

基于特征融合的多节点调制识别方法*

段皓宇, 李 鸥, 胡赞鹏, 刘 洋

(解放军信息工程大学 信息工程学院, 郑州 450002)

摘要: 针对传感器网络节点的分布式结构,给出了基于特征融合的多节点联合调制识别方法。首先利用似然比推导了特征融合的联合识别准则;然后依据准则给出了多节点调制识别的仿真性能;最后和基于决策融合的多节点调制识别方法进行了比较。仿真结果表明,在没有过多增加网络通信负载的情况下,特征融合相比决策融合提高了识别性能。

关键词: 传感器网络; 分布式结构; 调制识别; 似然比; 特征融合

中图分类号: TP393.04 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)10-3935-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.10.089

Modulation classification algorithm of multinodes based on features fusion

DUAN Hao-yu, LI Ou, HU Yun-peng, LIU Yang

(Institute of Information Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: This paper proposed a modulation recognition algorithm of multinodes based on features fusion for the distributed structure of wireless sensor network nodes. Firstly, derived combining classification criterion of features fusion by using likelihood ratio. Then, presented the simulation performances under the criterion. Finally, it proposed the performance comparison of features fusion and decisions fusion. In the not too much increase network communication load, the features fusion algorithm has a better performance.

Key words: wireless sensor network; distributed structure; modulation classification; likelihood ratio; features fusion

随着无线通信技术的发展和综合使用,电磁频谱作为无线通信中信息的传输媒介,日益成为一种世界范围内的稀缺资源。电磁频谱监测的主要任务是对无线电信号进行调制方式识别、特征参数提取及信号源定位^[1]。调制方式识别是电磁频谱监测关键技术之一,其基本任务是对信号的调制类型进行分类,从而为进一步分析和处理信号提供依据。在过去的20年里,虽然调制识别方法已经得到了大量研究^[2-4],但这些研究都局限于单个监测节点,调制识别的准确性很大程度上还依赖于信道质量和信号强度。近年来,频谱监测的分布式、网络化成为频谱监测设备发展的主要方向,在合理有效的协同策略下,多个监测节点通过协作以提高信号识别精度。

随着传感器网络的兴起,分布式检测、估计及识别方法的优越性受到越来越多的关注。文献[5]首先对传感器网络的监测节点进行分簇,利用各个传感器节点得到的四阶累积量,通过优化算法得到更加精确的累积量估计值,提高了系统的调制识别准确率。文献[6]引用文献[7]中的逐个优化准则来实现反馈型结构的分布式信号调制识别,而在实际的传感器网络环境中,反馈型结构的开销过大。文献[8]给出了多传感器节点的调制识别框架,并证明了多个监测节点相比单个节点可以对监测信号进行更详细的描述。文献[9]提出了传感器网络中基于似然函数的调制识别方法。文献[10]将决策融合的方法在传感器网络中加以应用,提高了调制识别性能。

本文通过提取高阶累积量特征,以[BPSK 4PAM]两种信

号的调制识别为例,利用似然比对特征融合的多节点调制识别的方法进行了分析和推导,分析了各传感器节点信噪比相同和不同条件下的联合调制识别性能。

1 单节点调制识别方法

为方便研究,假设用于信号调制方式识别提取的识别特征服从均值为 m_i 、方差为 σ_i^2 均值高斯分布 $N(m_i, \sigma_i^2)$ 。分布函数为

$$p(x_l|H_i) = \frac{1}{(2\pi\sigma_i^2)^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_i^2}(x_l - m_i)^2\right] \quad (1)$$

其中: H_i 表示调制方式为 i 的目标信号; x_l 表示第 l 个监测节点对目标信号提取的识别特征; σ_i^2 表示节点 l 接收的噪声功率; m_i 为目标信号 H_i 的特征值均值。由最小风险贝叶斯准则可得

$$\frac{p(x_l|H_i)}{p(x_l|H_j)} \underset{H_i}{\overset{H_j}{<}} \frac{(C_{jj} - C_{ji})P(H_j)}{(C_{ji} - C_{ii})P(H_i)} = \gamma \quad (2)$$

