

## 激光与光电子学进展

## 奇异谱分解结合改进的广义相关法对时延估计的优化

邢毓华, 王恒\*

西安理工大学自动化与信息工程学院, 陕西 西安 710048

**摘要** 针对模拟信号进行时延估计时相比解调过的信号更易受到噪声影响, 导致出现误判点增多、正确峰值被掩盖等问题。本文提出采用奇异谱分解结合改进的广义相关法, 降低高斯噪声对时延估计结果的影响。Simulink 仿真实验表明, 相比于解调信号时延估计法, 该方法可在更低发射频率需求下得到同量级精度的故障类型和距离信息。在  $-5$  dB 高斯噪声环境下多次实验验证可得, 相比二次相关法结果主峰值旁瓣比绝对值增加了  $0.6756$  dB 以上, 误判峰值与故障点峰值比减少了  $0.2710$  以上, 其他条件下亦有不同程度提升。

**关键词** 光纤光学与光通信; 时延估计; 奇异谱分解; 广义互相关

中图分类号 O436

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP223315

## Optimization of Time Delay Estimation by Singular Spectral Decomposition and Improved Generalized Correlation Method

Xing Yuhua, Wang Heng\*

School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology,  
Xi'an 710048, Shaanxi, China

**Abstract** Time delay estimation for analog signals is more susceptible to noise than that for demodulated signals, which increases false positives and conceals the correct peak value. The singular spectral decomposition method combined with improved generalized cross-correlation function is proposed to reduce the influence of Gaussian noise on the time delay estimation results. Simulink simulation results show that the proposed method can obtain fault-type and distance information in the same order of magnitude accuracy for lower transmission frequency requirements than demodulation signal time delay estimation. Multiple experimental verifications in the  $-5$  dB Gaussian noise environment can yield that, compared to the results of the secondary correlation method, the absolute value of the main peak side-lobe ratio increases by more than  $0.6756$  dB, and the ratio of the peak value of misjudgment to the peak value of the fault point decreases by more than  $0.2710$ . This also improves in different degrees under other conditions.

**Key words** fiber optics and optical communications; time delay estimation; singular spectral decomposition; generalized cross correlation

## 1 引言

传统混沌扩频时延估计方法多采用信号采集端隔离去除采集信号中的发射信号成分, 仅保留反射信号分量与延时的发射信号直接进行相关运算, 或是将两路信号分量解调恢复出原始的混沌序列后再做相关运算进而求取故障信息, 而对混叠信号中的发射信号用网络变压器做隔离或是进行解调, 在实际情况下都会存在一定的响应时间, 进而影响到两路信号的相位关系, 造成一定的误差<sup>[1]</sup>。此外解调的数字信号互相关结果的精度与

最小可测量距离取决于混沌序列的码片宽度, 若要达到较好的测量结果, 就需要提高序列的发送速率, 反之又对模拟信号的隔离和解调过程有了更高的要求。考虑到混沌序列拥有良好的自相关和互相关特性<sup>[23]</sup>, 本文采用本地储存的经过调制的发射信号与接收端采集到的混叠信号(发射信号与反射信号的叠加)直接做时延估计求取故障信息。但该过程在采集过程中不可避免地会引入光缆中的噪声, 对测量结果造成影响。因此如何增加混叠信号的信噪比, 优化相关结果的故障峰峰值, 避免其被虚假峰值掩盖是混沌扩频时延估计的关键。

收稿日期: 2022-12-14; 修回日期: 2023-01-09; 录用日期: 2023-02-27; 网络首发日期: 2023-03-09

通信作者: \*xfbsxyz@163.com

文献[4]引入符号判决器和三次样条插值方法优化相关结果,但该方法在低信噪比下反而会放大噪声引起误判。学者们还提出采用广义互相关方法,通过不同的加权函数信号进行前置滤波,进而达到平滑相关结果波形、突出峰值的目的<sup>[5-8]</sup>。文献[9]比较了三种不同广义加权函数在混沌扩频时延估计中的效果,验证了 SCOT 加权函数在各种情况下均优于其他加权函数的相关结果。但比较结果中仅涉及基本互相关方法,缺乏与其他改进方法的比较。文献[10]用三阶累积量一维切片结合二次相关处理高斯噪声和相关噪声,提高了低信噪比下的定位效果。文献[11]先用奇异值分解对信号进行降噪,再引入 HB 加权函数锐化相关函数峰值,但奇异值分解在对信号分解过程中的分解维数大小和有效奇异值选取均依赖使用者的经验选取。文献[12]引入广义相关熵概念,针对不同脉冲噪声环境下的故障进行分析并得到较好的相关结果,但仅针对短路环境下的故障进行了讨论。有学者对于不同广义互相关的加权函数进行改进<sup>[13-15]</sup>,将常用加权函数依据信号特性进行组合或是系数上的优化来达到更好的相关结果。文献[16]通过反向神经网络对光时域反射仪取得信号进行处理进而获取故障信息,但该方法存在训练速度慢和易陷入局部最优的问题。文献[17]和文献[18]将多个机器学习算法框架融合,每个算法针对不同的故障类别识别,但会使得识别过程的实时性下降。此外还有将信号进行分解降噪后重构的思路,如奇异值分解法,该方法将分解结果中较大的特征值对应有用信号,较小者对应噪声,但这种分解和选取方式依赖使用者的主观经验<sup>[19]</sup>,故有学者针对其优化提出奇异谱分解方法并广泛应用在轴承故障降噪检测中<sup>[19-21]</sup>。其中文献[20]仿真验证了奇异谱分解相比于其他常用的变模态分解(VMD)、经验模态分解(EMD)方法更少出现模态混叠现象。

在混沌扩频时延估计中,整个相关过程可认为是混叠信号中的发射信号分量与本地储存的发射信号做自相关时在零点处产生一个较大的峰值,而经过线缆传播产生幅度上衰减和相位上延迟的反射信号分量会根据故障距离和类型不同产生一个较小的峰值。本文首先通过奇异谱分解方法对信号进行降噪,自适应地选取最佳分解维数,提高信号的信噪比,保留混叠信号主要成分的同时减少噪声污染<sup>[22]</sup>。其次,对完成降噪的信号采用 SCOT 加 PATH 联合的广义互相关(GCC)函数对相关结果进行处理,达到锐化相关峰峰值、提高识别准确率的目的。仿真实验表明,该方法与传统基本互相关和 GCC-SCOT 等方法相比,具有更好的抗噪性和更突出的主峰值。

## 2 基本原理

### 2.1 算法原理

奇异谱分解(SSD)是一种基于奇异值分解(SVD)

