

基于模型拟合的重叠信号盲分离方法

蔡权伟, 魏 平, 肖先赐

(电子科技大学电子工程学院, 四川成都 610054)

摘 要: 本文提出一种多信号分离方法. 方法利用多项式相位拟合估计信号相位, 构建了多信号分离模型, 从而把多信号分离转化为序列和信道参数估计问题, 然后利用序列和信道参数估计的方法进行多个信号的幅度和相位的联合估计. 利用估计得到的序列和信道参数恢复多个信号各自的相位和幅度, 从而对多个信号进行分离. 该方法只需利用单个信道接收, 并能够对完全重叠的多个信号进行分离. 仿真和实际实验证明了方法的优异性能.

关键词: 多信号分离; 重叠信号; 分离模型; 联合估计; 单信道接收

中图分类号: TN911.23 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 10-1794-05

Blind Signal Separation of Overlapped Signals Based on Model Fitting

CAI Quan-wei, WEI Ping, XIAO Xian-ci

(College of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 610054, China)

Abstract: A method for separating the overlap signals is proposed in this paper. It sets up a multi-signals separating model using the polynomial phase fitting to estimate the signal phase. This method changes multi-signals separation into the sequence and channel parameters estimation. Then, the method for joint estimating the sequence and channel parameters is took to estimate the each signal amplitude and phase of multi-signals and separate the multi-signals. The method can separate signals entirely overlapped in time and frequency using single channel reception. Simulation and the practical experiment results indicate that the method has the excellent performance.

Key words: multi-signals separation; overlapped signal; separation model; joint estimation; single channel reception

1 引言

多信号分离具有非常重要的意义. 对于接收到的信号, 通常存在的问题是: 接收信号不但含有噪声和所需信号而且还有其它信号成分(有时也称之为干扰), 如软件无线电技术当中的宽带接收就有可能同时接收到多个信号. 要想得到或恢复想要的信号, 需要去除干扰, 或者同时恢复干扰信号和所需信号. 传统的多信号分离方法主要是利用多个信号在时、频、空三维上的不同进行区分, 主要有频域、空域滤波以及相关接收和其它一些时分复用的接收方法. 1991年 Vergara^[1]提出一种预处理方法检测信号频谱的明显凸起的数目、位置、宽度和对称性, 利用这些特征决定信号的个数, 以及对应的载波频率和带宽, 然后采用滤波方法滤出每个信号. 该方法利用了多个信号的不同频域特征. 然而该方法以及其它的一些频域滤波方法在多个信号频谱发生重叠时, 具有较大的滤波误差, 造成恢复出的信号严重失真. 在现代的电子战中, 由于通信环境复杂, 条件恶劣, 一定频段内信号密集, 而且还可能存在人为同频干扰, 这使得信号频谱将产生严重重叠. 因而采用传统频域

滤波方法, 信号恢复误差较大, 难以进行信号分离. 同样, 空间滤波方法主要是利用多个信号空间方向的不同, 进行分离, 在多个信号空间方向较为接近时则无能为力, 而且空域滤波方法和近几年提出的信号盲分离方法^[2-4], 需要利用多个阵元接收, 因而需要多套接收设备, 成本很高. 利用多个信号时域特性不同进行分离, 在时域重叠或不知道信号的相关码元如 DSSS 信号时, 进行多个信号分离非常困难. 2003年 Gi-Jin Jang^[5]提出一种利用基函数分解结合数据训练的方法进行多信号分离, 但是它只能对具有这种基函数特性的语音信号和音乐信号进行分离.

总结近 30 年多信号分离方法的发展, 主要是利用信号在时、频、空三维或其联合域上的不同进行区分, 当信号不满足这些特性时, 无法工作. 本文提出一种多信号分离模型, 结合 PSP 方法进行多信号分离, 可对时、频、空三维重叠的多个信号进行重构和分离, 而且只需利用一个信道接收, 设备简单.