本文中假设 $C_{jj} = C_{ii} = 0, C_{ji} = C_{ij} = 1$, 式(2)可简化为

$$\frac{p(x_l|H_i)}{p(x_l|H_j)} \underset{H_i}{\overset{H_j}{<}} \frac{P(H_j)}{P(H_i)} = \gamma \quad (3)$$

即为最小错误概率准则。进而可以得到两种信号的识别率:

$$\begin{cases} P_c(x_l|H_i) = Pr[p(x_l|H_i)/p(x_l|H_j) \geq \gamma|H_i] \\ P_c(x_l|H_j) = Pr[p(x_l|H_i)/p(x_l|H_j) < \gamma|H_j] \end{cases} \quad (4)$$

收稿日期: 2012-03-27; 修回日期: 2012-04-30 基金项目: 国家科技重大专项资助项目(2010ZX03006-002)

作者简介: 段皓宇(1985-),男,河南洛阳人,硕士研究生,主要研究方向为面向传感器网络的多节点调制识别方法(395830316@163.com); 李鸥(1961-),男,河南郑州人,教授,博导,主要研究方向为无线传感器网络、物联网; 胡赞鹏(1978-),男,河南郑州人,副教授,硕导,主要研究方向为无线通信; 刘洋(1980-),男,河南郑州人,博士研究生,主要研究方向为协作通信网络。

其中: $P_c(x_l|H_i)$ 和 $P_c(x_l|H_j)$ 分别表示节点 l 对信号 i 和 j 的调制方式识别正确率。假设两种信号的特征值均值分别为 m_i 和 m_j ($m_i > m_j$), 令 \bar{x}_l 表示节点 l 进行一次识别提取 N 次特征值的均值, 则可知:

$$\bar{x}_l \sim \begin{cases} N(m_i, \sigma^2/N) & H_i \\ N(m_j, \sigma^2/N) & H_j \end{cases} \quad (5)$$

由式(3)可知, 当 $\bar{x}_l \geq \frac{m_i + m_j}{2} + \frac{\sigma^2 \ln \gamma}{N(m_i - m_j)} = x_0$ 时, 判为 H_i 。进一步可得

$$\begin{cases} P_c(x_l|H_i) = \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left[\frac{(x_0 - m_i)\sqrt{N}}{\sqrt{2}\sigma_l}\right] \\ P_c(x_l|H_j) = 1 - \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left[\frac{(x_0 - m_j)\sqrt{N}}{\sqrt{2}\sigma_l}\right] \end{cases} \quad (6)$$

其中: $P_c(x_l|H_i)$ 为目标信号 i 调制识别正确率; N 为进行 1 次调制识别的特征提取次数, 本文中 $N=1$; $\operatorname{erfc}(x)$ 为互补误差函数, 定义为

$$\operatorname{erfc}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_x^{\infty} e^{-t^2} dt \quad (7)$$

2 多节点调制识别框架

利用传感器网络多个监测节点可以获得观测信号更准确的信息, 从而提高调制识别的准确率。假设传感器网络中有 L 个监测节点, 各节点工作信道相互独立。图 1 为多节点调制识别流程图。

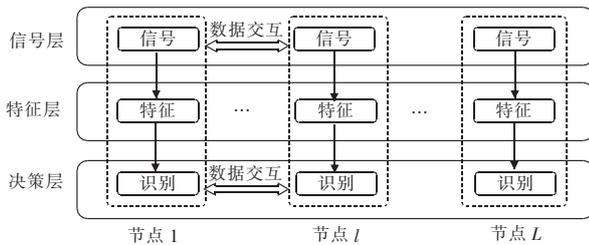


图 1 多节点调制识别框架

从图 1 可以看出, 多节点调制识别分为信号融合 (signal fusion, SF)、特征融合 (feature fusion, FF) 和决策融合 (decision fusion, DF)。多个电磁频谱监测节点根据任务需要分别在三个层次上进行数据交互, 来共同完成信号的调制方式识别。信号融合要求各监测节点严格同步, 节点与判决中心之间有大量数据传输, 而传感器网络的通信能力、节点能量有限, 在实际中不宜采用。文献[10]已经对传感器网络中基于似然比决策融合的多节点调制识别方法进行了推导, 因此本文主要对基于特征融合的多节点调制识别方法进行分析和推导。

