

基于聚类与神经网络的无线通信联合调制识别新方法*

杨发权¹, 李 赞², 罗中良³

- (1. 佛山科学技术学院电子与信息工程学院, 广东 佛山 528000;
2. 西安电子科技大学综合业务网理论及关键技术国家重点实验室, 陕西 西安 710071;
3. 惠州学院电子科学系, 广东 惠州 516007)

摘 要: 针对现有基于聚类算法的信号调制识别在低信噪比时识别率低的缺点, 文中采用聚类算法提取信号特征参数, 通过变梯度 Polak-Ribiere BP 修正算法对神经网络进行训练, 以提高收敛速度, 改善在低信噪比条件下网络识别性能, 实现对基于星座图调制方式信号的调制识别, 仿真结果表明, 在低信噪比条件下, 调制识别率和单独采用聚类算法或基于 BP 算法的神经网络识别时比较提高 30% 以上, 在信噪比为 4dB 条件下识别率可达到 90%, 且系统易于实现, 在信号调制识别中具有广泛的应用前景。

关键词: 变梯度修正 BP 算法; 聚类算法; 特征值的提取; 神经网络; 调制识别

中图分类号: TN 911 文献标志码: A 文章编号: 0529-6579 (2015) 02-0024-06

A New Specific Combination Method of Wireless Communication Modulation Recognition Based on Clustering and Neural Network

YANG Faquan¹, LI Zan², LUO Zhongliang³

- (1. School of Electronics and Information Engineering, Foshan University, Foshan 528000, China;
2. State Key Laboratory of Integrated Service Networks, Xidian University, Xian 710071, China;
3. Department of Electronic Science, Huizhou University, Huizhou 516007, China)

Abstract: To improve the recognition rate of the signal, a modulation recognition method is proposed based on the clustering algorithm under the low SNR. The characteristic parameter of the signal is extracted by using a clustering algorithm, neural network is trained by using the algorithm of variable gradient correction BP so as to enhance the rate of convergence. The performance of recognition under the low SNR is improved, and the modulation recognition of the signal is realized based on the modulation system of the constellation diagram. Simulation results show that the recognition rate based on this algorithm is enhanced over 30% compared with methods of adopting clustering algorithm or neural network based on BP algorithm alone under the low SNR. The recognition rate can reach 90% when the SNR is 4 dB, and the method is easy to be achieved so that it has broad application prospect in the modulating recognition.

Key words: algorithm of variable gradient correction BP; clustering algorithm; feature extraction; neural network; modulation recognition

* 收稿日期: 2014-08-16

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61072070, 61301179); 科技型中小企业创新资金项目 (14C26214402603); 广东省科技计划资助项目 (2011B010200030, 2012B010100038)

作者简介: 杨发权 (1965 年生), 男; 研究方向: 无线通信信号的检测与识别技术; 通信作者: 罗中良;

E-mail: hzlaw@163.com

调制识别在军用和民用无线通信中信号的监测、信息的截获、干扰的查询等方面有着广泛的应用,是频谱感知,认知无线电等领域研究的基础^[1]。因此如何从特征值的提取和分类器算法方面不断创新,成为研究调制识别重要的方法之一。

文献 [2-4] 分别提出基于密度的聚类算法如 DBSCAN、OPTICS、DENCLUE 等算法以及基于距离的聚类算法如 K-MEANS、K-MEDOIDS、CLARANS 等算法,通过这些聚类算法直接提取信号的特征值,实现通信信号的调制识别,但这些调制识别方法在噪声干扰严重条件下,识别率较低。文献 [4-7] 论述基于 BP 算法的神经网络分类器调制识别方法以及为了克服 BP 算法收敛速度慢,容易陷入局部极小点等缺陷而采用的 BP 改进型算法如权值惯性校正、调整学习率及梯度优化算法等,使调制识别在低信噪比条件下有大明显的提高,但效果仍然不理想。文中采用模糊 C-均值聚类算法与神经网络联合,提取信号特征值,通过聚类算法重建信号的星座图,用有效性函数计算出在不同聚类中心数时的函数值作为特征参数并采用变梯度 Polak-Ribiere 修正 BP 算法对神经网络分类器进行训练^[8-9],实现信号的调制识别,在低信噪比条件下网络识别性能得到大幅度提高。

