

基于邻近频点相关特性的水声信号盲源分离

姜卫东^{①②} 陆佺人^① 张宏滔^① 高明生^②

^①(东南大学无线电工程系 南京 210096)

^②(海军工程大学电子工程学院 武汉 430033)

摘要 排序和幅度不一致性是信号频域盲源分离的主要困难。该文建立了邻近频点相关特性理论,并针对水声信号进行深入研究,结论表明单个水声信号邻近频点间相关特性良好,且性能非常稳定;而两个不同水声信号邻近频点相关性非常弱。提出基于邻近频点相关特性的盲源分离算法,用于消除卷积信号盲源分离过程中排序不确定性,实验表明该方法对卷积混合形式的水声信号能取得较好分离效果。

关键词 盲源分离, 邻近频点, 水声信号, 卷积混合

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)09-1555-05

Blind Source Separation of Underwater Acoustic Signals Based on the Correlation between Neighbor Frequency Bins

Jiang Wei-dong^{①②} Lu Ji-ren^① Zhang Hong-tao^① Gao Ming-sheng^②

^①(Dept. of Radio Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

^②(Institute of Electrics Engineering, Naval Uni. of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract Indeterminacies in amplitude and permutation are the two main cumbersome aspects in frequency domain blind signal separation. A correlation theory between neighbour frequency bins is developed in this paper. It is found that the correlation between neighbor frequency bins of single underwater acoustic signal is strong and stable, while it is very weak in the case of two different signals. Based on these correlation characters, a novel blind source separation method is developed, which can get rid of the permutation indeterminacy. Simulation experiments prove that convolution mixed underwater acoustic signals can be well separated by this method.

Key words Blind separation, Neighbor frequency bins, Underwater acoustic signals, Convolutive mixture

1 引言

盲信号处理在阵列信号处理、多用户通信、语音信号处理等领域有着广阔的应用前景,近年来它已成为信号处理领域的研究热点。盲源分离分为瞬时信号的盲源分离和卷积信号的盲源分离两种基本形式。瞬时信号盲源分离方法的研究起步较早,它是研究卷积信号盲源分离算法的基础,目前有一些比较理想的分离算法,比如基于信息论的盲源分离算法^[1,2],基于非高斯性测度的快速定点盲源抽取算法^[3]等等。而卷积信号的盲源分离则比较困难,目前尚缺乏分离性能较好的通用算法。

解决卷积信号盲源分离的主要困难在于:(1)在时域进行卷积信号盲源分离时,通常存在收敛速度慢、分离精度低等缺陷;(2)在频域进行卷积信号盲源分离时,存在排列次序不确定性和幅度不确定性这两个关键问题,它们严重影响信号恢复。

目前通常在频域进行卷积信号的盲源分离,因而如何克服盲源分离过程中排序和幅度不确定性是各种频域盲源分离算法研究的重要内容。Kurita^[4]通过对源信号位置信息的限定,采用波束形成观点来消除排序不确定性问题,取得较好

的分离效果。Dapena^[5]采用基于两个频点盲源分离算法,仅利用两个频点上的信息巧妙地恢复出时域信号,从而较好地解决了排序和幅度不确定问题。Ikram^[6]采用多阶段滤波方法用以消除频点间排序不确定性,兼顾了频谱分辨率和排序一致性,取得了对二输入二输出语音信号较好的分离效果。Anemuller^[7]利用语音信号频域幅度相关性消除排序和幅度不确定问题,较好地实现了语音信号的盲源分离。我们^[8]曾利用扩展傅里叶变换建立了基于单个频点的盲源分离算法,消除盲源分离过程中的排序和幅度不确定性,并成功地对卷积混合水声信号进行了信号分离。

本文建立了邻近频点相关特性理论,并通过对水声信号邻近频点的相关特性进行研究,提出一种新的盲源分离算法,用于消除卷积信号盲源分离过程中排序不确定性。实验表明,该方法对卷积混合后的水声信号能得到较好的分离效果,并且运算速度快。

