

认知无线电中的一种干扰温度估计算法

杨志伟, 杨家玮

(西安电子科技大学, 陕西 西安 710071)

摘要: 在分析了 Simon Haykin 提出的 MTM-SVD 干扰温度估计算法优劣性的基础上进行了算法改进。改进后的算法既保证了原有 MTM 算法的近最优性, 又大大提高了算法的实时性, 同时还得到了干扰温度与功率谱之间的准确对应关系。

关键词: 认知无线电 频谱探测 奇异值分解 干扰温度

认知无线电 (Cognitive Radio) 是一个智能的通信系统, 它可以感知无线信道环境, 通过改变工作参数实时地适应环境, 从而达到在任何时刻、任何地点提供可靠的通信并高效使用无线频谱资源。因此, 无线电业界认为, 认知无线电技术将成为下一波浪潮。而在认知无线电中最为基础并尤为重要的一环就是对无线环境的感知, 也就是准确有效地探测无线环境中频率资源的利用状况。只有充分了解了频谱资源的利用状况, 认知无线电才可以高效地使用无线频谱资源。

由于认知无线电是以接收端为中心的, 所以在接收端必须提供一种可靠的干扰温度的谱估计。Simon Haykin 提出从两个方面进行考虑^[1]:

(1) 使用较大数量的传感器 (例如接收天线), 将它们分布在待查的区域。这些传感器是用来解决不同空间位置上射频环境的空间差异性;

(2) 使用 Multitaper 方法对干扰温度进行功率谱估计, 这种方法是近最优的。

基于多传感器的思想, 他提出了多窗谱估计 (Multitaper Method) 联合奇异值分解 (Singular Value Decomposition), 即 MTM-SVD 算法, 用来进行干扰温度的谱估计。然而, 一方面由于干扰温度概念的提出, 需要找到干扰温度与功率的对应关系, 以确定干扰温度限, 而该方法不能准确地确定出两者的对应关系; 另一方面, 由于奇异值分解的运算量较大, 尤其是奇异值分解要在感兴趣的每一个频点上进行, 使得算法很难满足实时性的要求。

出于这两点考虑, 本文对此算法进行了改进。改进后的算法不但可以较容易地确定出干扰温度与功率的对应关系, 而且在算法复杂度上也有所降低, 因而是一种更好的干扰温度的谱估计算法。

1 MTM-SVD 算法

下面简略描述文献[1]中多传感器场景下的干扰温度估计算法。

设时间序列为 $\{x_n\}_{n=1}^N$, K 阶 Slepian 窗的正交序列为

$\{w_n^{(k)}\}_{n=1}^N$, 则相应的特征谱定义为以下傅立叶变换形式:

$$|Y_k(f)|^2 = \left| \sum_{n=1}^N w_n^{(k)} x(n) e^{-j2\pi fn} \right|^2, \quad k=0, 1, \dots, K-1 \quad (1)$$

$$Y_k(f) = \sum_{n=1}^N w_n^{(k)} x(n) e^{-j2\pi fn}, \quad k=0, 1, \dots, K-1 \quad (2)$$

令 $Y_k^{(m)}$ 表示第 m 个传感器计算得到的第 k 个特征谱。 M 表示传感器的个数; K 表示选择的 Slepian 序列的个数。将得到的特征谱排列为矩阵形式:

$$A(f) = \begin{bmatrix} w_1 Y_1^{(1)}(f) & w_1 Y_2^{(1)}(f) & \dots & w_1 Y_K^{(1)}(f) \\ w_2 Y_1^{(2)}(f) & w_2 Y_2^{(2)}(f) & \dots & w_2 Y_K^{(2)}(f) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_M Y_1^{(M)}(f) & w_M Y_2^{(M)}(f) & \dots & w_M Y_K^{(M)}(f) \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中 $\{w_m\}_{m=1}^M$ 表示与传感器设置地点有关的权值变量。

矩阵 $A(f)$ 中的每个元素都与两种因素有关: 内部加性噪声和输入的射频激励。其中, 有用部分主要是射频激励。通过奇异值分解, 可以对它们去噪声。令矩阵 $A(f)$ 的 K 个奇异值按序排列为 $|\sigma_0(f)| \geq |\sigma_1(f)| \geq \dots \geq |\sigma_{K-1}(f)|$, 可以得出结论: 最大的特征值 $|\sigma_0^2(f)|$ 即为干扰温度的估计, 也可以使用最大的几个特征值的线性组合作为干扰温度的估计, 这样可以提高估计的准确度。

2 改进后的 MTM-SVD 算法

2.1 MTM-SVD 算法中奇异值分解的替代

仿真结果显示, MTM-SVD 算法中的奇异值分解基本上没有起到降低噪声的作用, 这也是 MTM-SVD 算法需要改进的另一个原因。而奇异值分解的运算量很大, 如果只是进行干扰温度的估计, 则完全可以找到一种与之等价的算法, 而且运算量很小。

