



一种增强超声无损检测信噪比的非凸稀疏 正则化方法

报告人：吴彪

2021.12.29

1. 背景介绍

✓ 结构健康监测

局部（高频）监测：

局部损伤的精准检测（例如：无损检测，导波方法，等）

整体（低频）监测：

大尺度结构的损伤检测（例如：振型，模态，等）

1. 背景介绍

✓ 超声无损检测中的噪声：

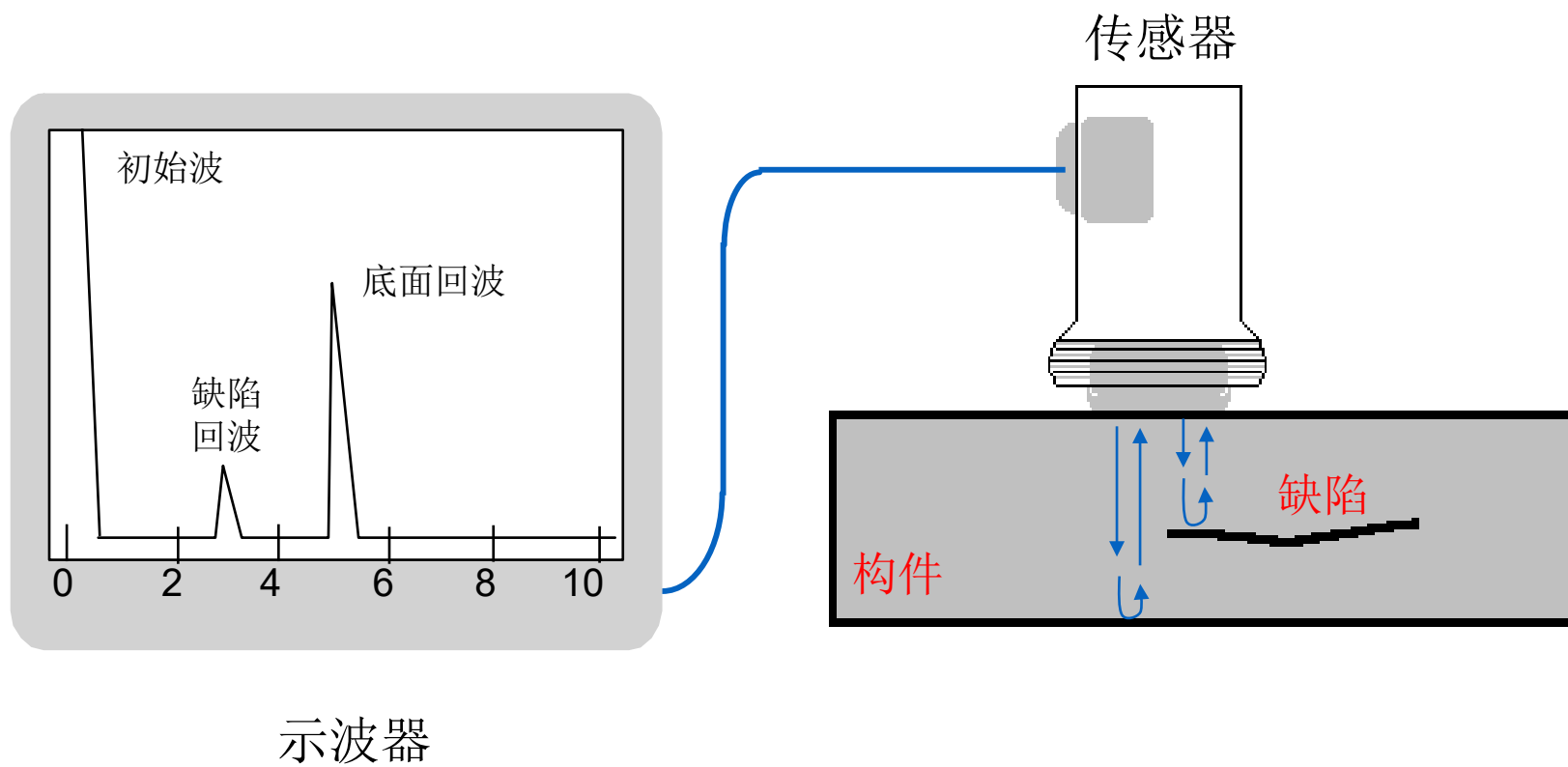
相干噪声：

由被检测材料晶粒结构散射形成的声学噪声

高斯白噪声：

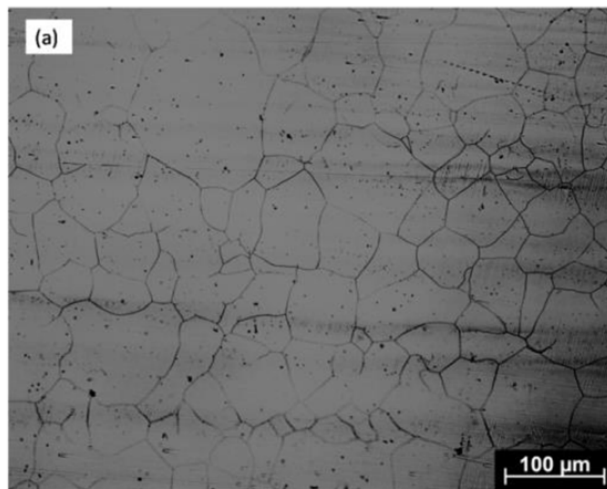
检测系统的仪器设备形成的电学噪声

超声检测（脉冲回波法）

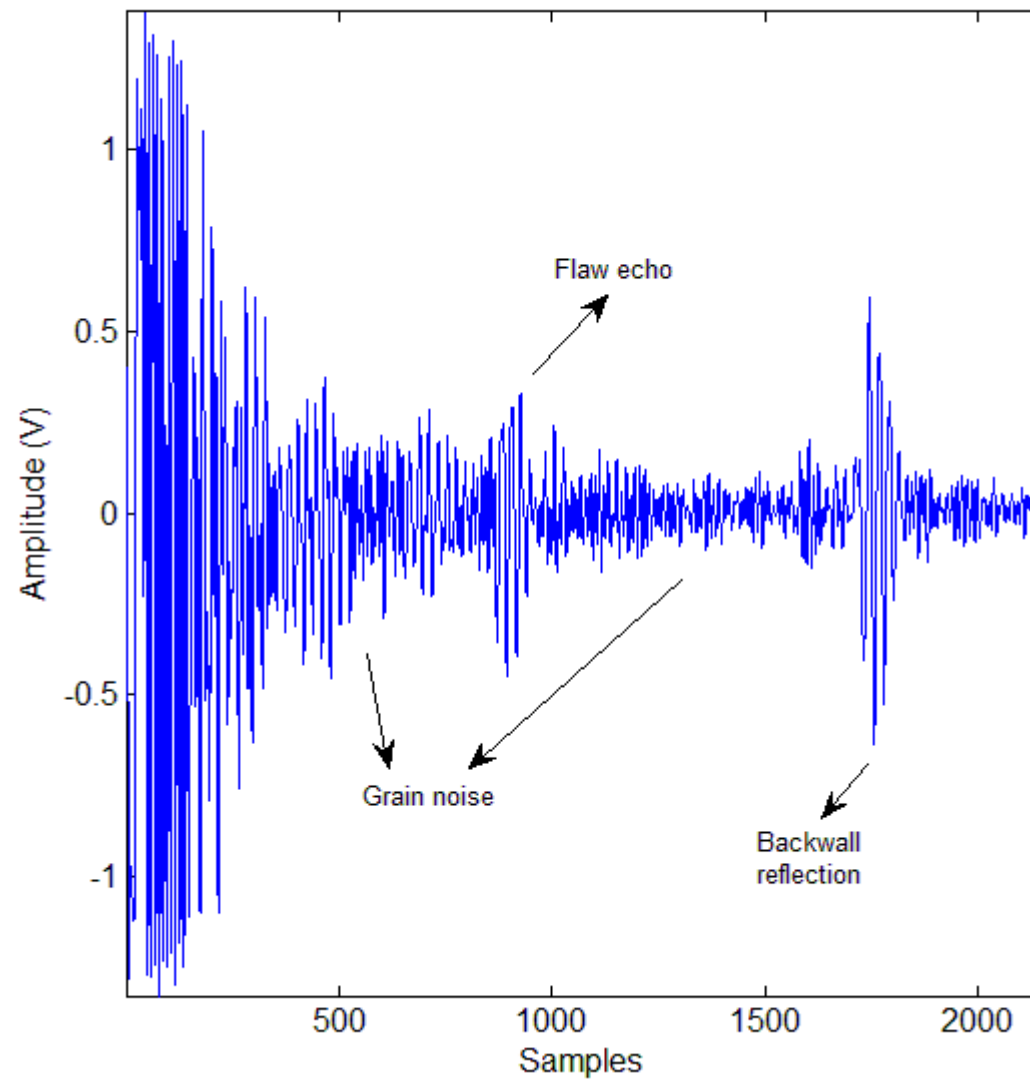
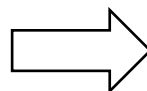
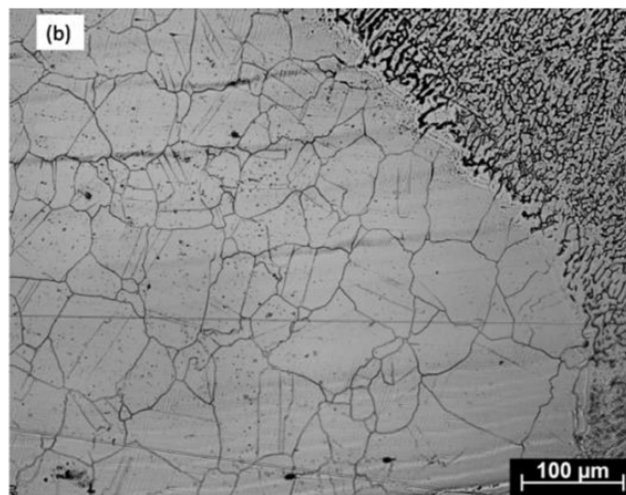