2 频域盲分离算法基本过程

卷积混合模型下,接收机接收到的信号是经过不同路径和不同时延的多个信号的混合叠加。若以 X 表示接收信号, S 表示信号源, H 表示信道响应,则接收信号的时域表达式为

$$X = H * S \quad (1)$$

式中*表示卷积符号。

将接收机接收到的混合信号 X 分成相等长度的 M 个数据块(允许前后数据块有部分数据重叠), 分块的一般原则是单个数据块长度 N 取为 2 的整数次幂。然后对各子块进行傅里叶变换:

$$X(\omega_i, m) = \sum_{k=0}^{N-1} x(k, m) e^{-j\omega_i k}, \quad m=1, \dots, M \quad (2)$$

其中 $\omega_i = 2\pi i/N$ 表示频率点, 简称频点。时域信号经傅里叶变换后, 其卷积混合形式转换为频域中各个不同频点上瞬时混合形式。若记 $X(\omega_i) = (X(\omega_i, 1), X(\omega_i, 2), \dots, X(\omega_i, M))$, 利用复数形式的瞬时盲源分离方法找到在频率点 ω_i 上的分离矩阵 $W(\omega_i)$, 使得

$$Y(\omega_i) = W(\omega_i) X(\omega_i) \quad (3)$$

上式中 $Y(\omega_i) = (Y(\omega_i, 1), Y(\omega_i, 2), \dots, Y(\omega_i, M))$ 。其中 $Y(\omega_i, m)$ ($m=1, 2, \dots, M$) 为第 m 子块中原始信号在频率点 ω_i 上的傅里叶变换的估计值。

将所有 $W(\omega_i)$ ($i=1, 2, \dots, N$) 对应位置上的元素进行反傅里叶变换, 即得到时域混合信道的逆滤波器, 将其与混合信号 X 进行解卷积运算, 最终得到分离信号, 亦即原始信号的恢复信号。在由 $W(\omega_i)$ ($i=1, 2, \dots, N$) 得到逆滤波器这个过程中, 出现了排序不确定性和幅度不确定性两个问题。对于幅度不确定性, 通过采用将 $W(\omega_i)$ ($i=1, 2, \dots, N$) 中对应于分离某一路信号的两个向量范数归一, 一般能取得较好效果, 本文即采用该方法。对于排序不一致问题, 本文通过构造 $Y(\omega_i)$ 与 $Y(\omega_{i+1})$ 和 $Y(\omega_{i+2})$ 之间的频点相关特性, 来调整 $W(\omega_i)$ ($i=1, 2, \dots, N$) 的排列次序。

3 水声信号邻近频点相关特性

3.1 相关系数和邻近频点的定义

定义两个复向量 α , β 之间的相关系数为

$$\text{corr}\{\alpha, \beta\} = \text{abs} \left(\frac{E(\alpha^* \cdot \beta) - (E(\alpha))^* E(\beta)}{\sigma_\alpha \sigma_\beta} \right) \quad (4)$$

上式中 $\sigma_\alpha = [E(\alpha^* \cdot \alpha) - (E(\alpha))^* E(\alpha)]^{1/2}$, $\sigma_\beta = [E(\beta^* \cdot \beta) - (E(\beta))^* E(\beta)]^{1/2}$ 。符号“ α^* ”表示向量 α 的共轭向量; $\alpha^* \beta$ 则表示 α 的共轭向量与 β 向量对应元素点乘, 得到的一个与向量 α , β 相同维数的新向量; E 表示对向量元素求均值; abs 表示复数的模运算。采用式(4)定义的两个复向量之间的相关系数, 较文献[7]更能较好保留信号相位信息, 从而更好地利用信号相关特性解决盲分离过程中遇到的排序问题。

定义频点 m 的邻近频点包含以下两个频点, 与它相邻的第 $m+1$ 个频点以及与其相隔一个频点的第 $m+2$ 个频点。定义信号 s 的第 m 个频点的邻近频点相关系数(Correlation between Neighbor Frequency Bins, CNFB)为

$$\text{CNFB}_m(s) = \text{corr}\{S(\omega_m), S(\omega_{m+1})\} + \text{corr}\{S(\omega_m), S(\omega_{m+2})\} \quad (5)$$

上式中 $S(\omega_m)$ 表示由 s 的 M 个频域信号块中第 m 个频点值构成的频域复向量。定义两个不同信号 s_1 的第 m 个频点与 s_2 的第 $m+1$ 和第 $m+2$ 个频点之间的 CNFB 为

$$\text{CNFB}_m(s_1, s_2) = \text{corr}\{S_1(\omega_m), S_2(\omega_{m+1})\} + \text{corr}\{S_1(\omega_m), S_2(\omega_{m+2})\} \quad (6)$$

