

谐波信号的闭环检测和估计算法及其应用

刘清宇¹, 方世良², 徐江¹

(1. 海军装备研究院, 北京 100161; 2. 东南大学信息科学与工程学院, 南京 211189)

摘要: 从联合检测估计的角度讨论了检测器和估计器之间的耦合机制, 并就水声目标线谱特征提取问题研究了一种谐波信号的闭环检测和估计算法。该算法通过迭代形式在检测器和估计器之间不断交换信息, 用以改善未知参数的先验分布, 从而得到较好的检测和估计性能。对海试数据的仿真结果表明, 该算法可以有效地提取目标的线谱特征。

关键词: 谐波信号; 线谱; 检测与估计

中图分类号: TB556

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2009)-06-0791-04

DOI 编码: 10.3969/j.issn1000-3630.2009.06.021

Closed-loop algorithm for the detection and estimation of harmonic signals and its application

LIU Qing-yu¹, FANG Shi-liang², XU Jiang¹

(1. Naval Academy of Armament, Beijing 100161, China;

2. Institute of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China)

Abstract: Coupling mechanism between the detector and estimator is considered from a joint detection and estimation viewpoint. A novel closed-loop algorithm is also introduced for the detection and estimation of harmonic signals, which can be applied to measurement of line frequency spectrum for the recognition of underwater acoustic targets. Within the closed-loop scheme, soft information, which is used to refine the a priori information of unknown parameters, could be exchanged between the detector and estimator through iterations in order to achieve an improved performance. Simulations on real data show that this algorithm can extract line spectrum feature of targets efficiently.

Key words: harmonic signal; line spectrum; detection and estimation

1 引言

传统的信号检测和参数估计是分别考虑的, 典型的结构为“检测引导估计”^[1]: 首先进行信号检测, 当检测器判决信号存在时, 再进行参数估计。这种结构下, 检测器和估计器之间缺乏信息的交互: 检测器不能利用估计器的结果(参数估值), 而估计器从检测器获得的也仅是一个二元开关量(有信号或无信号)。这种信息交互上的缺乏, 可能会导致性能上的严重损失。本文将介绍一种基于联合检测和估计的算法——闭环检测和估计技术^[2,3]。该算法中估计器的输出被检测器用来改善未知参量的先验信息, 同时检测器提供给估计器的是连续取值的检测似然比, 而不是离散的判决量。这样, 检测器和估计器形成一种闭环结构, 通过“软信息”的交互, 达到检测器和估计器之间的充分耦合, 进而

获得更好的检测和估计性能。讨论谐波信号检测问题, 并将其应用于具体的水声信号线谱检测中。

2 检测和估计策略

2.1 传统的“检测引导估计”

我们感兴趣的是复合假设检验问题。记被检验的假设为: 零假设 \mathcal{H}_0 和备择假设 \mathcal{H}_1 , \mathcal{H}_1 代表信号叠加噪声, \mathcal{H}_0 代表只有噪声。

$$\begin{cases} \mathcal{H}_0: x[n]=w[n] \\ \mathcal{H}_1: x[n]=s(n;\theta)+w[n] \end{cases} \quad n=0,1,\dots,N-1 \quad (1)$$

其中: $\{w[n]\}$ 是噪声序列, $\{s(n;\theta)\}$ 是信号序列且由一组未知参数 $\theta=[\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M]$ 确定。信号检测就是根据一组观测数据 $X=\{x[0], x[1], \dots, x[N-1]\}$ 推断 \mathcal{H}_0 或者 \mathcal{H}_1 成立, 参数估计则是根据一定的最佳准则获得关于未知参数 θ 的估计 $\hat{\theta}(X)$ 。

传统的信号检测和参数估计是顺序进行的: 若检测器判决 \mathcal{H}_1 即认为信号存在, 则进行参数估计; 若判决 \mathcal{H}_0 则不进行参数估计或拒绝估计器的输出, 如图 1 所示。

