

基于扩散策略的实时分布式协作频谱检测算法

张政保 姚少林* 许鑫 刘广凯
(军械工程学院信息工程系 石家庄 050003)

摘要: 针对传统分布式协作频谱检测算法认知用户不能实时检测问题, 该文提出基于扩散策略的实时分布式协作检测算法。算法利用各个节点的本地代价表示全局代价, 通过最小化各个节点的代价使得全局代价最小。采用最速下降法, 利用迭代方式计算各个节点检测量的最优估计值, 得出估计值的理论稳态均值和方差, 得出虚警概率、检测概率以及检测门限的封闭表达式。理论分析和实验结果表明, 该算法能够有效解决分布式网络认知节点的实时检测问题, 并具备快速学习和适应环境变化的能力。当虚警概率为 0.01 且检测概率达到 0.9 时, 平均信噪比较平均共识和非实时扩散策略降低了约 6 dB, 能够在极低信噪比条件下的信号检测。

关键词: 认知无线电; 协作频谱感知; 分布式估计; 扩散策略; 共识策略

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2015)12-2858-08

DOI: 10.11999/JEIT150460

Real-time Distributed Cooperative Spectrum Detection Algorithm Based on Diffusion Strategy

Zhang Zheng-bao Yao Shao-lin Xu Xin Liu Guang-kai

(Department of Information Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: Considering the problem of real-time distributed cooperative spectrum detection of cognitive users, a real-time distributed cooperative spectrum detection algorithm based on diffusion strategy is proposed. Global cost function can be approximated by an alternative localized cost that is amenable to distributed optimization. Each individual node optimizes this alternative cost via a steep-descent procedure that relies solely on interaction within the neighborhood of the node. The local estimate value can be calculated via the iteration procedure. A general model for analyzing the mean and variance of the estimates of the diffusion strategy is derived. The formulas of probability of detection, probability of false alarm and detection threshold are derived. Theoretical analysis and experimental results show that the proposed algorithm can effectively solve the problem of real-time detection signal, can quickly learn and adapt to environmental changes. Compared with average consensus strategy and non-real-time diffusion strategy, the average SNR of the proposed algorithm reduces about 6 dB, while the Pfa below 0.01 and Pd reached to 0.9. The diffusion strategy can satisfy the signal detection in very low SNR.

Key words: Cognitive radio; Cooperative spectrum sensing; Distributed estimation; Diffusion strategy; Consensus strategy

1 引言

分布式协作频谱检测是较大空间范围内多认知节点协作检测技术。相对于集中式技术, 分布式网络中的单个节点通过和相邻节点信息交换, 单个节点进行数据处理, 解决整个网络的协作问题, 目标就是通过分布式行为自适应估计网络的参数^[1-3]。文献[4]提出平均共识策略实现分布式协作, 每个节点通过和一跳相邻节点交换检测数据, 通过迭代求解, 最终使每个节点的检测量信息达到一致。文献[5]提出一种基于信噪比加权共识协作算法, 克服了平均共识算法无法体现认知节点信噪比差异的缺

陷。传统分布式检测算法将整个感知过程分为两个过程, 一是单个节点获取初始检测量信息, 二是认知节点通过协作策略使检测量达到一致收敛^[6]。这种数据处理方式不能实时适应和跟踪数据流统计量信息的变化, 实现分布式网络认知节点的实时信号检测。

扩散策略能用于解决分布式估计和分布式最优化、自适应等问题^[7-13]。扩散策略利用各个节点的代价表示全局代价, 利用最速下降法, 迭代求解出各个节点的最优值^[8,9]。最大最小特征值 (Maximum-Minimum Eigenvalue, MME)检测算法是一种经典的盲信号检测算法, 对噪声功率不确定性有较好的鲁棒性^[2,13-16]。本文将扩散策略引入分布式网络认知节点的协作检测过程, 提出基于扩散策略的分布式协作频谱检测算法, 解决分布式网络认知节点的实时信号检测问

题，所有节点不需要中心处理单元能够独自做出判决。该算法将 MME 检测的检测统计量作为认知节点的交换信息，采用扩散策略使各认知节点能够根据相邻节点的检测量取值得到使自身代价最小的最优的检测量，同时各个认知节点独自做出实时判决。理论推导了检测量估计值的稳态均值和方差，得出了虚警概率、检测概率以及检测门限的计算公式。仿真实验结果表明，所提算法不仅解决了分布式网络认知节点对主用户(Primary User, PU)信号的实时检测问题，检测量的稳态均值性能和网络均方差性能更好，检测精度较其他分布式算法大大提高。

2 网络模型及信号检测模型

考虑一个由 K 个认知节点构成的分布式认知网络。它可以描述为无向图模型 $G = (V, \xi)$ ，其中节点集合 $V = \{1, 2, \dots, K\}$ ，边集 $\xi = \{(i, k) | i, k \in V, i \neq k\}$ 为认知节点在单跳通信范围内的无序节点对，邻集 $N_k = \{l | (l, k) \in \xi\} \subset V$ 为节点 k 的单跳通信相邻节点集，集合 N_k 中元素的个数 $|N_k|$ 为节点 k 的度。

认知无线网络(Cognitive Radio Network, CRN)中，认知用户(Cognitive Users, CU)对 PU 信号的检测可以看作是二元检测模型。

$$\left. \begin{array}{l} H_0: t_i(n) < \gamma \\ H_1: t_i(n) \geq \gamma \end{array} \right\} \quad i = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