3.2 水声信号邻近频点相关特性分析

应用上述定义对水声信号邻近频点相关特性进行分析。取一个 I 型水声信号做 128 个点的傅里叶变换, 由于频域信号具有复对称性质, 故只检验前 64 个频点邻近频点相关性。图 1(a)是该信号相邻频点相关系数曲线, 图 1(b)是该信号相隔一个频点信号时相关系数曲线。图 1(c)为该信号邻近频点相关系数曲线, 由图 1(a)和图 1(b)相加得到。图 1(c)反映出该 I 型水声信号邻近频点具有如下相关特性: (1) CNFB 均值较高, 达到 0.8614, 其幅值围绕均值起伏小, 其方差为前两者平均方差的 40.70%; (2) CNFB 最小值较大, 其值为 0.6168。

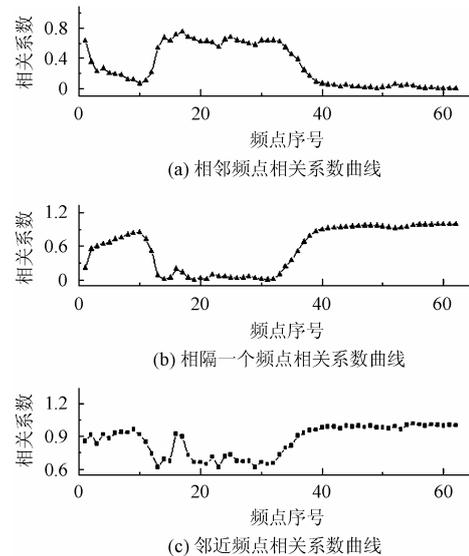


图1 单个水声信号邻近频点相关系数曲线

Fig.1 CNFB curve of single underwater signal

同一信号内部 CNFB 的最小值对盲源分离具有重要的作用, 如果在很多频点上 CNFB 值非常小, 即同一信号邻近频点间相关性能不佳, 那么无论 CNFB 均值有多高, 它还是不能作为对全部频点进行排序的指标。

为考察两个不同信号之间 CNFB 值, 采用 I 型、II 型两种不同的水声目标信号进行 128 个点的傅里叶变换, 我们得到图 2。图 2 中(a), (b), (c) 3 个子图分别表示两个信号相邻频点、相隔 1 个频点以及邻近频点相关系数曲线。从利用相关特性进行排序角度希望两个不同信号之间的 CNFB 值越小越好, 这样更有利于将不同信号区分开。图 2(c)正好表明, 两个不同信号邻近频点间相关性确实非常弱, CNFB 均值为 0.0275, 最大值仅为 0.0662。

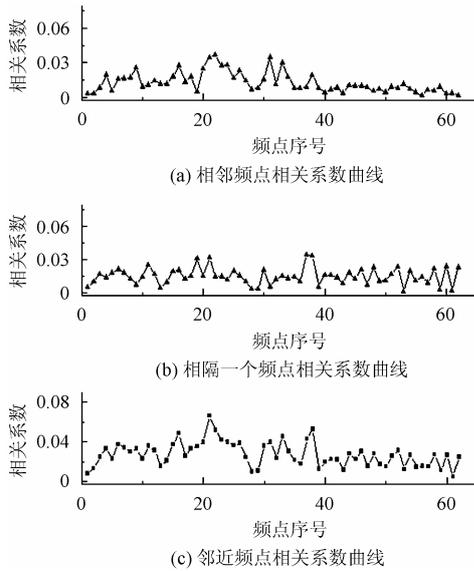


图 2 不同水声信号邻近频点相关系数曲线

Fig.2 CNFB curve within different underwater signals

为验证上述邻近频点相关特性是否具有普遍性, 我们分别选取 3 种类型实录水声信号各 15 组研究单个信号内部 CNFB 特性。信号傅里叶变换的点数分别取 64, 128, 256 和 512。结果表明在所有 180 组实验中: (1) CNFB 均值最小的一组为 0.7815, 最大的一组为 1.0312, CNFB 均值主要分布在 0.9 附近; (2) 若设置一门限值为 0.5, 我们得到反映 3 类目标 CNFB 值小于门限值 0.5 的频点数占总频点数的百分比(表 1)。表 1 反映出在不同的傅里叶变换长度下 CNFB 值小于 0.5 的频点百分比很小。进一步对表 1 中最大值 2.28%, 即反映第 II 类目标信号在做 256 点傅里叶变换时 CNFB 值小于 0.5 的这部分数值分析得到, 其中有 81.40% 频点的 CNFB 值大于 0.4。统计结果表明, 同一信号邻近频点间具有良好的相关特性, 且性能稳定。