实测超声回波:

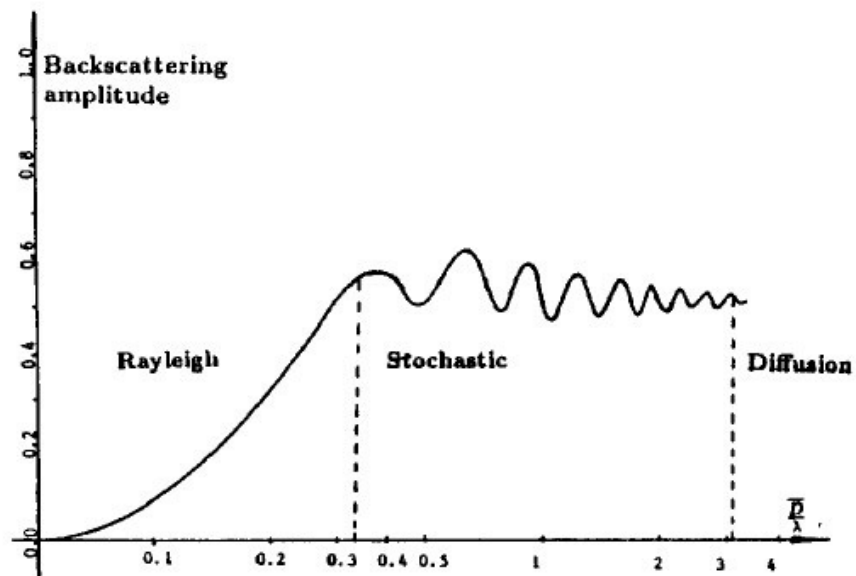
316不锈钢微
观晶粒结构



316不锈钢焊接
焊缝热影响区
晶粒结构

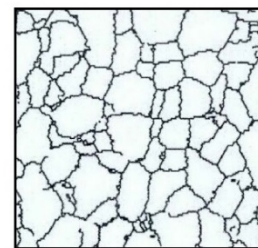


脉冲回波法超声信号建模:

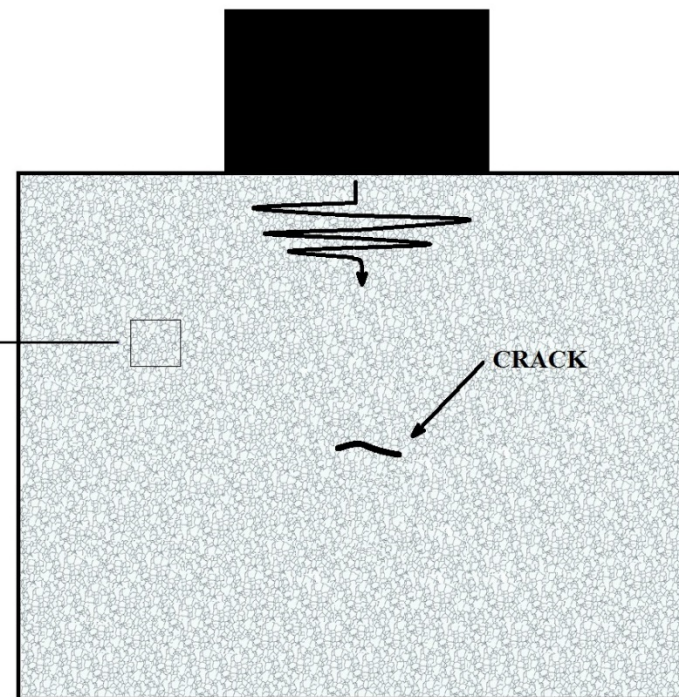


The overall scattering behavior as a function of the normalized grain diameter ($\frac{\bar{D}}{\lambda}$).

GRAIN STRUCTURE



Transducer



$$y(t) = \int_{-\infty}^{\infty} h_n(t, \lambda) \cdot \sum_{k=1}^{K_n} \alpha_k \delta(t - \theta_t) d\lambda + \int_{-\infty}^{\infty} h_f(t, \lambda) \cdot \sum_{k=1}^{K_f} \gamma_k \delta(t - \tau_k) d\lambda + n(t)$$

颗粒散射脉冲响应函数

散射特征函数

缺陷脉冲响应函数

缺陷特征函数

高斯白噪声



上式可以简写为：

$$y(t) = \sum_{i=1}^K a_i x_i(t) + \sum_{j=1}^N b_j s_j(t) + n(t)$$

↓ ↓ ↓

缺陷回波 颗粒噪声 白噪声

将上式表述为矩阵形式：

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{c} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

求解思路: $\mathbf{y} = \Phi \mathbf{c} + \boldsymbol{\varepsilon}$

先验信息: 被检测构件中仅存在较少数量的缺陷/损伤 → 缺陷的空间稀疏性

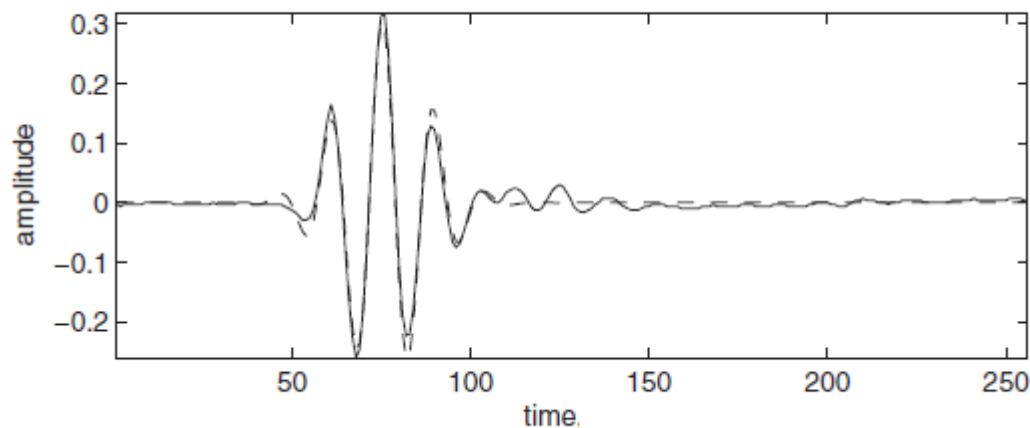
因此, 缺陷检测问题可以通过下述思路求解:

1. 设计一个合理的字典 Φ ; → 稀疏性要求?
2. 借助求解病态反问题算法, 寻求 \mathbf{c} 的最优估计;
3. 从 \mathbf{c} 中找出对应于缺陷的分量, 同时抑制噪声对应的分量。

字典设计

Gabor脉冲模型:

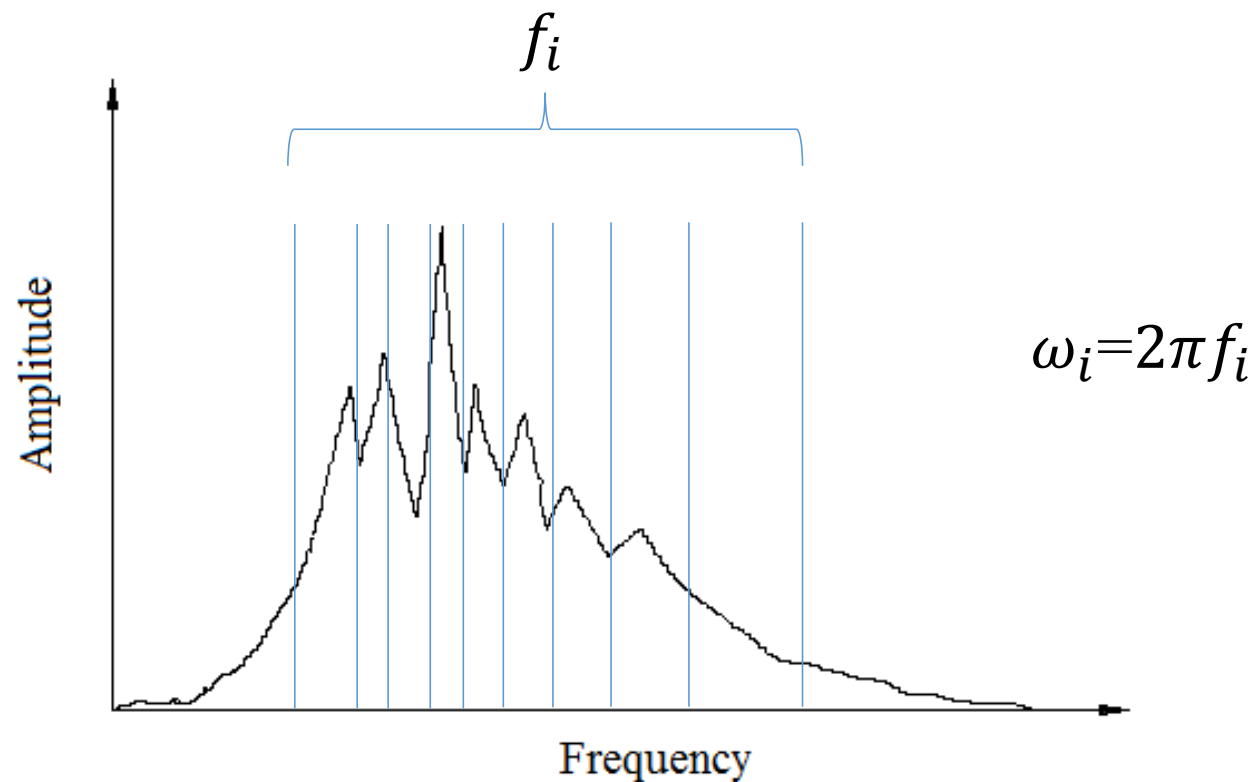
$$g(t) = \frac{A}{\sqrt{2\pi}s} e^{-\frac{(t-u)^2}{2s^2}} e^{i\omega(t-u)}$$



该模型包含三个基本参数 $\gamma = (u, s, \omega)$ ，分别是时间延迟参数 u ，脉冲带宽参数 s ，中心频率参数 ω 。

字典设计

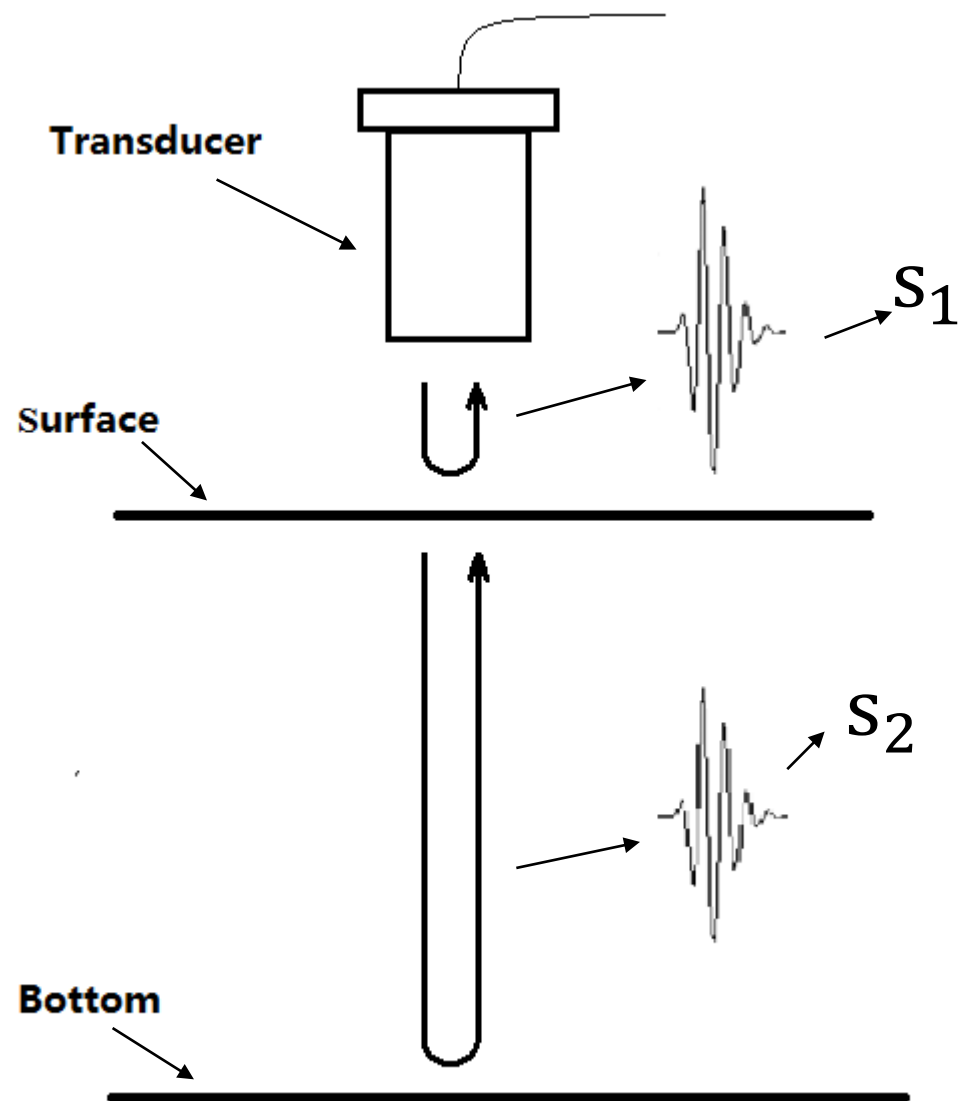
频率参数 ω : 假定选取 m 个频率参数 $\omega_i, i = 1, 2, \dots, m$, 它们满足:



字典设计

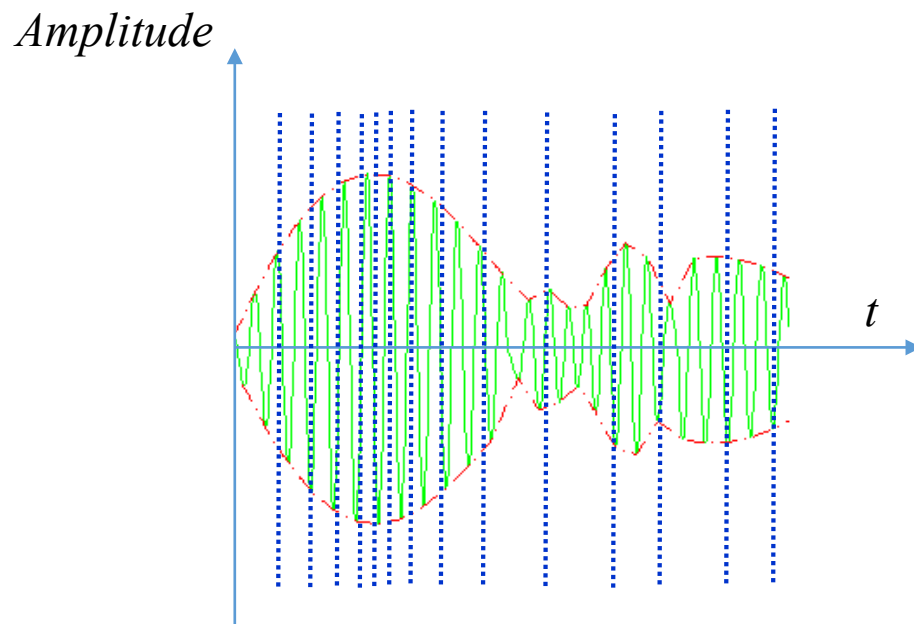
脉冲宽度参数 s :