由奇异值分解的理论可知, 设矩阵 A 有 r 个奇异值 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$, 则它们是方阵 AA^T (或 $A^T A$) 的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$ 的平方根, 即 $\sigma_1 = \sqrt{\lambda_1}, \dots, \sigma_r = \sqrt{\lambda_r}$ 。

而在特征值分解中有一个重要的结论: 方阵主对角线上的各元素之和等于方阵所有的特征值之和。

由这两个结论容易得出矩阵 A 的所有奇异值的平方和 $\sigma_1^2, \sigma_2^2 + \dots + \sigma_r^2$ 等于方阵 AA^T (或 $A^T A$) 的主对角线上的各元素之和。下面推导 $\sigma_1^2(f) + \sigma_2^2(f) + \dots + \sigma_r^2(f)$ 与矩阵 $A(f)$ 中各元素的关系, 进而得出替代 MTM-SVD 中奇异值分解的算法。

令行向量 $\eta_i(f) = (w_i Y_1^{(i)}(f), w_i Y_2^{(i)}(f), \dots, w_i Y_K^{(i)}(f))$, $i=1, 2, \dots, M$, 则矩阵 $A(f)$ 及其转置矩阵表示如下:

$$A(f) = \begin{bmatrix} \eta_1(f) \\ \eta_2(f) \\ \vdots \\ \eta_M(f) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$A^T(f) = [\eta_1^T(f) \ \eta_2^T(f) \ \dots \ \eta_M^T(f)] \quad (5)$$

容易求得方阵 $A(f)A^T(f)$ 的表达式如下,

$$A(f)A^T(f) = \begin{bmatrix} \eta_1(f) \\ \eta_2(f) \\ \vdots \\ \eta_M(f) \end{bmatrix} [\eta_1^T(f) \ \eta_2^T(f) \ \dots \ \eta_M^T(f)]$$

$$= \begin{bmatrix} \eta_1(f)\eta_1^T(f) & \eta_1(f)\eta_2^T(f) & \dots & \eta_1(f)\eta_M^T(f) \\ \eta_2(f)\eta_1^T(f) & \eta_2(f)\eta_2^T(f) & \dots & \eta_2(f)\eta_M^T(f) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \eta_M(f)\eta_1^T(f) & \eta_M(f)\eta_2^T(f) & \dots & \eta_M(f)\eta_M^T(f) \end{bmatrix} \quad (6)$$

由此可得出结论:

$$\sigma_1^2(f) + \sigma_2^2(f) + \dots + \sigma_r^2(f) = \eta_1(f)\eta_1^T(f) + \eta_2(f)\eta_2^T(f) + \dots + \eta_M(f)\eta_M^T(f) \quad (7)$$

选取矩阵 $A(f)$ 所有奇异值的平方和 $\sigma_1^2(f) + \sigma_2^2(f) + \dots + \sigma_r^2(f)$ 作为频率点 f 的干扰温度估计值, 这样使得估计更加准确。

2.2 改进后的算法实现过程

(1) 接收来自 M 个传感器的信号 $x_1(n), x_2(n), \dots, x_M(n)$,

设定权值向量 $\{w_m\}_{m=1}^M$;

(2) 对 $x_1(n), x_2(n), \dots, x_M(n)$ 进行 Multitaper 谱估计, 得到各个信号经由不同 Slepian 序列加窗后的谱估计结果 $Y_k^{(m)}(f)$, $k=1, 2, \dots, K; m=1, 2, \dots, M$;

(3) 由 $Y_k^{(m)}(f)$ 以及权值向量 $\{w_m\}_{m=1}^M$ 构造矩阵 $A(f)$;

(4) 利用公式(7)计算出不同频率点上干扰温度的估计值。

3 改进后算法的优点

3.1 减少算法的运算量提高算法的实时性

在不损失干扰温度估计准确度的情况下, 舍弃了算法运算量较大的奇异值分解, 取而代之的是计算量很小的只包含数值乘积与求和的运算步骤。这样就大大减小了算法本身的运算量, 提高了实时性的要求。利用 MATLAB 软件中的 rand 函数随机生成 $M \times K$ 矩阵 $A(f)$, 其中 Slepian 序列的个数 K 固定取值为 7, 而传感器的个数 M 从 1 连续变化到 100。对这样的矩阵 $A(f)$ 分别利用奇异值分解和公式(7)来计算干扰温度估计值, 比较这两种方法的运算量, 令 T 表示利用奇异值分解和利

用公式(7)的运算量之比, 图 1 给出了比值 T 随传感器个数 M 的变化曲线。曲线表明, 在构造了同样的矩阵 $A(f)$ 且传感器个数 M 小于 100 的情况下, 利用公式(7)计算干扰温度估计值比利用奇异值分解的方法至少提高 200 倍。