$t_i(n)$ 表示认知节点 i 在第 n 个感知阶段的检测量， γ 表示检测门限。认知节点实时分布式协作的结果体现在节点检测量数值的变化，各个节点通过与预设门限值对比，独自做出对 PU 信号的检测判决。 H_0 表示检测量小于门限值，PU 信号不存在。 H_1 表示检测量大于等于门限值，PU 信号存在。

3 基于扩散策略的分布式协作检测算法

分布式协作的目的是要根据实时检测量 $t(n)$ 得出全局期望检测量 t° 的估计值 t ，使得全局的代价最小^[8]。定义全局代价函数为

$$J^{\text{glob}}(t) = \sum_{k=1}^K \mathbb{E}[t_k(n) - t]^2 \quad (2)$$

K 个认知节点要通过分布式行为对 t° 做出估计。如图 1 所示，认知节点 k 只能与其相邻节点进行信息交互，而不能获得认知网络所有节点的代价信息，因此必须采用分布式策略使得单个节点可以与相邻节点信息交换得到全局代价。

3.1 分布式扩散最小均方估计

首先引入非负系数集 $\{c_{l,k}\}$ ，满足

$$\sum_{k=1}^K c_{l,k} = 1, \text{ 若 } l \notin N_k \text{ 则 } c_{l,k} = 0, \quad l = 1, 2, \dots, K \quad (3)$$

N_k 表示节点 k 的邻居节点集，能够共享信息。 $c_{l,k}$ 表示节点 k 接受节点 l 信息的权重。利用系数 $\{c_{l,k}\}$ ，节点 k 的本地代价以及相应的最优解可以表示为

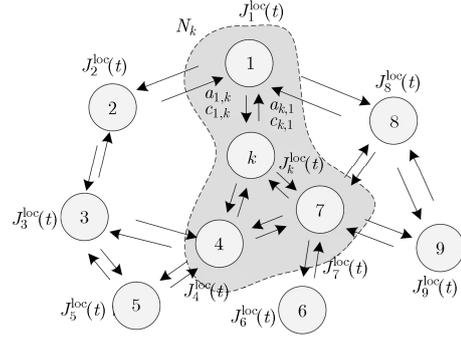


图 1 10 节点分布式网络

$$J_k^{\text{loc}}(t) \triangleq \sum_{l \in N_k} c_{l,k} \mathbb{E}[t_l(n) - t]^2 \quad (4)$$

$$t_k^{\text{loc}} = \sum_{l \in N_k} c_{l,k} \mathbb{E}[t_l(n)] \quad (5)$$

全局代价可以用节点 k 本地代价和其他节点本地代价函数的最优解 t_l^{loc} 表示：

$$J^{\text{glob}}(t) = \sum_{l \in N_k} c_{l,k} \mathbb{E}[t_l(n) - t]^2 + \sum_{l \in N_k \setminus \{k\}} \|t - t_l^{\text{loc}}\|^2 \quad (6)$$

节点 k 无法获取网络中所有节点的本地代价函数最优解数据 t_l^{loc} ，需要对式(6)第 2 项进行替换， $\|t - t_l^{\text{loc}}\|^2 \approx b_{l,k} \|t - t_l^{\text{loc}}\|^2$ 。其中非负系数 $b_{l,k}$ 构成 $K \times K$ 的矩阵 \mathbf{B} ，当 $l \notin N_k$ 时， $b_{l,k} = 0$ 。同时，用节点 l 中间估计值 $\hat{\psi}_l$ 替代未知的 t_l^{loc} 。全局代价函数在节点 k 的近似可以表示为

$$J_k^{\text{dist}}(t) = \sum_{l \in N_k} c_{l,k} \mathbb{E}[t_l(n) - t]^2 + \sum_{l \in N_k \setminus \{k\}} b_{l,k} \|t - \hat{\psi}_l\|^2 \quad (7)$$

对式(7)进行求导得

$$\begin{aligned} \nabla_T J_k^{\text{dist}}(t) &= 2 \sum_{l \in N_k} c_{l,k} [t - \mathbb{E}[t_l(n)]] \\ &\quad + 2 \sum_{l \in N_k \setminus \{k\}} b_{l,k} [t - \hat{\psi}_l] \end{aligned} \quad (8)$$

任一节点 k 可以利用最速下降法通过迭代方式得到式(7)的最优解。迭代解的形式为

$$\begin{aligned} \hat{t}_k(n+1) &= \hat{t}_k(n) - \mu_k \sum_{l \in N_k} c_{l,k} [t - \mathbb{E}[t_l(n)]] \\ &\quad - \mu_k \sum_{l \in N_k \setminus \{k\}} b_{l,k} [t - \hat{\psi}_l] \end{aligned} \quad (9)$$

$\hat{t}_k(n)$ 表示节点 k 在 n 时刻对 t° 的估计， μ_k 表示正定的步长参数。式(9)可以使用逐渐变小的步长参数，但本文使用定步长参数，这样分布式策略才能够持续自适应和学习。可以通过均方误差收敛性分析，描述估计值 $\hat{t}_k(n)$ 同 t° 的接近程度。算法的均方误差性能同步长相关，足够小的步长可以使均方误差充分小。

对式(9)增加两个修正项得到估计 $\hat{t}_k(n)$ ，用于更新它到 $\hat{t}_k(n+1)$ 。

$$\hat{\psi}_k(n+1) = \hat{t}_k(n) + \mu_k \sum_{l \in N_k} c_{l,k} [E[t_l(n)] - \hat{t}_k(n)] \quad (10)$$

$$\hat{t}_k(n+1) = \hat{\psi}_k(n+1) + v_k \sum_{l \in N_k} b_{l,k} [\hat{\psi}_l - \hat{t}_k(n)] \quad (11)$$

