortcomings of edge information misjudgment and optimize the ability to accurately locate edge information; Combining weighted average method and Kalman filter (KF), the accuracy of signal prediction is optimized. The experimental verification results show that using this method for data preprocessing will enable the system to detect data normally, with a measurement accuracy of 0.76%, and improve the anti noise performance of the detection system. The comparative experimental results with an advanced wavelet threshold denoising method show that the slope optimization method can improve the measurement accuracy by more than 0.62 times under ≥ 10 dB noise interference.

Keywords: remote fiber optic sensing network; optimize differential methods; double discrimination of edge information; weighted Kalman filter fusion algorithm

0 引言

自 20 世纪 90 年代以来, 随着物联网技术的发展, 加速了智能生活、智能社会、智能世界的发展进程^[1-2]。光纤传感网因具有无电检测、抗电磁干扰、传输损耗低等特点, 且光纤价格低廉、传感节点无需高成本通信模块, 已成为物联网不可或缺的分支

之一^[3-5]。该网络基于光传感技术及光通信技术, 在抗噪方面有很大优势, 被广泛应用于土木工程、石油化工和生物医药等领域^[5-6]。随着各领域对光纤传感网信息准确性要求的提高, 光纤传感调制补偿技术始终是研究的重要课题。

光纤传感调制补偿技术, 可降低噪声对测量值

收稿日期: 2023-12-05; 修回日期: 2024-01-12

第一作者: 孙悟颖(1988—), 男, 内蒙古人, 硕士。

通信作者: 武昭(1985—), 男, 山东人, 博士。

的影响,提高测量精度,确保网络信息的准确性。刘涛等^[7]将卡尔曼滤波器(KF)应用于分布式拉曼光纤温度传感网络系统进行降噪处理,卡尔曼滤波器对信号去噪后信噪比提高 15%~20%,但是该方案对于工业应用中出现信息未知的随机噪声降噪水平较差,甚至引发信号发散;为满足实际应用需求,Wang T 等^[8]将经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)算法应用于 SPR 温度传感系统进行降噪处理,降噪后传感系统在 20 °C 下温度分辨率可达 0.06 °C,在 99 °C 下温度分辨率可达 0.03 °C,EMD 通过复杂信号分解可以去除噪声频率,但是易于出现模态混叠;为将 EMD 模态混叠影响降到最低,需花费大量人力调整算法参数,研究人员关注到小波降噪的优势,Wu H 等^[9]将小波阈值(discrete wavelet transformation, DWT)去噪应用于压力输水管道泄漏在线监测网络中的分布式光纤振动传感,对于单点与多点泄漏事件的发生,去噪后响应信号的信噪比分别提高 17 与 3.43 dB,小波阈值去噪算法能够提供局部细化和分析能力,但是硬阈值去噪效果欠佳,软阈值过度平滑易于使信号失真;因此,算法的选用应根据检测信号与噪声特点而定。

笔者基于文献[10]构建的光纤传感网络系统模型,针对实际应用中噪声干扰及传输损耗问题展开讨论。移动平均算法(moving average, MA)因具有良好的降噪平滑效果,且不存在非平稳问题,被广泛应用于信号降噪领域,但移动平均的项数过大,严重影响信号完整性,丢失边缘信息;因此,该算法去除大噪声具有局限性。针对此局限性,笔者基于矩形波信号提出一种优化差分方法(OD)。通过对不同时刻不同浓度的工业乙酸试液展开实验,结果表明:与其他算法相比,该算法在光纤传感系统测量精度、信号完整性方面有明显优势。

1 远程光纤传感系统

远程光纤传感系统的配置原理如图 1 所示,应用现场多个光纤传感器通过光纤将信号传输至操作室,完成光纤网络的构建。每个光纤传感器均由大功率单波长激光通过 1×2 机械光开关,光柱被分为 2 个周期性间断光柱,根据应用需求,可对光开关进行控频(即控制频率),产生不同频率的光柱。其中,一路作为参考光路,另一路作为传感光路,参考光路直接经光纤将参考光信号传输至光电探测器 2,转换为方波电信号;传感光路的光信号经过灵敏

棱镜,在棱镜与待测溶液界面处发生表面等离子体共振,反射光传输至光电探测器 1,转换为矩形波电信号。两模拟方波信号经过信号放大及模数转换后,对信号进行降噪滤波处理。

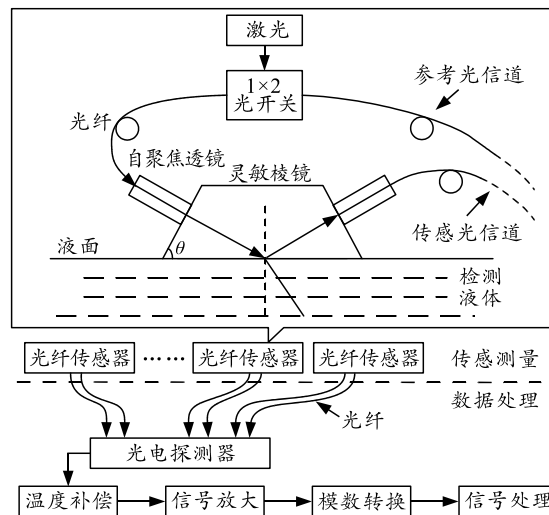


图 1 远程光纤传感系统

2 优化差分方法

优化差分方法是基于光纤传感网络系统的信号特点,为实现降噪,笔者提出的优化差分方法可分为构建新差分算法和该算法的优化 2 部分。其中,算法优化主要实现判别边缘信号的优化,信号精度和平坦度的优化,算法构建原理如图 2 所示。