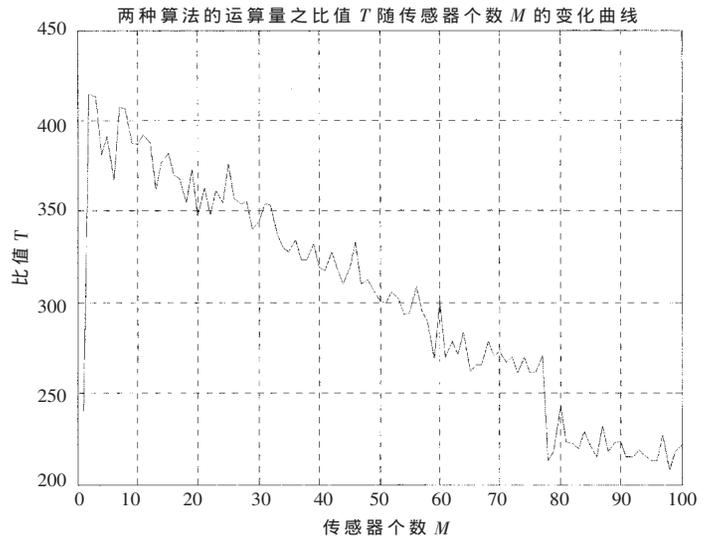


图 1 比值 T 随传感器个数 M 的变化曲线

3.2 能够方便地找到功率谱与干扰温度之间的关系

在引入干扰温度的概念后, 为了明确干扰温度估计值与功率谱之间的关系, 便于确定干扰温度限, 在使用 MTM-SVD 算法进行干扰温度的估计时, 改进后的算法选取了所有奇异值的平方和作为干扰温度的估计。这样就得到了干扰温度估计值与功率谱之间的关系式:

$$\frac{T(f)}{\hat{S}(f)} = Kg \sum_{i=1}^M w_i^2$$

其中, M 表示传感器个数, K 表示选择的 DPSS 序列个数, $\{w_m\}_{m=1}^M$ 表示与传感器位置相关的加权向量。具体推导过程如下:

在 M 个传感器、 K 个 DPSS 序列情况下, 利用 MTM 算法进行功率谱估计的公式为:

$$\hat{S}(f) = \frac{\sum_{i=1}^M w_i^2 S_i(f)}{\sum_{i=1}^M w_i^2} = \frac{\sum_{i=1}^M w_i^2 \sum_{k=1}^K |Y_k^2(f)|}{Kg \sum_{i=1}^M w_i^2}$$

$$\text{其中, } S_i(f) = \frac{\sum_{k=1}^K \lambda_k |Y_k^2(f)|}{\sum_{k=1}^K \lambda_k} \approx \frac{\sum_{k=1}^K |Y_k^2(f)|}{K} \text{ 为第 } i \text{ 个传感器}$$

接收信号的 MTM 算法功率谱估计, $\lambda_k \approx 1, k=1, 2, \dots, K$ 。

利用改进后的 MTM-SVD 算法计算得到干扰温度估计值的求解公式为:

$$T(f) = \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^K w_i^2 |Y_k^2(f)| = \sum_{i=1}^M w_i^2 \sum_{k=1}^K |Y_k^2(f)|$$

(接上页)

从而易得干扰温度估计值与功率谱之间的关系式为:

$$\frac{T(f)}{\hat{S}(f)} = Kg \sum_{i=1}^M w_i^2$$

无线频谱状况是未知的,且实时变化。在认知无线电中,要对无线频谱有一个准确而及时的认知,除了要求有一个准确的干扰温度估计算法之外,还要求该算法能够实时地反映无线频谱的变化。MTM-SVD 算法中,MTM 谱估计算法已经被证明是近最优的,但是奇异值分解算法却是提高算法实时性的瓶颈。本文所提出的干扰温度改进算法一方面保证了 MTM 谱估计算法近最优性的特点,另一方面,巧妙地利用了矩阵奇异值与矩阵元素之间的关系,舍弃了奇异值分解算法,大大减小了算法的运算量,保证了算法的实时性要求。同时通过该算法还能够得到干扰温度与功率谱之间的准确对应关

系,为认知无线电中空洞判决的干扰温度限的设置提供了重要支持。

参考文献

- 1 HAYKIN S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications. Selected Areas in Communications, IEEE Journal, 2005; 23(2):201~220
- 2 BRONEZ T P. On the performance advantage of multitaper spectral analysis. Signal Processing, IEEE Transactions, 1992; 40(12):2941~2946
- 3 WALDEN A T, MCCOY E, PERCIVAL D B. The variance of multitaper spectrum estimates for real gaussian processes. Signal Processing, IEEE Transactions, 1994; 42(2):479~482
- 4 RIEDEL K S, SIDORENKO A. Minimum bias multiple taper spectral estimation. Signal Processing, IEEE Transactions, 1995; 43(1):188~195

(收稿日期:2006-08-12)