首先, 迭代式(11)中 $\hat{\psi}_l$ 代替的是未知的本地最优解 t_l^{loc} , 所有节点通过该更新过程得到估计 t_l^{loc} 。节点 k 的相邻节点利用式(10)过程得到中间估计值 $\hat{\psi}_l(n)$ 。

其次, 式(10)中的中间变量 $\hat{\psi}_k(n+1)$ 通过融合了相邻节点检测量信息获得, 相较于 $\hat{t}_k(n)$ 是对本地最优估计值 t_l^{loc} 更好的估计, 可以用 $\hat{\psi}_k(n+1)$ 对式(11)中的 $\hat{t}_k(n)$ 进行替换。

根据以上分析, 式(11)可以重新表示为

$$\hat{t}_k(n+1) = \hat{\psi}_k(n+1) + v_k \sum_{l \in N_k} b_{l,k} [\hat{\psi}_l(n) - \hat{\psi}_k(n+1)] \quad (12)$$

合并后可得

$$\hat{t}_k(n+1) = \left[1 - v_k \sum_{l \in N_k} b_{l,k} \right] \hat{\psi}_k(n+1) + v_k \sum_{l \in N_k \setminus \{k\}} b_{l,k} \hat{\psi}_l(n+1) \quad (13)$$

引入系数 $a_{l,k}$, 定义

$$a_{l,k} \triangleq v_k b_{l,k}, (l \neq k) \text{ 且 } a_{k,k} \triangleq 1 - \mu_k \sum_{l \in N_k \setminus \{k\}} b_{l,k} \quad (14)$$

系数 $\{a_{l,k}\}$ 满足 $\sum_{l=1}^K a_{l,k} = 1$, 若 $l \notin N_k$ 则 $a_{l,k} = 0$ 。系数 $a_{l,k}$ 构成 $K \times K$ 的矩阵 \mathbf{A} , 为左随机矩阵。式(10)中, 可用 $t_l(n)$ 替换 $E[t_l(n)]$, 可以得到适应融合(Adapt-Then-Combine, ATC)扩散算法。

$$\left. \begin{aligned} \hat{\psi}_k(n+1) &= \hat{t}_k(n) + \mu_k \sum_{l \in N_k} c_{l,k} [t_l(n+1) - \hat{t}_k(n)] \\ \hat{t}_k(n+1) &= \sum_{l \in N_k} a_{l,k} \hat{\psi}_l(n+1) \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

如果对调式(10)和式(11)的位置实现式(9), 可

以得出融合适应(Combine-Then-Adapt, CTA)扩散算法。

$$\left. \begin{aligned} \hat{\psi}_k(n) &= \sum_{l \in N_k} c_{l,k} \hat{t}_l(n) \\ \hat{t}_k(n+1) &= \hat{\psi}_k(n) + \mu_k \sum_{l \in N_k} a_{l,k} [t_l(n+1) - \hat{t}_k(n)] \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

3.2 算法的数据处理过程及具体实现步骤

扩散算法的数据处理过程如图 2 所示, 检测算法的具体步骤如表 1、表 2 所示。

ATC 扩散算法可以分为两个过程。首先是自适应更新过程, 在 n 时刻, 节点 k 利用自身估计值 $\hat{t}_k(n)$ 和新增的相邻节点检测量信息 $t_l(n+1)$ 得到中间估计值 $\hat{\psi}_k(n+1)$, 系数 $c_{l,k}$ 决定了节点间检测量信息的交换。再是合并更新过程, 节点 k 的估计值 $\hat{t}_k(n+1)$ 通过对其相邻节点的中间估计值 $\hat{\psi}_l(n+1)$ 线性合并得到, 系数 $a_{l,k}$ 决定了合并权重。

CTA 扩散算法也可以分为两个过程。首先是合并更新过程, 在 n 时刻, 节点 k 通过相邻节点估计值 $\hat{t}_l(n)$ 线性合并得到中间估计值 $\hat{\psi}_k(n)$, 系数 $c_{l,k}$ 决定合并权重。再是自适应更新过程, 节点 k 利用中间估计值 $\hat{\psi}_k(n)$ 和新增的邻居节点的检测量信息 $t_l(n+1)$ 得出 $n+1$ 时刻的估计值 $\hat{t}_k(n+1)$, 系数 $a_{l,k}$ 决定了节点间的信息交换过程。

ATC 扩散算法和 CTA 扩散算法的区别在于合并更新过程和自适应更新过程的顺序。根据表 1、表 2 的算法实现过程可以看出, ATC 扩散算法认知节点信息交换需要两次交互实现检测量估计过程, 先是交换 $\{t_l(n+1)\}$, 再交换中间变量 $\{\hat{\psi}_k(n+1)\}$ 。CTA 扩散算法信息交换只需要一次, 交换 $\{\hat{t}_l(n), t_l(n+1)\}$ 。可以看出, ATC 扩散算法信息交互更加充分, 能够提高检测精度, 而 CTA 扩散算法检测量融合过程消耗能量更少, 能够提高融合效率。