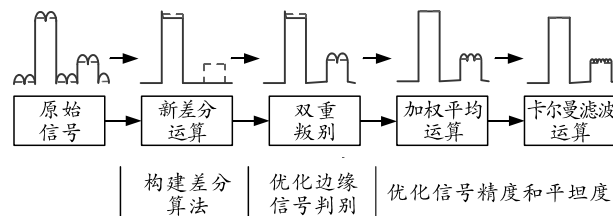


图 2 优化差分算法构建原理

2.1 新差分算法构建原理

图 1 中,通过机械光开关控频生成指定频率的矩形波信号,考虑到参考光路与传感光路信号的时效性,本文中实验采用 10 Hz 频率的模拟矩形波;通过微处理器控制 AD(analog-to-digital)芯片的采样率,基于保证信号完整性与节约存储空间的考虑,笔者采用 10 ksps 的采样率。由此可知,每周期方波信号采样点个数确定,即每 100 ms 采集 1 000 个数据点。考虑到周期采集点个数有限,对含噪声的矩形波信号,采用移动平均算法对信号平滑降噪,将会破坏矩形波边缘信息。

差分算法是基于移动平均的改进算法,起到保留移动平均法的修匀或平滑的作用^[11],弥补其丢失

边缘信息的不足^[12]。移动平均算法预测矩形波如图 3 所示，在预测后波形中， n_1 与 n_2 阶段出现沿变平缓现象，对于该平缓沿变将会造成边缘信息的缺失，且以噪声的形式干扰信号预测的准确性。移动平均法的此缺陷，也造成该算法的有效预测延迟， m_1 与 m_2 阶段才可起到平滑降噪的效果。

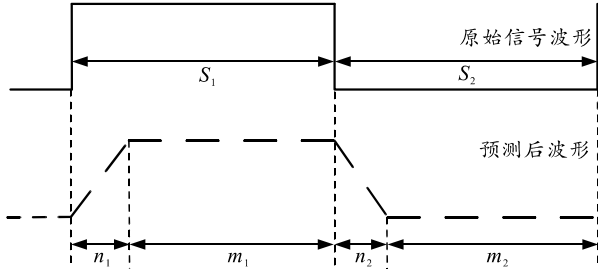


图 3 移动平均预测前后波形对比

差分算法充分利用平缓沿变信息，克服移动平均项数较大，无法及时获取有效信号的缺点。斜率预测法是利用 n_1 , n_2 阶段沿变的斜率，差分预测跳变信号值。斜率预测法预测 n_1 阶段的沿变图形如图 4 所示，有效信号的提前获取，将通过边缘信息的判别定位确定起始点 A(a, y_1)，再在线段 AC 上选定一点 B(b, y_2)，便可通过 A, B 点确定线段 AC 的斜率，进而预测沿变终止点 C 的信号值 S_4 ，信号值 S_4 即为有效信号值，由此可得计算公式如下：

$$S_4 = \begin{cases} y + \frac{c-x}{x-a} \cdot (y-y_1) & a \leq x \leq b \\ y_1 + \frac{c-a}{b-a} \cdot (y_2-y_1) & b < x \leq c \end{cases} \quad (1)$$

式中： x 为沿变过程中的时间点； y 为 x 点的预测信号值。

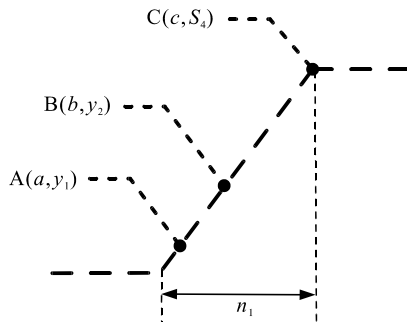


图 4 移动平均法预测沿变

判别出边缘信号后，为确保数据的准确性，延迟 8 个采样点确定起始点 A，期间重复确认是否发生沿变，如果确认为沿变，在 8~38 个采样点内预估沿变斜率，根据式(1)计算信号值 S_4 ，考虑到预估斜率的准确性，选取 $a=8, b=38, c=100$ 。

斜率预测法继承了移动平均法在 m_1 与 m_2 阶段

的平滑降噪特性，也解决了移动平均法在 n_1 与 n_2 阶段噪声引入的问题。考虑到斜率预测法对数据预测的差分作用，较大噪声干扰将误判为矩形波沿变，且获得的预测值 S_4 只可粗略预估有效信号值；因此，该算法不符合高精度测量标准，还要对斜率预测法进行优化。

2.2 边缘信息判别优化

边缘信息的准确性定位是斜率预测算法良好降噪的前提。根据斜率预测算法预估信号 S_4 ，需准确定位时段 n_1 (或 n_2) 的起始点 A 的时刻，起始点 A 的准确定位是通过边缘信号的判别决定。为提高判别边缘信号的准确性，笔者提出双重判别的方法，其判别流程如图 5 所示。