3 特征融合原理

在实际的传感器网络中, 各监测节点的能量和工作能力有限, 为了延长网络的工作时间, 节点和判决中心之间传输的数据量应尽量少。考虑每个监测节点基于各自的观测信号, 提取 1 个用来进行调制识别的特征, 将识别特征传至判决中心。各监测节点提取特征、传输特征是相互独立的, 图 2 为多节点特征融合调制识别流程图。

图 2 中, H_i/H_j 表示要监测的目标信号, x_l 表示第 l 个监测节点对目标信号提取的识别特征, SNR_l 表示第 l 个监测节点对观测信号的信噪比估计, x 表示合成后的特征, u 表示判决中

心对信号调制方式的识别结果。特征融合中, 每个监测节点将提取的识别特征传至判决中心, 判决中心依据准则对各监测节点特征进行融合, 依据合成特征进行调制方式识别。

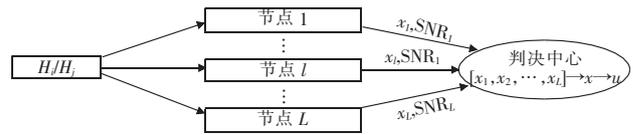


图 2 多节点特征融合调制识别流程

由式(1)可得, 判决中心得到的 L 个特征值联合分布函数为

$$p(X|H_i) = \prod_{l=1}^L p(x_l|H_i) = \prod_{l=1}^L \frac{1}{(2\pi\sigma_l^2)^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_l^2}(x_l - m_i)^2\right] \quad (8)$$

由最小错误概率准则可得

$$\frac{\prod_{l=1}^L \frac{1}{(2\pi\sigma_l^2)^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_l^2}(x_l - m_i)^2\right]}{\prod_{l=1}^L \frac{1}{(2\pi\sigma_l^2)^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_l^2}(x_l - m_j)^2\right]} \underset{H_i}{\overset{H_j}{>}} \frac{P(H_j)}{P(H_i)} = \gamma \quad (9)$$

其中, $m_i > m_j$ 。进一步推导可得

$$\sum_{l=1}^L \frac{x_l}{\sigma_l^2} \underset{H_i}{\overset{H_j}{<}} \frac{m_i + m_j}{2} \sum_{l=1}^L \frac{1}{\sigma_l^2} + \frac{\ln \gamma}{m_i - m_j} \quad (10)$$

假设信号先验等概, 并且在信号功率归一化的情况下, 式(10)可转换为

$$\frac{\sum_{l=1}^L \frac{x_l}{\sigma_l^2}}{\sum_{l=1}^L \frac{1}{\sigma_l^2}} \underset{H_i}{\overset{H_j}{<}} \frac{m_i + m_j}{2} = x_0 \quad (11)$$

即基于归一化信噪比对各监测节点提取的特征值进行加权平均。令 $\hat{x} = \frac{\sum_{l=1}^L \frac{x_l}{\sigma_l^2}}{\sum_{l=1}^L \frac{1}{\sigma_l^2}}$, 则可得

$$\hat{x} \sim \begin{cases} N(m_i, 1/\sum_{l=1}^L \frac{1}{\sigma_l^2}) & H_i \\ N(m_j, 1/\sum_{l=1}^L \frac{1}{\sigma_l^2}) & H_j \end{cases} \quad (12)$$

进一步可知

$$\begin{cases} P_c(X|H_i) = \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left[\frac{(x_0 - m_i) \times \sqrt{\sum_{l=1}^L \frac{1}{\sigma_l^2}}}{\sqrt{2}}\right] \\ P_c(X|H_j) = 1 - \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left[\frac{(x_0 - m_j) \times \sqrt{\sum_{l=1}^L \frac{1}{\sigma_l^2}}}{\sqrt{2}}\right] \end{cases} \quad (13)$$

