

# 多传感器节点分布式协作调制识别算法

刘爱声<sup>1,2</sup> 朱 琦<sup>1,2</sup>

(1. 南京邮电大学 江苏省无线通信重点实验室, 江苏 南京 210003;  
2. 南京邮电大学 教育部宽带无线通信与传感网技术重点实验室, 江苏 南京 210003)

**摘要:** 调制方式的自动识别是保证合法通信的关键措施之一, 在民用和军用领域都有重要的作用。本文提出了一种在无线传感器网络中多个传感器节点分布式协作识别数字调制信号的新方法。为了克服低信噪比时单接收节点调制识别率低的缺点, 实现对 MASK, MFSK, BPSK, QPSK 以及 OFDM 这几种典型调制方式的正确识别, 首先利用网络中相互协作的多个传感器, 从提高网络识别性能出发, 在每个传感器节点能耗最小的前提下, 根据接收信噪比的大小设计有效的协作方案, 得到反映调制类型显著差异的特征参数的新组合, 然后利用径向基神经网络对数字调制信号进行识别, 并就不同的网络条件, 给出了不同的协作方案。仿真结果表明, 与单节点调制识别相比, 本文设计的调制识别方法具有更高的识别率, 并且节点系统更灵活可靠。

**关键词:** 调制识别; 径向基神经网络; 无线传感器网络; 协作

**中图分类号:** TN929.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2011)08-1235-07

## Distributed Cooperative Modulation Recognition with Multiple Sensors

LIU Ai-sheng<sup>1,2</sup> ZHU Qi<sup>1,2</sup>

(1. Jiangsu Key Laboratory of Wireless Communications, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China;  
2. Key Laboratory on Wideband Wireless Communications and Sensor Network Technology of Ministry of Education, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

**Abstract:** Automatic modulation recognition (AMR) has been one of the key methods to ensure licit communications, and plays a key role in various civilian and military applications. In this paper, a new distributed cooperative recognition method is proposed to recognize different digital modulation types with multiple sensors in wireless sensor networks (WSNs). In order to enhance the successful recognition rate when SNR is low and realize correct recognition of several classic modulation types such as MASK, MFSK, BPSK, QPSK and OFDM, effective cooperative methods are designed according to SNR of received signal and based on the principle of lowest sensor overhead. A new combination of features is extracted accordingly by several collaborated sensors to improve the performance of the modulation recognition system. Then the features are sent to the Radial Basis Function (RBF) neural network so that modulation types can be recognized. Further more, different cooperative methods introduced in this paper are adaptive to the condition of the sensor networks. To measure the performance of the proposed methods, simulations are carried out to classify different types of modulated signals. The simulation results show that the proposed distributed cooperative algorithm has higher recognition rates with better system reliability compared with that without cooperation.

**Key words:** modulation recognition; Radial Basis Function (RBF) neural network; wireless sensor networks; cooperative

## 1 引言

数字通信信号调制类型的自动识别可以在多种调制信号和有噪声干扰的条件下确定出各种信号的调制方式, 从而为进一步分析和处理信号提供依据。认知无线电技术是实现时间和空间上空闲频谱资源充分利用的一种途径。认知无线电用户可以通过感知外界环

境, 有目的地实时改变调制方式, 使其内部状态适应无线信号的统计变化。因而如何有效的识别这些调制信号是认知无线电技术的一个重要研究课题。

调制方式自动识别方法大致分为理论决策法和模式识别法两种<sup>[1]</sup>, 而目前大多数调制识别研究仅限于单接收节点, 对接收信号集中处理, 其识别性能取决于信道的特性和接受信号的强度, 存在低信噪比时识别

率低及不可靠的缺点<sup>[2]</sup>。随着传感器网络的兴起,分布式检测,估计及识别算法的优越性受到了越来越多的关注。在信号自动调制识别方面,提出了传感器网络中基于似然函数的调制识别方法<sup>[3-4]</sup>和基于特征参数的调制识别方法<sup>[5]</sup>,在基于特征参数的调制识别方法中,利用各个传感器节点得到的四阶累量值,通过最优化算法,得到更加精确的累量值估计,提高了系统的调制识别率。

基于传感器网络环境,本文提出了一种新的传感器节点间分布式协作进行调制识别的方法,选取了几种典型的调制方式 MASK, MFSK, BPSK, QPSK, OFDM,利用无线传感器网络中相互协作的多个传感器,从提高网络识别性能出发,在传感器开销最小的前提下,根据接收信噪比的大小设计有效的协作方案,得到五种特征参数的组合,然后利用径向基神经网络分类器对以上几种数字通信信号进行识别。并且就网络的不同条件,给出了不同的协作方案。测试了设计的分布式协作方案下网络对不同调制方式的识别率,并与单感知节点调制识别的性能进行了分析比较。