2 多信号分离模型

假设接收到的信号包含多个信号和噪声

$$r(t) = \sum_{i=1}^p x_i(t) + n(t) \quad (1)$$

这里 $x_i(t), i=1, 2, \dots, p$ 为待分离信号, $n(t)$ 为加性白高斯噪声. $x_i(t)$ 可表示为

$$x_i(t) = A_i(t) \cos[\varphi_i(t)], i=1, 2, \dots, p \quad (2)$$

则接收信号 $r(t)$ 可表示为

$$r(t) = \sum_{i=1}^p A_i(t) \cos[\varphi_i(t)] + n(t) \quad (3)$$

设接收序列为 $r = [r(T_s), r(2T_s), \dots, r(NT_s)] = [r(1), r(2), \dots, r(N)]$, 则 $\{A_i(n)\}_{n=1}^N$ 和 $\{\varphi_i(n)\}_{n=1}^N, i=1, 2, \dots, p$ 的联合极大似然估计^[6]为:

$$\max_C \left\{ - \sum_{n=1}^N \left| r(n) - \sum_{i=1}^p A_i(n) \cos[\varphi_i(n)] \right|^2 \right\} \quad (4)$$

其中 $C = \left\{ \{A_1\}_{n=1}^N, \dots, \{A_p\}_{n=1}^N, \{\varphi_1\}_{n=1}^N, \dots, \{\varphi_p\}_{n=1}^N \right\}$. 这个联合极大似然估计需要估计 $2p$ 个向量, 对所有估计参数进行联合搜索, 是一个非常复杂繁琐的搜索过程, 计算量惊人.

下面分析信号的相位特性, 并利用相位特性来构建多信号分离模型. 根据 Weierstrass 理论^[7]: 一连续的函数在一封闭区间可以用一足够阶数的多项式函数表示, 则一个连续相位可以表示成一足够阶数的多项式相位, 而在多项式的阶数大于 2 时, 线性调频信号能够对多项式相位信号进行很好的近似, 则调制信号的相位有下面关系^[8]:

$$\begin{aligned} \varphi_i^{(2)}(t) &= a_i(k) c, kVt < t < (k+1)Vt, \\ k < t < (k+1) & \quad t \quad i=1, 2, \dots, p, a_i(k) = \pm 1 \end{aligned} \quad (5)$$

这里 $\varphi_i^{(2)}(t)$ 表示 $\varphi_i(t)$ 的 2 阶时间导数, i 表示第 i 个信号. 对于各种调制信号, 当 c 取接近于相位的二阶导数的最大值的二倍时, 这种二进制表达式具有较小的量化误差.

利用二阶导数的积分可得到相位的估计为

$$\begin{aligned} \hat{\varphi}_i^{(1)}(t) &= \hat{\varphi}_i^{(1)}(t - t) + \hat{\varphi}_i^{(2)}(t - t) t, i=1, 2, \dots, p \quad (6) \\ \hat{\varphi}_i(t + t) &= \hat{\varphi}_i(t) + \hat{\varphi}_i^{(1)}(t) t + \hat{\varphi}_i^{(2)}(t) (t)^2/2 \quad (7) \end{aligned}$$

定义 t 为采样间隔 T , 则式(6), (7)的离散形式如下

$$\hat{\varphi}_i^{(1)}(k) = \hat{\varphi}_i^{(1)}(k-1) + \hat{\varphi}_i^{(2)}(k-1) T \quad (8)$$

$$\hat{\varphi}_i(k+1) = \hat{\varphi}_i(k) + \hat{\varphi}_i^{(1)}(k) T + \hat{\varphi}_i^{(2)}(k) T^2/2 \quad (9)$$

联合式(5), 式(8)和式(9), 相位估计 $\hat{\varphi}_i(k+1)$ 可表达为序列 $\{a_i(k)\}$ 的函数

$$\hat{\varphi}_i(k+1) = f[a_i(k), a_i(k-1)], i=1, 2, \dots, p \quad (10)$$

这里 $f[g]$ 表示变换函数, 当 c 和 T 的值选择得当时, 这种相位估计方法误差将很小.