- (s_1, s_2) 给出了所有可能缺陷回波带宽参数的上下限值。
- 考虑噪声的字典所选用的脉冲宽度参数范围为: $(0.5s_1, 2s_2)$



字典设计

时间延迟参数 \mathbf{u} : 假定选取 p 个时间延迟参数 $\omega_j, j = 1, 2, \dots, p$, 它们满足:



字典设计

字典维度：如果三参数的数量分别为 m, n, p ，则字典的维度为 $N \times L$ ， $L = m \times n \times p$ 。

字典的稀疏性：

1. 对于任意 u_i ，有 $m \times n$ 个原子（覆盖全部频率和带宽）可用于近似表征结构噪声；
2. 结构噪声是一种声学噪声，频率和带宽均有限。

意味着：

对于 u_i 时刻的结构噪声，所需原子数量远小于 $m \times n$ ，在当前字典下具备稀疏性。

反问题求解

字典维度: 如果三参数的数量分别为 m, n, p , 则字典的维度为 $N \times L$,
 $L = m \times n \times p$.

因此, $\mathbf{y} = \Phi \mathbf{c} + \boldsymbol{\varepsilon}$ 是一个病态方程, 因为 $N \ll L$.

求解思路: 施加稀疏约束条件

$$\text{minimize } \|\mathbf{c}\|_0 \quad \text{subject to } \mathbf{y} \approx \Phi \mathbf{c}$$



理论上存在, 实际上不可行

反问题求解

主流求解策略:

(a). 匹配追踪(Matching Pursuit)

(b). 基追踪(Basis Pursuit) → 等效于 l_1 -norm

(c). 稀疏贝叶斯学习(Sparse Bayesian Learning) → 迭代的 l_1 -norm

(d). 非凸正则化约束 (l_p -norm regularization, $0 < p < 1$)

反问题求解

主流求解策略:

(a). 匹配追踪(Matching Pursuit)

(b). 基追踪(Basis Pursuit) → 等效于 l_1 -norm

(c). 稀疏贝叶斯学习(Sparse Bayesian Learning) → 迭代的 l_1 -norm

(d). 非凸正则化约束 (l_p -norm regularization, $0 < p < 1$)

非凸稀疏正则化

约束条件: $\tilde{\mathbf{c}} = \arg \min \left\{ \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{c}\|^2 + \lambda \|\mathbf{c}\|_p \right\}$

根据贝叶斯原理: $p(\mathbf{c} | \mathbf{y}) = p(\mathbf{y} | \mathbf{c}) p(\mathbf{c}) / p(\mathbf{y})$

则 \mathbf{c} 的最大后验概率(MAP)估计:

$$\begin{aligned} \mathbf{c}_{\text{MAP}} &= \arg \max_{\mathbf{c}} \ln p(\mathbf{c} | \mathbf{y}) \\ &= \arg \max_{\mathbf{c}} [\ln p(\mathbf{y} | \mathbf{c}) + \ln p(\mathbf{c})] \\ &= \arg \max_{\mathbf{c}} [\ln p_{\varepsilon}(\mathbf{y} - \Phi \mathbf{c}) + \ln p(\mathbf{c})] \end{aligned}$$

非凸稀疏正则化

假设 \mathbf{c} 中元素均为独立同分布(i.i.d.) 随机变量，切服从高斯分布：

$$p(\mathbf{c}) = \prod_{i=1}^L p(c_i) \quad \text{且} \quad p(c_i) = \frac{p}{2\sqrt[p]{2}\beta\Gamma(\frac{1}{p})} \exp(-\frac{1}{2\beta^p}|c_i|^p), 0 < p \leq 1$$

则 \mathbf{c} 的最大后验概率估计为： $\mathbf{c}_{\text{MAP}} = \arg \min J(\mathbf{c})$
 $= \arg \min [\|\mathbf{y} - \Phi\mathbf{c}\|^2 + \gamma E^{(p)}(\mathbf{c})]$

这里 $E^{(p)}(\mathbf{c}) = \sum_{i=1}^L |c_i|^p, 0 < p \leq 1$ \rightarrow l_p 范数

非凸稀疏正则化

基于因子梯度下降*, \mathbf{c} 可以通过迭代的方式进行求解:

$$\mathbf{c}_{k+1} = \mathbf{W}_{k+1} \mathbf{\Phi}_{k+1}^T (\mathbf{\Phi}_{k+1} \mathbf{\Phi}_{k+1}^T + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y}$$

这里 $\mathbf{\Phi}_{k+1} = \mathbf{\Phi} \mathbf{W}_{k+1}$

$$\mathbf{W}_{k+1} = \text{diag}(|c_k[i]|^{1-p/2})$$

* Rao B D, Engan K, Cotter S F, et al. *Subset selection in noise based on diversity measure minimization.*

缺陷识别/噪声抑制

- 第一步: 消减处理

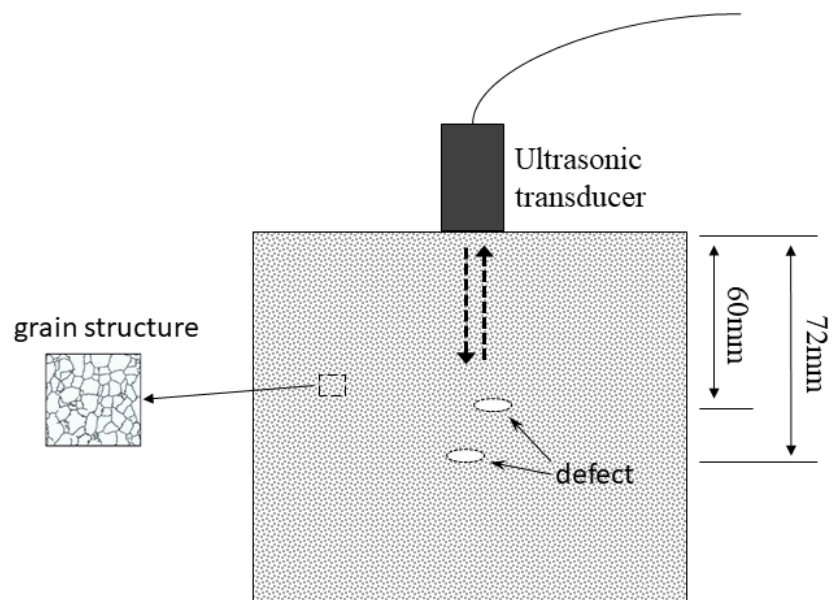
$$c_i' = \begin{cases} c_i, & \text{if } s_i \in (s_1, s_2) \text{ and } \omega_i \in (\omega_1, \omega_2) \\ 0, & \text{if else} \end{cases}$$

- 第二步: 阈值处理

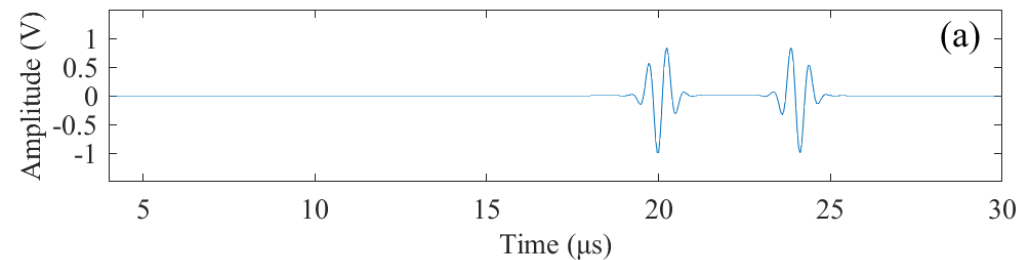
$$\hat{c}_i = \begin{cases} c_i', & \text{if } |c_i'| \geq \lambda \max |c'| \\ 0, & \text{if else} \end{cases}$$

- 第三步3: 缺陷回波重构: $\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{\Phi} \hat{\mathbf{c}}$