收稿日期: 2009-04-03; 修回日期: 2009-07-22

作者简介: 刘清宇(1970-), 男, 高级工程师, 研究方向为水声信号处理、阵列信号处理。

通讯作者: 方世良, E-mail: slfang@seu.edu.cn

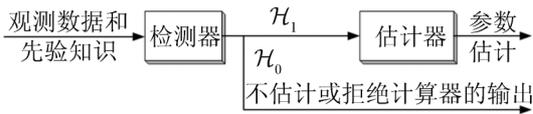


图1 传统的顺序检测器和估计器
Fig.1 The traditional sequence order detector and estimator

由于存在未知参数 θ ，处理信号检测时有两种主要方法：Bayes 方法和广义似然比检验(GLRT)。前者把 θ 看成是随机变量，并给它指定一个先验分布 $\pi(\theta)$ ；GLRT 则是将 θ 视作一个未知的确定性参量，通过估计 θ 以便用在似然比检验中；二者的本质区别在于能否指定一个参量 θ 的先验分布。但在现实中对 θ 的认识介于对 $\pi(\theta)$ 完全确知和一无所知之间，更多的情况是：我们知道 θ 的部分信息，譬如知道 θ 服从 Gauss 分布，但该分布的超参数未知。此时，无论是 Bayes 方法还是 GLRT 都难以利用这种信息，因为这需要检测器和估计器的信息交互，而传统的检测算法和估计算法却是彼此分离的。

2.2 检测和估计的耦合策略

检测引导估计的不足在于，检测器不能利用估计结果，而估计器从检测器获得的只是一个二元开关量(\mathcal{H}_0 或 \mathcal{H}_1)，并不包含很多的信息量。针对这些问题，我们考虑在检测器和估计器之间引入一种不断交换信息，逐步完善先验知识的机制，以期达到改善检测-估计总体性能的目的。我们可以根据当前掌握的知识合理猜测一个先验分布 $\pi(\theta)$ 和先验概率 $P(\mathcal{H}_1)$ ；在处理过程中，利用估计器的输出 $\hat{\theta}$ 使得最初猜测的 $\pi(\theta)$ 变得更加确切，同时利用处理中获取的后验概率 $P(\mathcal{H}_1|X)$ 对 $P(\mathcal{H}_1)$ 加以精确化等；然后将修正的先验信息回代进行下一轮的检测和估计。此外，检测器提供给估计器的是复合似然比 $\Lambda(X)$ 而不是二元开关量，因此包含更多的信息量，有助于估计的进行。显然，这种耦合机制是一种闭环结构，如图 2 所示。

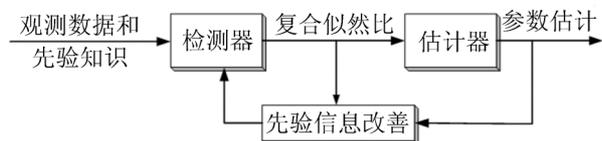


图2 闭环结构的检测器和估计器
Fig.2 Closed-loop detector and estimator

需要指出的，与传统方法一次性获得最佳解不同，闭环算法的最佳解是通过迭代方法逐步逼近的。系统在运行中，根据实时计算的复合似然比 $\Lambda(X)$ 和参数估值 $\hat{\theta}$ 迭代地修正 $\pi(\theta)$ 和 $P(\mathcal{H}_1)$ ，直到收敛或达到满意的结果。

3 谐波信号的闭环检测和估计算法

3.1 问题描述

谐波信号的检测和频率估计在信号处理中具有重要的意义^[4]，我们结合这样一个例子讨论闭环算法：

$$\begin{cases} \mathcal{H}_0: x[n]=w[n] \\ \mathcal{H}_1: x[n]=\sum_{l=1}^L \sin 2\pi f_l n + w[n] \end{cases} \quad n=0,1,\dots,N-1 \quad (2)$$