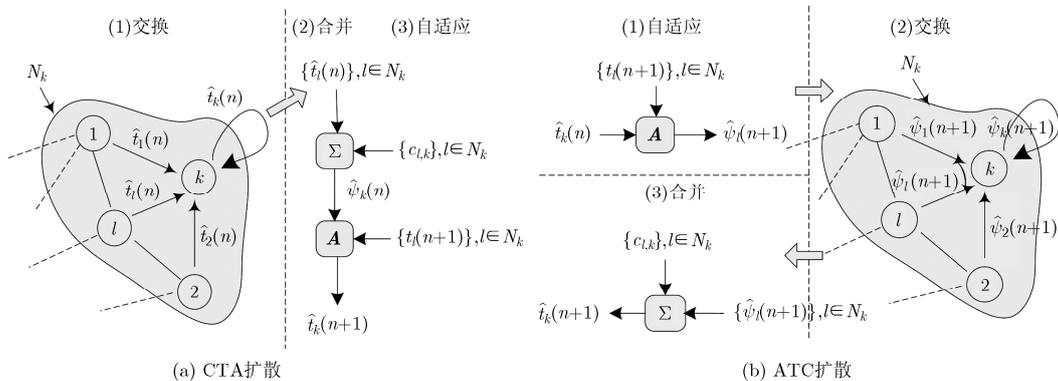


图 2 ATC 扩散和 CTA 扩散策略

表 1 ATC 扩散的检测算法流程

基于 ATC 扩散的分布式检测算法

初始化: 令 $\hat{t}_k(0)=t_k(0)$

给定非负实系数 $a_{l,k}, c_{l,k}$

for 每个 $n \geq 1$ 时刻

 for 每个节点 $k = 1, 2, \dots, K$

(1)检测量估计

$$\hat{\psi}_k(n+1) = \hat{t}_k(n) + \mu_k \sum_{l \in N_k} c_{l,k} [t_l(n+1) - \hat{t}_k(n)]$$

$$\hat{t}_k(n+1) = \sum_{l \in N_k} a_{l,k} \hat{\psi}_l(n+1)$$

(2)检测判决

$H_0: \hat{t}_k(n+1) < \gamma$ or $H_1: \hat{t}_k(n+1) \geq \gamma$

 end

end

表 2 CTA 扩散的检测算法流程

基于 CTA 扩散的分布式检测算法

初始化: 令 $\hat{t}_k(0)=t_k(0)$

给定非负实系数 $a_{l,k}, c_{l,k}$

for 每个 $n \geq 1$ 时刻

 for 每个节点 $k = 1, 2, \dots, K$

(1)检测量估计

$$\hat{\psi}_k(n) = \sum_{l \in N_k} c_{l,k} \hat{t}_l(n)$$

$$\hat{t}_k(n+1) = \hat{\psi}_k(n) + \mu_k \sum_{l \in N_k} a_{l,k} [t_l(n+1) - \hat{t}_k(n)]$$

(2)检测判决

$H_0: \hat{t}_k(n+1) < \gamma$ or $H_1: \hat{t}_k(n+1) \geq \gamma$

 end

end

4 性能分析

所提算法的性能分析可以分为两部分。一是分析基于 ATC 扩散策略和 CTA 扩散策略的检测量估计值的稳态均值和方差。二是分析把 MME 检测算法的检测量作为交互信息的分布式协作检测算法的检测性能。

定义向量 $\hat{\mathbf{T}}(n) = [\hat{t}_1(n), \dots, \hat{t}_K(n)]^T$ 和 $\mathbf{T}(n) = [t_1(n), \dots, t_K(n)]^T$ 表示所有节点 $k \in K$ 在 n 时刻的估计值和检测量取值。定义矩阵 $\mathbf{M} = \text{diag} \{ \mu_1, \dots, \mu_K \}$ 表示算法的步长参数。引入新的大小为 $K \times K$ 的矩阵 \mathbf{L}_1 和 \mathbf{L}_2 , 使得仅用一个框架就能表示扩散算法。可以将式(9)的递归式表示为通用形式

$$\hat{\mathbf{T}}(n+1) = \mathbf{L}_2 (\mathbf{I} - \mathbf{M}) \mathbf{L}_1 \hat{\mathbf{T}}(n) + \mathbf{L}_2 \mathbf{M} \mathbf{C} \mathbf{T}(n) \quad (17)$$

节点的初始估计值为 $\hat{\mathbf{T}}(0)$ 。对于 ATC 扩散算法, 我们取 $\mathbf{L}_1 = \mathbf{I}, \mathbf{L}_2 = \mathbf{A}, \mathbf{C} = \mathbf{A}$ 或 $\mathbf{C} = \mathbf{I}$ 。对于

CTA 扩散算法, 我们取 $\mathbf{L}_1 = \mathbf{A}, \mathbf{L}_2 = \mathbf{I}, \mathbf{C} = \mathbf{A}$ 或 $\mathbf{C} = \mathbf{I}$ 。当 $\mathbf{L}_1 = \mathbf{L}_2 = \mathbf{C} = \mathbf{I}$ 时, 可以表示非合作检测测量估计算法。

4.1 均值估计

根据信号检测模型式(1), 定义检测量矩阵的条件期望为 $E[\mathbf{T}(n)|H_i]$, $i = 1$ 表示 PU 信号存在, $i = 0$ 表示 PU 信号不存在。这部分分析我们假设环境是稳定的, 条件均值是恒定值。实际检测过程中, 短时间内可以这样假设。根据通用递归公式(16), 可以得到

$$E[\hat{\mathbf{T}}(n+1)|H_i] = \mathbf{L}_2 (\mathbf{I} - \mathbf{M}) \mathbf{L}_1 \cdot E[\hat{\mathbf{T}}(n)|H_i] + \mathbf{L}_2 \mathbf{M} \mathbf{C} \cdot E[\mathbf{T}(n)|H_i] \quad (18)$$