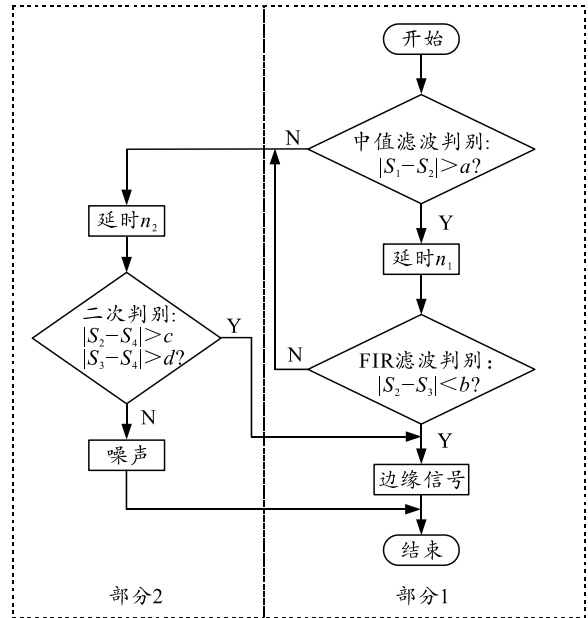


图 5 边缘信息双重判别流程

边缘信号是由移动平均法、中值滤波法、FIR 低通滤波法的预测信号 S_1, S_2, S_3 判别确定，通过三者的配合使用进行第 1 次判别，如图 5 中的部分 1。中值滤波对于边缘信息的判别是通过时域信号跳变的方法，边缘信息不会被模糊化，且脉冲噪声易于滤除^[13]。限于对高斯白噪声降噪效果不佳，引入 FIR 低通滤波算法，保证低频带信号平滑，合理选择截止频率与阶数，既可滤除高频噪声，又可较好地判别边缘信息^[14]。考虑到本文中对 ≥ 10 dB 信噪比的信号进行处理，且检测最小信号值为 1 517 mV；因此，选取判别阈值为 480 mV 中值滤波以 $|S_1-S_2| > 480$ 且 $|S_2-S_3| > 480$ 的条件判别，若判别为非边缘信息，再以 $|S_1-S_3| > 480$ 且 $|S_2-S_3| > 480$ 的条件进行 FIR 低通滤波判别，完成第 1 次判别。

信号的高低电平差值过小且片刻噪声较大，将会导致边缘信号的误判；因此，判别条件中引入斜率预测信号 S_4 。当第1次判别为边缘信号时，将对周期内的信号实时监控实现第2次判别，如图5中的部分2。其中，第2次判别是以条件 $|S_2 - S_4| > 480$ 且 $|S_3 - S_4| > 480$ 进行再次判断，决定信号是否为边缘信号，否则为噪声。第2次判别的条件是在第1次判别确认边缘信号的基础上，具体判别如下：

1) 在时段 n_1 前15个采样点内，记录满足第2次判别条件的采样点个数 num_1 ，记录不满足第2次判别条件的采样点个数 num_2 ，并对两者的采样点个数进行比较， $\text{num}_1 < \text{num}_2$ 确认第1次判别有误且重新判别边缘信号，否则确认第1次判别无误；

2) 在时段 n_1 剩余采样点内，当出现不满足第2次判别条件的采样点，将继续往下判别5个采样值，如果5个采样值均不满足第2次判别条件，则确认第1次判别有误且重新判别，否则判别为边缘信号。

2.3 优化信号精度和平坦度

由于各种噪声的干扰影响斜率预测信号的准确性；因此，为使预测信号更加逼近实际信号值，需要对其进行精度优化处理。首先加权平均算法通过条件判断，灵活分配加权分量的比例大小进行数据粗调，然后利用卡尔曼滤波算法进行数据细调。

该算法通过加权平均法对数据进行粗调降噪处理，其计算公式如下：

$$\left. \begin{aligned} z &= f_1 \cdot S_1 + f_2 \cdot S_2 + f_3 \cdot S_3 + f_4 \cdot (S_4 + d) \\ f_1 + f_2 + f_3 + f_4 &= 1, \quad f_1, f_2, f_3, f_4 \geq 0 \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中： f_1, f_2, f_3, f_4 为相关算法预测信号的比例大小； d 为斜率预测信号 S_4 的误差补偿数值。

加权平均法根据周期内的不同时段进行比例参数的配置，详细的参数配置如下：

1) 根据边缘信号定位时段 n_1 或 n_2 ，在此时段内，充分利用 $S_2, S_3, S_4 + d$ 的数值构造判断条件且调整比例参数，当 $|S_2 - (S_4 + d)| > |S_3 - (S_4 + d)|$ 时，表明信号 S_3 的数值更接近 $S_4 + d$ ；因此，增大比例参数 f_3 ，反之增大比例参数 f_2 。在上述比例参数调整后，根据 $|S_2 - (S_4 + d)|$ 或 $|S_3 - (S_4 + d)|$ 的数值大小，再次微调比例参数 f_2 或 f_3 的具体数值大小。期间 $f_4 \gg f_1 + f_2 + f_3$ ，因此加权平均是对信号数值的粗调降噪。

2) 根据边缘信号及采样点计数定位时段 m_1 或 m_2 ，在此时段内，增大比例参数 f_1 ，增强移动平均法的降噪作用，且判别 $|S_4 - S_2|$ 的数值大小实现对 d