其中 $\{w[n]\}$ 是 Gauss 白噪声序列，即 $w[n] \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ 且 $E\{x[m]x[n]\} = \sigma^2 \delta_{mn}$ ；谐波频率 $f=[f_1, \dots, f_L] \in \Theta$ 为未知参量，且服从先验分布 $\pi(f)$ ； L 称为谐波的阶数，亦是未知的，假设 $L \leq P$ 且已知 P 。我们需要根据一组观测 $X = \{x[0], x[1], \dots, x[N-1]\}$ 推断信号的阶数 L 并估计其频率 $f = [f_1, \dots, f_L]$ 。注意到式(2)可以转化为一个 $P+1$ 元复合假设检验问题：

$$\begin{cases} \mathcal{H}_0: x[n]=w[n] \\ \mathcal{H}_1: x[n]=w[n]+\sin 2\pi f_1 n \\ \vdots \\ \mathcal{H}_p: x[n]=w[n]+\sum_{l=1}^p \sin 2\pi f_l n \end{cases} \quad n=0,1,\dots,N-1 \quad (3)$$

当给定某一假设 $\mathcal{H}_m (m=0,1,\dots,P)$ 和频率 f 时，观测 X 的条件 PDF 为：

$$f(X|f; \mathcal{H}_m) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{N}{2}} \exp\left\{-\frac{\sum_{n=0}^{N-1} (x[n] - \sum_{l=1}^m \sin 2\pi f_l n)^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (4)$$

根据 Bayes 理论，定义复合似然比如下：

$$\begin{aligned} \Lambda_m(X) &= \frac{\int_{\Theta} f(X|f, \mathcal{H}_m) \pi(f) df}{f(X|\mathcal{H}_0)} \\ &= \int_{\Theta} \exp\left\{\frac{\sum_{n=0}^{N-1} x[n] \sin 2\pi f n}{\sigma^2} - \frac{\sum_{n=0}^{N-1} (\sum_{l=1}^m \sin 2\pi f_l n)^2}{2\sigma^2}\right\} \prod_{l=1}^m \pi(f_l) df \end{aligned} \quad (5)$$

在计算出假设 \mathcal{H}_m 的复合似然比 $\Lambda_m(X)$ 后，其相应的后验概率为：

$$\begin{cases} P(\mathcal{H}_m|X) = \frac{\Lambda_m(X)}{1 + \sum_{m=1}^P \Lambda_m(X)} & m=1,\dots,P \\ P(H_0|X) = \frac{1}{1 + \sum_{m=1}^P \Lambda_m(X)} & m=0 \end{cases} \quad (6)$$

可以根据最大后验(MAP)准则，取后验概率最大的假设 \mathcal{H}_M 作为检测器的判决结果，即： $M = \arg \max_{m=0,\dots,P} \{P(\mathcal{H}_m|X)\}$ ，然后在该假设下进行频率估计。

3.2 基本的闭环算法

假设谐波信号频率的先验分布 $\pi(f)$ 未知，此

时, 无法直接使用 Bayes 方法。但根据第 1 节的讨论, 可以根据经验合理假设一个 $\hat{\pi}(f)$, 并且在迭代过程中, 利用估计器的输出 \hat{f} 使得 $\hat{\pi}(f)$ 逐步精确化 (如图 3 所示)。

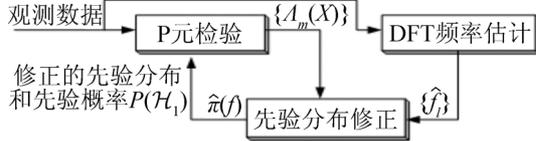


图 3 谐波检测和估计的闭环结构
Fig.3 Closed-loop structure of harmonic detector and estimator

具体地说, 我们可以采用下面的步骤:

(1) 对观测数据 X 作 DFT 变换, 取 P 个最大峰值所在的频率作为频率估计 $\{\hat{f}_l, l=1, \dots, P\}$;