发展而来的可处理非线性非平稳时间序列的方法,其对轨迹矩阵的建立方式进行了改进,可以自适应地选取轨迹矩阵的维度并完成信号分解。将原始信号降噪后分解到由高频至低频的不同频段上形成不同的奇异谱分量和一项残差项,依据需求选择不同的奇异谱分量对信号进行重构,达到提高信噪比的目的。其对信号处理的具体步骤如下:

1) 设需要进行处理的信号为  $x(n)$ ,  $n=1, 2, \dots, N$ ,  $N$  为信号长度,在第  $j$  次迭代过程中需要处理的信号为  $v^{(j)}(n)$ ,则在初次迭代中有  $x(n)=v^{(1)}(n)$ 。

2) 依据以下步骤选定本次迭代过程中构造轨迹矩阵所需的嵌入维数  $M$ ,具体可分为两种情况:

a) 计算第  $j$  次迭代过程中残余项  $v^{(j)}(n)$  的功率谱密度,若为初次迭代则令  $x(n)=v^{(1)}(n)$ ,估计其功率谱密度(PSD)最大峰值处对应的频率为  $f_{\max}$ 。若当前处于第一轮迭代过程中,且满足  $f_{\max}/f_s < V_{\text{th}}$  (其中  $f_s$  为信号的采样频率),即二者比值小于最终分解给定阈值(程序中设  $V_{\text{th}}=0.1\%$ ),表明该残余项属于一个大趋势项,则第一轮迭代的嵌入维数选为  $N/3$ ,采用的轨迹矩阵形式是下面步骤 3) 中描述的标准轨迹矩阵形式。

b) 若迭代次数不为 1,或是不满足上面的不等式关系,则定义嵌入维数  $M=1.2(f_s/f_{\max})$ ,此时嵌入维数长度为期待分离的分量周期的 1.2 倍,有利于提高 SSD 的辨识能力<sup>[20]</sup>,并且分解过程需采用移动元素后的改进轨迹矩阵。

3) 依据本轮得到的嵌入维数  $M$  构建轨迹矩阵。

对于初始序列  $x(n)$ ,  $n=1, 2, \dots, N$ ,首先构建如下  $M \times N$  的矩阵  $\mathbf{X}$ ,其第  $i$  行的元素满足  $x_i=[x(i), \dots, x(N), x(1), \dots, x(i-1)]$ ,  $i=1, \dots, M$ 。整个矩阵即为  $\mathbf{X}=[x_1^T, x_2^T, \dots, x_M^T]^T$ ,如以  $x(n)=\{1, 2, 3, 4, 5\}$  构造  $M=3$  情况下的标准轨迹矩阵  $\mathbf{X}$  为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 2 & 3 & 4 & 5 & 1 \\ 3 & 4 & 5 & 1 & 2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式(1)所示矩阵为步骤 2) 中第一种情况对应的轨迹矩阵,其中左侧三列向量组成的矩阵为奇异谱分析中的标准轨迹矩阵。式(1)所示的矩阵形式,有助于加强信号中的振荡成分,促进算法收敛,使得每次迭代生成的残余项的能量递减;在第二种情况时,因为后续重构过程需要将轨迹矩阵进行对角平均求得本次的奇异谱分量,故将轨迹矩阵  $\mathbf{X}$  右下角部分元素移动至左上角,并将原先位置置零。这样便构成了每条主对角线上非零元素全部相等的新轨迹矩阵,且对角线上元素个数均为  $M$ 。改进轨迹矩阵形式为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} & & & & 1 \\ & & & & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 2 & 3 & 4 & 5 & * \\ 3 & 4 & 5 & * & * \end{bmatrix} \quad (2)$$

4)对本次迭代得到的分量进行重构:

a)将轨迹矩阵采用SVD得到 $\mathbf{X}=\mathbf{UDV}^T$ ,其中 $\mathbf{D}$ 为对角矩阵,对角元素为矩阵的奇异值 $\sigma_i$ 且满足 $\sigma_i=\sqrt{\lambda_i}$ ,其中 $\lambda_i$ 为矩阵 $\mathbf{X}$ 的特征值。在第一次迭代中检测到趋势项的情况下,仅取第一个左右特征向量来获取矩阵 $\mathbf{X}_1=\mathbf{u}_1\sigma_1\mathbf{v}_1$ ,并对矩阵 $\mathbf{X}_1$ 对角平均即可得到第一个奇异谱分量 $g^{(1)}(n)$ 。

b)若并非第一次迭代或是第一次迭代中不存在趋势项,选取频率成分集中于频带 $[f_{\max}-\Delta f, f_{\max}+\Delta f]$ 上的分量 $[\Delta f$ 表示余量信号 $v^{(j)}(n)$ 的主峰宽度的一半]来组成子集。并对这些子集矩阵相加后取对角平均的方式来重构信号。SSD对于 $\Delta f$ 的选取是选用三个高斯函数叠加来对残余项的功率谱密度进行描述,即

$$\gamma(f, \theta) = \sum_{i=1}^3 A_i \exp\left[-\frac{(f-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right], \quad (3)$$

式中: $A_i$ 表示高斯函数的幅值; $\sigma_i$ 表示其带宽; $\mu_i$ 定义了高斯函数的中心位置,三者定义方式为

$$\mu_1 = f_{\max}, \mu_2 = f_2, \mu_3 = f_3 = (f_{\max} + f_2)/2. \quad (4)$$

从式(4)可以看出,第一个高斯函数描述了残余项的功率谱函数中的主谱峰,第二个高斯函数描述了次谱峰,而第三个高斯函数用于描述主、次谱峰之间的部分。各个参数通过Levenberg-Marquardt优化算法得出<sup>[20]</sup>,三者的初始值由如下方式确定:

$$\begin{cases} A_1^{(0)} = \frac{1}{2} D_{\text{PSD}}(f_{\max}), \sigma_1^{(0)} = f; D_{\text{PSD}}(f) = \frac{2}{3} D_{\text{PSD}}(f_{\max}) \\ A_2^{(0)} = \frac{1}{2} D_{\text{PSD}}(f_2), \sigma_2^{(0)} = f; D_{\text{PSD}}(f) = \frac{2}{3} D_{\text{PSD}}(f_2) \\ A_3^{(0)} = \frac{1}{4} D_{\text{PSD}}(f_3), \sigma_3^{(0)} = 4|f_{\max} - f_2| \end{cases} \quad (5)$$