值调整，数值 d 的改变完成对 S_4 误差弥补。

加权平均法对数值粗调降噪，将测量数据逼近真实值，但是无法保障数据的平滑度^[15]。引入卡尔曼滤波算法，平滑估计数值，提高信噪比和数据的准确性。

卡尔曼滤波器是以最小均方误差为估计的最佳准则，常被用于平滑噪声^[16-17]。且卡尔曼滤波器为时域滤波器，实时预估数值信号，不会产生信号滞后的问题；因此，卡尔曼滤波器适用于加权平均后的信号滤波，平滑信号噪声。

考虑用状态空间模型描述的动态系统：

$$X(k+1) = \mathbf{F}X(k) + \mathbf{G}U(k) + W(k); \quad (3)$$

$$Y(k+1) = \mathbf{H}X(k+1) + V(k+1). \quad (4)$$

式中： $X(k)$ 为时刻 k 的系统状态； $Y(k)$ 为时刻 k 的观测信号； \mathbf{F} 为状态转换矩阵； \mathbf{G} 为系统控制矩阵； $U(k)$ 为系统控制量，本文中未涉及系统控制量，即 $U(k)=0$ ； \mathbf{H} 为观测矩阵； $W(k)$ 与 $V(k)$ 分别为输入白噪声与观测噪声。

卡尔曼滤波器在滤波前，将对状态 $X(k)$ 的线性估计值 $X(j|k)$ 以及一步预测误差功率 $P(k)$ 初始化，初始值决定滤波器的收敛速度，且考虑到该检测系统的暗电流对应电压为 500 mV，光电检测器的暗电流弥补的误差值为 10 mV；因此，笔者初始化 $X(0|0)=500$ 以及 $P(0|0)=100$ 。

预测阶段是卡尔曼滤波器的关键步骤之一，预测状态估计值 $X(k+1|k)$ 以及预测误差功率 $P(k+1|k)$ 是根据前一时刻状态的预测数值。公式如下：

$$\hat{X}(k+1|k) = \mathbf{F}\hat{X}(k|k); \quad (5)$$

$$P(k+1|k) = \mathbf{F}P(k|k)\mathbf{F}^T + \mathbf{Q}. \quad (6)$$

式(6)中 \mathbf{Q} 为输入白噪声 $W(k)$ 的方差阵，权衡系统最小误差与边缘信息的保护，笔者选取 $\mathbf{Q}=100$ 。

修正阶段是卡尔曼滤波器的另一关键步骤，是根据采集值对预测数值的修正，预测不断地逼近真实值。该阶段主要是对滤波增益 $K(k+1)$ ，状态估计值 $X(k+1|k+1)$ 以及误差功率 $P(k+1|k+1)$ 的更新。公式如下：

$$K(k+1) = P(k+1|k)\mathbf{H}^T[\mathbf{H}P(k+1|k)\mathbf{H}^T + \mathbf{R}]^{-1}; \quad (7)$$

$$\hat{X}(k+1|k+1) = \hat{X}(k+1|k) + K(k+1)\varepsilon(k+1); \quad (8)$$

$$P(k+1|k+1) = [I_n - K(k+1)\mathbf{H}]P(k+1|k). \quad (9)$$

式(7)中 \mathbf{R} 为观测噪声 $V(k)$ 的方差阵，考虑到系统观测噪声范围，笔者选取 $\mathbf{R}=5\ 000$ 。式(8)中， $\varepsilon(k+1) = Y(k+1) - \mathbf{H}\hat{X}(k+1|k)$ 。

3 实验与分析

3.1 实验背景

基于图 1 搭建的光纤传感系统, 对不同溶液浓度的乙酸溶液进行实验分析。其中, 光电探测器采用 THORLABS 公司的 PDA10A-EC 型产品, 考虑到该光电探测器的光敏波段, 光源采用 650 nm 的大功率激光器, 光开关选用型号为 FSW 1X2-MM 的产品进行分光操作, 灵敏棱镜采用材质 K9 玻璃, 光学折射率 1.516 30, 色散 0.008 06, 阿贝数 64.06, 光纤传感系统实物搭建环境如图 6 所示。该系统采集到的数据上传计算机, 通过 Matlab 软件分析处理。

在文献[10]中, 提出一种检测溶液浓度(c_x)的理论模型, 且该理论模型灵活运用表面等离子共振原理, 将“压差比 R ”^[10]的概念引入理论模型, 降低信号噪声对测量精度的影响。