1 聚类算法

聚类算法包括分别基于密度、距离、层次、网格和模型等五种类型。其中基于密度的聚类算法以及基于距离的聚类算法目前已应用于信号调制方式的自动识别。对于基于密度的聚类算法,其主要思想是根据区域中的点的密度是否大于设定的个阈值,从而把它分类到与之相近的聚类中去。对于基于距离的聚类算法如文中采用的模糊 C-均值聚类算法,则是根据聚类中心距离隶属度来划分相似性,算法主要思想包括^[10]:

1) 对于 N 个数据点的数据集,把它分成 K ($K < N$) 个分组,每个分组代表一个聚类。其中每个分组至少包含一个数据。

2) 算法从设定的初始分组方法开始,然后通过不断的反复迭代方法改变分组,使每一次改进后的分组方案其组内的数据对象相似度比前一次好。

聚类算法可以单独直接用于信号特征值的提取,实现通信信号的调制识别,也可以与神经网络联合,实现信号的调制识别。对于接收到的待识别

信号,首先进行预处理,经过载波下变频,低通滤波,以及抽样等信号预处理过程,得到接收信号的同相分量和正交分量的值。设接收的观测信号样本点符号用数据集表示为: $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 其中, n 是数据集中元素的个数,样本点用二维向量 $x_j = [x_{ji}, x_{jq}]^T$ 表示, x_{ji} 为接收符号的同相分量; x_{jq} 为接收符号的正交分量,这样所有接收的信号样本可看作为由二维向量信号组成的接收星座图,通过对数据集中的样本点采用模糊 C-均值聚类算法进行聚类运算,对数据对象进行自动分类,通过优化模糊目标函数得到聚类中心和每个样本点对类中心的隶属度,从而决定样本点的归属。

2 神经网络

神经网络分类器具有很强的模式识别能力,能较好地处理复杂的非线性问题,并且具有较好的稳健性和潜在的容错性,在调制识别中已被广泛应用。文中采用改进的变梯度 Polak-Ribiere BP 修正算法对神经网络进行训练,以提高收敛速度和网络识别性能。设神经网络训练目标函数为:

$$E(W) = \frac{1}{2} \sum_{d \in D_k} \sum_{D_k \in \text{outputs}} (y_{dk} - o_{dk})^2 \quad (1)$$

其中, W 为网络权值矩阵, outputs 为网络输出层单元的集合, y_{dk} 和 o_{dk} 分别为训练样本 d 的第 k 个输出单元的目标值和网络输出值。而文中, BP 网络权值的学习算法采用变梯度算法,其网络权值的修正过程公式为:

$$W(k+1) = W(k) + \alpha P(k) \quad (2)$$

在 (2) 式 $W(k)$ 为第 $k+1$ 次迭代各层之间的网络权值向量, $P(k)$ 为第 $k+1$ 次迭代的权值修正的搜索方向,其计算公式为:

$$P(k) = \begin{cases} -G(0), & k = 0 \\ -G(k) + \beta(k)P(k-1), & k \geq 1 \end{cases} \quad (3)$$

其中, $G(k)$ 为第 k 次迭代网络权值的最陡下降梯度方向,而 $\beta(k)$ 是由 Polak-Ribiere BP 修正算法决定的,其定义式为:

$$\beta(k) = \frac{\Delta G^T(k-1)G(k)}{G^T(k-1)G(k-1)} \quad (4)$$

由变梯度 Polak-Ribiere 修正算法的定义可以看出,第 $k+1$ 次网络权值修正的搜索方向 $P(k)$ 是由第 k 次迭代的梯度 $G(k)$ 和搜索方向 $P(k+1)$ 共同决定的,其收敛速度比最陡梯度下降法的收敛速度更快。