通过优化算法得到参数最优解后,定义 $\Delta f = 2.5\sigma_1$ 即可保证主峰的带宽里包含了主峰约99%的主要成分。

5)设定迭代停止条件。

每轮迭代完成所生成本次奇异谱分量 $\bar{g}^{(j)}(n)$ 时也会产生本轮迭代的余量信号 $v^{(j+1)}(n) = v^{(j)}(n) - \bar{g}^{(j)}(n)$ ,也可用初始信号减去目前分解出的奇异谱分量之和来获取。每次迭代后的归一化均方误差可以表示为

$$N_{\text{MSE}}(J) = \frac{\sum_{n=1}^N [v^{(j+1)}(n)]^2}{\sum_{n=1}^N [x(n)]^2}, \quad (6)$$

当该项小于给定阈值(一般设为 $V_{\text{th}}=0.1\%$ )时表明分解结束。最终得到 $m$ 个奇异谱分量和一个残余量,可以表示为

$$x(n) = \sum_{k=1}^m \bar{g}^{(k)}(n) + v^{(m+1)}(n). \quad (7)$$

## 2.2 联合加权广义互相关信号处理

广义互相关(GCC)时延估计方法利用两路信号的自、互功率谱密度对相关结果进行加权,起到前置滤波的作用,对相关结果有着良好的尖锐主峰值,平滑非相关峰的作用。常用GCC函数如表1所示。

表1 常见的GCC加权函数

Table 1 Common generalized cross correlation (GCC) weighted functions

GCC function	Expression of function
PHAT	$\frac{1}{ \varphi_{y_1, y_2}(f) }$
ROTH	$\frac{1}{\varphi_{y_1, y_2}(f)}$
SCOT	$\frac{1}{\sqrt{\varphi_{y_1, y_1}(f) * \varphi_{y_2, y_2}(f)}}$
ML/HT	$\frac{1}{\varphi_{y_1, y_2}(f)} * \frac{ \gamma_{y_1, y_2}(f) ^2}{1 -  \gamma_{y_1, y_2}(f) ^2}$

表1中 $\varphi_{y_1, y_2}(f)$ 表示两路信号 $y_1, y_2$ 的互功率谱密度,  $|\gamma_{y_1, y_2}| = |\varphi_{y_1, y_2}(f)|^2 * [\varphi_{y_1, y_1}(f) * \varphi_{y_2, y_2}(f)]$ ,其中PHAT加权函数的加权分子为一常数,故在信号功率较大时测量结果精度较好,但较小时则会引入误差<sup>[21]</sup>,ROTH函数仅采用一路信号的自功率谱密度进行加权,可以抑制噪声较大的频带,但是会导致相关函数峰值的扩宽。SCOT函数同时考虑两路信号的噪声影响,但在两路信号功率谱密度相等时会出现相关函数峰值扩宽的现象,导致虚假峰值的产生。文献[10]表明SCOT函数具有最佳的优化效果。考虑到选用的发射信号属于未经噪声污染的本地储存信号,故选择将SCOT函数与PHAT函数的倒数相乘作为新的GCC函数,利用两路信号的互功率谱密度对SCOT加权函数的结果进行平滑,以期得到更好的结果。新得到的加权函数形式为

$$W(f) = \frac{|\varphi_{y_1, y_2}(f)|}{[\varphi_{y_1, y_1}(f) * \varphi_{y_2, y_2}(f)]^{\frac{1}{2}}}. \quad (8)$$

故相应的广义互相关结果为

$$R_{y_1, y_2}(\tau) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\varphi_{y_1, y_2}(f) * |\varphi_{y_1, y_2}(f)|}{[\varphi_{y_1, y_1}(f) * \varphi_{y_2, y_2}(f)]^{\frac{1}{2}}} e^{2\pi f \tau} df. \quad (9)$$

计算结果会在 $\tau=0$ 以及信号在发射端到故障点之间往返时对应的点数处各存在一个峰值,由两个峰值间的点数依照 $d = \frac{1}{2} v * N$ 即可求出故障距离,其中 $d$ 为故障距离, $v$ 为信号在线缆中的传播速度(实验中取0.76倍光速), $N$ 为次高峰对应的时延点数。



### 3 混沌扩频时延估计方案

基于 Simulink 搭建了混沌扩频时延估计的仿真模型, 主要包含混沌序列生成模块、二进制相移键控 (BPSK) 调制模块和不同类型线缆故障模块等。其中, 混沌序列的码元速率选择为 1 M 波特, 载波频率为 1 MHz, 调制过程和采样过程的采样速率均为 50 MHz。则理论上仿真精度取决于两个采样点之间的时间间隔与信号传输速度的乘积。仿真实验采用发射信号与在发送端采集到的混叠信号作相关运算。为了验证发射信号的自相关特性, 测得混沌序列经 BPSK 调制后的发射信号自相关结果如图 1 所示。

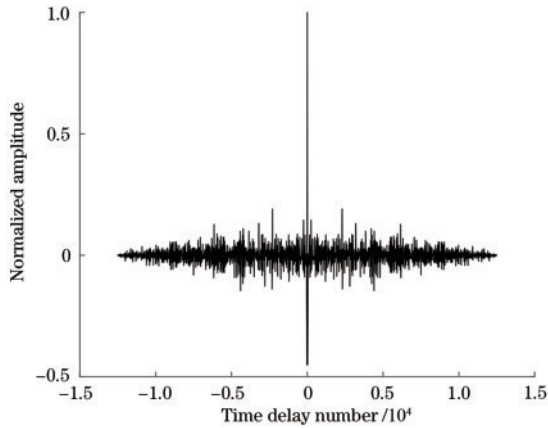


图 1 发射信号自相关归一化结果

Fig. 1 Results of autocorrelation normalization of transmitted signals

由图 1 可知, 混沌序列经过 BPSK 调制后仍能保持良好的自相关特性, 自相关峰值较为明显, 故采用模拟信号直接进行时延估计可以被考虑。下面以基本互相关的方式为例讨论发射信号与混叠的模拟信号作相关运算的结果。

取  $x(t)$  和  $y(t)$  分别为发射信号与反射信号, 由于信号在线缆中传播存在衰减和时延, 故满足  $y(t) = \alpha x(t - t_r)$ , 其中  $\alpha$  为信号经过传输遇到阻抗不匹配点反射回发射端时产生的衰减,  $t_r$  为整个传输过程经过的时延。故采集到的混叠信号可以表示为  $z(t) = x(t) + y(t) + n(t) = x(t) + \alpha x(t - t_r) + n(t)$ , 在忽略噪声影响的情况下, 二者的互相关结果为

$$\begin{aligned} R_{xz}(\tau) &= \int_0^T x(t) * z(t) dt = \\ &= \int_0^T x(t) * [x(t) + \alpha x(t - t_r) + n(t)] dt = \\ &= \int_0^T x(t) * x(t) dt + \int_0^T \alpha x(t) * x[t - (t_r - \tau)] dt. \end{aligned} \quad (10)$$