式(13)为两种信号基于特征融合方法的理论调制识别正确率, 本文仿真分析中采用的是实验值。

4 仿真分析

在给定信噪比下, 文献[3]假定信号的四阶累积量 $|C_{40}|$ 服从高斯分布, 通过提取 $|C_{40}|$ 完成 [BPSK 4PAM] 两种信号的调制识别, 两种信号的四阶累积量 $|C_{40}|$ 理论值分别为 2.00、1.36。本文仿真实验在 MATLAB 环境下完成, 信号采样点数为 2 048, 信号功率归一化, 特征提取个数 $N=1$ 。假设两种信号先验等概, 即 $P(H_i) = P(H_j)$ 。仿真条件为: 高斯白噪声条件下, 载波频率为 5 MHz, 波特率为 500 K, 采样率为 40 MHz, 每个信噪比条件下均进行 2 000 次 Monte Carlo 实验。图 3 为单节点调制识别仿真曲线图。

因为在加性高斯白噪声条件下, 接收信号环境主要表现为接收信号的信噪比, 节点性能主要与信号 SNR 有关。下面分两种情况进行实验: a) 各节点接收信号信噪比相同; b) 各节点

接收信号信噪比不同。假设两种信号先验等概,识别性能的评价采用两种信号的平均识别率,即 $P_c = \sum_{i=1}^2 P(H_i | H_i) P(H_i)$ 。

1) 监测节点信噪比相等

图 4 为等信噪比条件下节点个数和联合识别性能曲线图。

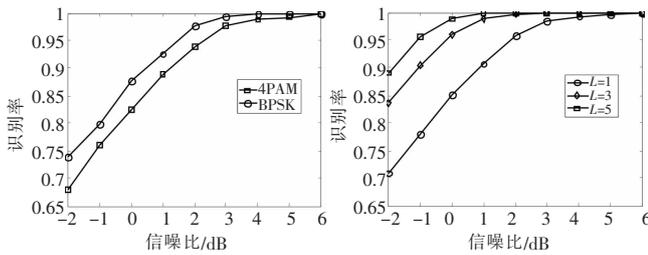


图 3 基于高阶累积量的单节点调制识别曲线

图 4 监测节点等信噪比联合识别

从图 4 可以看出,等信噪比条件下,判决中心的整体识别性能随节点各数的增加而提高。

2) 监测节点信噪比不等

在实际的传感器网络中,由于传输距离、衰落和监测节点分布位置等因素影响,各节点接收信号的信噪比不一样。一些节点拥有高的识别率,而一些节点的识别率较低。在联合调制识别的情况下,每个节点作为参与者,应当对最终的调制识别结果有积极的贡献。令 SNR_l 表示节点 l 的信噪比,假设两种情况:a) 只有 1 个监测节点信噪比变化,其余监测节点接收信号不变,并且信噪比最低;b) 各监测节点接收信号信噪比接近。图 5 中 SNR_1 从 -2 dB 到 6 dB 递增,其余节点信噪比为 -2 dB,图 6 中 $SNR_2 = SNR_1 + 1$ dB, $SNR_3 = SNR_1 + 2$ dB。为方便比较性能,将识别率曲线表示在一个图中,以 SNR_1 为横坐标。

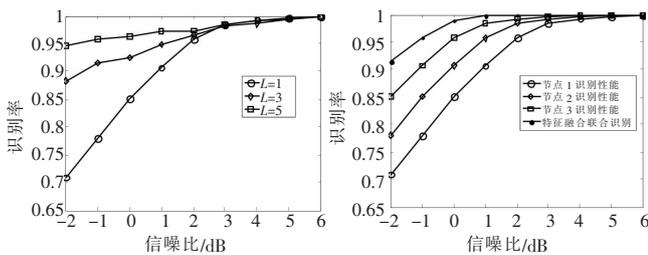


图 5 信噪比不同联合识别情况 a) 图 6 信噪比不同联合识别情况 b)

从图 5 可以看出,即使只有 1 个监测节点接收到目标信号,联合识别概率相比一个监测节点性能依然得到了提升,在低信噪比下提升明显,高信噪比条件下联合识别结果趋向于性能最好节点。从图 6 可以看出,各节点识别性能差异较大时,联合识别结果最好。

3) 特征融合和决策融合性能比较

特征融合、决策融合和判决中心之间的通信负载相当,文献[10]对基于决策融合的多节点调制识别方法进行分析 and 仿真,这里和本文方法进行性能比较。图 7 为两种方法相同信噪比下性能比较,图 8、9 为两种方法不同信噪比下性能比较。图 8 中 SNR_1 从 -2 dB 到 6 dB 递增,其余节点信噪比为 -2 dB,图 9 中 $SNR_2 = SNR_1 + 1$ dB, $SNR_3 = SNR_1 + 2$ dB。