本文的主要内容安排如下:第二部分介绍了无线传感器网络中传感器节点分布式协作进行调制识别的系统模型。第三部分详细阐述了分布式协作具体方案的设计。第四部分给出了调制识别的仿真结果,并进行了分析。第五部分对全文进行了总结。

## 2 系统模型

传感器网络是由部署在作用区域内的、具有无线通信与计算能力的传感器节点通过自组织方式构成的能根据环境自主完成指定任务的分布式智能化网络系统。本文所采用的无线传感器网络中传感器节点分布式协作识别数字调制信号系统模型<sup>[4]</sup>如图1所示:

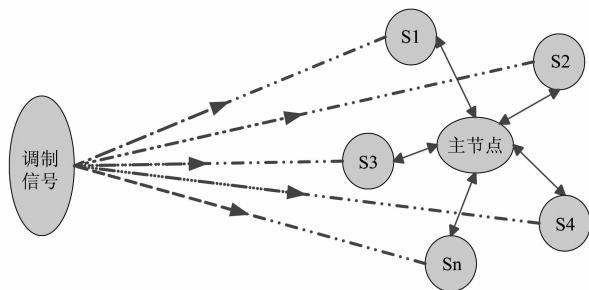


图1 分布式协作调制识别系统模型

Fig.1 System model of distributed cooperative modulation recognition method

图中,  $S_1, S_2 \dots S_n$  为传感器节点,被散放在不同的地理位置,可以感知并接收调制信号;主节点中内含径向基神经网络分类器,可对调制类型进行识别。若各传感器可以将接收到的原始信号全部无差错的传送到主节点,由主节点处理信号,则可以识别出调制方式;但是信号到主节点的信道带宽是有限的,将所有传感

器观测到的原始数据全部同时无差错的传送给主节点是不易实现的<sup>[4]</sup>。因此设计的传感器节点有调制识别相关的信号处理功能,并且使各个传感器节点接收信号是同步的,各传感器只要将信号处理结果发送给主节点即可。

基于神经网络的分布式协作调制识别算法的流程包括三部分:一是信号的预处理,在此阶段接收并处理信号以提取信号的特征参数;二是神经网络的训练学习阶段;三是利用训练好的神经网络进行调制识别。应用于传感器网络中,其具体工作过程如下:传感器  $S_1, S_2 \dots S_n$  具有足够的能量来处理信号,并可以按照设计的分布式协作具体方案,分别提取调制识别所需的部分特征参数,以达到降低每个传感器能耗,提高系统整体识别率的要求。然后协作的各个传感器分别将提取的特征参数送入主节点,节点中包含的神经网络分类器经过训练后可对调制方式进行识别。

各个传感器节点被散放在不同的地理位置,虽然发射端发送的是相同的调制信号,但是由于在传播过程中会受到信道衰落的影响,不同传感器节点接收到的信号是不同的。信号经历不同的衰落,SNR 服从不同的分布。如若信号经历阴影衰落时,SNR 服从对数正态分布;若信号经历 Rayleigh 多径衰落,SNR 服从指数分布等<sup>[6]</sup>。在本文中假设信道模型为阴影衰落,则各个传感器接收到的信号 SNR 服从对数正态分布,根据对数正态分布的性质:如果一个变量服从对数正态分布,则其对数服从正态分布,若将 SNR 表示成单位是 dB 的形式  $SNR(\text{dB})$ ,则  $SNR(\text{dB})$  服从正态分布  $N(u, \sigma^2)$ ,因而可以通过传感器节点间有效的协作,提高系统识别性能。

## 3 分布式协作调制识别具体方案设计

### 3.1 特征参数的提取与分析

信号的特征参数是能够区分信号类型的重要参数指标,调制方式识别要求提取的特征参数对信噪比和信号调制参数不敏感但对调制类型敏感,并且计算复杂度要小。

特征参数归纳起来主要有以下几个方面:基于时域的特征提取;基于功率谱的特征提取;基于小波变换及谱相关等变换域的特征提取以及基于信号星座图的特征提取方法。在参考了相关文献资料<sup>[7-9]</sup>后,本文选取了基于瞬时信息(瞬时幅度,瞬时频率和瞬时相位)和统计信息的特征参数组合用以对 2ASK, 2FSK, BPSK, 4ASK, QPSK, OFDM 这 6 种调制信号识别的研究中,特征参数如下:

1) 零中心非弱信号段瞬时相位非线性分量绝对值的标准偏差  $\sigma_{ap}$ ,其定义式为:

$$\sigma_{ap} = \sqrt{\frac{1}{C} \left( \sum_{a_n(i) > a_t} \phi_{ML}^2(i) \right) - \left( \frac{1}{C} \sum_{a_n(i) > a_t} |\phi_{ML}(i)| \right)^2} \quad (1)$$