3 聚类与神经网络联合调制识别原理

针对基于星座图调制方式的 MPSK/MQAM 调制信号, 采用基于聚类和神经网络联合的调制识别方法, 实现信号的调制识别, 识别系统模型如图 1 所示。

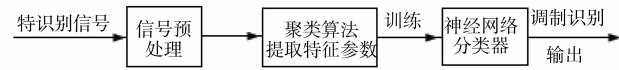


图 1 识别系统模型

Fig. 1 Model of recognition system

系统主要由聚类算法特征值的提取、神经网络的训练及神经网络分类器的识别三部分组成。

1) 聚类算法特征值的提取。

FCM 聚类问题可表示成下面的数学规划问题^[11], 其目标函数为

$$\min J_m(U, c) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (5)$$

约束条件:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, 1 \leq j \leq n \\ u_{ij} \in [0, 1], 1 \leq j \leq n, 1 \leq i \leq c \\ 0 < \sum_{j=1}^n u_{ij} < n, 1 \leq i \leq c \end{cases} \quad (6)$$

其中 n 是数据集 X 中元素的个数, c 是聚类中心数, 待识别信号为: 2PSK、4PSK、8PSK、16QAM、32QAM、64QAM 等, 其调制阶数分别为: $2^N (N = 1, 2, \dots, 6)$, 取聚类中心数 $c = 2^N$ 共六种情况分别进行聚类运算。 $d_{ij} = x_j - v_i$ 是样本 x_j 和聚类中心 v_i 的欧式距离。 u_{ij} 是第 j 个样本到第 i 个聚类中心的隶属度, $U = [u_{ij}]_{c \times n}$, $V = [v_i]_{1 \times c}$, m 是权重因子, 取 m 为 2, 则 FCM 聚类算法迭代如下:

(i) 设定迭代标准 $\varepsilon > 0$, 初始化分类矩阵 $V^{(0)}$, $K=0$ 。

(ii) 计算更新隶属矩阵 $U^{(k)}$:

$$u_{ij}^{(k)} = \frac{1}{\sum_{r=1}^c \left(\frac{d_{ij}^{(k)}}{d_{ir}^{(k)}} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (7)$$

若存在 r, j 使得 $d_{ij}^{(k)} = 0$, 设 $u_{ij}^{(k)} = 1, u_{ir}^{(k)} = 0, i \neq r$

(iii) 计算聚类中心矩阵 $V^{(k+1)}$:

$$V_i^{(k+1)} = \frac{\sum_{j=1}^n (u_{ij}^{(k)})^m x_j}{\sum_{j=1}^n (u_{ij}^{(k)})^m} \quad (8)$$

(iv) 用矩阵范数比较 $V^{(k+1)}$ 与 $V^{(k)}$, 若

$$\|V^{(k+1)} - V^{(k)}\| \leq \varepsilon \quad (9)$$

则迭代停止, 否则令 $K=K+1$, 转步骤 2。

取 $\varepsilon = 10^{-5}$, 通过上述迭代优化目标函数, 最终得到优化的聚类中心和每个样本点对聚类中心的隶属度矩阵。对于不同调制阶数的信号, 其最佳的聚类中心数不同, 为了得到能够区分不同调制方式的特征参数, 对在不同聚类中心数 c 值时的聚类结果进行有效性分析, 判断将接收信号点划分为 c 类是否合理, 得到有效性函数值, 从而区分不同的调制信号。文中采用模糊聚类的硬趋势函数作为有效性函数^[12], 硬趋势函数求解过程如下:

(i) 首先根据样本点隶属度的最大值, 将每个样本点分配到其所属的聚类集合中, 其定义为

$$Y_i = \left\{ \frac{x_j}{U_{ij}} = \max\{U_{ij}\}, x_j \in X, 0 < t < c \right\} \quad (10)$$

其中 Y_i 为划分到聚类中心 v_i 的所有接收样本。

(ii) 设每个样本点 x_j 的隶属度矩阵中最大值与次大值之比

$$r_j = \frac{u_{kj}}{u_{ij}}, u_{ij} = \max_{0 < t < c} \{u_{ij}\}, u_{kj} = \max_{0 < t < c, t \neq i} \{u_{ij}\} \quad (11)$$