由结果易知, 该方法得到的相关结果会存在两个峰值: 一个峰值较高且存在于零点处, 是由发射信号与混叠信号中的发射信号分量自相关得到的; 另一个峰值相

对较低且存在于  $\tau = t_r$  处, 对应了发射信号与反射信号的相关结果。

#### 3.1 信号分解结果

选取故障距离为 3 km, 信号发送速率为 1 MHz, 采样频率选择为 50 MHz, 并为信道添加 -5 dB 的高斯噪声, Simulink 仿真得到无噪声和有噪声情况下混叠信号的时域波形与频谱图如图 2 和图 3 所示。

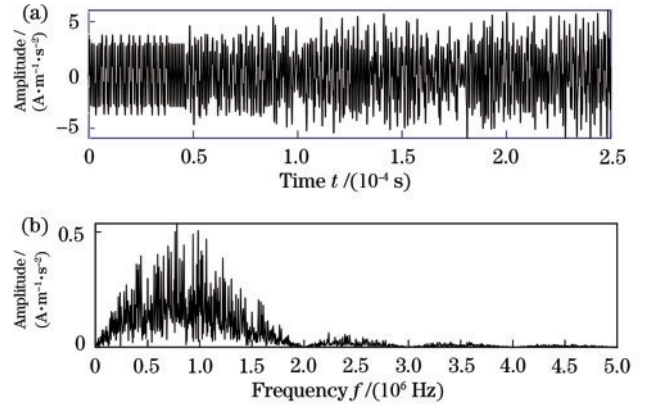


图 2 无噪声情况下混叠信号的 (a) 时域波形图与 (b) 频谱图  
Fig. 2 (a) Time-domain waveform diagram and (b) spectrum diagram of aliasing signal without noise

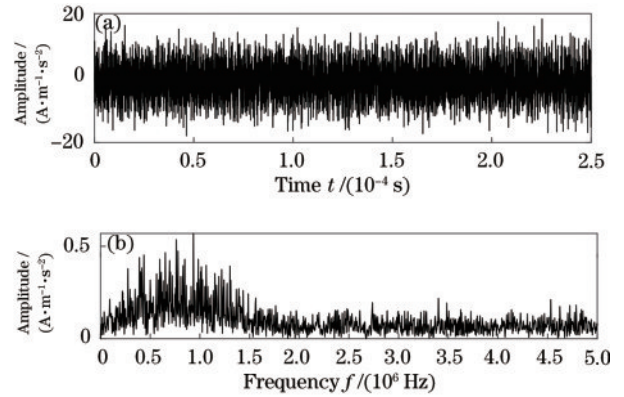


图 3 -5 dB 噪声情况下混叠信号的 (a) 时域波形图与 (b) 频谱图  
Fig. 3 (a) Time-domain waveform diagram and (b) spectrum diagram of aliasing signal under -5 dB noise

由图 2 和图 3 可知, 混叠信号的主要成分分布在 0~2 MHz 范围内, 添加的高斯白噪声均匀分布于整个频谱范围内。对不同距离和故障类型的混叠信号添加不同大小的高斯白噪声后, 混叠信号频谱的主要分布范围并没有发生变化, 仍分布于 0~2 MHz 之间。使用 SSD 方法对加噪后的混叠信号进行分解, 经过多次实验证明, 选取分解分量数目为 7 时可以在分解效果和分解迭代次数间取得平衡, 不会在有效信号与噪声频段分界处出现频谱混叠现象。图 4 是在 -5 dB 情况下选取分解数目为 7 时信号在不同频段的时域波形和频谱信息。