其中,  $a_i$  是判断弱信号段的一个幅度判决门限电平,  $C$  是在取样数据  $N$  中属于非弱信号值的个数,  $\phi_{NL}(i)$  是经零中心化处理后瞬时相位的非线性分量, 其表达式如下:  $\phi_{NL}(i) = \varphi(i) - \varphi_0$ , 式中的  $\varphi_0 = (\sum_{i=1}^N \varphi(i))/N$ ,  $\varphi(i)$  是瞬时相位。

2) 零中心非弱信号段瞬时相位非线性分量的标准偏差  $\sigma_{dp}$ , 其定义式为:

$$\sigma_{dp} = \sqrt{\frac{1}{C} (\sum_{a_n(i) > a_i} \phi_{NL}^2(i)) - (\frac{1}{C} \sum_{a_n(i) > a_i} \phi_{NL}(i))^2} \quad (2)$$

式中的各个变量的含义均与  $\sigma_{ap}$  中的相同。

3) 零中心归一化瞬时幅度绝对值的标准偏差  $\sigma_{aa}$ , 其定义式为:

$$\sigma_{aa} = \sqrt{\frac{1}{N} (\sum_{i=1}^N a_{cn}^2(i)) - (\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |a_{cn}(i)|)^2} \quad (3)$$

式中的  $N$  是采样点数,  $a_{cn}(i)$  是零中心归一化瞬时幅度, 它可以由下式计算得到:

$$a_{cn}(i) = a_n(i) - 1 \quad (4)$$

此处,  $a_n(i) = a(i)/m_a$ , 而  $m_a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a(i)$  为瞬时幅度  $a(i)$  的平均值。

4) 矩的组合  $k_{20}$ , 它是二阶矩和四阶矩的一个组合。对于一个信号  $s(n)$ , 它们的二阶和四阶矩定义为:

$$M_{2,1}(s) = E(s(n)s(n)^*) = E(|s(n)|^2) \quad (5)$$

$$M_{4,2}(s) = E(s(n)^2(s(n)^*)^2) = E(|s(n)|^4) \quad (6)$$

将  $M_{4,2}(s)$  和  $M_{2,1}(s)$  进行组合, 就可以得到特征参数  $k_{20}$ , 它的定义为:

$$k_{20} = M_{4,2}(s)/M_{2,1}^2(s) \quad (7)$$

5) 零中心归一化瞬时幅度之谱密度的最大值  $r_{max}$ , 其定义式为:

$$r_{max} = \max |DFT(a_{cn}(i))|^2/N \quad (8)$$

其中式中的各个变量的含义均与  $\sigma_{aa}$  中的相同。

本文采用 MATLAB 7.0 仿真软件, 产生了 2ASK, 2FSK, BPSK, 4ASK, QPSK, OFDM 六种调制信号, 并仿真提取了以上五种特征参数, 将各特征参数在不同信噪比下各运行 200 次得到平均值如图 2 所示。