(iii) 当聚类中心数为 C 时, 定义每一个聚类中心 v_i 的硬趋势为所有隶属于 v_i 的样本点, 计算 r_j 的平均值 T_{ci} :

$$T_{ci} = \frac{\sum_{j \in Y_j} r_j}{N_i} \quad (12)$$

其中 N_i 为所有隶属于聚类中心 v_i 的样本数。

(iv) 定义所有 T_{ci} 的均值为聚类整体划分结果的评估值 T_c 即:

$$T_c = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c T_{ci} \quad (13)$$

文中, 聚类中心数 c 分别取 2, 4, 8, 16, 32, 64, 即对接收到的信号点分别在以上六种不同的聚类中心数目情况下进行 FCM 聚类运算, 并分别计算出在不同的 c 值时的有效性函数值 T_c , 作为区分不同调制类型的特征参数。在不同信噪比, 不同聚类中心数时, 分别计算出用来识别六种调制方式的特征参数 $T_2, T_4, T_8, T_{16}, T_{32}$ 值如表 1 所示。

由表 1 看出, 不同信噪比下, 调制信号 BPSK 的特征参数 T_2 的值明显小于其他五种调制方式。因此, 通过特征参数 T_2 可以把调制方式 BPSK 同其他调制类型区分开来。同理在不同信噪比下, QPSK 的

表 1 不同聚类中心数时，六种调制方式的特征参数值

Table 1 Characteristics parameter values of the six kinds of modulation with the number of different clustering center

| 特征参数 | SNR/dB | -2 | 0 | 2 | 4 | 6 | 8 | 10 |
|----------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| T_2 | BPSK | 0.025 | 0.020 | 0.013 | 0.010 | 0.008 | 0.002 | 0.000 |
| | QPSK | 0.320 | 0.328 | 0.330 | 0.370 | 0.372 | 0.380 | 0.385 |
| | 8PSK | 0.300 | 0.302 | 0.295 | 0.296 | 0.298 | 0.300 | 0.299 |
| | 16QAM | 0.330 | 0.331 | 0.328 | 0.327 | 0.329 | 0.328 | 0.327 |
| | 32QAM | 0.331 | 0.330 | 0.328 | 0.328 | 0.329 | 0.328 | 0.326 |
| | 64QAM | 0.332 | 0.331 | 0.329 | 0.328 | 0.329 | 0.328 | 0.327 |
| T_4 | QPSK | 0.055 | 0.048 | 0.025 | 0.02 | 0.018 | 0.015 | 0.01 |
| | 8PSK | 0.248 | 0.240 | 0.238 | 0.230 | 0.238 | 0.251 | 0.250 |
| | 16QAM | 0.275 | 0.260 | 0.230 | 0.225 | 0.210 | 0.200 | 0.190 |
| | 32QAM | 0.310 | 0.305 | 0.300 | 0.295 | 0.293 | 0.280 | 0.270 |
| | 64QAM | 0.280 | 0.270 | 0.268 | 0.268 | 0.267 | 0.265 | 0.260 |
| T_8 | 8PSK | 0.240 | 0.155 | 0.125 | 0.070 | 0.060 | 0.050 | 0.040 |
| | 16QAM | 0.320 | 0.318 | 0.319 | 0.325 | 0.326 | 0.340 | 0.348 |
| | 32QAM | 0.326 | 0.320 | 0.318 | 0.317 | 0.318 | 0.317 | 0.317 |
| | 64QAM | 0.326 | 0.318 | 0.317 | 0.317 | 0.316 | 0.315 | 0.315 |
| T_{16} | 16QAM | 0.336 | 0.252 | 0.200 | 0.150 | 0.125 | 0.100 | 0.007 |
| | 32QAM | 0.338 | 0.325 | 0.320 | 0.318 | 0.310 | 0.308 | 0.310 |
| | 64QAM | 0.338 | 0.326 | 0.325 | 0.320 | 0.320 | 0.322 | 0.326 |
| T_{32} | 32QAM | 0.326 | 0.320 | 0.300 | 0.260 | 0.220 | 0.180 | 0.160 |
| | 64QAM | 0.330 | 0.328 | 0.326 | 0.318 | 0.316 | 0.310 | 0.290 |