令

$$A_k = [A_1(k), A_2(k), \dots, A_p(k)] \quad (11)$$

$$a_k = [a_1(k-2), a_1(k-1), \dots, a_p(k-2), a_p(k-1)] \quad (12)$$

$$b_i(k) = \cos[\varphi_i(k)] = \cos[f[a_i(k-1), a_i(k-2)]], \quad i=1, 2, \dots, p \quad (13)$$

$$b_k = [b_1(k), b_2(k), \dots, b_p(k)] = T[a_k] \quad (14)$$

这 $T[g]$ 里也为变换函数. 由式(14), 可知 b_k 是序列 a_k 的函数, 把信号幅度 $A_i(t)$ 看作信道冲击响应, 则式(4)对于 $2p$ 个向量的最大似然估计问题可简化为输入序列和信道参数的联合估计问题, 最大似然估计中的连续相位估计变为有限序列

估计, 信号幅度估计变为信道冲击响应估计, 计算量大大减少, 而且可以利用性能优异的序列和信道参数联合估计方法, 如 PSP 方法, 进行快速有效估计.

$$\begin{aligned} & \max_C \left\{ - \sum_{n=1}^N \left| r(n) - \sum_{i=1}^p A_i(n) \cos[\varphi_i(n)] \right|^2 \right\} \\ & \Rightarrow \max_{\{A_n\}_{n=1}^N, \{b_n\}_{n=1}^N} \left\{ - \sum_{n=1}^N \left| r(n) - A_n \cdot b_n^T \right|^2 \right\} \\ & \Rightarrow \max_{\{A_n\}_{n=1}^N, \{a_n\}_{n=1}^N} \left\{ - \sum_{n=1}^N \left| r(n) - A_n \cdot T[a_n] \right|^2 \right\} \quad (15) \end{aligned}$$

这里 $(\cdot)^T$ 表示转置. 利用输入序列和信道参数联合估计方法进行求解, 就可得到多信号中各个信号的幅度和相位二阶导数序列的估计值, 再利用导数积分进一步可得到各个信号的相位. 最后, 利用估计的相位和幅度对各个信号进行重构, 即可对多信号进行分离.

对于式(15), 由于信号相位的多项式假设, 使得相位的取值为有限种可能, 再加上信号幅度慢变化, 以及过采样, 这些使得式(15)的极大似然估计的参数存在冗余, 实际估计参数减少, 从而不会造成无解情况, 后面的仿真证实了这个解释.

3 基于多信号分离模型的幅度和相位估计 PSP 方法

对于输入序列和信道参数的联合估计, 本文使用 PSP (Per-Survivor Processing)^[9] 方法. 当出现一些未知量而不能使用传统的 Viterbi 方法时, PSP 提供一近似的极大似然序列估计 MLSE(Maximum Likelihood Sequence Estimation). PSP 方法利用每一个时刻可能的状态对应的序列作为援助数据(Data-aided)估计信道参数, 避免了 CA-MLSE(Conventional Adaptive MLSE)方法利用输入序列的暂时判定进行信道参数估计带来的信道参数估计误差, 该误差将进一步影响下一个时刻输入序列的暂时判定, 从而带来恶性循环. PSP 方法应用非常广泛, 没有什么约束条件. 例如信道可以为 Rayleigh 或 Rician, 等在实际中广泛存在的具有相位噪声, 多普勒频移等许多不确定参数的复杂信道, 而不仅仅是传统的 AWGN 信道. PSP 方法还具有很好的鲁棒性, 当模型不是很准确完备时, PSP 方法依然具有很好的效果.

利用 PSP 方法不需要象传统的极大似然估计序列 $a_k = [a_1(k-2), a_1(k-1), a_2(k-2), a_2(k-1), \dots, a_p(k-2), a_p(k-1)]$ 和 $A_k = [A_1(k), A_2(k), \dots, A_p(k)], k=1, \dots, N$ 那样, 繁琐费时地搜索 A_k 和 a_k 的所有可能取值, 获得满足似然函数最大时的 A_k 和 a_k . 利用 PSP 估计 A_k 和 a_k , 只需基于 a_k 的每一个可能的存活序列, 计算对应的 A_k . 具有最小累积距离(对应于似然函数式(15)最大)的那个存活序列和对应 A_k 就是所需的联合序列和参数估计的解.

为了简化公式, 便于理解. 以下推导中, 假定多信号的信号个数为两个, 对于大于两个的情况, 对公式进行扩展即可. 定义格状表^[10]中 k 时刻的一个状态 μ_k 如下:

$$\mu_k = [a_1(k-2), a_1(k-1), a_2(k-2), a_2(k-1)] \quad (16)$$

图 1 是 $\mu_k = [a_1(k-2), a_1(k-1), a_2(k-2), a_2(k-1)]$ 的状

态转换图,其中 $a_i = \{-1, 1\}, i = 1, 2$.