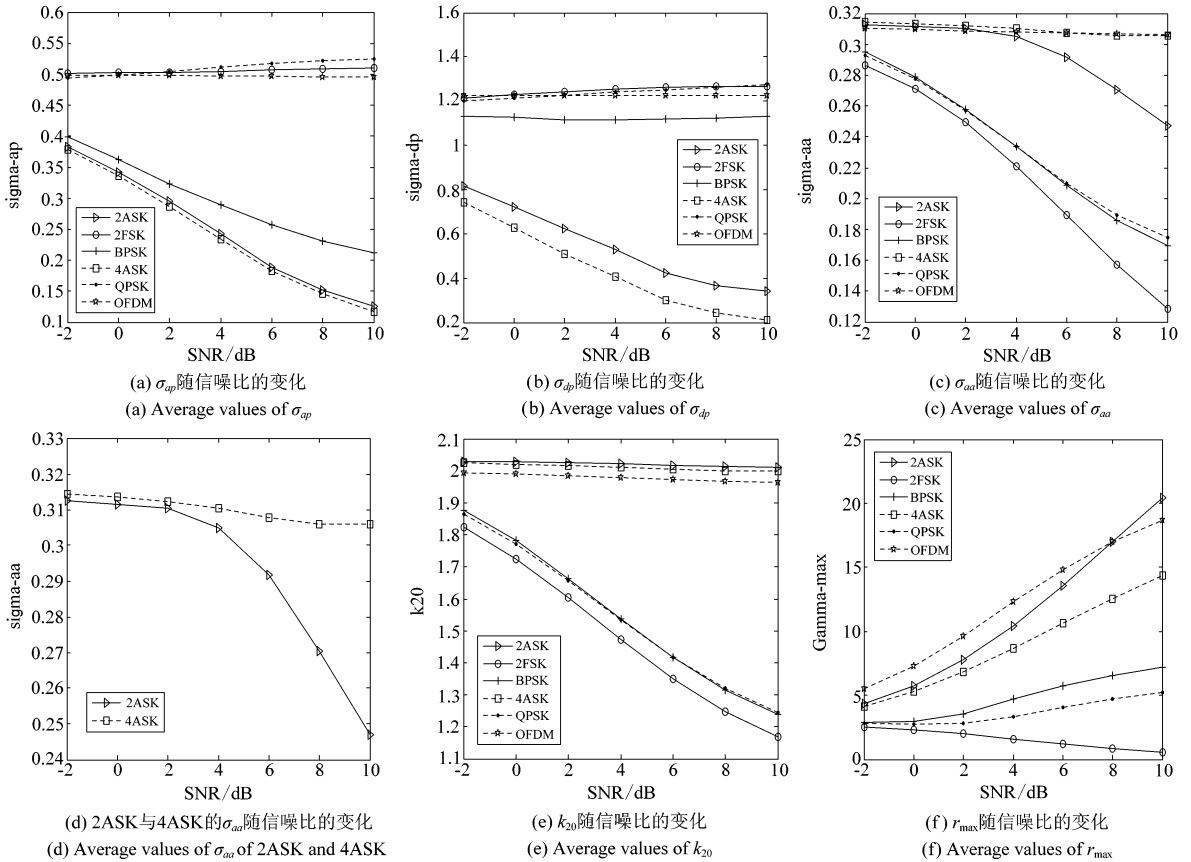


图 2 特征参数在不同信噪比时的变化图

Fig. 2 Average values of key features

由图 2 可以看出, 在每种特征参数中, 不同调制方式的值有明显不同。由图 2(a) 可知,  $\sigma_{ap}$  可将待识别信号分为 {2FSK, QPSK, OFDM} 和 {2ASK, 4ASK, BPSK} 两大类。而由图 2(b) 可以看出  $\sigma_{dp}$  可将 {2ASK, 4ASK,

BPSK} 分为 {BPSK} 和 {2ASK, 4ASK}, 对于调制方式 2ASK 和 4ASK, 由图 2(b), 图 2(c), 图 2(d) 可以看出, 两种调制方式在特征参数  $\sigma_{dp}$  以及  $\sigma_{aa}$  上存在差异。由图 2(e) 可见,  $k_{20}$  可将 {2FSK, QPSK, OFDM} 分为 {OFDM} 和

$\{2FSK, QPSK\}$ , 由图 2(f) 可以看出,  $r_{\max}$  可以将调制方式 2FSK 和 QPSK 区分开来。

综上所述, 这五种特征参数的组合可以区分以上六种不同的调制信号。进而可以利用这五种特征参数来进行传感器间的分布式协作调制识别。

### 3.2 基于自适应协作的调制识别方案设计

单节点检测时, 单个节点需要提取调制识别所需的全部特征参数。而在传感器网络多个传感器分布式协作进行调制识别的方案设计中, 为了降低传感器节点的能耗, 可以视协作的传感器的数目, 使每个传感器节点只提取其中一部分特征参数, 这样既能延长传感器的使用寿命, 又可通过采用有效的协作方案, 使协作时具有更高的调制识别率。协作的传感器数目越多, 每个传感器需要提取的特征参数的平均个数越少。为了验证分布式协作调制识别的优越性, 本文仿真了协作的传感器节点恰好为五个时的情况, 此时每个传感器只需提取一个特征参数即可。

假若由于条件的限制, 或者传感器出现故障, 使可以协作的传感器数目变少, 少于五个, 则仍可以通过自适应的调整协作方式, 达到比单节点进行调制识别具有更高的调制识别率的要求。比如说只有两个传感器节点进行协作, 则可以参考文献<sup>[10]</sup>的协作方式, 两个节点分别提取全部的特征参数, 作为神经网络的输入, 对调制方式进行识别。然而考虑到传感器网络能耗是影响网络性能的重要因素, 为了降低每个传感器的能耗, 本文对其进行了改进, 每个传感器只提取部分特征参数, 并且保证不会造成识别率的大幅降低。

而相互协作的传感器节点根据接收信噪比大小, 如何自适应的选择哪个或那些特征参数进行提取是协作方案中关系调制识别系统整体识别率的重要因素。

当五个传感器协作识别时, 基于传感器节点能耗最小的考虑, 每个传感器只提取一个特征参数。那么每个用户选择哪个特征参数进行提取的依据为:

1) 通过仿真可以得到(详见第四部分表 1), 当利用单传感器节点提取上述五种特征参数进行调制识别时, 误判率最高的是: 2FSK 与 QPSK 之间的误判; 而 2ASK 与 4ASK 之间的误判, 也是降低系统平均识别率的因素。此外, BPSK 也较易误判为 2FSK。