(2) f_l 的初始分布为以 \hat{f}_l 为中心, 宽度 Δ_l 的均匀分布, 即: $\hat{\pi}(f_l) = U(\hat{f}_l - \frac{\Delta_l}{2}, \hat{f}_l + \frac{\Delta_l}{2})$, 其中 Δ_l 根据先验知识选取;

(3) 将 $\hat{\pi}(f_l)$ 代入式(5), 计算各假设 \mathcal{H}_m 下的复合似然比和后验概率, 以及在观测数据 X 含有谐波 $\sin 2\pi f_l n$ 的概率 $\zeta_l = \sum_{m=1}^L P(\mathcal{H}_m | X)$;

(4) 对 $\hat{\pi}(f_l)$ 进行修正: $\Delta_l^{(k+1)} = \frac{\Delta_l^{(k)}}{1+a\zeta_l}$, 其中 $a \in$

$[0,1]$ 根据经验选取。易见, 修正后的 Δ_l 变窄, f_l 的先验分布更加确切。随着迭代次数的增加, 有渐近分布 $\hat{\pi}(f_l) \rightarrow \delta(f_l - \hat{f}_l)$;

(5) 将修正后的 $\hat{\pi}(f_l)$ 回代, 重复步骤(3)、(4);

(6) 当迭代到一定次数或效果较满意时, 依 MAP 准则, 取后验概率 $P(\mathcal{H}_m | X)$ 最大的假设 \mathcal{H}_M 为检测器的输出。

3.3 说明

(1) 我们使用的耦合策略是比较简单的, 检测器使用复合似然比 $\{A_m(X)\}$ 和估计器的输出 $\{\hat{f}_l, l=1, \dots, P\}$ 来修正参数 f 的 PDF, 但估计时并未利用检测器的信息;

(2) 关于估计准则的选择, MAP 估计和 MMSE 估计都可以利用关于参数的统计信息。然而当我们只着眼于评估检测性能的时候, 可以采用更简单的估计准则, 例如 ML 估计, 因此我们选择 DFT 作频率估计, 这是一种近似的 ML 频率估计, 但注意此时并未利用参数的先验分布信息;

(3) 在我们的例子中, 先验信息指的仅是先验分布 $\pi(f)$ 。然而先验概率 $P(\mathcal{H}_m)$ 对后验概率 $P(\mathcal{H}_m | X)$ 亦有着很大的影响, 在更完整的校正准则中应该考虑到: 如果 $P(\mathcal{H}_m)$ 根据 $P(\mathcal{H}_m | X)$ 一步步地校正, 可以加速算法的收敛。

4 闭环算法的改进和在水声目标线谱提取中的应用

在此对上面介绍的闭环算法进行必要的改进以适应一般情况, 然后结合具体的水声目标线谱提取问题进行数值仿真。

4.1 闭环算法的改进

(1) 对信号未知参量的处理

前面假定只有信号频率 f 是未知参量, 但更一般的情况是, 信号的幅度、频率、相位事先无法确知, 即未知参量 $\theta = \{A, f, \varphi\}$ 。因此需要对前面描述的闭环算法进行必要的修改以适应更复杂的情况。

假定不同的频率 f_l 之间有一定的间隔, 且观测数据长度 N 足够长。考虑实际水声的应用条件, 这两个假设是合理的。重写观测 X 的条件 PDF 如下:

$$A_m(X|f) = \exp \left\{ \frac{\sum_{n=0}^{N-1} x[n] \left[\sum_{l=1}^m A_l \sin(2\pi f_l n + \varphi_l) \right]}{\sigma^2} - \frac{\sum_{n=0}^{N-1} \left[\sum_{l=1}^m A_l \sin(2\pi f_l n + \varphi_l) \right]^2}{2\sigma^2} \right\} \approx \exp \left\{ \frac{\sum_{n=0}^{N-1} \sum_{l=1}^m x[n] A_l \sin(2\pi f_l n + \varphi_l)}{\sigma^2} - \frac{N \sum_{l=1}^m A_l^2}{4\sigma^2} \right\} = \prod_{l=1}^m \exp \left\{ -\frac{N A_l^2}{4\sigma^2} \right\} \cdot \exp \left\{ \frac{A_l \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \sin(2\pi f_l n + \varphi_l)}{\sigma^2} \right\} \quad (7)$$