由分解结果可知, 奇异谱分解将混叠信号分量分解到不同频段上, 且各个频段尤其是在 2 MHz 处没有

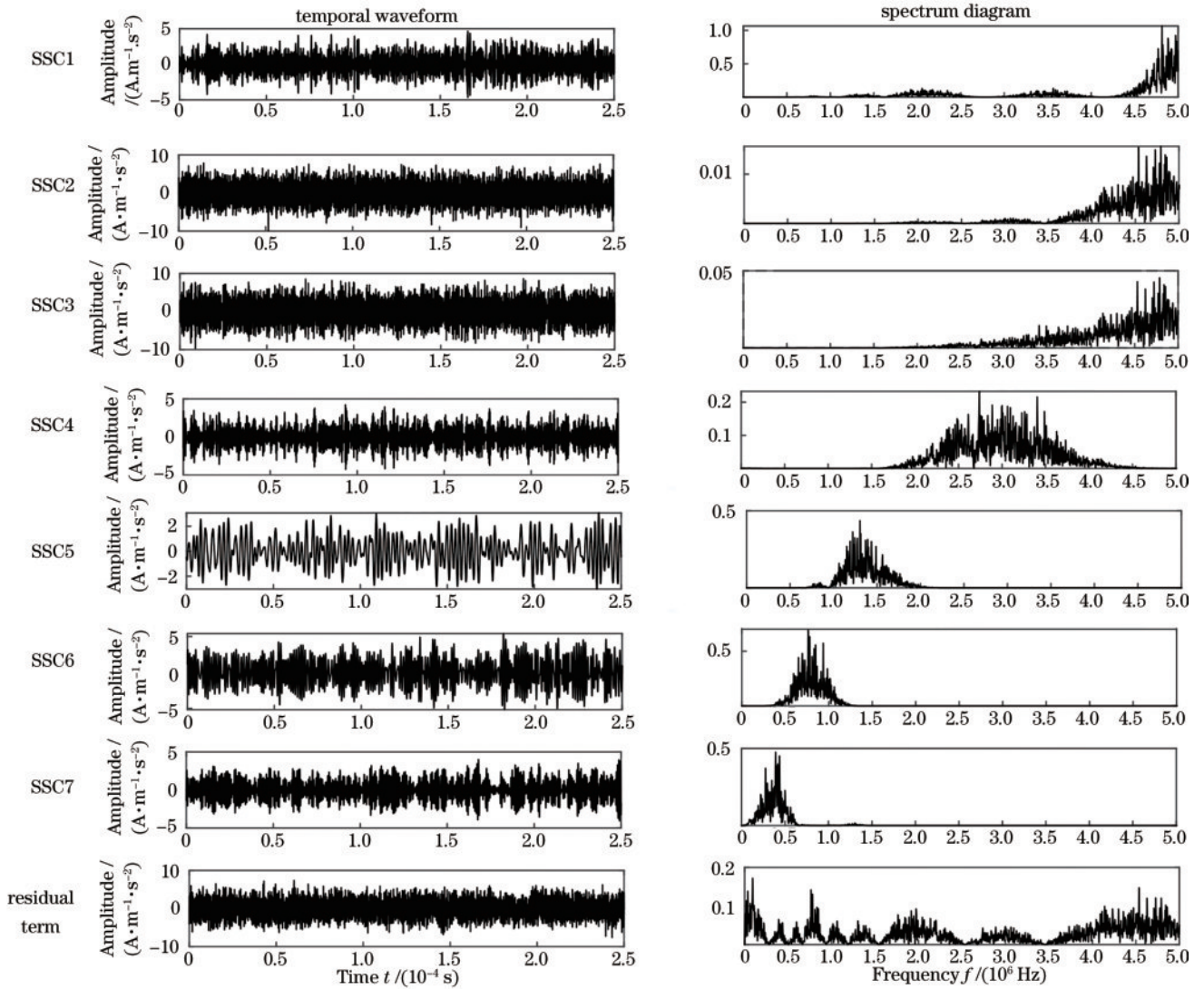


图 4 SSD 各个 SSC 分量的结果  
Fig. 4 Results of SSC component by SSD

出现频谱混叠现象,不会将高于 2 MHz 的高斯噪声分量引入到重构信号中。选取 0~2 MHz 范围内的 SSC5、SSC6、SSC7 来重构混叠信号,得到的降噪信号波形图与频谱图如图 5 所示。

计算重构信号与含噪信号的信噪比,SSD 过程将信号的信噪比从 -5 dB 提升到 6.5559 dB。结果证明,该方法可以有效获取正确频段的信息并进行降噪,提升整个信号的信噪比,便于对相关结果进行提升。

图 6 为设定开路故障下故障距离为 3 km、信噪比为 -5 dB、发送信号幅值为 10 V 的情况下,二次互相关、SCOT 加权的 GCC、SSD 处理后的 SCOT-GCC、提出方法处理后的时延估计运算归一化结果图。

图 6 中分别标记出了各个不同计算方式中主峰值点(圆点表示)、结果中误判峰最大、最小的点以及主峰的旁瓣点的值(箭头指出)。由图示结果可以看出,图 6(a)的二次互相关法峰值相对明显,但在整个波形

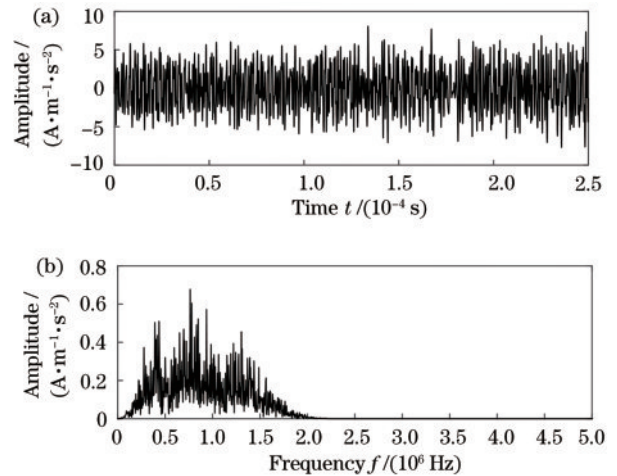


图 5 SSD 重构信号的(a)时域波形图和(b)频谱图  
Fig. 5 (a) Time-domain waveform diagram and (b) spectrum diagram of signal reconstructed by SSD



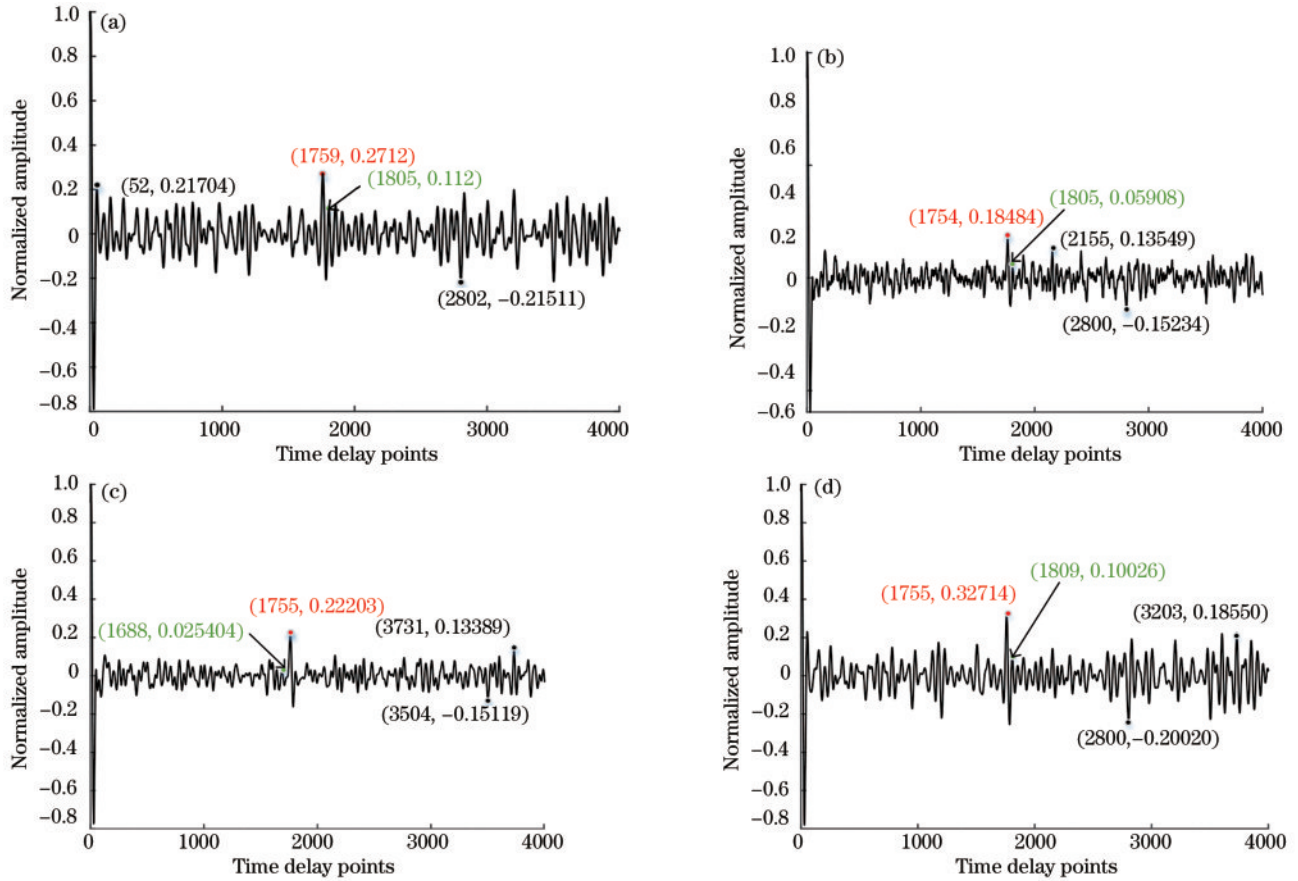


图 6 开路时各方法时延估计归一化结果图。(a)二次互相关;(b) SCOT-GCC;(c) SSD处理后的 SCOT-GCC;(d)提出方法  
Fig. 6 Normalized results of time delay estimation for each method when circuit is open. (a) Secondary cross correlation; (b) SCOT-GCC; (c) SCOT-GCC after SSD processing; (d) proposed method