图中特征融合方法为 FF,决策融合方法为 DF,相比决策融合,特征融合整体性能较好,在低信噪比条件下性能提升更为明显,高信噪比条件下两者趋于一致。需要指出的是,各节点识别性能差异较大或其中有监测节点性能很好时,联合识别已经失去意义。为节省网络消耗,延长网络寿命,此时应直接

选取性能最好节点进行工作。

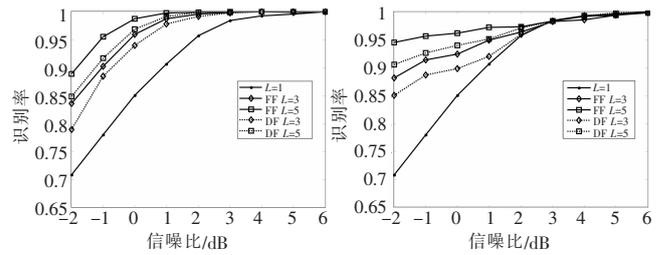


图 7 FF 和 DF 相同信噪比比较 图 8 FF 和 DF 不同信噪比比较 a)

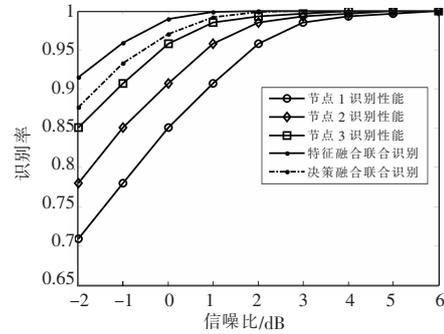


图 9 FF 和 DF 不同信噪比比较 b)

5 结束语

本文利用似然比推导和分析了基于特征融合的多节点调制识别方法,仿真结果表明,利用特征融合的多节点联合识别方法相比单个监测节点提高了调制识别的整体性能。相比决策融合,特征融合在没有过多增加网络负载的情况下,提高了识别性能。本文的推导针对的是两种信号的调制识别,多种信号的调制识别还需进一步分析和验证。另外,联合调制识别的性能也和单节点选择的调制识别方法有关。

参考文献:

- [1] 翁木云,张其星,谢绍斌. 频谱管理与监测[M]. 北京:电子工业出版社,2009:127-132.
- [2] NANDI A K, AZZOUEZ E E. Automatic identification of digital modulation types[J]. Signal Processing, 1995, 47(1): 55-69.
- [3] SWAMI A, SADLER B M. Hierarchical digital modulation classification using cumulants[J]. IEEE Trans on Communications, 2000, 48(3): 416-429.
- [4] GARDNER W A, SPOONER C M. Cyclic spectral analysis for signal detection and modulation recognition[C]//Proc of MILCOM. 1988: 419-424.
- [5] FORERO P A, CANO A, GIANNAKIS G B. Distributed feature-based modulation classification using wireless sensor networks[C]//Proc of IEEE MILCOM. 2008: 1-7, 16-19.
- [6] HEADLEY W C, REED J D, Da SILVA C R C. Distributed cyclic spectrum feature-based modulation classification[C]//Proc of IEEE WCNC. 2008: 1200-1204.
- [7] TANG Z B, PATTIPATI K R, KLEINMAN D L. A distributed Mary hypothesis testing problem with correlated observations[C]//Proc of the 28th International Conference on Decision and Control. 1989: 562-568.
- [8] SU W, KOSINSKI J. Framework of network centric signal sensing for automatic modulation classification[C]//Proc of IEEE ICNSC. 2010.
- [9] XU J, SU W, ZHOU M C. Likelihood function-based modulation classification in bandwidth-constrained sensor networks[C]//Proc of IEEE ICNSC. 2010: 530-533.
- [10] XU J, SU W, ZHOU M C. Distributed automatic modulation classification with multiple sensors[J]. IEEE Sensors Journal, 2010, 10(11): 1779-1785.