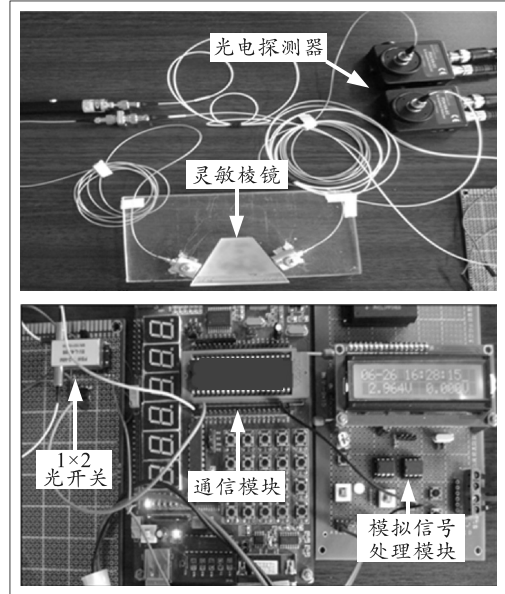


图 6 光纤传感系统搭建实物

c_x 与 R 之间的理论模型如下:

$$R = \frac{V_n - V_m}{V_r - V_k} = \frac{n_g}{2c\mu_0} \cdot \frac{KK_2}{K_1 I_0} \cdot \left(\frac{\tan^2[\theta - \arcsin(n_g \sin \theta / n_x)]}{\tan^2[\theta + \arcsin(n_g \sin \theta / n_x)]} |E_p|^2 + \frac{\sin^2[\arcsin(n_g \sin \theta / n_x) - \theta]}{\sin^2[\arcsin(n_g \sin \theta / n_x) + \theta]} |E_s|^2 \right); \quad (10)$$

$$n_x = Ac_x + C. \quad (11)$$

式中: 假设光线是以任意方向进入的, 光强为 E , 一般将光线分为垂直与入射面的 E_s 光和平行于入射面的光线 E_p ; r_{pi} 为平行于入射面偏振光的反射系数; r_{si} 为垂直于入射面偏振光的反射系数 n 所选棱镜的折射率; c 为光速(真空的条件下); μ_0 为磁导率(真空条件下); I_0 为参考光路光强; K_1 与 K_2 分别为参考光与传感光中光电转换的转换系数和放大倍数的乘积; K 为系统中的其他因素; θ 为图 1 中棱镜夹角; n_g 为棱镜折射率; n_x 为检测溶液折射率; V_n, V_m 分别为传感光路有光与无光时检测的电压值; V_r, V_k 分别为参考光路有光与无光时检测的电压值; A, C 为经验测量常数。

通过阿贝尔折射仪测量出不同浓度溶液的折射率(n_x), 首先, 将 5%~30% 的溶液浓度每隔 1% 进行 30 次折射率(n_x)测量取平均; 然后, 根据最小二乘法原理, 使用 25 组数据拟合参数 A, C 。计算后的实例化经验公式:

$$n_x = 0.185c_x + 1.334 2. \quad (12)$$

光路部分选用 K9 棱镜, 棱镜折射率为 1.516 3, 且制作棱镜夹角 $\theta = 62^\circ 8' 10''$ 。该光纤传感系统通过对浓度 $c_0=5\%$ 的溶液 100 次实验测量取平均, 得压差比 $R_0=0.953$, 同理, $c_1=10\%$ 时压差比 $R_1=0.695$ 。根据上述实验数据及仪器参数, 可实例化式(10):

$$\begin{aligned} (V_n - V_m) / (V_r - V_k) &= 4.779 1. \\ \frac{\tan^2 \left[62^\circ 8' 10'' - \sin^{-1} \frac{1.340 5}{0.185c_x + 1.334 2} \right]}{\tan^2 \left[62^\circ 8' 10'' + \sin^{-1} \frac{1.340 5}{0.185c_x + 1.334 2} \right]} &= 3.661 5. \\ \frac{\sin^2 \left[\sin^{-1} \frac{1.340 5}{0.185c_x + 1.334 2} - 62^\circ 8' 10'' \right]}{\sin^2 \left[\sin^{-1} \frac{1.340 5}{0.185c_x + 1.334 2} + 62^\circ 8' 10'' \right]} &. \end{aligned} \quad (13)$$

K_1, K_2, I_0 均为模型常数, 随着测量信号噪声参杂, 由式(10)可知, 实验测量值与理论推导模型的对应关系存在偏差, 决定着光纤传感系统的精度, 文献[10]中提出的压差比降噪方法远不能达到应用精度需求; 因此, 笔者将对压差比 R 对应的两路电压值进行降噪处理。由于参考光路电压值(V_n, V_m)与传感光路电压值(V_r, V_k)均为矩形方波信号, 且传感光路具有更加丰富的信号特征; 因此, 下述实验分析以实验光分路信号为主。

系统长时间工作的条件下, 为大体判别信噪比(signal to noise ratio, SNR)大小, 通过示波器对模拟信号进行引出观测。如图 7 所示, 起始信号具有高信噪比, 随着系统工作时间的增长, 光源抖动, 光电转换器及模拟电路的热噪声严重影响检测信号的精度。光线传感系统持续工作 3 h 后的模拟信号,