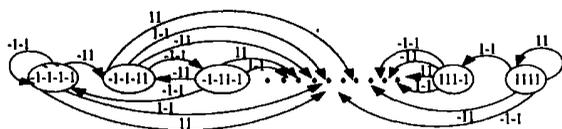


图1 μ_k 的状态转换图

$\mu_k \rightarrow \mu_{k+1}$ 表示由 k 时刻的某个状态转移到 $k+1$ 时刻的某个状态, $e(\mu_k - \mu_{k+1})$ 表示 $\mu_k \rightarrow \mu_{k+1}$ 转移的理想输出与实际接收到的含噪信号之间的误差.

$$e(\mu_k - \mu_{k+1}) = r(k+1) - A(\mu_{k+1}) \cdot b(\mu_k - \mu_{k+1})^T \quad (17)$$

转移距离 $BM(\mu_k - \mu_{k+1})$ 为:

$$BM(\mu_k - \mu_{k+1}) = |r(k+1) - A(\mu_{k+1}) \cdot b(\mu_k - \mu_{k+1})^T|^2 = |e(\mu_k - \mu_{k+1})|^2 \quad (18)$$

由 Viterbi^[10] 算法可知时刻的一个状态 μ_{k+1} 的累积距离为

$$J(\mu_{k+1}) = \min_{\mu_k} \sum_{i=0}^k |r(i+1) - A(\mu_{i+1}) \cdot b(\mu_i - \mu_{i+1})|^2 = \min_{\mu_k} [J(\mu_k) + BM(\mu_k - \mu_{k+1})], \quad k=0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (19)$$

对比式(19)、(15), 可以看出式中的似然函数最大等价于累积距离式(19) $J(\mu_N)$ 最小, 即 $\min_{\mu_N} [J(\mu_N)]$. 则似然函数最大时 $\{b_n\}_{n=1}^N, \{A_n\}_{n=1}^N$ 的值等于 $\min_{\mu_N} [J(\mu_N)]$ 累积距离最小时对应的存活序列 $\{a_n(\mu_N)\}_{n=1}^N$ 的积分得到的 $\{b_n(\mu_N)\}_{n=1}^N$ 和该存活序列对应的信道参数 $\{A_n(\mu_N)\}_{n=1}^N$ 的值. 利用 PSP 方法联合估计两个信号的幅度和相位的框图和状态格表图, 分别如图 2 和图 3.

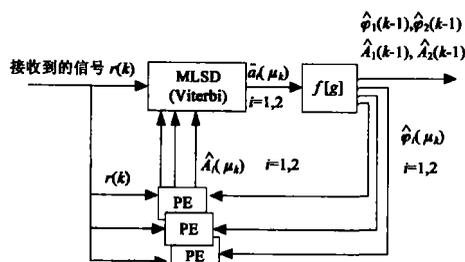


图2 PSP 方法对两个信号进行幅度、相位联合估计的结构框图

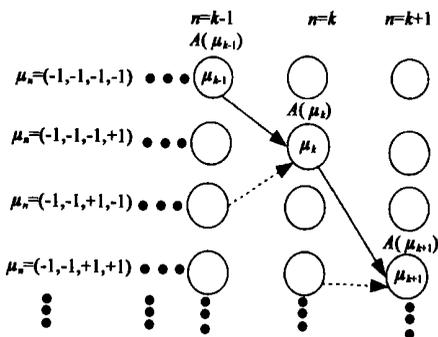


图3 PSP 方法对两个信号进行幅度、相位联合估计的格表结构

对于 $k+1$ 时刻的一个状态 μ_{k+1} 对应的所有可能的序列, 利用该序列作为援助数据, 采用 RLS 方法, 通过最小化代

价函数 $J(\mu_{k+1})$, 可以得到该序列对应的 $A(\mu_{k+1})$ 的估计. 再利用累积距离可得到该状态的存活序列 $\{a_n(\mu_{k+1})\}_{n=1}^{k+1}$, 以及该存活序列对应的 $\{A_n(\mu_{k+1})\}_{n=1}^{k+1}$.

$$J(\mu_{k+1}) = \sum_{i=0}^k \lambda^{k-1-i} |r(i+1) - A(\mu_{k+1}) \cdot b(\mu_i - \mu_{i+1})|^2 \quad (20)$$

其中 λ 为遗忘因子, $0 < \lambda < 1$, 其作用是对离 $k+1$ 时刻近的误差加比较大的权值, 对离 $k+1$ 时刻远的误差加比较小的权值. 当 $\lambda = 1$ 时退化为一般的最小二乘法.