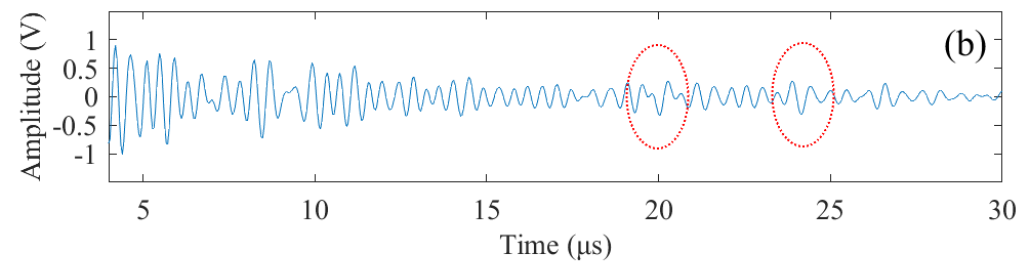
模拟信号分析



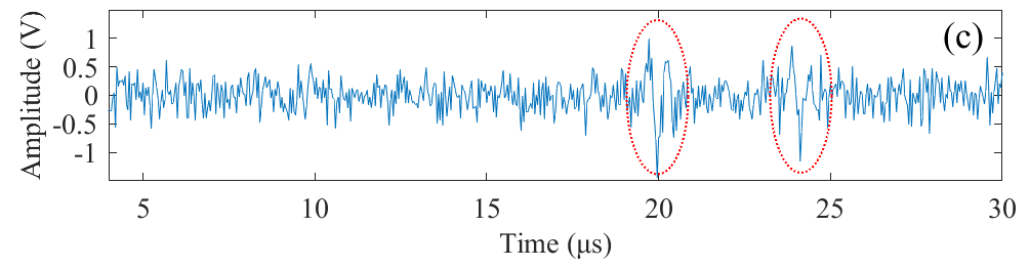
无噪声缺陷回波



含结构噪声



含白噪声





缺陷识别/噪声抑制

成功识别的准则:

(1). 重构脉冲信号与真实脉冲信号相关系数大于0.8.

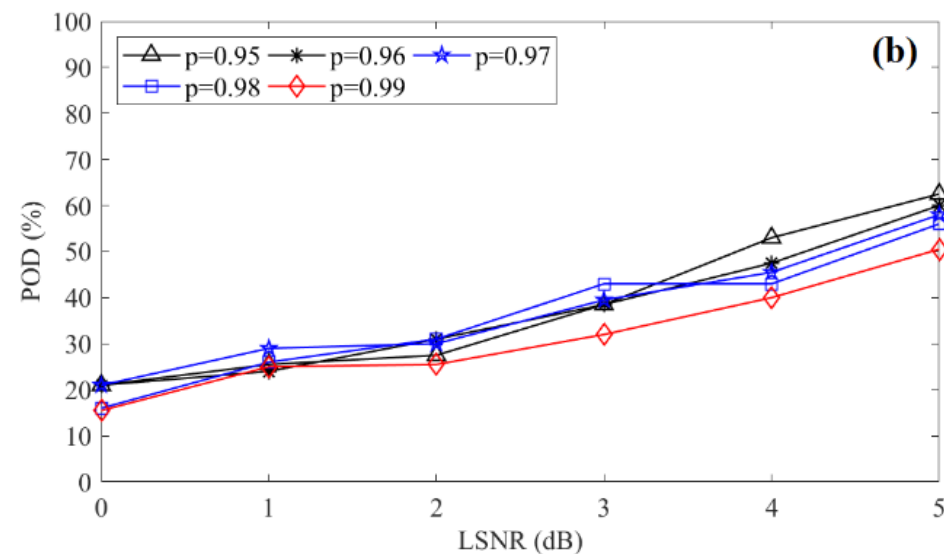
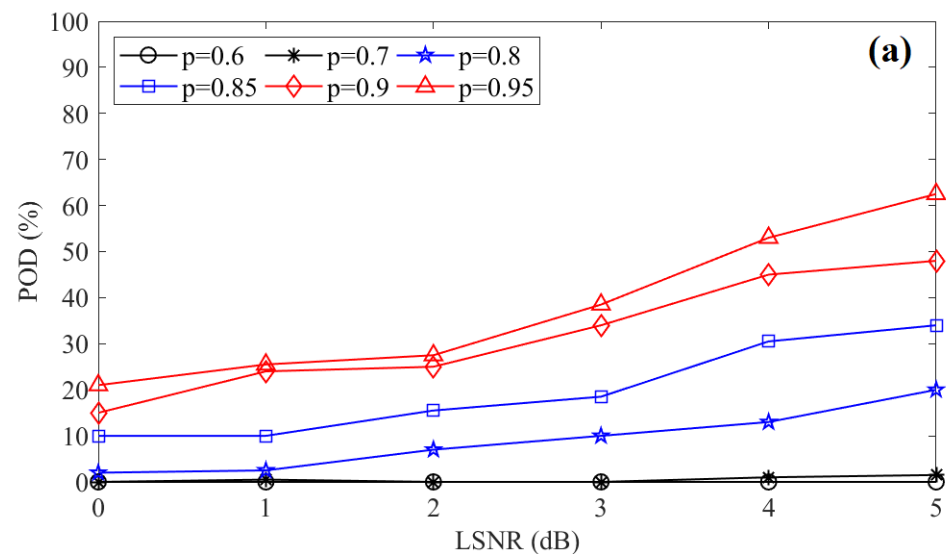
$$\text{COR} = \frac{\langle \hat{\mathbf{p}}, \mathbf{p}_{\text{org}} \rangle}{\|\hat{\mathbf{p}}\| \cdot \|\mathbf{p}_{\text{org}}\|}$$

(2). 重构脉冲信号与真实脉冲信号之间的归一化均方误差小于 0.3.

$$\text{NMSE} = \|\hat{\mathbf{p}} - \mathbf{p}_{\text{org}}\| / \|\mathbf{p}_{\text{org}}\|$$