另外, 我们选择 3 类水声信号各 6 组, 进行 64 到 512 点不等长度的傅里叶变换, 并研究不同信号之间的 CNFB。实验发现, (1) CNFB 均值最大的一组为 0.1103, 最小的一组为 0.0395, CNFB 均值主要分布在 0.05 附近; (2) 若设置一门限值为 0.2, 表 2 得到不同信号之间的 CNFB 上限超过该门限值的频点数占总频点数的百分比统计结果。结果表明, 不同信号邻近频点相关特性非常弱。

表 1 同一信号 CNFB 小于 0.5 统计结果

Tab.1 Statistical result of CNFB under 0.5 for single signal

目标类型	傅里叶变换点数			
	64	128	256	512
I	0.00%	0.00%	0.05%	0.34%
II	0.00%	1.29%	2.28%	0.29%
III	0.00%	1.72%	1.43%	1.42%

表 2 不同信号 CNFB 大于 0.2 统计结果

Tab.2 Statistical result of CNFB exceed 0.2 for two different signals

目标类型	傅里叶变换点数			
	64	128	256	512
I, II	0.00%	0.00%	0.00%	0.20%
I, III	0.00%	0.00%	0.00%	0.13%
II, III	0.00%	0.00%	0.13%	0.39%

上述分析得出水声信号邻近频点相关特性: (1) 单个水声信号邻近频点相关性很好; (2) 两个不同水声信号的邻近频点间相关性非常弱; (3) 从统计结果来看, 邻近频点相关特性性能非常稳定。

4 利用邻近频点相关特性解决排序不确定性问题

在单个频点上对频域信号实行瞬时盲源分离后, 得到的输出信号存在排序不一致性。本文解决排序不一致性并最终实现盲源分离的基本步骤是: (1) 将信号由时域转换到频域, 利用复数域瞬时盲分离算法在各个频点上得到分离信号和分离矩阵 $W(\omega_i)(i=1,2,\dots,N)$; (2) 利用信号的相关特性计算盲源分离后的各频点上信号 CNFB 值, 根据 CNFB 值做出是否调整信号次序, 以及对 $W(\omega_i)(i=1,2,\dots,N)$ 做出相同行位置调整; (3) 调整顺序后的 $W(\omega_i)$ 进行反傅里叶变换得到解卷积滤波器, 利用该滤波器和混合信号恢复出原始信号。

下面以 2×2 模型为例具体分析如何利用邻近频点相关特性解决排序不定性, 即上述步骤(2)。假设解卷积滤波器长度为 N , 由于信号经过傅里叶变换后具有复对称性, 我们仅分析 $0 \leq N/2$ 长度范围内信号排序, 后半部分 $W(\omega_i)(i=1,2,\dots,N)$ 值由前半部分直接复映射, 为方便起见, 记 $P=N/2$, 具体解决方法如下: 由频点 P 和频点 $P-1$ 出发, 按照式(5)、式(6)计算前后信号之间的 CNFB 值, 而后做出是否需要调整顺序判决。现假设频点 P 到第 $m+1$ 个频点之间次序已经调整完毕, 则第 m 个频点信号是否进行调整的判决如下: 分别计算两路信号之间 $CNFB_m(y_1)$ 和 $CNFB_m(y_2)$, $CNFB_m(y_1, y_2)$ 和 $CNFB_m(y_2, y_1)$ 。若前两者之和大于后两者之和, 则无需进行顺序调整; 反之, 则需要调整第 m 个频点信号顺序以及对该频点上分离矩阵 $W(\omega_i)$ 进行行位置互换。本算法在开始时需要对频点 P 和频点 $P-1$ 上信号排序做出一致假设¹⁾。