$i = 0, 1$, 初始值给定为 $E[\hat{\mathbf{T}}(0)|H_i]$ 。

迭代之后, 均值递归可以表示为

$$E[\hat{\mathbf{T}}(n)|H_i] = [\mathbf{L}_2 (\mathbf{I} - \mathbf{M}) \mathbf{L}_1]^n \cdot \hat{\mathbf{T}}(0) + \left[\sum_{i=0}^{n-1} [\mathbf{L}_2 (\mathbf{I} - \mathbf{M}) \mathbf{L}_1]^i \right] \mathbf{L}_2 \mathbf{M} \mathbf{C} \cdot E[\mathbf{T}(n)|H_i] \quad (19)$$

在一定范围内选择 μ_k 且保证矩阵 $[\mathbf{I} - [\mathbf{L}_2 (\mathbf{I} - \mathbf{M}) \mathbf{L}_1]]$ 可逆, 可以使估计值收敛至稳定状态。可以得到稳态时的均值为 $E[\hat{\mathbf{T}}(\infty)|H_i]$

$$E[\hat{\mathbf{T}}(\infty)|H_i] = [\mathbf{I} - [\mathbf{L}_2 (\mathbf{I} - \mathbf{M}) \mathbf{L}_1]]^{-1} \mathbf{L}_2 \mathbf{M} \mathbf{C} \cdot E[\mathbf{T}(n)|H_i] \quad (20)$$

式(20)是两种扩散算法的通用的稳态估计值理论表达式。

4.2 方差估计

定义两种假设条件下估计值的条件协方差 $\text{Cov}[\hat{\mathbf{T}}(n+1)|H_i]$ 。类似地定义检测量的条件协方差 $\text{Cov}[\mathbf{T}(n)|H_i]$ 。通过递归公式(17)、式(18)和标准协方差的定义, 考虑到估计值向量 $\hat{\mathbf{T}}(n)$ 是与检测值向量 $\mathbf{T}(n)$ 是独立的, 可以得到协方差递归式为

$$\text{Cov}[\hat{\mathbf{T}}(n+1)|H_i] = \mathbf{L}_2 (\mathbf{I} - \mathbf{M}) \mathbf{L}_1 \cdot \text{Cov}[\hat{\mathbf{T}}(n)|H_i] \cdot \mathbf{L}_1^T (\mathbf{I} - \mathbf{M}) \mathbf{L}_2^T + \mathbf{L}_2 \mathbf{M} \mathbf{C} \cdot \text{Cov}[\mathbf{T}(n)|H_i] \cdot \mathbf{C}^T \mathbf{M} \mathbf{L}_2^T \quad (21)$$

协方差矩阵初始估计记为 $\text{Cov}[\hat{\mathbf{T}}(0)|H_i]$, $i = 0, 1$ 。检测量的协方差矩阵 $\text{Cov}[\mathbf{T}(n)|H_i]$ 在短时间内是恒定的。

式(20)为离散时间代数黎卡提微分方程 (Discrete-time Algebraic Riccati Equation, DARE)。节点 k 的稳态方差 $\text{Var}[\hat{T}_k(\infty)|H_i]$, $i = 0, 1$ 可以根据稳态协方差矩阵 $\text{Cov}[\hat{\mathbf{T}}(\infty)|H_i]$ 的对角线元素 $\{k, k\}$ 得到, 而 $\text{Cov}[\hat{\mathbf{T}}(\infty)|H_i]$ 为 DARE 的解^[9]。

4.3 检测性能分析

节点 k 在 n 时刻的检测量的估计值是通过分布式扩散算法得到的, 因此检测性能依赖检测量的估计过程。推导检测概率 P_d 和虚警概率 P_{fa} 公式需要知道 H_0 , H_1 条件下检测量估计值 $\hat{t}_k(n+1)$ 的概率密度函数(Probability Density Function, PDF)。

本文将分布式协作之后得到的检测统计量 $\hat{t}_k(n+1)$ 近似为高斯变量。标准高斯的互补分布函数

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{\infty} \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt \quad (22)$$

根据式(18)和式(21)可以很容易得到节点 k 的条件均值 $E[\hat{t}_k(n+1)|H_i]$ 和条件方差 $\text{Var}[\hat{t}_k(n+1)|H_i]$, 可以根据稳态结果得到相应的稳态值。我们给出近似的基于扩散策略的分布式协作的检测性能。在 H_0 条件下的检测虚警概率为

$$P_{fa}(\gamma, t) = \Pr(T(x) > \lambda | H_0) = \int_{\gamma}^{\infty} p_x(x|H_0) dx \quad (23)$$

代入 H_0 条件下的估计均值和方差, 可以得到

$$P_{fa} = Q\left(\frac{\gamma - E[\hat{t}_k(n+1)|H_0]}{\sqrt{\text{Var}[\hat{t}_k(n+1)|H_0]}}\right) \quad (24)$$

H_1 条件下的检测概率为

$$P_d(\gamma, t) = \Pr(T(x) > \lambda | H_1) = \int_{\gamma}^{\infty} p_x(x|H_1) dx \quad (25)$$

定义节点 k 的检测概率为 $P_{d,k}$, 代入 H_1 条件下的估计均值和方差, 可以得到

$$P_{d,k} = Q\left(\frac{\gamma - E[\hat{t}_k(n+1)|H_1]}{\sqrt{\text{Var}[\hat{t}_k(n+1)|H_1]}}\right) \quad (26)$$

通过固定虚警概率 P_{fa} , 根据式(23)可以得到检测门限为

$$\gamma = E[\hat{t}_k(n+1)|H_0] + Q^{-1}(P_{fa}) \sqrt{\text{Var}[\hat{t}_k(n+1)|H_0]} \quad (27)$$

理论上每个认知节点的检测门限是相同的。计算门限要求知道 H_0 条件下检测量估计值一、二阶矩, 这依赖算法的参数, 特别是步长参数。实际过程中矩计算可以在给定步长参数和融合矩阵的前提下通过式(18)和式(21)提前计算。