利用 Viterbi 算法, 计算所有可能的转移 $\mu_k \rightarrow \mu_{k+1}$ 的转移误差 $e(\mu_k - \mu_{k+1})$ 和转移距离 $BM(\mu_k - \mu_{k+1})$. 由 RLS 算法的递推可得

$$A(\mu_{k+1}) = A(\mu_k) + k(\mu_{k+1}) e(\mu_k - \mu_{k+1}) \quad (21)$$

其中 $k(\mu_{k+1})$ 为增益向量

$$k(\mu_{k+1}) = \frac{P(\mu_k) b^*(\mu_k - \mu_{k+1})}{1 + b^T(\mu_k - \mu_{k+1}) P(\mu_k) b^*(\mu_k - \mu_{k+1})} \quad (22)$$

这里 $(\cdot)^*$ 表示共轭, $P(\mu_{k+1})$ 为自相关矩阵 R 的逆矩阵.

$$R = \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} b^T(\mu_k - \mu_{k+1}) b^*(\mu_k - \mu_{k+1}) \quad (23)$$

$$P(\mu_{k+1}) = \frac{1}{\lambda} [P(\mu_k) - k(\mu_{k+1}) b^T(\mu_k - \mu_{k+1}) P(\mu_k)] \quad (24)$$

同样可求出 $k+1$ 时刻其它状态的存活序列以及对应的幅度估计, 经过迭代递推, 求出 N 时刻各个状态的存活序列对应的 $\{A_n(\mu_N)\}_{n=1}^N$ 后, 比较各个状态的累积距离 $J(\mu_N)$, 使 $J(\mu_N)$ 最小(即 $\min_{\mu_N} [J(\mu_N)]$) 的那个存活序列 $\{a_n(\mu_N)\}_{n=1}^N$ 和其对应的 $\{A_n(\mu_N)\}_{n=1}^N$ 就是想要的联合序列和参数的估计值.

得到联合序列和参数的估计值 $\{a_n(\mu_N)\}_{n=1}^N, \{A_n(\mu_N)\}_{n=1}^N$, 利用式(8)、(9)对 $\{a_n(\mu_N)\}_{n=1}^N$ 积分可得到两个信号的相位估计, 这样得到了两个信号各自的相位和幅度估计值后即可重建两个信号, 进行分离.

4 仿真实验

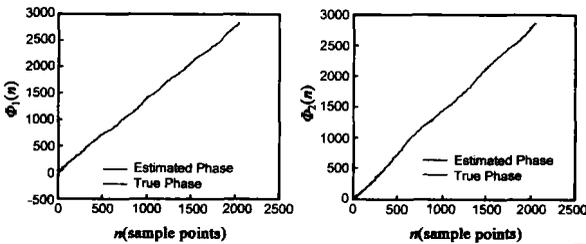
式中参数 c 和 T 的选择影响信号相位的估计从而影响信号恢复和分离的效果, 由前面讨论可知当 c 取接近于相位二阶导数的最大值的二倍时, 这种相位二进制表示方法具有较小的误差. 然而相位的二阶倒数的最大值通常是未定的, 而且 c 的取值应该多个. 但多个 c 的取值将增加搜索的状态的数目, 因而 c 的取值数目应为分离效果和运算量的折中. 这里对 c 增加一个取值为 0, 则 $a_i(k)$ 的可能取值由 $\{-1, 1\}$ 变为 $\{-1, 0, 1\}$. 通过分析发现 $c \times T^2 = 0.01 \sim 0.3$ 时, 利用导数积分的方法估计的相位具有较小的估计误差, T 的取值太大或太小都会影响相位的估计, 通常 T 的取值和采样频率成反比. 下面进行仿真实验和实际实验.