5 实验仿真

为验证利用邻近频点相关特性实现水声卷积信号盲源分离, 我们采用一个 2×2 输入输出模型。盲源分离基本原理图见图 3。仿真中两路实录水声信号 $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 通过水声信道 $H(z)$ 进行卷积混合, 得到混合信号 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 。然后通

¹⁾这种假设在多数情况下能成立, 当然也可以作不一致假设, 并对两种情况下分离结果进行比较。

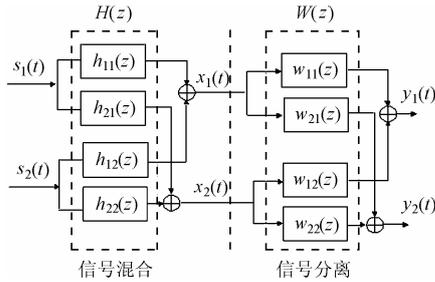


图 3 信号混合与分离模型

Fig.3 Model of signal mixture and separation

过基于邻近频点盲源分离算法得到分离滤波器 $W(z)$ ，并通过该分离滤波器对混合信号实施反卷积运算，最终得到分离信号 $y_1(t)$ 和 $y_2(t)$ 。

5.1 水声信道

本节模拟比较符合真实情况的水声环境，并得到一个仿真水声信道。然后利用该水声信道与水声信号进行卷积混合，这种混合能够较好反映水声信号经过真实水声环境传播后在接收端获得的信号。

借助Porter的声学模型^[9]模拟一个二输入二输出水声信道。基本参数选择如下：海深 1200m，海面声速 1500m/s，海底声速 1520m/s，200m处声速 1480m。海水密度 1024kg/m³，声源频率 1000Hz。声源深度分别为 15m和 60m，接收阵深度为 20m和 30m。声源到接收阵水平距离为 1000m，声线搜索角度范围为(-50°, 50°)。得到如下水声信道：

$$\begin{aligned} h_{11}(z) &= 0.7313 - 0.4625z^{-1} \\ h_{12}(z) &= 0.8825z^{-9} + 0.3181z^{-10} - 0.7928z^{-15} - 0.1281z^{-16} \\ h_{21}(z) &= 0.2820z^{-1} + 0.9050z^{-2} - 0.6585z^{-3} - 0.0927z^{-4} \\ h_{22}(z) &= 0.9174z^{-9} + 0.2594z^{-10} - 0.3561z^{-18} - 0.6721z^{-19} \end{aligned}$$

上述信道表达式中 $h_{ij}(z)$ 表示从信号源 j 到接收端 i 的信道响应。

5.2 分离性能的信噪比度量

在语音信号分离、二维图像分离等很多情况下，分离效果图能够比较直观得出分离效果。但是对水声信号而言，时域波形特征不太明显，因而很难从分离效果图直接看出分离的优劣。为了定量表征分离算法的分离效果，本文在给出分离效果图的基础上，同时采用信号分离前后的信噪比提高值作为衡量指标。若 s_i ， x_i 和 y_i 分别表示第 i 路原始信号，混合信号以及对应分离信号，定义经过盲源分离后该路信号信噪比的提高值为

$$SNR_i = 10 \lg \frac{(x_i - s_i)^2}{(y_i - s_i)^2} \quad (7)$$

5.3 分离实验

利用前面提出的基于邻近频点相关特性的算法，我们采用海上实录 I、II 类两组水声信号进行盲源分离实验，实验中混合信道采用 5.1 节中计算得到的水声信道，由于水声信道阶次为 19 阶，实验中取傅里叶变换点数为 64。仿真中频域瞬时盲分离方法采用JADE算法^[10]，图 4 为分离效果图，