5 仿真结果

仿真部分主要对基于扩散策略的分布式检测算法的检测量估计性能、网络中认知节点的瞬时方差、稳态条件下各节点的方差、算法的检测性能进行了 Matlab 仿真实验。仿真采用 10 节点认知网络, 其拓扑关系和信噪比信息如图 3 所示。仿真实验中, PU 信号为高斯白噪声信道下的 QPSK 信号, 其基带码元速率为 2 kbps, 载波信号为 10 kHz, 数据采样速率为 50 kHz。

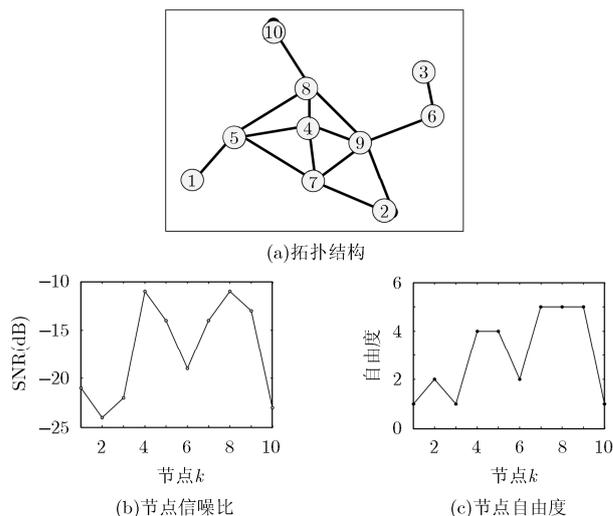


图 3 10 节点拓扑网络结构

5.1 分布式检测量估计性能

仿真实验中每个认知节点对 PU 信号进行 MME 检测, 采样数据长度为 2000, 可以得到节点 k 在 n 时刻的检测量测量值 $\{t_k(n)\}$, $k \in K$ 。节点间分别采用平均共识策略、非实时扩散策略、ATC 扩散策略、CTA 扩散策略协作进行检测量估计。按照图 2 的拓扑结构对各认知节点的检测值进行协作估计。实验过程中 PU 信号在前 1000 个检测时刻存在, 之后 1000 个检测时刻仅有噪声信号。扩散策略采用的步长 $\mu_k = 0.05$, 自适应矩阵 \mathbf{A} 和融合矩阵 \mathbf{C} 根据拓扑结构按照相对自由度的方法取值。

$$a_{l,k} = \begin{cases} \frac{|N_l|}{|N_k| + \sum_{l \in N_k} |N_l|}, & l \in N_k \\ \frac{|N_k|}{|N_k| + \sum_{l \in N_k} |N_l|}, & l = k, \sum_{i=1}^K a_{i,k} = 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (28)$$

图 4 是根据 4 种分布式策略得到的检测量估计值曲线。可以看出, 实时扩散策略得到的检测量估计值无论 PU 信号是否存在方差都更小, ATC 扩散策略的估计值稳定性最好。ATC 策略的稳态方差最小, 检测性能理应最好。平均共识策略和非实时扩散策略仅仅是对某个时刻各节点的检测值进行融合估计, 而实时扩散策略利用了历史数据, 节点融合了更多的检测量信息, 每个节点都不会因为某一时刻自身检测值失效而出现估计值的剧烈变动。从 4 幅图中可以大致看出 ATC 扩散策略所有节点的估计值稳态方差最小, 平均共识策略的稳态方差最大。

实时扩散算法的优势在于实时性，当 PU 在有和无之间切换时，能否快速学习，快速达到估计值稳定直接影响算法性能。图 5 是 ATC 算法的初始学习和自适应曲线。实验对 ATC 扩散算法在前 10 个时刻以及第 951 至第 1150 个时刻之间节点检测量估计值进行了细节描述。可以看出，所有节点的估计值在第 5 个检测时刻过后达到稳定。第 1000 个时刻 PU 信号不存在之后，所有节点能够迅速适应环境变化，经过大约 70 个检测时刻后，估计值达到了稳定，按照 50 kHz 的采样速率，节点估计值达到稳定的时间大约为 2.8 s。适应时间主要与算法迭代步长 μ_k 相关，迭代步长越大，认知节点检测量达到稳定所需的时间越短，但是融合的效果变差，因此自适应学

习的速度和融合的精度之间存在折中。在实际协作检测过程中，可以根据实际情况调整步长大小，使得在满足认知用户检测精度的条件下最大限度提高认知节点对环境变化的适应能力。

图 6 是两种分布式扩散算法的网络瞬态方差性能和认知节点的稳态方差性能。图 6(a)是前 300 个检测时刻网络的瞬态方差性能，描述了每一个检测时刻所有节点检测量估计值的稳定性，可以看出，ATC 扩散策略的方差曲线在 CTA 策略的下方，且趋于稳定的速度更快，因此 ATC 扩散策略所得的检测量估计值的瞬态方差性能优于 CTA 扩散策略。图 6(b)是各个节点的稳态方差性能。实验对网络迭代稳定之后 10 个节点最后的 100 次检测量估计值做方