2) 观察六种调制方式的特征参数图, 由图也可以看出: 可以区分 2FSK 与 QPSK 的特征参数为:  $r_{\max}$ , 并且在低信噪比下 2FSK 与 QPSK 之间的特征参数  $r_{\max}$  差别较小, 因此易造成相互误判。另一方面, BPSK 与 2FSK 间  $r_{\max}$  的差别也较明显, 所以在五中特征参数中优先考虑  $r_{\max}$ 。可以区分 2ASK 与 4ASK 的特征参数为:  $\sigma_{aa}$  及  $\sigma_{dp}$ , 并且随着信噪比的提高, 2ASK 与 4ASK 提取的  $\sigma_{aa}$  之间的差别变大, 而  $\sigma_{dp}$  之间的差别变化不大, 所以在这两种特征参数中优先考虑  $\sigma_{aa}$ 。另外,  $\sigma_{ap}$  及  $k_{20}$  可以分别将六种调制方式分为两类, 并且在低信噪比下差

别也很明显, 因而即使在低信噪比下, 也不易造成相应调制方式间的误判。

因此, 五个传感器节点协作时, 基于系统整体识别率的考虑, 选择特征参数的原则是: 相互协作的五个传感器, 按接收信号的信噪比由高到低排序: 信噪比最高的提取  $r_{\max}$ ; 次高的提取  $\sigma_{aa}$ ; 第三提取  $\sigma_{dp}$ ; 信噪比最低的两个用户分别提取  $\sigma_{ap}$  及  $k_{20}$ 。

当两个传感器协作, 每个传感器提取全部特征参数时, 共要提取 10 个特征参数。为了降低传感器节点的能耗, 本文提出了改进方法, 每个传感器只提取部分特征参数, 其协作方式确立的依据是:

1) 因为 2FSK 与 QPSK 之间的误判是主要因素, 所以区分这两种调制方式的主要特征参数  $r_{\max}$  由两个传感器分别提取一次, 其余的特征参数只由其中的一个传感器提取一次。

2) 由五种特征参数的定义式可以看出, 提取特征参数  $\sigma_{aa}$  与  $r_{\max}$  时, 两者在信号的中间处理过程中有一部分处理过程是相同的, 特征参数  $\sigma_{ap}$  与  $\sigma_{dp}$  在提取时, 也有相同的情况。因此为了信号处理的方便及节省能耗的考虑, 可将特征参数  $\sigma_{ap}$  与  $\sigma_{dp}$  由同一个传感器提取。因此每个传感器进行特征参数提取时的具体分配方式为:

传感器 1 提取的特征参数:  $r_{\max}, \sigma_{ap}, \sigma_{dp}$ ;

传感器 2 提取的特征参数:  $r_{\max}, \sigma_{aa}, k_{20}$ 。

由上可见, 由于造成系统识别率较低的主要特征参数  $r_{\max}$  重复提取, 因此不会造成提取的特征参数减少时系统识别率的大幅降低。并且当提取全部特征参数时, 每个传感器节点需要提取 5 个特征参数, 而改进的方法只需提取 3 个特征参数, 大大降低了每个传感器的能耗。

### 3.3 径向基神经网络分类器设计

分类器可以依据信号特征的观测值将信号分到不同的调制类别中。神经网络分类器具有强大的模式识别能力, 可以处理复杂的非线性问题, 而且具有较好的稳健性和潜在的容错性, 可获得较高的识别率。

BP 神经网络是比较经典的神经网络分类器, 但是它存在收敛速度慢和易陷入局部极小点等缺点, 而径向基神经网络在逼近能力, 分类能力和收敛速度等方面均优于 BP 神经网络, 因此本文采用径向基神经网络分类器对调制方式进行识别。径向基神经网络是一种前馈反向传播网络, 由两个网络层组成: 隐层为径向基层, 输出为一线性层。径向基神经网络模型如图 3 所示<sup>[11]</sup>:

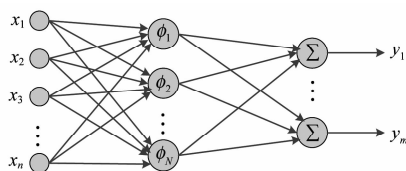


图 3 RBF NN 理论模型

Fig. 3 Theoretical model of RBFNN

图 3 中,  $x_1, x_2, \dots, x_n$  为神经网络的输入,  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_N$  为采用的径向基函数,  $y_1, \dots, y_m$  为神经网络的输出。其较具体的网络模型如图 4 所示。

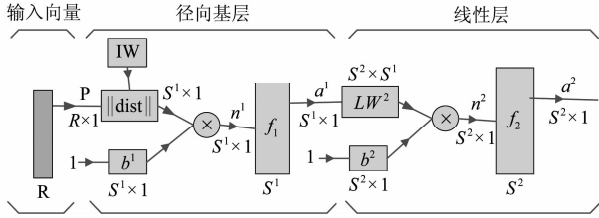


图 4 RBF 神经网络结构模型

Fig. 4 Architecture model of RBFNN

图 4 中,  $f_1$  为径向基函数,  $f_2$  为线性函数。网络的输入向量  $\mathbf{P}$  为传感器节点提取的特征参数。网络的输出为:

$$a^2 = \text{purelin}(LW^2 a^1 + b^2) \tag{9}$$

$$a^1 = \text{radbas}(n^1) \tag{10}$$

$$n^1 = \left\| IW - P \right\|, *b^1 = (\text{diag}((IW - \text{ones}(S^1, 1)) * P')) \wedge 0.5 * b^1 \tag{11}$$