图上具有较多的波动,且可能引起误判的波峰、波谷值较大。图 6(b)数据经由 SCOT-GCC 方法处理后抑制了相关结果的波动,主峰的旁瓣值由二次互相关法的  $-5.567$  dB 降低至  $-5.32$  dB,在该项上的性能虽有降低但幅度不大。图 6(c)的 SSD 处理后的 GCC 方法相比图 6(b)主峰值旁瓣比无明显变化,主峰值由  $0.18484$  提升为  $0.22203$ ,且图像放大后相比前者整体波形更加平滑,这样更能凸显 SSD 方法的有效性。表明经过 SSD 处理后,混叠信号中的噪声相比原先有一定程度降低(前文提到在  $-5$  dB 情况下可将信号信噪比提升到  $6.5559$  dB)。图 6(d)为本文采用的方法,由图可知实验结果的主峰值旁瓣比为  $-5.1361$  dB,从整体波形结果来看,波形的波动程度相对 SCOT 方法和 SSD 加 SCOT 的方法波动更为明显,但是其主峰值相比于其他三种方法更大,为  $0.32714$ ,表明该方法得到的计算结果最佳。

接下来讨论各个方法在短路故障中的性能比较,由行波传输理论可知,行波在遇到短路故障时同样会因阻抗不匹配产生反射回波,但反射点处的波形会在相位上产生  $180^\circ$  翻转。因此时延估计结果会产生一个

方向向下的峰值,可以以此来区分开路和短路故障。选取故障距离为  $3$  km,信号发送速率为  $1$  MHz,采样频率选择为  $50$  MHz,并为信道添加  $-5$  dB 的高斯噪声,故障类型设置为短路,依照上文四种方法得到的归一化时延相关结果如图 7 所示。

由图 7 时延估计结果可以看出,四种方法得到的峰值朝向均为下,凭此可判断出发生短路故障,且四种方式的旁瓣峰值皆较小,属于  $10^{-3}$  量级,从主峰值旁瓣比标准上衡量四者性能差距不大。其中二次相关结果出现较多的抖动,以及较多数值较大的峰值点,表明相关性有所欠缺。SSD 处理后的 SCOT-GCC 主峰值相比 SCOT-GCC 方法提升了  $0.03$ ,二者图像在整体上差别不大,但 SSD 处理后的图像在各个峰值点处更为平滑,表明其对信号中的噪声起到了抑制作用。图 7(d)的 SSD 联合改进的 GCC 方法相比图 7(b)和 7(c)结果而言,虽然相关结果的波动变得明显,但将主峰值的大小从原本的  $-0.2316$  (SCOT-GCC 法)和  $-0.2509$  (SSD 处理后的 GCC 法)提升到了  $-0.3850$ ,在主峰值上有了明显提升,更易完成故障的识别。

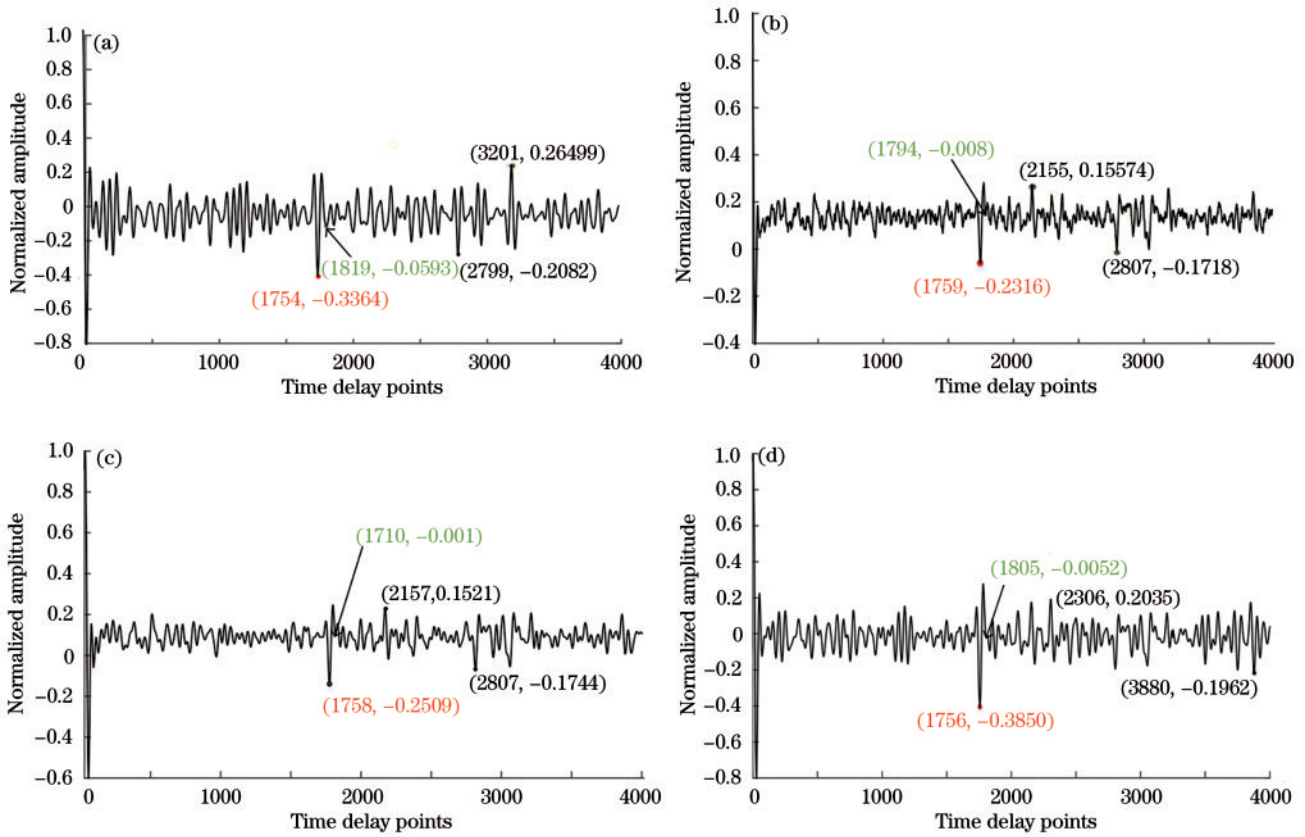


图 7 短路时各方法时延估计归一化结果图。(a)二次互相关;(b)SCOT-GCC;(c)SSD处理后的 SCOT-GCC;(d)提出方法  
Fig. 7 Normalized results of time delay estimation for each method when circuit is short. (a) Secondary cross correlation; (b) SCOT-GCC; (c) SCOT-GCC after SSD processing; (d) proposed method