缺陷识别/噪声抑制

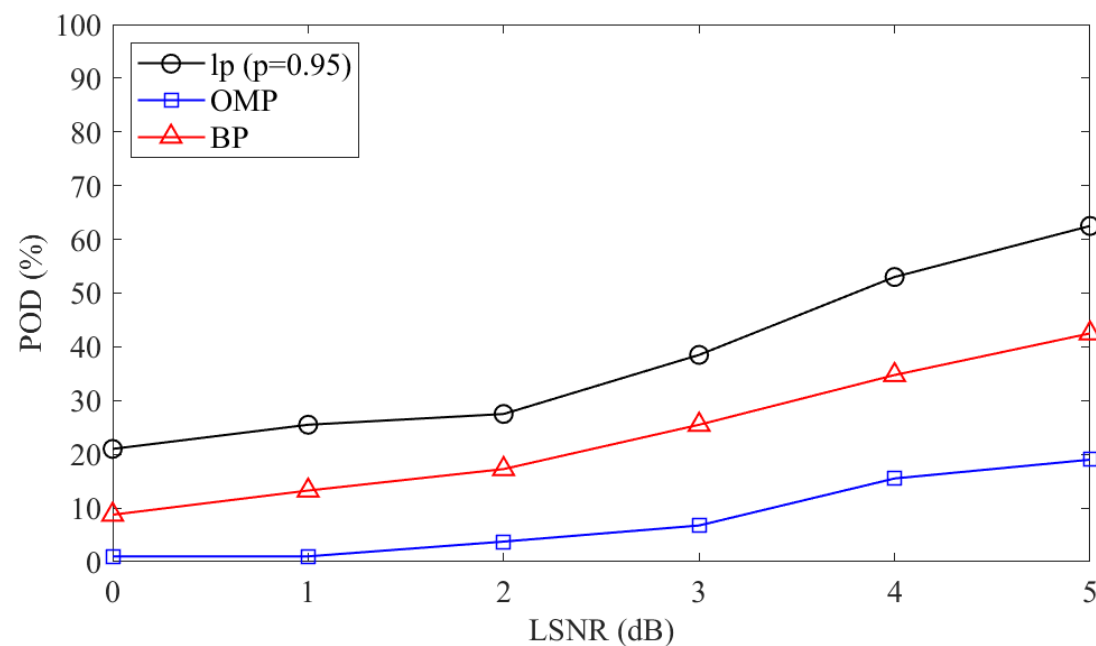
Case 1: 含结构噪声的信号分析结果



➤ $p=0.95\sim 0.98$ 在分析含结构噪声的信号时效果最佳。

缺陷识别/噪声抑制

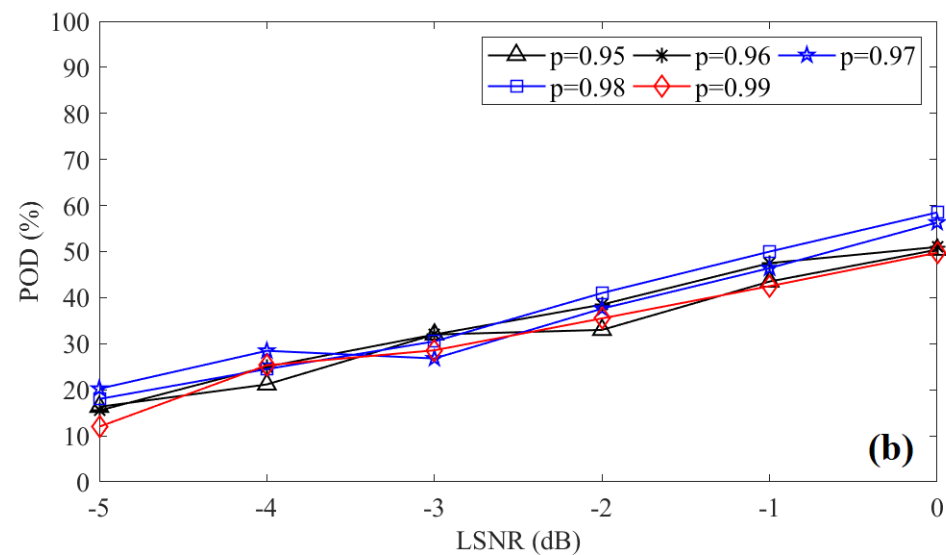
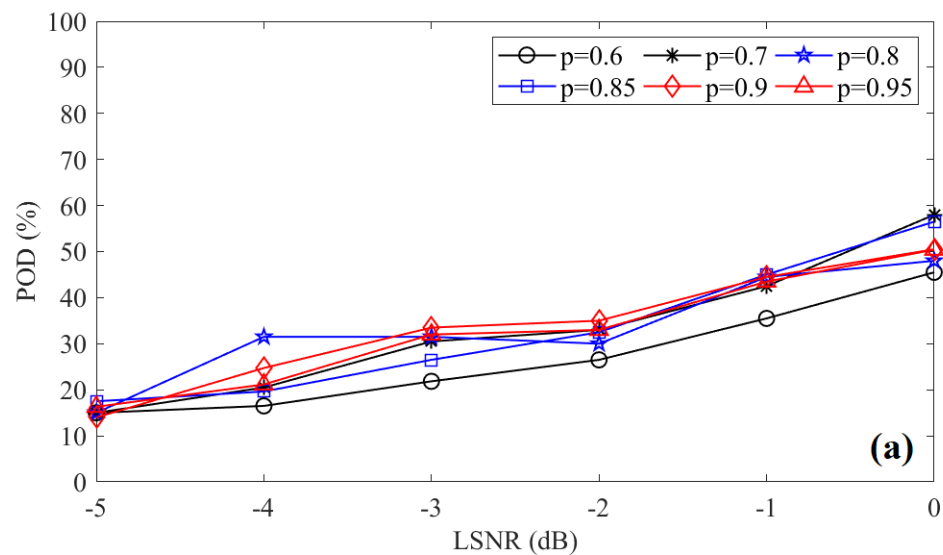
Case 1: 含结构噪声的信号分析结果