4.1 两个信号的仿真实验

假定接收信号由两个 AM-FM 信号和噪声构成, 每个信号的幅度和频率调制信号都由 AR 模型产生, 两个信号的载频都为 2.2 KHz, 采样频率为 10 KHz, 频偏系数都为 100, 两个信号功率相同, 噪声为高斯白噪声, 信噪比 25dB, 数据长度 2048

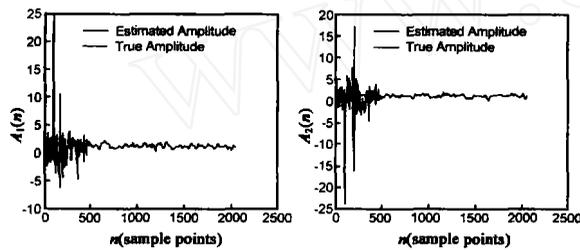
点,两个信号时、频域完全重叠不能区分.为了提高算法的收敛速度同时保持收敛后估计的准确性,在初期估计中采用较大的 $c \times T^2$ 值,这里选择 $c=3, T^2=0.1$;而在后期选择较小的 $c \times T^2$,这里选择 $c=1, T^2=0.1$.假定初始状态为 $[\hat{\alpha}_1(0), \hat{\alpha}_1^{(1)}(0), \hat{\alpha}_2(0), \hat{\alpha}_2^{(1)}(0)] = (0, 0, 0, 0), [A_1(0), A_2(0)] = (0, 0)$,利用本文方法进行分离,仿真结果如图 4,5,6.

图 4(a)、(b),图 5(a)、(b)分别为两个 AM-FM 信号的相位和幅度估计.从图中可以看出经过一段时间的追踪,当采样时刻大于 500 个点后,相位估计以及幅度估计非常接近真实值.图 6(a)、(b)是图 5(a)、(b)的局部(第 1320 点~1460 点),可以看出,估计幅度与实际幅度非常接近.



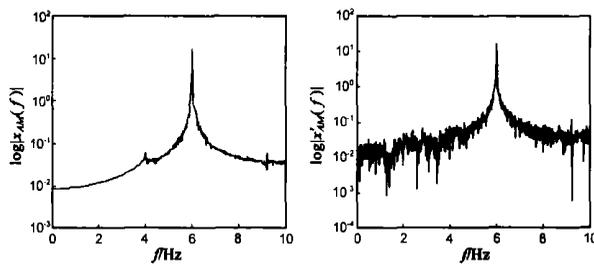
(a) 第一个 AM-FM 信号的相位估计 (b) 第二个 AM-FM 信号的相位估计

图 4 两个 AM - FM 信号的相位估计



(a) 第一个 AM-FM 信号幅度估计 (b) 第二个 AM-FM 信号幅度估计

图 5 两个 AM - FM 信号的幅度估计



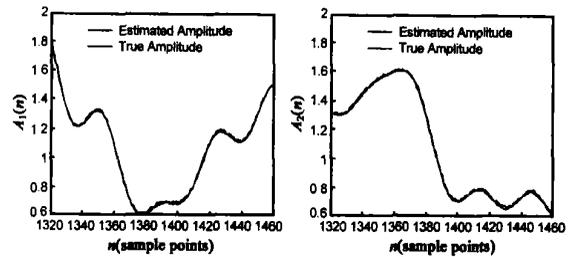
(a) 实际 AM 信号的频谱 (b) 估计的 AM 信号频谱

图 7 AM(500 - 2048 点)信号的频域波形

下也要损失信号的一段信息.这段损失的信息一方面用于对于信号初始相位和幅度的迭代逼近,另一方面用于削减估计参数,使得对于方程(16)的信号参数估计不会产生多解甚至无解情况.增加信号相位的可能取值个数,即使得 c 的取值多样化,可部分减少牺牲的信号长度,然而这将带来运算量的增加,因此二者需要折中考虑.

4.3 多个信号的仿真实验

仿真产生多个信号,信号参数以及方法参数设定与实验一相同.通过仿真可以发现信号个数不是很大(通常不超过



(a) 第一个 AM-FM 信号幅度估计的局部 (b) 第二个 AM-FM 信号幅度估计的局部

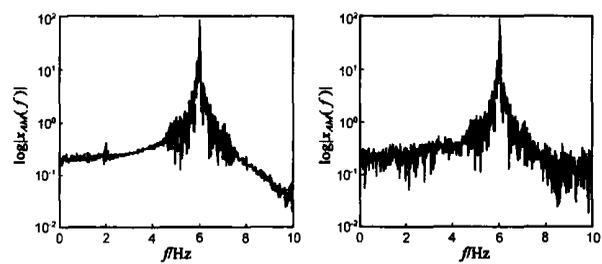
图 6 两个 AM - FM 信号的幅度估计的局部

如果是幅度不变的两个连续相位信号,在 SNR 为 7dB 时即可获得很小的估计误差,即能对信号进行很好的恢复.