### 4 结果分析

根据以上四种不同混沌扩频时延估计方式的结果,从主峰值旁瓣比和最大误判点峰值与故障点峰值比(下文中用  $N$  表示)两个方向来比较四种方式的性能。其中主峰值旁瓣比(PSLR)定义为

$$P_{SLR} = 10 \times \lg\left(\frac{P_0}{P_1}\right), \quad (11)$$

表 2 不同时延估计方法性能比较

Table 2 Performance comparison of different delay estimation methods

Fault type	Calculation method	Main peak sidelobe ratio, PSLR /dB	Misjudgment peak ratio $N$
Open circuit method	Secondary cross correlation	-5.5674	0.6818
	SCOT-GCC	-5.3298	0.5831
	SCOT-GCC after SSD processing	-6.4047	0.2288
	Proposed method	-7.3595	0.1837
Short circuit fault	Secondary cross correlation	-7.5380	0.6189
	SCOT-GCC	-14.6100	0.7418
	SCOT-GCC after SSD processing	-23.9800	0.6951
	Proposed method	-18.6900	0.5285

由表 2 可以看出,各类时延估计方法均可正确判断出故障的类型与距离信息,在短路故障情况下的二次相关方法结果的波形波动较大,存在较多的虚假峰值,而 SSD 联合改进 GCC 加权的时延估计结果在非故障峰位置有部分扩宽与波动,但在最大误判点峰值

式中: $P_0$ 为主峰旁瓣的幅值; $P_1$ 指的是主峰的峰值。计算结果越小表明旁瓣值相对越小。 $N$ 的计算公式定义为

$$N = \frac{N_1}{N_0}, \quad (12)$$

式中: $N_1$ 为最大误判点峰值; $N_0$ 为故障点对应的真实峰值,二者比值越大表明误判的可能性越大。具体结果如表 2 所示。

与故障点峰值比上具有一定的优势。在短路故障中,SSD 联合改进 GCC 方法在主峰值旁瓣比逊于 SSD 处理后的 GCC 方法,但在最大误判点峰值与故障点峰值比上仍具有较为明显的优势。

图 8~10 分别是不同信噪比环境下,经蒙特卡罗

多次实验比较所得四种方法在主峰值旁瓣比、最大误判点峰值与故障点峰值比,以及正确率的对比图。

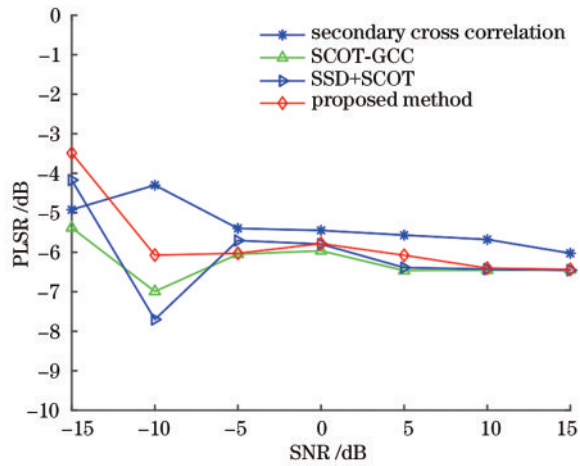


图 8 不同信噪比下 PLSR 的对比

Fig. 8 PLSR comparison under different signal-to-noise ratio (SNR) conditions

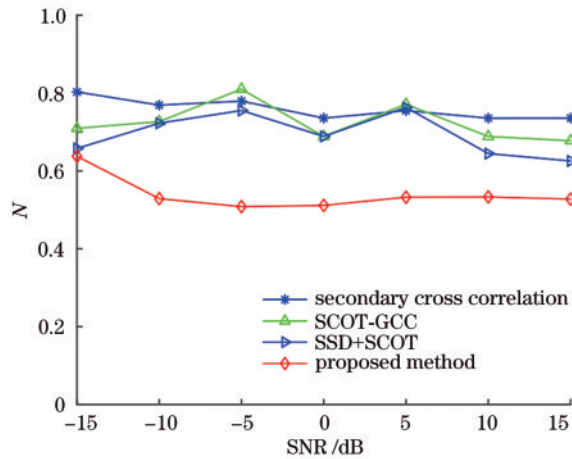


图 9 不同信噪比下误判峰峰值比的对比

Fig. 9  $N$  comparison under different SNR conditions

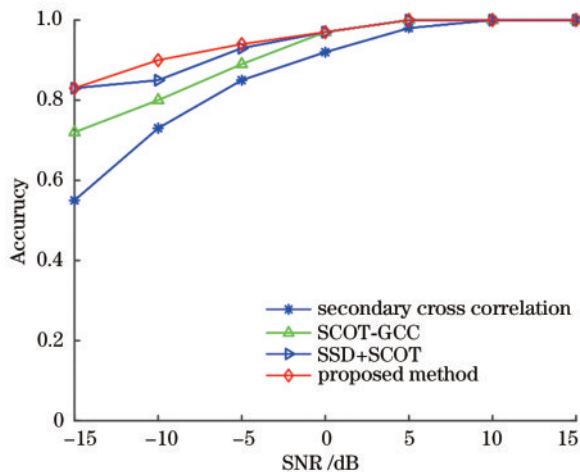


图 10 不同信噪比下正确率的对比

Fig. 10 Comparison of accuracy under different SNR conditions

## 5 结 论

为了提高混沌扩频时延估计方法在开路、短路故障中识别的正确性,采用发射信号与接收到混叠信号进行直接相关运算。考虑到采用模拟信号采样不可避免地会引入测量环境内的噪声,出现误判峰或是主峰值旁瓣比过大导致真实故障峰被掩盖的问题,提出使用 SSD 联合改进 GCC 的方法对信号进行处理。首先通过 SSD 对混叠信号进行分解重构,完成降噪过程,再利用改进的 GCC 方法对两路信号进行相关运算。对比其他方法可知,在  $-5$  dB 高斯噪声环境下多次实验验证可得,相比二次相关法结果主峰值旁瓣比绝对值增加了  $0.6756$  dB 以上,误判峰值与故障点峰值比减少了  $0.2710$  以上,其他条件下亦有不同程度的提升。其中在开路故障环境下,不论是主峰值旁瓣比还是误判峰值与故障点峰值比均具有优势;在短路故障中主峰值旁瓣并不是最优的,但误判点峰值与故障点峰值相比其他方法更低,且存在幅值上的明显优势,更易完成故障的正确识别。