其中,  $\text{diag}(x)$  表示取矩阵向量主对角线上的元素组成的列向量; “ $\wedge$ ” 和 “ $*$ ” 分别表示数量乘方和数量乘积。

由于隐层径向基神经元对输入信号的响应, 只在径向基函数的中央位置产生较大的输出, 即局部响应, 所以径向基神经网络具有很好的局部逼近能力。径向基网络中各网络层权值和阈值的修正过程, 步骤如下<sup>[12]</sup>:

(1) 径向基神经元数目等于输入样本数, 其权值等于输入向量的转置:

$$IW = P^T \tag{12}$$

径向基神经元的阈值为:

$$b = [-\log(0.5)]^{1/2} / C \tag{13}$$

式中,  $C$  为径向基函数的扩展常数。

(2) 径向基神经元的输出作为线性网络层神经元的输入, 确定线性层神经元的权值和阈值, 使之满足

$$[W\{2, 1\} b\{2\}] \times [A\{1\}; \text{ones}] = T \tag{14}$$

可以看出, 上述过程只要进行一次就可得到一个零误差的径向基网络, 所以创建径向基神经网络的速度是很快的。

径向基函数的阈值  $b$  可以调节函数的灵敏度, 但实际工作中更常用另一参数  $C$  (扩展常数)。由公式 (13) 可见,  $C$  值的大小实际上反映了输出对输入响应宽度<sup>[11]</sup>。因此, 合理选择径向基函数的扩展系数  $C$  的值是很重要的。 $C$  的值越大, 其输出结果越光滑; 但太大的  $C$  值会导致数值计算上的困难<sup>[12]</sup>。因此, 为了使网络达到较好的识别性能, 应该合理选择  $C$  值。当 SNR (dB) 服从  $N(3, 2)$ , 采用改进的两传感器协作方法提取的特征参数作为输入, 取不同的  $C$  值训练神经网络, 然后用 100 个样本对网络测试, 得到的网络输出的平均预测误差如图 5 所示。

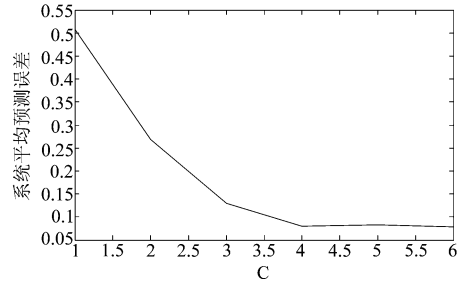


图 5  $C$  取不同值时的系统平均预测误差

Fig. 5 Average predict error of RBFNN under different values of  $C$

由图 5 可以看出, 当  $C$  值小于 4 时, 系统平均预测误差随着  $C$  的增大而逐渐减小; 当  $C$  大于 4 时, 系统平均预测误差变化不大。由于太大的  $C$  值会导致数值计算上的困难。因此可以选择  $C$  的值为 4。

### 4 仿真结果及分析

应用以上训练好的径向基神经网络分类器进行信号调制方式识别, 分别识别 2ASK, 2FSK, BPSK, 4ASK, QPSK, OFDM 共六种调制信号。本文用 MATLAB 7.0 进行仿真实验, 在仿真中所有传感器分布在主节点周围, 并且信号经历的衰落是独立同分布的, 假设信道模型为阴影衰落, 则各个传感器节点的接收信噪比 SNR (dB) 服从独立同分布的正态分布  $N(u, \sigma^2)$ 。每种调制信号在  $\sigma^2 = 2$ , 信噪比均值  $u$  分别为 1dB, 3dB, 5dB, 7dB 时各仿真实验 500 次, 每次仿真时, 各个传感器首先对接收信噪比进行估计, 然后根据信噪比的大小, 根据论文提出的协作方案, 各自分别提取所需的特征参数, 并在主节点处组成特征向量送入径向基神经网络进行识别, 得到正确识别率的统计值。并且假设每种调制方式出现的概率是相同的, 从而计算出不同信噪比均值下系统对各种调制方式的平均识别率。

当采用单个传感器节点进行调制识别, 信噪比均值  $u = 1\text{dB}$  时, 径向基神经网络对不同调制信号的 500 个测试样本判决情况如表 1 所示。

表 1 单传感器调制识别在  $u = 1\text{dB}$  时的判决情况统计  
Tab. 1 Classification performance of single sensor at  $u = 1\text{dB}$

实际 \ 判决	2ASK	2FSK	BPSK	4ASK	QPSK	OFDM
2ASK	495	2		16	2	
2FSK		364	18	3	144	
BPSK			471			
4ASK	5			480	2	
QPSK		134	1	1	352	
OFDM						500
正确率 (%)	99.0	72.8	94.2	96.0	70.4	100