如图 8 所示，具有低信噪比。

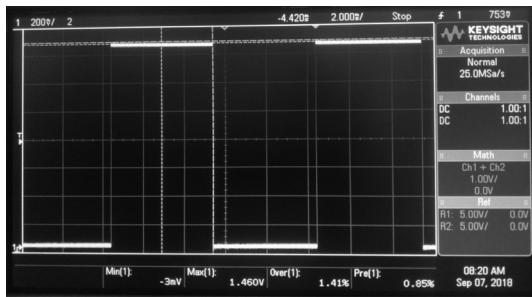


图 7 起始模拟信号

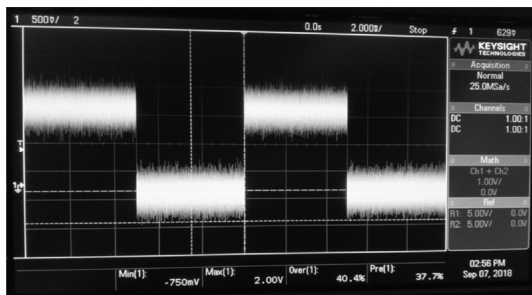


图 8 长期工作观测信号

3.2 短期检测精度分析

该光纤传感系统适于检测浓度范围为 3%~27%，根据式(5)可知，随着检测浓度的增加，传感光路对应电压值成指数减小，导致系统的抗噪能力降低。常温环境下，通过长时间观测 27%浓度溶液可知，系统持续工作 30 min 以内，输出信号未被噪声淹没，可大体检测出信号大小。在 30 min 短期工作的情况下，对不同浓度的乙酸溶液实验测量，如图 9 所示，通过优化差分方法降噪处理，能明显提高检测系统的信噪比，提高传感网的检测精度。

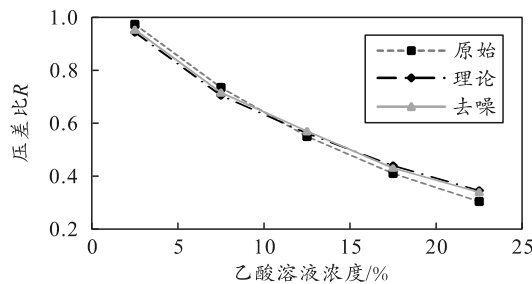


图 9 乙酸溶液浓度与检测系统输出关系

如表 1 所示，列出了优化差分方法降噪处理后，检测乙酸浓度的误差数值。

表 1 优化差分方法的检测数值及误差值

液体浓度/%	传感光路电压/V	参考光路电压/V	压差比 $R(10^{-3})$		R 的误差 (10^{-3})	液体浓度误差/%
			降噪值	理论值		
5.3	4.366	4.588	953.8	946.1	7.7	0.15
10.2	3.216	4.493	715.9	705.2	10.7	0.28
14.7	2.584	4.535	569.6	561.7	7.9	0.29
19.9	1.988	4.600	430.8	439.9	9.1	0.44
25.2	1.586	4.675	339.1	345.5	6.4	0.41

文献[10]中，系统检测精度可达 1%，由上表可知，低溶液浓度下，降噪处理的检测精度可达 0.15%，相对提高近 6 倍；高溶液浓度下，降噪处理的检测精度达 0.41%，相对提高 1 倍以上。

3.3 长期检测精度分析

由于系统器件长时间工作，特别是光电探测器，温度升高将产生热噪声，影响系统测量精度^[18]。实验可知，系统对 27%浓度溶液持续检测 30 min 以上，输出信号严重被噪声干扰，观测数值跳动严重，无法直接读取使用，需对检测数据进行预处理。

为获取长期工作条件下的观测数据，等待系统工作 6 h，对 5%、10%、15%、20%、25%浓度的乙酸样本进行数据测量，然后将不同浓度的数据拼接，方便数据处理。

为获取不同信噪比条件下的最大观测误差，每间隔 10 min 对 27%浓度样本进行一组数据测量，共检测 6 h。由于测量的初始数据过多，笔者将采集到的数据按信噪比划分为 4 类：10~12，12~18，18~24 和 24~30 dB。并对每区间段的信号进行预处理，对比不同算法的降噪效果，如图 10 所示。

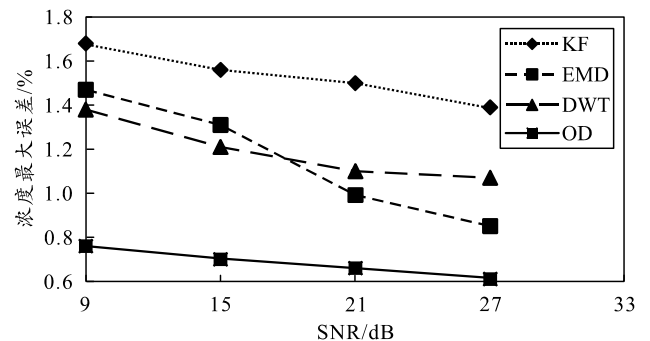


图 10 4 种算法的最大检测误差

根据不同信噪比条件下，最大检测量误差对比可知，优化差分方法的检测量误差最小，降噪效果最佳，检测精度最高；卡尔曼滤波器的降噪效果最差，检测精度最低。经验模态分析在高信噪比条件下，降噪效果优于小波阈值去噪，随着信噪比降低，经验模态分析的降噪效果显著降低，小波变换的降噪效果较为平稳；因此，小波变换相对更适用于长期工作的光纤传感系统。

由于小波变换应用领域的广泛性，衍生出多种性能改善版本，其中文献[19]提出一种阈值函数小波降噪方法，以 `coif1` 小波作为变换母小波，对其进行 4 层分解，该小波降噪方法根据不同情况选择合适的阈值函数，既可对信号降噪处理，也可保留信号边缘信息。滤波重构后的波形图，如图 11 所示。