## 参 考 文 献

- [1] 马子蔚. 行波法在铁路线缆故障检测中的优化研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2021: 51-56.  
Ma Z W. Optimization research of traveling wave method in railway cable fault detection[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2021: 51-56.
- [2] 苏鹏程. 基于混沌时域反射的电缆故障测试系统设计与实现[D]. 太原: 太原理工大学, 2016: 5-6.  
Su P C. Design and implementation of cable-fault detector based on chaos time-domain reflectometry[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2016: 5-6.
- [3] 刘雪松. 混沌扩频通信系统及其干扰技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2009: 5-12.  
Liu X S. Research on chaotic spread spectrum communication system and its jamming technology[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2009: 5-12.
- [4] 许家瑶. 基于行波反射的电缆故障检测方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2020: 39-51.  
Xu J Y. Study on cable fault detection based on traveling-wave reflectometry[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020: 39-51.
- [5] 孙洋, 徐慨, 杨海亮. 基于广义互相关时延估计算法的性能分析[J]. 计算机与数字工程, 2013, 41(1): 33-34, 144.  
Sun Y, Xu K, Yang H L. Performance analysis of time-delay estimation based on generalized cross-correlation algorithm[J]. Computer & Digital Engineering, 2013, 41(1): 33-34, 144.
- [6] 李保伟, 张兴敢. 基于广义互相关改进的麦克风阵列声源定位方法[J]. 南京大学学报(自然科学), 2020, 56(6): 917-922.



- Li B W, Zhang X G. Improved microphone array sound source localization method based on generalized cross correlation[J]. Journal of Nanjing University (Natural Science), 2020, 56(6): 917-922.
- [7] Knapp C, Carter G. The generalized correlation method for estimation of time delay[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1976, 24(4): 320-327.
- [8] 李帅永, 毛维培, 程振华, 等. 基于广义互相关的供水管道泄漏振动信号时延估计器性能研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2): 202-211.
- Li S Y, Mao W P, Cheng Z H, et al. Research on time-delay estimator of leakage-induced vibration signal in water-supply pipelines based on generalized cross-correlation[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(2): 202-211.
- [9] 邢毓华, 郑琦. 广义互相关在混沌扩频时延估计中的研究与应用[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(23): 2306001.
- Xing Y H, Zheng Q. Research and application of generalized cross correlation in chaotic spread spectrum time delay estimation[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(23): 2306001.
- [10] 邢毓华, 闫志恒. 三阶累积量在混沌扩频时延估计中的研究与应用[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(19): 1907001.
- Xing Y H, Yan Z H. Research and application of third-order cumulants in delay estimation of chaotic spread spectrum[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(19): 1907001.
- [11] 齐小刚, 袁列萍, 刘立芳. 奇异值分解的 HB 加权广义互相关时延估计[J]. 信号处理, 2018, 34(10): 1160-1168.
- Qi X G, Yuan L P, Liu L F. Time delay estimation of generalized cross correlation with Hassab-Boucher weighted function based on singular value decomposition[J]. Journal of Signal Processing, 2018, 34(10): 1160-1168.
- [12] 梁栋辉. 基于反射测量法的低压电网故障定位技术研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2020: 54-64.
- Liang D H. Research on fault location technology of low-voltage distribution network based on reflection measurement method[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2020: 54-64.
- [13] 景源, 姜雪莹. 广义二次相关时延估计算法改进[J]. 辽宁大学学报(自然科学版), 2018, 45(2): 97-103.
- Jing Y, Jiang X Y. Improvement of generalized secondary correlation delay estimation algorithm[J]. Journal of Liaoning University (Natural Sciences Edition), 2018, 45(2): 97-103.
- [14] 吴慧, 陈卫松. 基于 HB 加权函数的改进广义互相关算法[J]. 无线电通信技术, 2022, 48(2): 353-358.
- Wu H, Chen W S. Improved generalized cross-correlation algorithm based on HB weighting function[J]. Radio Communications Technology, 2022, 48(2): 353-358.
- [15] 屈顺彪, 俞华, 芦竹茂, 等. 面向声源定位的改进广义互相关时延估计方法[J]. 导航定位与授时, 2021, 8(6): 118-124.
- Qu S B, Yu H, Lu Z M, et al. Improved generalized cross-correlation time delay estimation method for sound source localization[J]. Navigation Positioning and Timing, 2021, 8(6): 118-124.
- [16] Zhang D W, Li W L, Wu X H, et al. Application of simulated annealing genetic algorithm-optimized back propagation (BP) neural network in fault diagnosis[J]. International Journal of Modeling, Simulation, and Scientific Computing, 2019, 10(4): 1950024.
- [17] Rafique D, Szyrkowiec T, Autenrieth A, et al. Analytics-driven fault discovery and diagnosis for cognitive root cause analysis[C]//Optical Fiber Communication Conference, March 11-15, 2018, San Diego, California. Washington, D.C.: Optica Publishing Group, 2018: W4F.6.
- [18] Shahkarami S, Musumeci F, Cugini F, et al. Machine-learning-based soft-failure detection and identification in optical networks[C]//Optical Fiber Communication Conference, March 11-15, 2018, San Diego, California. Washington, D. C.: Optica Publishing Group, 2018: M3A.5.
- [19] 胥永刚, 张志新, 马朝永, 等. 改进奇异谱分解及其在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2019, 32(3): 540-547.
- Xu Y G, Zhang Z X, Ma C Y, et al. Improved singular spectrum decomposition and its applications in rolling bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 32(3): 540-547.
- [20] 庞彬. 基于奇异谱分解的旋转机械故障诊断研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2020: 16-56.
- Pang B. Research on fault diagnosis of rotating machinery based on singular spectrum decomposition[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2020: 16-56.
- [21] 郝苏湘. 近场声源定位算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021: 63-74.
- Hao S X. Research on near field sound source location algorithms[D]. Xi'an: Xi'an University of Electronic Science and Technology, 2021: 63-74.
- [22] Bonizzi P, Karel J M H, Meste O, et al. Singular spectrum decomposition: a new method for time series decomposition[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2014, 6(4): 1450011.