由表1可以看出,在  $u=1$  的500个测试样本中,2FSK有134次误判为QPSK, QPSK也有144次误判为2FSK,六种调制方式中2FSK与QPSK之间相互误判率最高。2ASK有5次误判为4ASK, 4ASK有16次误判为2ASK,误判也较高。这是因为在低信噪比时可以区分2FSK与QPSK的特征参数  $r_{\max}$  以及可以区分2ASK与4ASK的特征参数  $\sigma_{aa}$ 、 $\sigma_{dp}$  差别较小。另外,BPSK也有18次误判为2FSK,系统识别率较低。

当采用单个传感器节点进行调制识别时,径向基神经网络在不同信噪比均值时的正确识别率统计如表2所示。

表2 单个传感器节点非协作时的调制识别率统计

Tab.2 Classification rates of signal sensor under different SNR

识别率 /%	2ASK	2FSK	BPSK	4ASK	QPSK	OFDM	平均识别率 /%
$u=1\text{dB}$	99.0	72.8	94.2	96.0	70.4	100	88.73
$u=3\text{dB}$	99.4	87.2	99.8	99.8	89.8	100	96.0
$u=5\text{dB}$	99.4	96.6	100	100	95.8	100	98.63
$u=7\text{dB}$	100	99.8	100	100	99.8	100	99.93

由表2可以看出,采用单个传感器节点进行调制识别,在接收信号信噪比均值较低(例如  $u=1\text{dB}$  及  $u=3\text{dB}$ )时,系统的识别性能并不理想,特别是对于调制方式2FSK以及QPSK,识别率较低。

当采用本文设计的五个传感器分布式协作进行调制识别的方案时,其正确识别率情况统计如表3所示。

表3 五个传感器分布式协作时的调制识别率统计

Tab.3 Classification rates of five sensors under different SNR

识别率 /%	2ASK	2FSK	BPSK	4ASK	QPSK	OFDM	平均识别率 /%
$u=1\text{dB}$	98.6	89.4	100	90.8	93.4	100	95.37
$u=3\text{dB}$	98.8	98.4	100	97.0	99.6	100	98.97
$u=5\text{dB}$	99.6	100	100	98.6	100	100	99.70
$u=7\text{dB}$	100	100	100	100	100	100	100

由表3与表2的比较可见,在不同的信噪比均值下,系统的平均识别率均有了提高,特别是在信噪比均值较低时,改善情况更加明显。例如当  $u=1\text{dB}$  时,虽然2ASK, 4ASK的识别率相对有所降低,但2FSK的正确识别率达到了89.4%, QPSK更是达到了93.4%, BPSK的识别率也可达到100%,识别率明显提高。从而系统的平均识别率也提高到了95.37%,比单传感器节点识别时提高了6.64%。因此可以得到结论:通过应用五个传感器节点分布式协作,可以提高系统对调制信号的识别性能。

本文也对两个传感器协作时,每个传感器分别提取全部特征参数和改进的方法每个传感器只提取部分特征参数,进行了仿真并得到了调制识别率统计,分别如表4和表5所示。

表4 两个传感器协作时的调制识别率统计(提取全部特征参数)

Tab.4 Classification rates of two sensors under different SNR (with all key features extracted)

识别率 /%	2ASK	2FSK	BPSK	4ASK	QPSK	OFDM	平均识别率 /%
$u=1\text{dB}$	99.4	87.0	100	99.6	82.2	100	94.7
$u=3\text{dB}$	99.8	96.0	100	100	93.6	100	98.23
$u=5\text{dB}$	99.8	98.8	100	100	99.2	100	99.63
$u=7\text{dB}$	100	100	100	100	100	100	100

表5 改进的两个传感器分布式协作时的调制识别率统计(提取部分特征参数)

Tab.5 Classification rates of two sensors under different SNR (only part of key features extracted)

识别率 /%	2ASK	2FSK	BPSK	4ASK	QPSK	OFDM	平均识别率 /%
$u=1\text{dB}$	99.4	87.0	99.4	97.2	77.4	100	93.4
$u=3\text{dB}$	99.6	95.8	100	99.2	92.0	100	97.77
$u=5\text{dB}$	99.8	98.6	100	99.8	98.8	100	99.50
$u=7\text{dB}$	100	100	100	100	99.8	100	99.97

通过表4与表5的比较可以看出,两种协作方式中,各种调制方式的识别率比较接近,每个传感器提取全部特征参数时的识别率略高于每个传感器只提取部分特征参数时的情况。但后者的优势在于减少了每个传感器的计算量,降低了能耗,而其识别率仅仅略低于前者,并且若与单传感器节点识别相比较,其识别率仍有大幅的提高。因此用户可基于对传感器能耗及系统识别率的要求,权衡比较以选择使用。