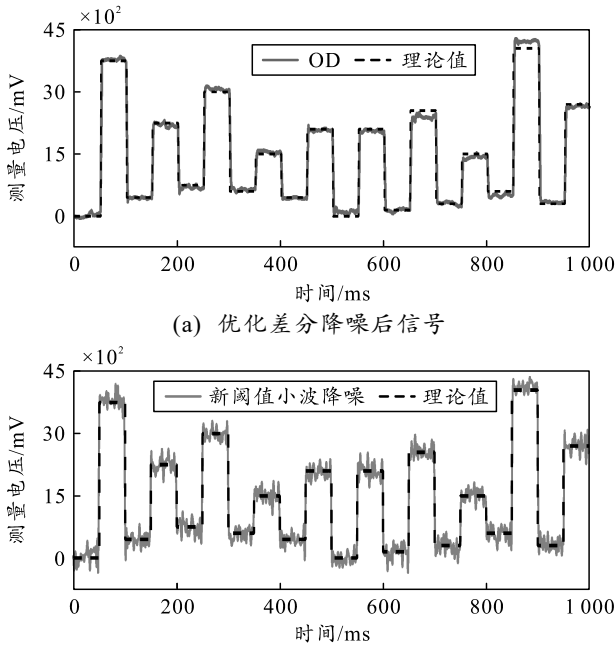


图 11 2 种算法降噪效果对比

优化差分算法提高信号平坦度,对系统工作 6 h 的检测信号预处理,由图 11 可见,优化差分降噪在保证边缘信息完整性的同时,噪声明显的减少且信号趋于平坦,而且新阈值函数小波降噪算法的平坦度远不及优化差分算法。

优化差分算法保证信号完整性和精度,对上述

表 2 2 种降噪方法检测电压误差值与浓度误差值

传感光路的 SNR 区 间段/dB	优化差分算法				阈值小波降噪算法				精度相对 增加倍数*
	传感光路 电压均方 误差/mV	参考光路 电压均方 误差/mV	R 的最大误 差(10 ⁻⁴)	浓度最大 误差/%	传感光路 电压均方 误差/mV	参考光路 电压均方 误差/mV	R 的最大 误差(10 ⁻⁴)	浓度最大 误差/%	
[24,26]	72.60	73.40	97.00	0.61	125.60	123.40	168.00	1.06	0.74
[19,21]	77.30	76.70	103.00	0.66	126.60	125.70	169.00	1.08	0.64
[14,16]	82.30	82.00	110.00	0.70	132.60	134.40	178.00	1.13	0.62
[9,11]	90.20	91.40	121.00	0.76	157.20	158.60	211.00	1.34	0.76

附:精度相对增加倍数*是指优化差分方法比新阈值小波降噪的精度相对增加的倍数。

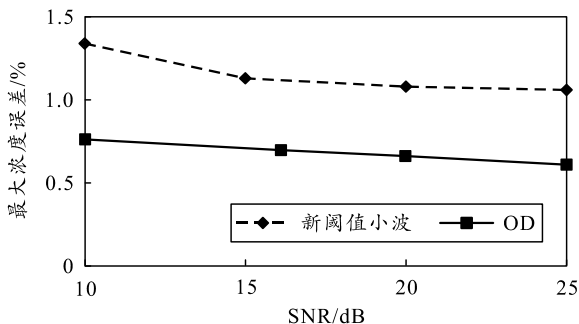


图 13 2 种算法降噪处理的浓度测量误差

4 结束语

笔者根据化工测量精度高的需求,运用移动平均算法、中值滤波算法、低通滤波算法以及卡尔曼

2 种算法处理的信号进行频域分析,如图 12 所示,优化差分算法对比新阈值小波降噪算法保留更多的高频信号,矩形方波信号的边缘信息得到保留,更接近纯净的原始信号。

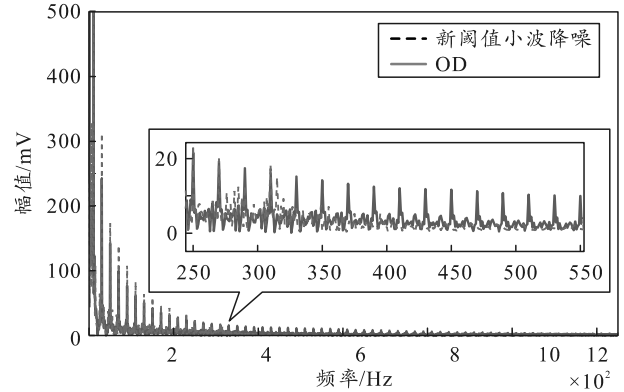


图 12 2 种算法降噪频谱对比

为验证该方法对信号降噪的精度与适用性,对于不同浓度的采集数据根据信噪比大小分类整理,如表 2 所示,列出了利用优化差分法和新阈值小波降噪 2 种预处理方法降噪后的检测电压误差值与溶液浓度误差值。

对于乙酸溶液浓度测量精度,优化差分方法有明显的降噪优势,如图 13 所示,对于乙酸浓度在 3%~27% 的溶液,优化差分方法降噪效果比新型小波阈值降噪高 0.76 倍以上。