可以通过求式(8)的最小值以求得幅度 A 、频率 f 和相位 φ 的 ML 估计:

$$\mathcal{J}(A, f, \varphi) = -\frac{N}{4\sigma^2} \sum_{l=1}^m A_l^2 + \frac{1}{\sigma^2} \sum_{l=1}^m A_l \left[\sum_{n=0}^{N-1} x[n] \sin(2\pi f_l n + \varphi_l) \right] \quad (8)$$

在此省略证明, 直接给出结果^[4]。

对观测数据 X 取周期图谱估计:

$$S_x(f) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cdot \exp \{-j2\pi f n\} \right|^2 \quad (9)$$

峰值最大的 m 个频率点即是 \mathcal{H}_m 假设下的 ML 频率估计 $\{\hat{f}_l\}_{l=1}^m$, 对应的幅度和相位估计为:

$$\begin{cases} \hat{A}_l = \frac{2}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cdot \exp \{-j2\pi \hat{f}_l n\} \right| \\ \hat{\varphi}_l = \text{tg}^{-1} \left(\frac{\sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cos 2\pi \hat{f}_l n}{\sum_{n=0}^{N-1} x[n] \sin 2\pi \hat{f}_l n} \right) \end{cases} \quad l=1, \dots, m \quad (10)$$

注意到式(9)中的周期图可以通过 FFT 高效地

求得，这是使用 FFT 进行初始频率估计的原因。

(2) 谐波的阶数估计

在 2.2 节讨论的原始闭环算法中，我们使用最大后验概率(MAP)准则来判定接收信号中的谐波个数(阶数)。然而在仿真中我们发现，该方法总是倾向于高估信号的阶数。究其原因，是因为我们使用的后验概率 $P(\mathcal{H}_m|X)$ 只是一个估计值，并不具有真正的后验概率的意义。为了正确估计谐波阶数，我们使用 AIC 准则：

$$AIC(k)=\min_k\{-\log A_k(X)+k(k+1)\} \quad (11)$$

该准则对高阶对应的似然比增加了一个惩罚项，因而可以有效地防止过高估计谐波阶数。

4.2 水声目标线谱检测的数值仿真

线谱主要是由于舰艇机械部件的往复运动与螺旋桨叶片的周期性击水以及叶片共振产生的。这些线谱源的功率和惯性都相当大，工作条件也较稳定，所以线谱有很高的强度和稳定性，且线谱本身携带的频率信息对于目标参数估计和类型识别也是很有意义的。目前主要依据线谱在各频段数目来进行判决，如在中高频段鱼雷比其他目标具有更丰富的线谱。这里结合对线谱数量、频率和强度的估计问题，研究闭环算法在水声信号线谱检测中的应用。

使用修正的闭环算法对两组不同类型的目标数据进行处理。其中数据采样率 $F_s=6\text{kHz}$ ，采样点数 $N=65536$ 点。对于第一类目标的样本数据，图 4 为用 FFT 计算的幅度谱。

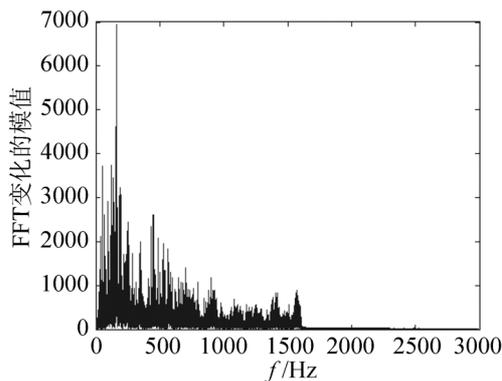


图 4 第一类目标样本数据的 FFT 模值(单边)
Fig.4 The single-side FFT magnitude of data of class 1

我们注意到，样本数据的频谱基本上集中在[0, 1500Hz]的频带内。而线谱分量主要集中于低频部分，特别是[0, 600Hz]的频段内。应用闭环算法对该频段进行线谱特征提取，提取结果如表 1。