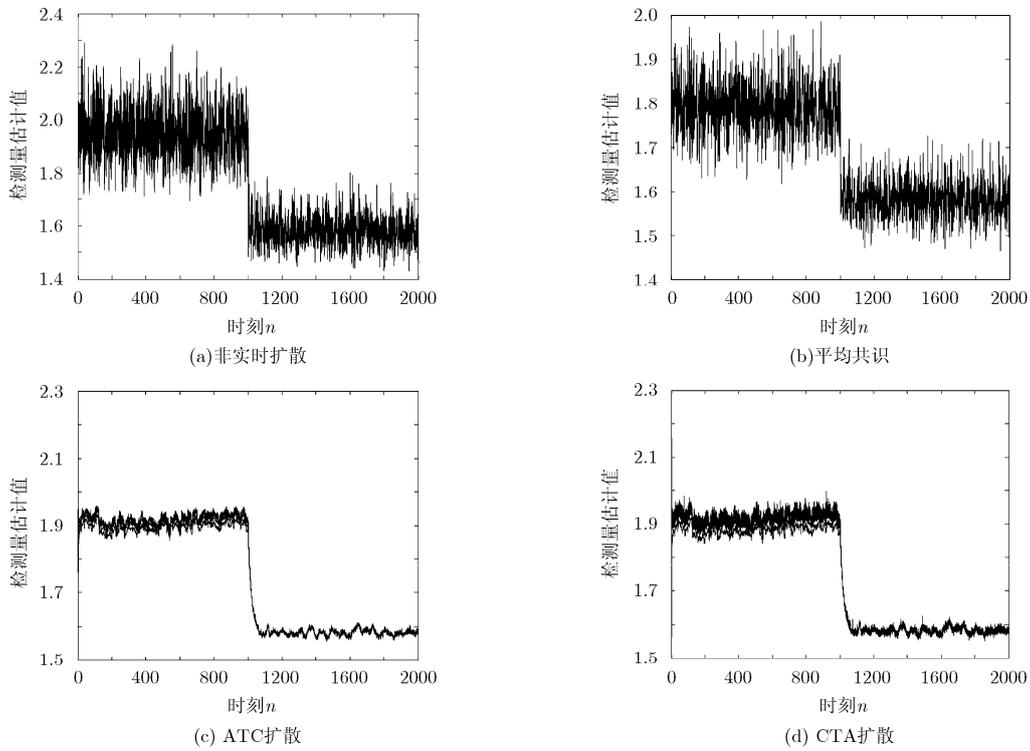


图 4 4 种分布式算法的检测量估计

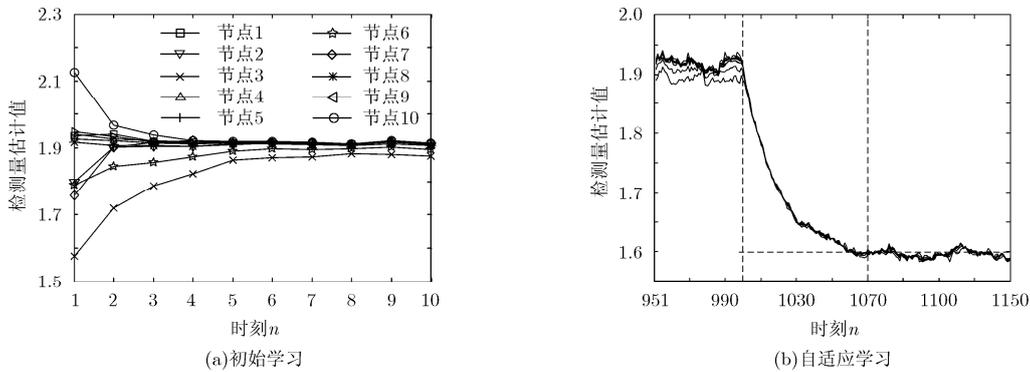


图 5 ATC 算法的初始学习和自适应学习曲线

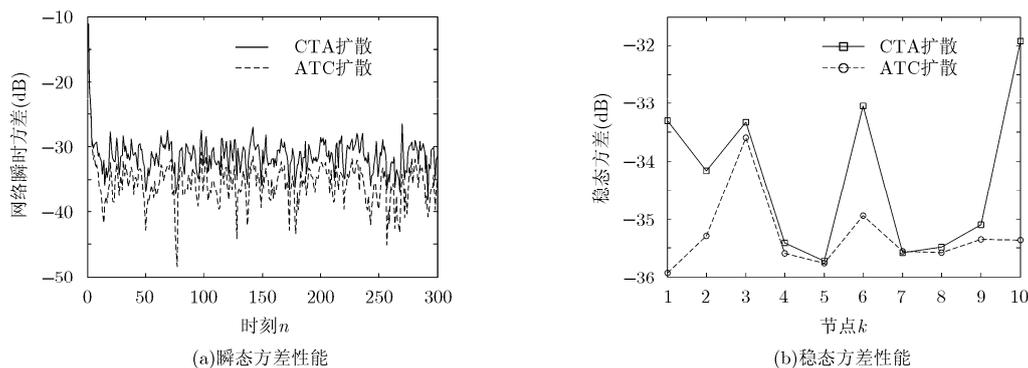


图 6 扩散算法的性能曲线

差,可以看出,ATC 扩散策略下的所有节点的方差值均低于 CTA 扩散策略。ATC 扩散算法的一次协作过程包括两次信息交换,信息融合更加彻底,而 CTA 扩散算法只有一次,提高了融合效率。两种算法的本质就是融合效率和融合精度的折中,因此采用 ATC 扩散策略的网络,瞬时性能和稳态性能都优于 CTA 扩散策略。平均共识策略和非实时扩散策略的估计值是认知节点经过数次迭代得到的一致收敛值,在同一时刻,因此考虑其瞬时方差没有意义。