由仿真结果可以看出,多个传感器节点分布式协作的调制识别率(不论协作的传感器是2个还是5个),均高于单个主传感器单独进行调制识别时的识别率。并且就单个传感器节点来说,五个传感器分布式协作的能耗和改进的两个传感器分布式协作的能耗均低于单个传感器调制识别的能耗,五个传感器协作时能耗最低,改进的两个传感器协作时次之。因此网络可以根据具体实际,如传感器的数目,对识别率或能耗的要求等,自适应的选择或调整协作方案,从而不至于因单个节点故障而造成整个系统识别率的大幅降低,甚至瘫痪。因此分布式协作网络更具有更高的灵活可靠性。

## 5 结论

本文利用无线传感器网络中多个传感器分布式协作,设计有效的协作方案,得到特征参数的组合,并采用径向基神经网络分类器对几种典型的调制方式 MASK, 2FSK, BPSK, QPSK, OFDM 进行识别。并就网络的不同条件,给出了不同的协作方案。当网络中有五个传感器时,设计的协作方案中,每个传感器可以只提取一个特征参数,大大降低了每个传感器节点的能耗,而且仿真结果表明,与单传感器节点单独进行调制识别相比,系统的平均识别率明显提高。当网络中有两个传感器时,基于传感器能耗的考虑,每个传感器只提取部分特征参数,降低了每个传感器节点的能耗,仿真结果亦表明,此方法与提取全部特征参数时的系统识别率很接近,说明了改进方法的有效性。此外,调制识别系统可以根据网络的不同条件,自适应的选择或调整分布式协作方案,具有更高的灵活可靠性。如何进一步改善网络识别性能以及识别更多种类的调制信号是目前研究的重点。

### 参考文献

- [1] Dobre, O., Abdi A, Bar-Ness. Y, and Su. W. Survey of Automatic Modulation Classification Techniques: Classical Approaches and New Trends [J]. IET Communications. 2007, 1(2): 137-156.
- [2] Su W, Kosinski J. Framework of network centric signal sensing for automatic modulation classification[C]//Networking, Sensing and Control (ICNSC), 2010 International Conference on. Chicago, IL: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2010: 534-539.
- [3] Xu J L, Su W, and Zhou M C. Likelihood function-based modulation classification in bandwidth-constrained sensor networks[C]//Networking, Sensing and Control (ICNSC), 2010 International Conference on. Chicago, IL: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2010: 530-533.
- [4] Xu J L, Su W, Zhou M C. Distributed Automatic Modulation Classification with Multiple Sensors[J]. IEEE Sensors Journal. 2010, 10(11): 1779-1785.
- [5] Forero. P, Cano. A, and Giannakis. G. Distributed Feature-based Modulation Classification Using Wireless Sensor Networks[C]//Military Communications Conference, 2008. San Diego, CA: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2008: 1-7.
- [6] 张宇,冯春燕,郭彩丽,曾志民. 认知无线网络频谱检

测研究[J]. 吉林大学学报(信息科学版). 2008, 26(2):126-135.

Zhang Y, Feng C Y, Guo C L, Zeng Z M. Research of Spectrum Sensing in Cognitive Radio Network[J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition). 2008, 26(2):126-135. (in Chinese)

- [7] Nandi A K, Azzouz E E. Algorithms for Automatic Modulation Recognition of Communication Signals [J]. IEEE Transactions on Communication, 1998, 46(4):431-436.
- [8] Wang B, Ge L D. A Novel Algorithm for Identification of OFDM Signal[J]. IEEE, Trans Commu, 2005, 53(1): 261-264.
- [9] Wong M L D, Nandi A K. Automatic Digital Modulation Recognition Spectral and Statistical Feature with Multi-Layer Perceptrons[C]//Signal Processing and its Applications, Sixth International, Symposium on. 2001. Kuala Lumpur: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2001: 390-393.
- [10] Chen M, Zhu Q. Cooperative automatic modulation recognition in cognitive radio[J]. The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications. 2010, 17(2):46-52.
- [11] Fredric M. Ham, Ivica Kostanic. Principles of Neurocomputing for Science and Engineering [M]. McGraw-Hill Science/Engineering/Math. 2000.
- [12] Demuth H, Beale M. Neural Network Toolbox for MATLAB[M]. Fourth Printing. USA: The Math Works, Inc. 1997:6-2 ~ 6-7.
- [13] Domenico G, Sergio R, Luca D V. An Automatic Digital Modulation Classifier for Measurement on Telecommunication Networks[J]. IEEE Transactions on Communication and Measurement, 2007, 56(5): 1711-1720.

### 作者简介



刘爱声(1986-),女,山东莱芜人。南京邮电大学 2009 级硕士生。主要研究方向:移动通信与无线技术。  
E-mail: yuerushui0634@126.com



朱琦(1965-),女,江苏苏州人。南京邮电大学教授。主要研究方向:无线通信中的调制技术、编码技术、MIMO 技术和资源动态分配等。  
E-mail: zhuqi@njupt.edu.cn