特征参数 T_4 值明显小于其余四种调制方式；8PSK 的特征参数 T_8 值明显小于其余三种调制方式；16QAM 的特征参数 T_{16} 值明显小于其余两种调制方式；32QAM 的特征参数 T_{32} 值明显小于 64QAM 调制方式；因此，分别通过 T_4 、 T_8 、 T_{16} 、 T_{32} 可以把调制方式 QPSK、8PSK、16QAM、32QAM 分类出来，实现对六种信号的调制识别。

2) 神经网络的训练。

本文从提高系统的调制识别性能出发，利用以上聚类算法所提取的六种特征参数的新组合作为神经网络的输入对 BP 神经网络进行训练，然后利用训练后的神经网络对以上六种基于星座图的调制方式进行识别。设神经网络分类器采用双隐层 BP 神经网络，包含输入层、隐含层 1、隐含层 2、以及输出层四部分，由于神经网络的输入为采用聚类算法所提取的六种特征参数： T_2 、 T_4 、 T_8 、 T_{16} 、 T_{32} 以及 T_{64} ，因此选择输入层神经元的数目为 6；神经网络的输出为判决出的六种调制方式的类型，本文采用的编码方式为

$$O_j = [00\cdots 010\cdots 00]/j \quad (13)$$

即若调制信号为第 j 种调制方式，则第 j 个神经元的输出为 1，其余神经元输出为 0。因为待识别调制类型数总共为六种，因此输出层神经元的数目应

为 6。而隐含层 1 和隐含层 2 的神经元数目分别设为 15 和 12。神经元的传递函数也会影响网络的识别性能，设隐含层 1 和隐含层 2 的传递函数均采用双曲正切 S 型函数；输出层采用对数 S 型传递函数^[13-14]。

3) 神经网络分类器的调制识别。

神经网络训练完成后，对于一个未知的调制信号，在应用本文所提出的基于聚类和神经网络的算法进行调制识别时，需要依次经过如下步骤：

(i) 经过预处理，得到包含信号同相分量和正交分量的数据集 X ；

(ii) 对数据集 X 进行 FCM 聚类，得到各个信号点对聚类中心的隶属度矩阵 $U = [u_{ij}]_{c \times n}$ ；

(iii) 对隶属度矩阵用有效性函数进行处理，得到本文所设计的六种特征参数： T_2 、 T_4 、 T_8 、 T_{16} 、 T_{32} 以及 T_{64} 的值；

(iv) 将六种特征参数作为输入，送入训练好的神经网络。从神经网络的输出即可得到未知信号的调制类型，即实现调制方式的自动识别。

4 仿真与性能分析

本文对 BPSK、QPSK、8PSK、16QAM、32QAM、64QAM 共六种调制信号，载波信号为正

弦波, 频率 $f_c = 4 \text{ MHz}$, 采用频率 $f_s = 120 \text{ MHz}$, 码元速率 $f_d = 1 \text{ MHz}$, 单次分析采用点数 (数据长度) $N_s = 2048$ 。在信噪比分别为 -2 dB 、 0 dB 、 4 dB 、 8 dB 、 10 dB 时对单独采用聚类方法、常规基于 BP 算法的神经网络分类器调制识别方法及本文提出的联合调制识别方法进行仿真, 每种情况各实验 1000 次, 得到正确识别率的统计。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下系统对各种调制方式的平均识别率。图 2、图 3、图 4 分别为单独采用模糊 C-均值聚类算法、基于 BP 算法的神经网络分类器调制识别方法和采用聚类与神经网络的联合调制识别算法时的调制识别率仿真图。图 5 为基于 Polak-Ribiere BP 算法的 BP 神经网络与一般 BP 神经网络的训练收敛速度性能仿真图。