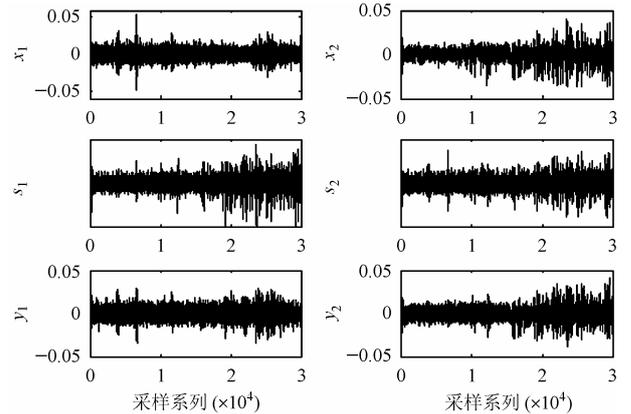


图 4 基于邻近频点相关特性的盲源分离效果图

Fig.4 Result of blind signal separation based on CNFB

图中 s_1 和 s_2 为原始信号， x_1 和 x_2 为混合信号， y_1 和 y_2 为分离信号。利用式(6)，计算得到两路信号的信噪比提高值分别为 2.96dB 和 4.12dB。在本文给定的数据长度和仿真条件下，在普通 PC 机上执行本程序 10 次平均耗时 4.3712s。

为了验证本方法分离效果，我们在相同的混合信号和混合信道条件下，采用Dapena提出的基于两个频点的盲源分离方法^[5]进行仿真对比。在基于两个频点的仿真实验中，取傅里叶变换点数与上述方法相同，即 $L = 64$ ，滑动矩形窗口长度 $P = 50$ ，两个频点序号 $f = 25$ ， $g = 26$ 。频域瞬时盲分离方法同样采用JADE算法，计算得到两路信号的信噪比提高值分别为 3.35dB 和 3.99dB。在同一 PC 机上执行程序 10 次平均耗时 17.2820s。

分离实验表明，采用基于邻近频点相关特性的算法，能够对水声环境下卷积混合信号得到较好的分离效果，其分离效果和基于两个频点的盲源分离方法比较接近。但是，该方法在运算速度上则明显优于前者，更适合于对混合信号实时分离。

6 结束语

本文建立了邻近频点相关特性理论，通过对 3 大类主要水声目标的大量实录数据分析研究发现，单一水声信号邻近频点间具有良好相关特性，而不同水声信号邻近频点间不具备这一特性。在此基础上提出基于邻近频点相关特性的盲源分离算法，用来消除卷积信号盲源分离过程中排序不确定性。通过对水声环境下实录信号进行实验仿真，结论表明基于邻近频点相关特性的盲源分离算法对卷积混合后的水声信号能得到较好的盲源分离效果，且该方法运算时间短，适合于对信号实时分离。

参考文献

[1] Bell A J, Sejnowski T J. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution. *Neural Computation*, 1995, 7(6): 1129-1159.
 [2] Hua Yang, Amari S. Adaptive on-line learning algorithms for blind separation: Maximum entropy and minimum mutual

- information. *Neural Computation*, 1997, 9(9): 1457-1482.
- [3] Hyvarinen A, Oja E. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis, *Neural Computation*, 1997, 9(9): 1483-1492.
- [4] Kurita S, Saruwatari H, *et al.*. Evaluation of blind separation method using directivity pattern under reverberant conditions. ICASSP2000, Istanbul, Turkey, 2000: 3140-3143.
- [5] Dapena A, Serviere C, Castedo L. Inversion of the sliding Fourier transform using only two frequency bins and its application to source separation. *Signal Processing*, 2003, 83(2): 453-457.
- [6] Ikram M Z, Morgan D R. Exploring permutation inconsistency in blind separation of speech signals in a reverberant environment. ICASSP2000, Istanbul, Turkey, 2000: 1041-1044.
- [7] Anemuller J, Kollmeier B. Amplitude modulation decorrelation for convolutive blind source separation. Proceeding of ICA2000, Helsinki, Finland, 2000: 215-220.
- [8] 姜卫东, 陆信人, 张宏滔. 基于单个频点的水声信号盲源分离. *电子与信息学报*, 2005, 27(4): 532-535.
- [9] Porter M B. Ocean Acoustic Library, <http://oalib.saic.com>, 2000.
- [10] Cardoso J F, Souloumiac A. Blind beamforming for non-Gaussian signals. *IEEProc.-F*, 1993, 140(6): 362-370.
- 姜卫东: 男, 1972年生, 博士生, 研究方向为盲信号处理.
- 陆信人: 男, 1938年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为统计信号处理、非线性信号处理、盲信号处理、水下通信信号处理等.
- 张宏滔: 男, 1976年生, 博士生, 研究方向为水下通信信号处理.