5.2 检测性能分析

图 7 是 4 种分布式策略的检测性能曲线。虚警概率取 0.01,横坐标是所有节点的平均信噪比,纵坐标是检测概率。从图 7 中可以看出 ATC 扩散策略和 CTA 扩散策略的检测性能明显优于平均共识策略和非实时扩散策略,ATC 扩散策略稍优于 CTA 扩散策略。平均信噪比在 -23 dB 时,ATC 扩散策略就能达到 0.9 的检测概率,能够满足在极低信噪比条件下的 PU 信号检测。在检测概率为 0.9 时,实时扩散策略检测性能较非实时扩散策略和平均共识策略,信噪比降低了大约 6 dB。采用非实时扩散策略和平均共识策略的认知网络,把整个感知过程分为了单节点检测过程和协作过程,协作时所有节点多次信息交换使检测量达到一致时,各个认知节点独自做出判决,而采用 ATC 扩散策略和 CTA 扩散策略的网络,认知节点的协作过程融合更多的检测量信息,感知过程不需要所有节点检测量完全一致,就能做出实时判决,从效果上看检测性能发生了质变。

6 结束语

本文研究了分布式认知网络的实时协作频谱检测问题,提出基于扩散策略的分布式协作的实时检测策略。实验仿真结果表明,基于扩散策略的分布式协作的实时检测算法能够有效解决认知节点的实时检测问题,并能够快速适应 PU 信号有无的变化,

提高认知节点的检测精度。采用 ATC 扩散策略的认知网络在协作性能上稍优于 CTA 扩散策略,而采用 CTA 扩散策略的网络在协作效率上有一定优势。融合矩阵、自适应矩阵的选取原则以及步长参数的选取对扩散算法的性能影响较大,下一步将对此进行研究。

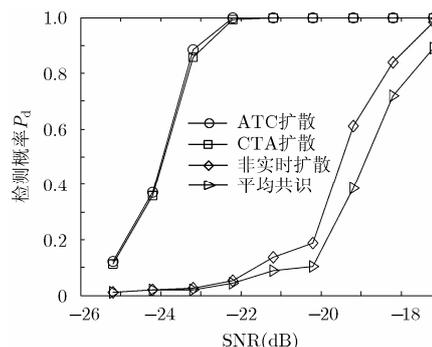


图 7 检测性能曲线

参考文献

- [1] Wu Q H, Ding G R, Wang J L, *et al.* Consensus-based decentralized clustering for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2012, 57(28/29): 3677-3683.
- [2] Zeng Y, Liang Y C, Hoang A T, *et al.* A review on spectrum sensing for cognitive radio: challenges and solutions[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2010, DOI: 10.1155/2010/381465.
- [3] Bogdanovic N, Plata-Chaves J, and Berberidis K. Distributed diffusion-based LMS for node-specific parameter estimation over adaptive networks[C]. 2014 IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), Florence, Italy, 2014: 7223-7227.
- [4] Raza A, Ejaz W, Ahmed S S, *et al.* Consensus-based distributive cooperative spectrum sensing for mobile Ad hoc cognitive radio networks[OL]. [http://dx.doi.org/ 10.1155/](http://dx.doi.org/10.1155/)

- 2013/450626. 2013.
- [5] Zhang W, Wang Z, Guo Y, *et al.* Distributed cooperative spectrum sensing based on weighted average consensus[C]. IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM 2011), Houston, TX, USA, 2011: 1-6.
- [6] Tu S Y and Sayed A H. Diffusion strategies outperform consensus strategies for distributed estimation over adaptive networks[J], *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(12): 6217-6234.
- [7] Cattivelli F S and Sayed A H. Diffusion LMS strategies for distributed estimation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(3): 1035-1048.
- [8] Chen J and Sayed A H. Diffusion adaptation strategies for distributed optimization and learning over networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(8): 4289-4305.
- [9] Ainomae A, Trump T, and Bengtsson M. Distributed diffusion LMS based energy detection[C] 2014 6th International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems and Workshops (ICUMT), St. Petersburg, 2014: 176-183.
- [10] Cattivelli F S and Sayed A H. Distributed detection over adaptive networks using diffusion adaptation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(5): 1917-1932.
- [11] Takahashi N, Yamada I, and Sayed A H. Diffusion least-mean squares with adaptive combiners: Formulation and performance analysis[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(9): 4795-4810.
- [12] Al-Sayed S, Zoubir A M, and Sayed A H. Robust distributed detection over adaptive diffusion networks[C] 2014 IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), Florence, Italy, 2014: 7233-7237.
- [13] Braca P, Marano S, Matta V, *et al.* Asymptotic performance of adaptive distributed detection over networks[OL]. <http://arxiv.org/abs/1401.5742>. 2014.
- [14] Zeng Y and Liang Y C. Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2009, 57(6): 1784-1793.
- [15] 赵晓晖, 李晓燕. 认知无线电中基于阵列天线和协方差矩阵的频谱感知算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(7): 1693-1698. Zhao Xiao-hui and Li Xiao-yan. Spectrum sensing algorithm in cognitive radio based on array antenna and covariance matrix[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(7): 1693-1698.
- [16] 袁龙, 邢禄, 彭涛, 等. 基于精确噪声估计的迭代频谱感知算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(3): 655-661. Yuan Long, Xing Lu, Peng Tao, *et al.* An iterative spectrum sensing algorithm based on accurate noise estimation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(3): 655-661.
- 张政保: 男, 1965年生, 教授, 硕士生导师, 研究方向为认知无线电、信息安全技术.
- 姚少林: 男, 1992年生, 硕士, 研究方向为认知无线电频谱感知.
- 许鑫: 男, 1964年生, 高级工程师, 主要研究领域为通信抗干扰技术.
- 刘广凯: 男, 1990年生, 硕士, 主要研究领域为通信抗干扰技术.