第二类目标样本数据用 FFT 计算的幅度谱如图 5 所示。

应用闭环算法对[0, 1000Hz]频段进行线谱特征提取，提取结果如表 2。

表 1 对第一类目标数据应用闭环算法提取的线谱结果
Table 1 Line spectrum of class 1 based closed-loop algorithm

频率 f_m/Hz	50.1	94.9	119.5	134.5	139.6	155.0
幅度 A_m	0.0373	0.0891	0.1010	0.0644	0.0596	0.1459
频率 f_m/Hz	161.3	161.3	162.2	184.6	190.5	190.6
幅度 A_m	0.1581	0.1426	0.1580	0.0881	0.0918	0.0758

表 2 对第二类目标数据应用闭环算法提取的线谱结果
Table 2 Line spectrum of class 2 based closed-loop algorithm

频率 f_m/Hz	45.7	51.0	56.5	62.9	68.5
幅度 A_m	0.0718	0.0983	0.1586	0.1345	0.1102
频率 f_m/Hz	75.8	114.4	379.7	746.7	760.0
幅度 A_m	0.0843	0.0597	0.0605	0.0652	0.0639

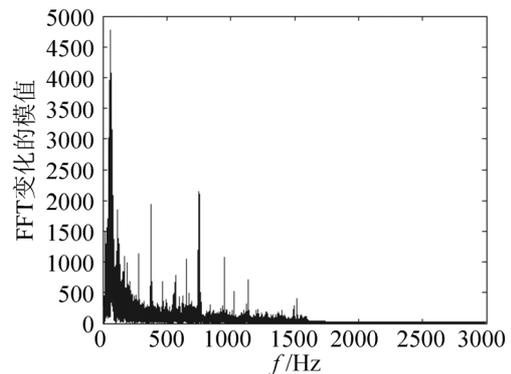


图 5 第二类目标样本数据的 FFT 模值(单边)
Fig.5 The single-side FFT magnitude of data of class 2

我们注意到不同类型的目标具有不同的线谱分布，闭环算法可以有效地提取这些线谱特征进而进行有效的目标识别。

5 结 语

文中介绍了联合检测和估计的概念，并就此讨论了一种谐波信号的闭环检测和估计算法。该算法在检测器和估计器之间引入耦合机制，通过迭代处理相互交换信息以提高检测和估计性能。对实际水声目标数据的数值仿真表明，该算法可有效地提取目标的线谱特征。但是该方法也有一定的局限性，如计算量较大、迭代的收敛速度不快以及对信号阶数的估计问题，这是有待进一步研究和探讨的地方。

参 考 文 献

- [1] Middleton D, Esposito R. Simultaneous optimum detection and estimation of signals in noise[J]. IEEE Trans. Inform. Theory, 1968, 14(3): 434-444.
- [2] Magli E, Olmo G, Lo Presti L. Joint statistical signal detection and estimation. Part II: A high performance closed-loop technique[J]. Signal Processing, 2000, 80(5): 773-786.
- [3] 姚鹏, 方世良. 采用闭环方式的联合检测与估计初探[J]. 声学技术, 2002, 21(增刊): 115-116.
YAO Peng, FANG Shiliang. Primary research on closed-loop technique for joint detection and estimation[J]. Technical Acoustics, 2002, 21(增刊): 115-116.
- [4] Steven M. Kay. Fundamentals of Statistical Signal Processing--Estimation and Detection Theory[M]. 罗鹏飞等译, 电子工业出版社, 2003.