➤ l_p ($p=0.95$) 优于正交匹配追踪(OMP)和基追踪(BP)方法。

缺陷识别/噪声抑制

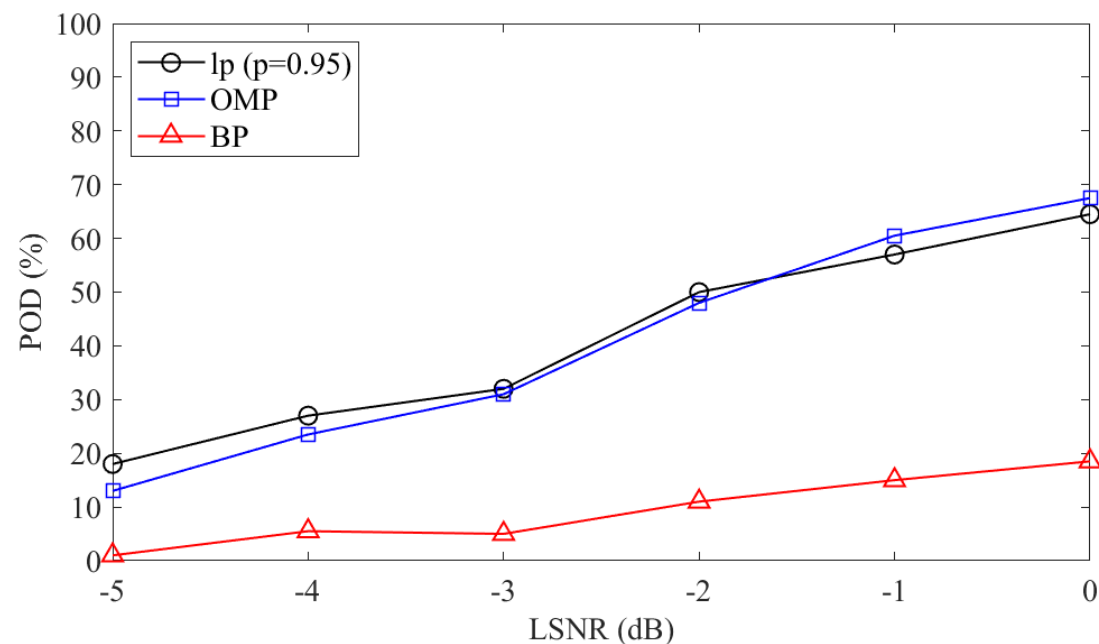
Case 2: 含白噪声的信号分析结果



➤ $p=0.7\sim 0.99$ 分析含白噪声的信号时效果均较好。

缺陷识别/噪声抑制

Case 2: 含白噪声的信号分析结果



➤ l_p ($p=0.95$) 略优于正交匹配追踪(OMP), 优于基追踪(BP)方法。

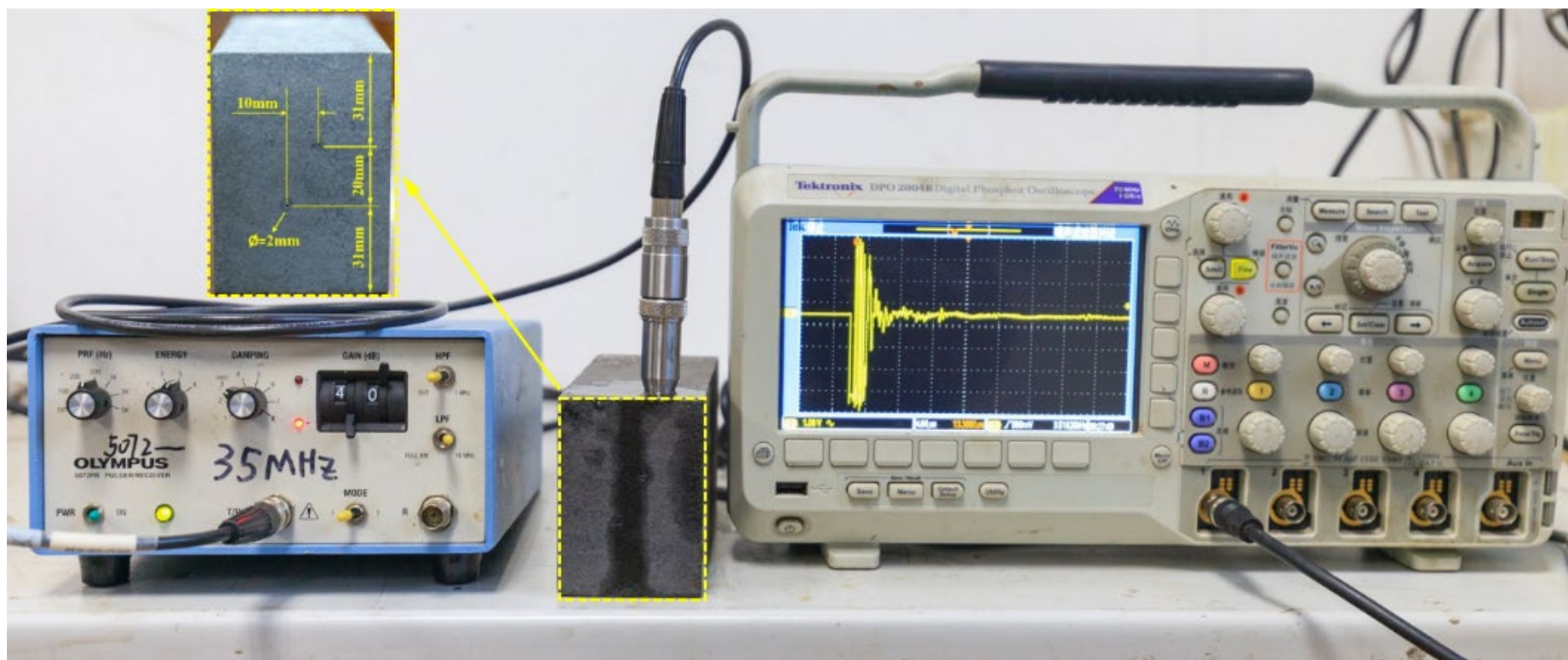
实验信号分析

传感器: Olympus V323 (中心频率2.25MHz)

脉冲发射/接受器: Olympus 5072

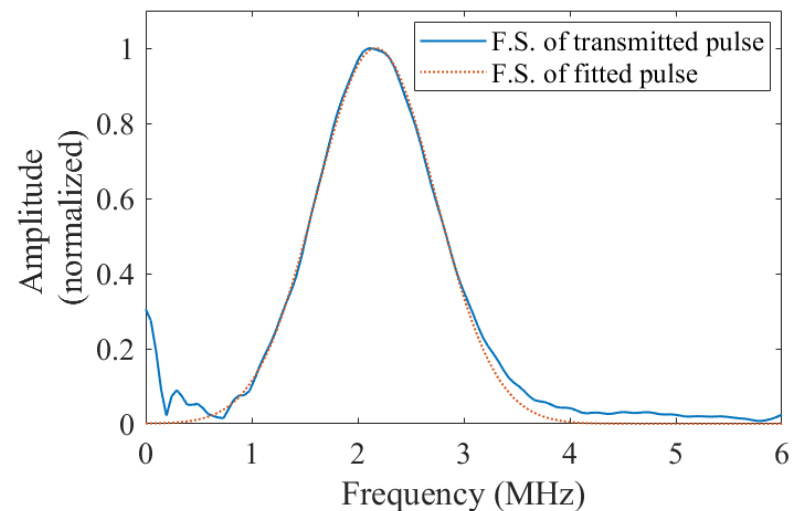
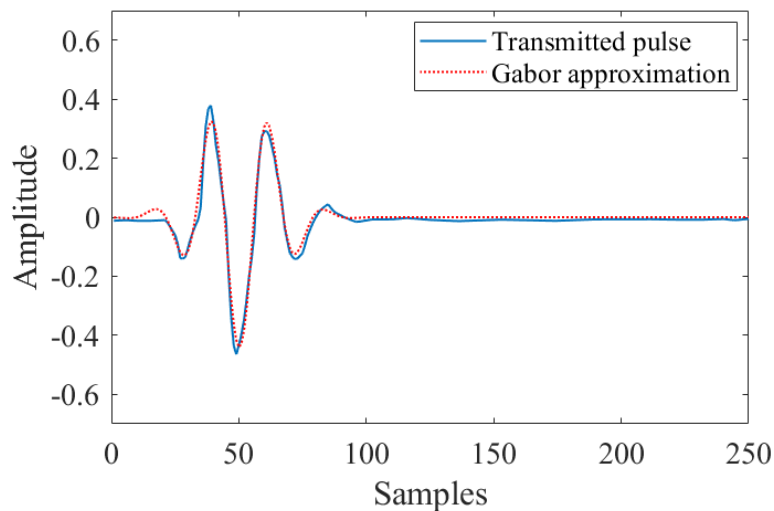
试件: 热处理不锈钢(304型)

缺陷: 2个预制的2mm直径小孔

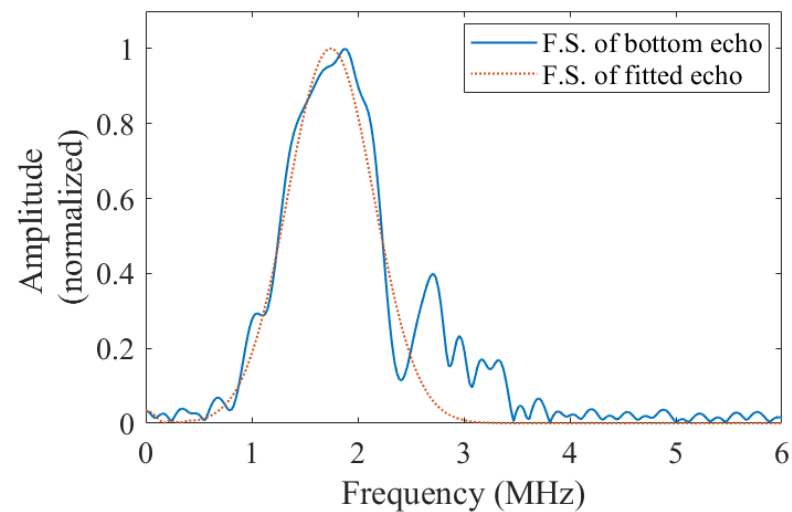
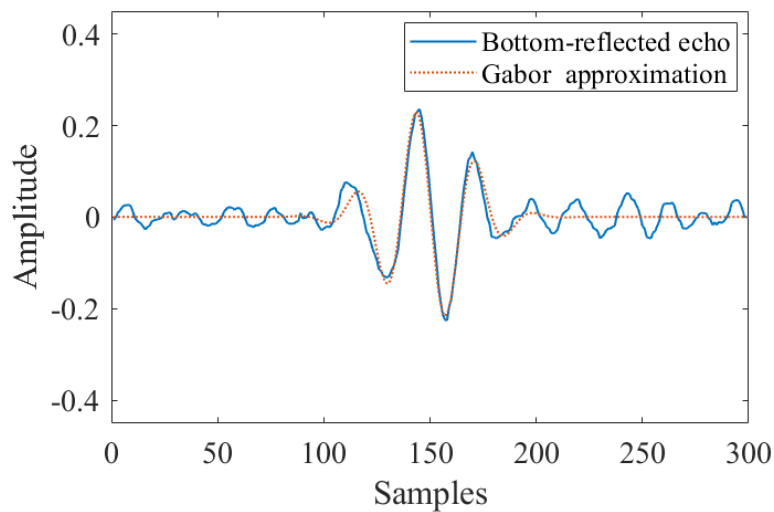


实验信号分析

发射脉冲波形与频谱:

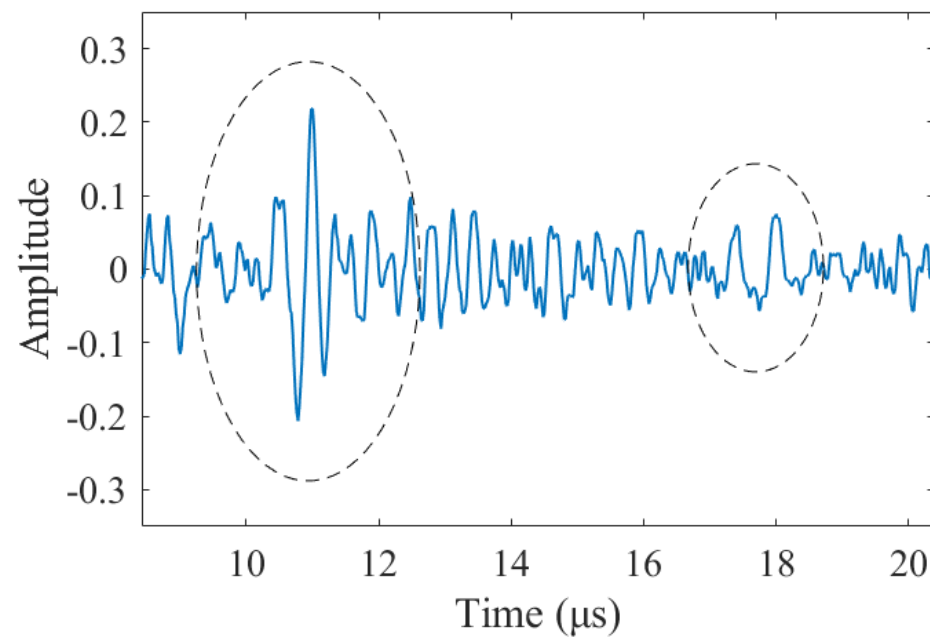
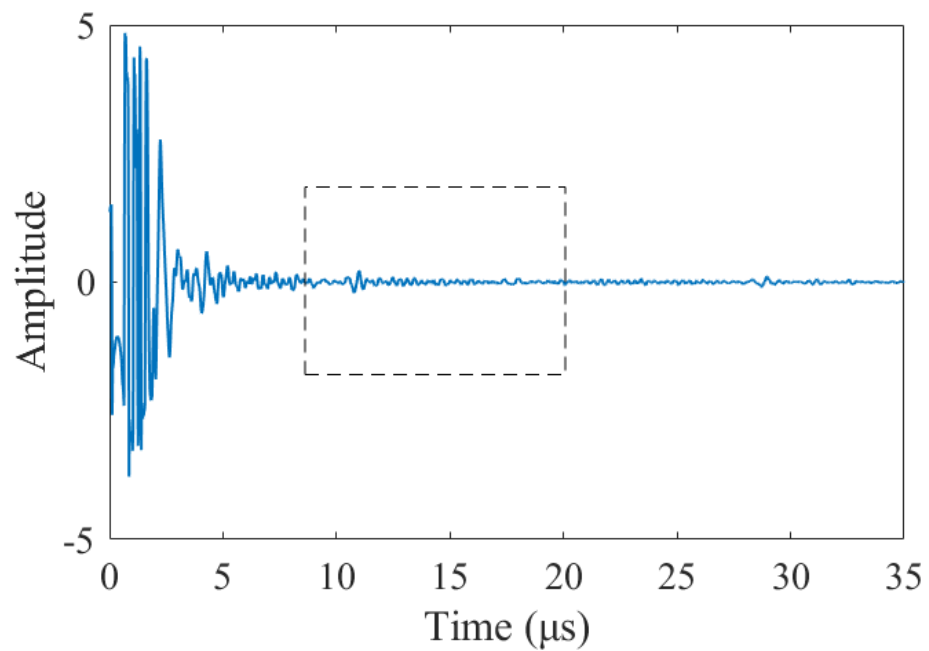


底面反射波波形与频谱:



实验信号分析

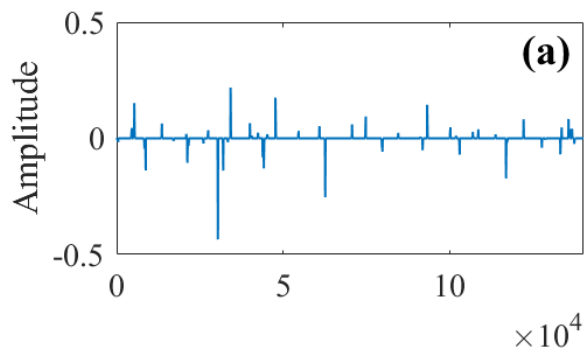
实测信号:



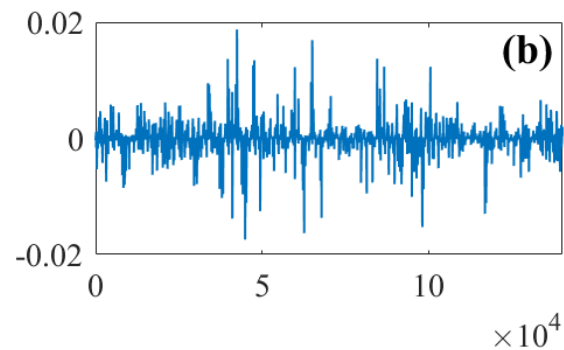
实验信号分析

分析结果:

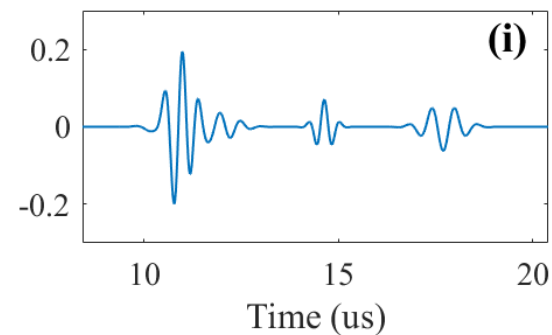
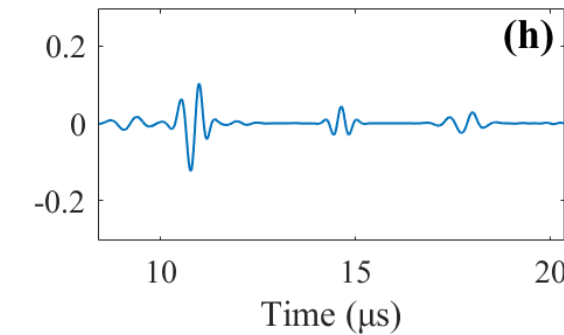
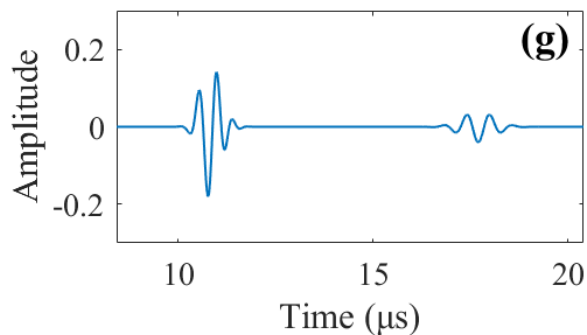
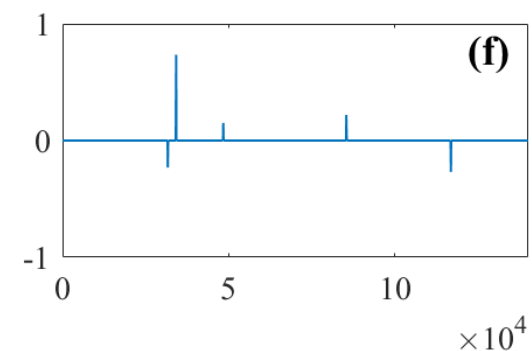
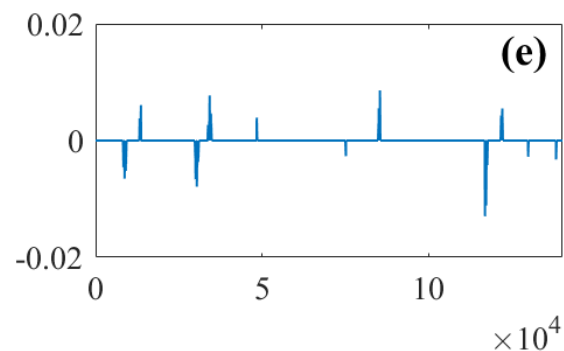
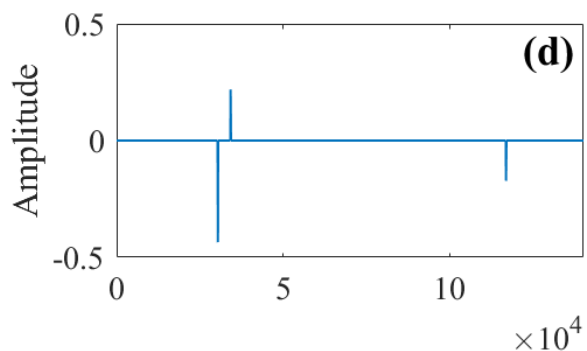
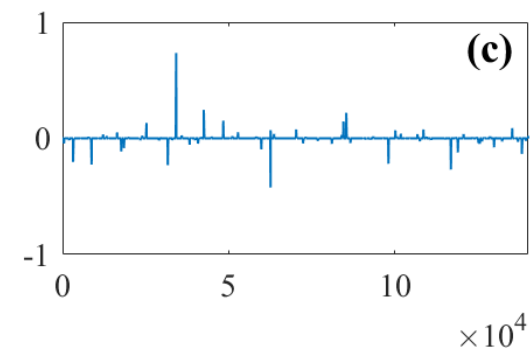
本方法



BP方法



OMP方法



The END.

问题? 建议?