4.2 实际采集数据实验

采集实际的调制信号;利用 HP8645A 智能信号发生器产生 AM 信号. HP8664A 合成信号发生器产生 FM 信号. AM 信号为白噪声调制,载频为 6MHz,幅度峰峰值为 110mV,调制系数为 30%. FM 信号为白噪声调制,载频为 6MHz,最大频偏为 80kHz,幅度峰峰值为 400mV,采样频率为 20MHz,数据长度 2048 点.采集的 AM 信号和 FM 信号时,频域完全重合不能区分.假定初始状态 $[\hat{\alpha}_1(0), \hat{\alpha}_1^{(1)}(0), \hat{\alpha}_2(0), \hat{\alpha}_2^{(1)}(0)] = (0, 0, 0, 0), [A_1(0), A_2(0)] = (0, 0)$.利用本文方法进行估计、分离.同样可以获得很好的相位和幅度估计性能.对恢复的 AM、FM 信号和实际采集的 AM、FM 信号进行比较.图 7(a)、(b)是采集的 AM 信号和估计的 AM 信号(500 ~ 2048 点)数据的幅度谱.图 8(a)、(b)采集的 FM 信号和估计的 FM 信号(500 ~ 2048 点)数据的幅度谱.通过对比可以看出本文方法对采集的信号进行了很好的恢复.

从对两个 AM-FM 信号的分离仿真实验和对一个 AM 和一个 FM 信号分离实际实验中可以看出,对于多个信号的分离需要牺牲信号的一段信息,对于 2048 点的信号只能准确估计近 1548 点的信息.理论推导可知,即使在没有噪声的情况



(a) 实际 FM 信号的频谱 (b) 估计的 FM 信号频谱

图 8 FM(500 - 2048 点)信号的频域波形

6), SNR 大于 20dB 时,本文方法可获得准确的估计结果.图 9 是信号个数为 2 时的估计方差-信噪比曲线,从图中可以看出在 SNR 大于 16dB 时,本文方法即可获得满意的结果.图 10 是 SNR 为 20dB 时,估计方差随信号个数变化的曲线,从图中可以看出,在信号个数大于 2 后,信号个数每增加一个,估计方差增加大约 2dB.

比较本文的方法和文献[11]的极大似然估计方法的计算量.本文方法需要加运算为 $M^k(8L + 6M + 4)N$,乘的运算为 $M^k(8L + 6M + 6)N$,这里 M 为 c 的取值的可能个数, $k=2p, L$

$= p$, p 为信号个数, N 为信号长度. 文献[11]的极大似然估计方法需要的加的运算为 $[(3pT^2 + 1)N - pT^3 + pT^2]I$, 乘的运算为 $[(3T^2 + T + 1)pN - pT^3 + pT^2]I$, 这里 I 为算法循环次数通常取值为 100, T 为基函数长度 $T \ll N$, 例如对于信号长度 $N = 2048$, T 可取为 64. 分析可以发现本文方法比起文献[11]的极大似然估计方法计算量大大减少. 而信噪比情况, 文献[11]对于高斯白噪声需要 SNR 大于 20dB 才能得到满意的结果.

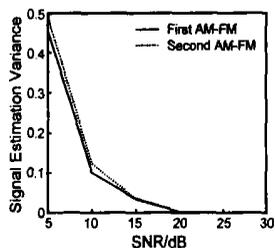


图 9 两个 AM - FM 信号的估计方差

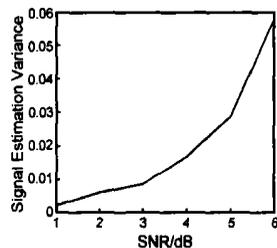


图 10 多个 AM - FM 信号的估计方差

仿真实验和实际实验说明该方法能够有效地对时、频完全重叠的多个信号中的每个信号的幅度、相位进行联合估计, 从而对多个信号中的每个信号进行恢复、分离. 对于频谱不是完全重叠的多个信号通过分析可知同样有效.