的特征值进行优化处理; 二是在神经网络分类器训练中由于采用基于变梯度 BP 修正算法, 克服 BP 算法收敛速度慢, 容易陷入局部极小点等缺陷, 使收敛速度有明显的提高。

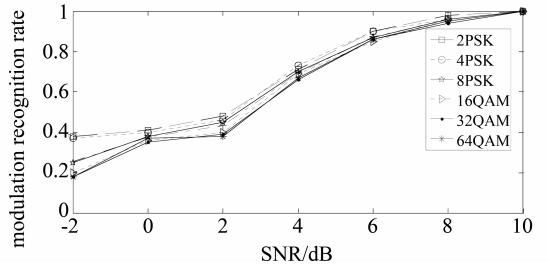


图 3 基于 BP 算法的神经网络分类器调制识别方法时的调制识别率仿真

Fig. 3 The simulation of modulation recognition rate related to neural network classifier based on BP algorithm

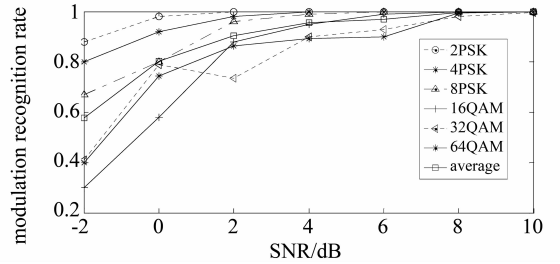


图 4 采用聚类与神经网络的联合调制识别算法时的调制识别率仿真图

Fig. 4 The simulation of modulation recognition rate based on combined algorithm of clustering and neural network

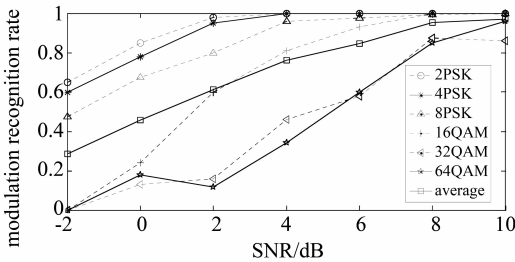


图 2 单独采用模糊 C-均值聚类算法时的调制识别率仿真

Fig. 2 The simulation of modulation recognition rate related to the fuzzy c-means algorithm

在图 2 中, 六种待识别信号, 随着调制阶数的不同, 聚类中心取值不同, 六种信号调制正确识别率相差较大, 尤其在信噪比较低时, 由于噪声的影响, 接收星座图比较分散, 此时直接采用聚类结果并不可靠。

在图 3 中, 六种待识别信号, 采用基于 BP 算法的神经网络分类器进行调制识别时, 其识别率相差不大, 而在低信噪比情况下, 正确识别率也不高。

图 4 分别与图 2、图 3 比较知, 在不同的信噪比下, 与单独采用聚类算法或基于 BP 算法的神经网络分类器相比, 本文所提出算法的识别率均有了明显提高。当信噪比高于 4 dB 时, 四种调制方式 2PSK、4PSK、8PSK 的识别率都接近 100% 。16QAM、32QAM 以及 64QAM 的调制识别率也明显提高, 32QAM 在 $\text{SNR} = 8 \text{ dB}$ 时达到了 98% , 64QAM 在 $\text{SNR} = 4 \text{ dB}$ 时达到了 86.4% , 远高于单独采用聚类时的识别率。系统识别性能提高的主要原因: 一是由于采用聚类算法, 对待识别信号提取

从图 5 知, 用变梯度 Polak-Ribiere BP 算法对设定隐层个数为 2 的 BP 神经网络进行训练, 其收敛性能明显优于普通 BP 神经网络的训练收敛性能, 对设定的均方误差为 0.011 的目标函数只需迭代 130 步便可达到设计的要求。