滤波器的降噪特点,提出一种解调降噪的优化差分方法。基于移动平均法构建斜率预测算法,并给出减小信号误判的优化方法以及信号预测误差的补正方法。实验结果表明:该算法提高了信号数值的准确性与平滑度,通过该算法对 10 dB 左右信噪比的测量信号降噪处理,测量精度可达 0.76%;对比小波变换降噪,斜率预测优化算法测量精度相对提高近 1 倍。由于光纤传感领域所采集的信号,很多情况下是矩形波信号,该算法同样适用于该类信号降噪处理,提高测量精度。该算法的精准检测在化工领域有显著优势,考虑到算法的高普适性,对于海洋探测领域的高精度测量将有很好的应用前景。

参考文献:

- [1] GUAN G, SONG Q. A distributed temperature and strain measurement method for OPPC in distribution Internet of Things in electricity based on multilayer feedforward artificial neural network[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2022, 2187(1): 012068-012069.
- [2] AL-FUQAHA A, GUIZANI M, MOHAMMADI M, et al. Internet of Things: A Survey on Enabling Technologies, Protocols, and Applications[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2020, 17(4): 2347-2376.
- [3] WU J, ZHUO R, WAN S, et al. Intrusion location technology of Sagnac distributed fiber optical sensing system based on deep learning[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(12): 13327-13334.
- [4] SHANG K, LEI M, LI H, et al. Ultra-small interferometric fiber optic gyroscope with an integrated optical chip[J]. *Chinese Optics Letters*, 2022, 20(4): 040601.
- [5] LIU T G, ZHE Y, JIANG J F, et al. Advances of some critical technologies in discrete and distributed optical fiber sensing research[J]. *Acta Physica Sinica*, 2017, 66(7): 070705.
- [6] ZHANG H, GONG Y, LIU T, et al. Deployment Optimization for One-Dimensional Optical Fiber Sensor Networks[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2015, 33(14): 2997-3004.
- [7] 刘涛, 张文平, 陈慧芳, 等. 卡尔曼滤波在分布式拉曼光纤温度传感系统去噪中的应用[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(5): 1643-1647.
- [8] WANG T, LIU T, LIU K, et al. An EMD-Based Filtering Algorithm for the Fiber-Optic SPR Sensor[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2016, 8(3): 1-8.
- [9] WU H, CHEN Z, LV L, et al. Novel pressurized water pipe leak monitoring method based on the distributed optical fiber vibration sensor[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 8(1): 159-165.
- [10] ZHANG Z W, WU Z F, WEN T D. A Simple Model for

(上接第27页)
- [23] 余咸早, 丁涛, 阎鹏, 等. 水悬浮包覆造粒下含能黏结剂在 PBX 炸药中的应用[J]. *兵工自动化*, 2020, 39(6): 82-84.
- [24] 周俊祥, 徐更光, 王廷增. 含能黏结剂对铝化炸药爆炸能量的影响[J]. *含能材料*, 2004(增刊): 373-375.
- [25] 陈昊, 陶刚, 蒲元. 冲击波的超压测试与威力计算[J]. *火工品*, 2010, 16(1): 21-24.
- Measuring Refractive Index of a Liquid Based upon Fresnel Equations[J]. *中国物理快报: 英文版*, 2007(11): 3133-3136.
- [11] CHENG C, QIN P. Prediction of Seawall Settlement Based on a Combined LS-ARIMA Model[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2017(106): 1-7.
- [12] AMARAL G, BALDIVIESO A, GARCIA J D, et al. A Low-Frequency Tone Sweep Method for in-Service Fault Location in Sub-Carrier Multiplexed Optical Fiber Networks[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2017, 35(10): 2017-2025.
- [13] VERMA K, SINGH B K, THOKE A S. An Enhancement in Adaptive Median Filter for Edge Preservation[J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 48: 29-36.
- [14] MOHANTY B K, MEHER P K. A High-Performance FIR Filter Architecture for Fixed and Reconfigurable Applications[J]. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration Systems*, 2016, 24(2): 444-452.
- [15] ZHOU Q, WU, H, LIU Y, et al. An Improved Digital Filtering Method Based on Weighted Average of Input and Output Data[C]//In Proceedings of the 2017 5th International Conference on Machinery, Materials and Computing Technology. Beijing, China, 2017: 855-858.
- [16] MA D, GAO K, MU Y, et al. An Adaptive Tracking-Extended Kalman Filter for SOC Estimation of Batteries with Model Uncertainty and Sensor Error[J]. *Energies*, 2022, 15(10): 1-18.
- [17] JI H, LEWIS F L, HOU Z, et al. Distributed information-weighted Kalman consensus filter for sensor networks[J]. *Automatica*, 2017, 77: 18-30.
- [18] 王志文. 目标激光雷达散射截面测量系统的噪声特性研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
- [19] ZHANG X G, ZOU Z J, GUO H, et al. Wavelet denoising method with a novel wavelet threshold function applied in denoising ship maneuvering test data[J]. *Indian Journal of Geo-Marine Sciences*, 2017, 46(9): 1780-1787.
- [26] 张立恒, 王少龙, 颜澎, 等. 爆炸冲击波测试数据处理方法研究[J]. *火箭与制导学报*, 2010, 30(3): 107-110.
- [27] 北京工学院八系《爆炸及其作用》编写组. 爆炸及其作用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1979.
- [28] 罗兴柏, 张玉令, 丁玉奎. 爆炸力学理论教程[M]. 北京: 国防工业出版社, 2016: 291-292.
- [29] 王树山. 终点效应学[M]. 北京: 科学出版社, 2019: 304-306.