本文方法只利用了一个信道接收, 没有对信号的空间分布提出要求和假设, 因而对于空间重叠的信号同样有效, 因而本文方法可以对时、空、频三维重叠信号进行分离和重构恢复.

5 结论

本文提出利用多项式拟合进行相位估计, 把相位估计问题转换成序列估计问题, 再把信号的幅度看成信道的系数, 这样对多个信号幅度、相位联合估计问题就转变成了对序列和信道参数的联合估计问题, 构建了一种多信号分离模型. 利用 PSP 方法进行这个序列和信道参数的联合估计, 从而可以估计出多个信号各自的幅度和相位. PSP 方法避免了传统的极大似然估计对多个参数的估计需要搜索各参数所有可能的取值, 带来的复杂性以及计算量大的问题. 仿真结果表明该方法能有效地估计多个时频完全重叠的 AM-FM 信号的幅度和相位, 从而进行分离. 由于只利用了一个信道接收, 没有对信号空域分布提出要求和假设, 因而该方法可以对时、频、空三维重叠的多信号进行分离. 利用实际实验分离一个 AM 和 FM 信号, 实验结果也表明该方法具有很好的分离效果.

本文主要分析了时变幅度和连续相位的信号情况. 对于 MPSK、QAM 等调制信号, 则可利用 PSP 方法直接进行码元和幅度联合估计. 当然本文方法还存在一些缺点, 如高的过采样率和高的信噪比. 这些问题都有待于进一步研究.

参考文献:

[1] Dominguez L, Vergara, Borralló J M, Paez, Garcia J, Borillo, et. al. General approach to the automatic classification of radio communication

signals[J]. Signal Processing, 1991, 22(3): 239 - 250.

- [2] Ruey Wen Liu. Blind signal processing: an introduction[A]. ISCAS '96, 'Connecting the World', 1996 IEEE International Symposium on Circuits and Systems[C]. Atlanta: IEEE Press, 1996, 81 - 84.
- [3] Tao Li, Sidiropoulos N D. Blind digital signal separation using successive interference cancellation iterative least squares[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2000, 48(11): 3146 - 3152.
- [4] Xieting Ling, Wei Tian, Bin Liu. Blind signal separation for MA mixture model[A]. ICASSP-95, 1995 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing[C]. Detroit: IEEE Press, 1995, 5: 3387 - 3390.
- [5] Jang GJ, Te Won Lee, Yung Hwan Oh. Single channel signal separation using time domain basis functions[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2003, 10(6): 168 - 171.
- [6] H L, Van Trees. Detection, Estimation, and Modulation Theory, Part 1 [M]. New York: John Wiley & Sons, 1968, 487.
- [7] B Porat. Digital Processing of Random Signals, Theory & Methods[M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1994, 753 - 755.
- [8] Cahn C. Phase tracking and demodulation with delay[J]. IEEE Trans on Information Theory, 1974, 20(1): 50 - 58.
- [9] Raheli R, Polydoros A, Ching Kae Tzou. Per-Survivor Processing: a general approach to MLSE in uncertain environments[J]. IEEE Trans on Communications, 1995, 43(234): 354 - 364.
- [10] Lou H-L. Implementing the viterbi algorithm[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1995, 12(5): 42 - 52.
- [11] Jang GJ, Te Won Lee. A maximum likelihood approach to single-channel source separation[J]. Journal of Machine Learning Research, 2004, 4(7,8): 1365 - 1392.

作者简介:



蔡权伟 男, 1978 年 5 月出生于江西大余, 现为电子科技大学电子工程学院博士研究生, 主要从事多信号分离、通信信号检测和识别方面的研究. E-mail: acai@std.uestc.edu.cn.



魏平 男, 1966 年出生于四川, 现为电子科技大学电子工程学院教授, 博士生导师, 主要从事阵列信号处理、通信信号分析、无源定位等方面的研究. E-mail: pwei@uestc.edu.cn.

肖先赐 男, 1933 年出生于湖南长沙, 现为电子科技大学电子工程学院教授, 博士生导师, 主要从事阵列信号处理、混沌信号处理等方面的研究. E-mail: xc Xiao@uestc.edu.cn.