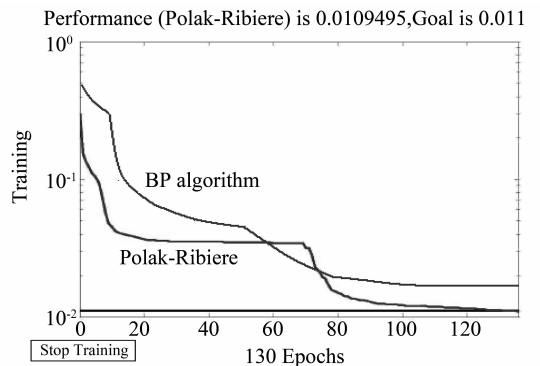


图 5 神经网络的训练收敛速度性能仿真图

Fig. 5 The simulation diagram of neural network training convergence performance

5 结 论

本文提出了基于聚类和神经网络的联合调制识别算法, 选取了通信系统中几种典型的基于星座图的调制方式: BPSK, QPSK, 8PSK, 16QAM, 32QAM 及 64QAM, 利用聚类算法及其有效性函数提取了反映调制类型间具有显著差异的六种特征参数作为神经网络分类器的输入, 并采用变梯度 Polak-Ribiere 修正算法对神经网络进行训练, 以提高系统对调制方式的识别性能。仿真结果表明, 与单独采用聚类算法或常规基于 BP 算法的神经网络分类器进行调制识别相比, 本文提出的基于聚类和神经网络的联合调制识别算法其系统识别率明显提高。

参考文献:

- [1] 张秀丽, 李海清, 李艳斌, 等. 基于谱域联合特征的信号调制类型识别[J]. 无线通信技术, 2010, 35(5): 59-61.
- [2] KATHLEEN E, SHRIDEED P. On the performance of high dimensional data clustering and classification algorithms [J]. IEEE Communications Letters, 2010, 12(5): 801-813.
- [3] 周玉, 朱安福, 周林, 等. 一种神经网络分类器样本数据选择方法[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2012, 40(6): 23-26.
- [4] BNAC I, MEMCD V. The use of clustering analysis and feature extraction for the reduction of very large data sets [J]. Innovations in Computing Sciences and Software Engineering, 2009, 50(8): 128-139.
- [5] GHIASSI M, BURNLEY C. Measuring effectiveness of a dynamic artificial neural network algorithm for classification problems [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(4): 3118-3128.
- [6] 余嘉, 陈印. 基于 BP 神经网络的数字调制识别方法[J]. 传感器与微系统, 2012, 31(5): 16-19.
- [7] 杨发权, 李赞, 罗中良, 等. 混合调制信号调制识别方法研究 [J]. 中山大学学报: 自然科学版, 2014, 53(1): 42-46.
- [8] DAYOUB I, AMOUDA W, BERBINEAU M. Automatic modulation recognition using wavelet transform and neural networks in wireless systems [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010, 56(8): 1-13.
- [9] MEHDI K A, ALI Z H, MEHDI B. A novel hybrid classification model of artificial neural networks and multiple linear regression models [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2010, 23(12): 357-370.
- [10] HELMY M O, ZAKI F W. Identification of linear Bi-dimensional digital modulation schemes via clustering algorithms [C] // International Conference on Computer Engineering & Systems, 2009: 385-390.
- [11] DEAN J, GHEMAWAT S. Simplified data processing on large clusters [J]. Commun ACM, 2008, 51(6): 107-113.
- [12] 杨发权, 李赞, 罗中良, 等. 基于决策理论算法的单载波多载波数字调制识别技术研究 [J]. 中山大学学报: 自然科学版, 2013, 52(1): 17-22.
- [13] EBRAHIMZADEH A, MOUSAVI S E. Classification of communications signals using an advanced technique [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(11): 428-435.
- [14] MEHDI K, ALI Z H, MEHDI B. A novel hybrid classification model of artificial neural networks and multiple linear regression models [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(3): 2606-2620.
- [15] YUAN H B, WANG K. Modulation identification of MPSK/MQAM signals in the aeronautical channel [J]. Journal of Signal Processing, 2013, 29(8): 249-255.