

优化的神经网络分类器在自动调制识别中的应用

程 莉^{1,2}

(1. 哈尔滨工程大学, 哈尔滨 150001;

2. 武汉船舶通信研究所 武汉 430079)

摘 要: 对截获到的信号调制类型进行自动识别是非协作通信中的关键技术之一, 在民用及军用领域中有着重要的应用前景。其中, 分类器的设计对调制类型识别结果和效率起到了决定性的作用。各种方法中, 采用 BP 神经网络构造的分类器能获得较好的识别效果, 但是传统 BP 神经网络存在收敛速度慢、容易陷入局部最小值、网络对初始值敏感等问题。论文采用遗传算法优化 BP 神经网络的权值和阈值, 可以避免神经网络利用梯度下降法陷入局部最小值的缺陷, 从而提高 BP 网络的学习能力。论文对高斯白噪声信道中 6 种常用的数字通信信号进行了判定识别。仿真结果表明, 用遗传算法优化的神经网络分类器能有效地提高调制信号识别率。

关键词: 遗传算法; BP 神经网络; 自动调制识别; 参数优化

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1674-4969(2013)03-0272-07

引言

信号调制类型自动识别是信号检测和解调的中间环节, 并且在军用和民用领域中起到了至关重要的作用^[1]。在民用领域为防止对无线频谱的非法利用和干扰, 频谱监视设备采用调制识别技术可以确定未知干扰信号性质, 保证合法通信的正常进行。此外, 在软件无线电技术中, 为实现不同传输体制通信设备间的互联互通, 正确识别收发双方的调制方式, 是保证信息无误传输的基本前提。在军用领域, 信号调制识别主要应用于电子战通信情报截获接收机的设计中, 为解调器正确选择解调算法提供参数依据, 最终获得敌方情报。此外, 调制识别技术有助于电子战最佳干扰样式或干扰抵消算法的选择, 以保证己方通信, 同时抑制或破坏敌方通信, 实现通信对抗的目的。

目前, 信号自动调制识别的基本方法大致可以分为两类: 一类是决策理论方法^[1-4], 另一类是

模式识别方法^[5-9]。决策理论方法是基于复合假设检验, 但是其判决规则较难实现。模式识别方法基于信号特征提取, 对信号先验信息依赖性较小, 实用性强。模式识别方法包括信号预处理、特征提取和分类识别三个部分。参考现有文献, 在分类识别部分对分类器的设计主要有二分树分类器、模糊聚类分类器、K 近邻分类器、支持向量机分类器和神经网络分类器。由于神经网络分类器具有较强的自学习、自适应及潜在容错能力, 易于处理复杂的非线性问题, 因此广泛应用于信号调制识别领域。

E. E. Azzouz 和 Asoke K. Nandi^[10]首先将 BP (Back Propagation) 神经网络用于模拟和数字信号调制类型识别。由于 BP 算法存在收敛速度慢、容易陷入局部最小值、网络结构难以确定等问题, 为了改善 BP 算法的性能, M.L.D. Wong 和 A.K. Nandi^[11]采用弹性 BP (RPROP, resilient

back propagation) 算法以提高 BP 算法的学习速率;付卫红、杨小牛、曾兴雯等人^[12]利用 SCG 算法加快 BP 神经网络的收敛速度;李俊俊、陆明泉、冯振明^[13]采用 L-M 优化算法比 BP 算法具有更快的收敛速度,但每次迭代计算量较大。以上改进算法均未能从根本上避免 BP 算法因梯度下降法导致网络权值和阈值可能收敛到局部最小值的问题。而遗传算法是一种高效的全局优化概率搜索算法,不受函数可微与连续的限制,容易得到全局最优解。因此,将遗传算法与 BP 神经网络算法相结合,可以有效解决 BP 算法的上述缺陷。本文采用遗传算法优化 BP 神经网络的权值和阈值,并将其应用于数字信号调制识别分类器的设计中,以提高信号调制类型的识别率和可靠性。

1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种应用广泛的多层前馈神经网络。其权值调整采用反向传播的学习方法,可以实现输入、输出的任意非线性映射。典型的三层 BP 神经网络的拓扑结构如图 1 所示,包括输入层、输出层和隐含层。各神经元与下层神经元连接,同层神经元之间无连接。BP 算法由两部分组成:信息的正向传递与误差的反向传播。在正向传递过程中,输入信息经过隐含层逐层计算得到输出信息。如果实际输出未达到期望目标,则将误差信号按照正向传播的通路反向传播,从而修改各神经元的权值和阈值,使网络误差达到最小值。

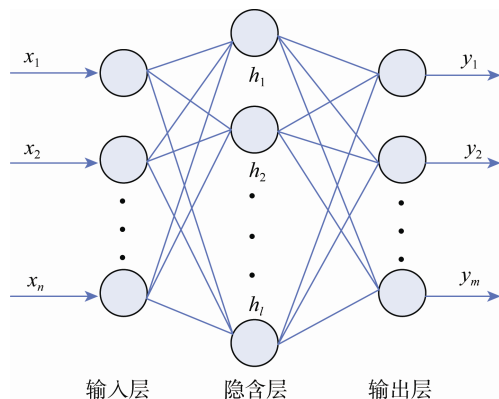


图 1 三层 BP 神经网络拓扑结构

从训练样本集中选取任意一样本 (X, Y) , 设 X 为网络输入, 即 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, 设 Y 为输出, 即 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_m]$, 则有:

隐含层神经元输出值:

$$O_j = f\left(\sum_j w_{ji} x_i - \theta_j\right) \quad (1)$$

输出层神经元输出值:

$$O_m = f\left(\sum_j v_{mj} O_j - \phi_m\right) \quad (2)$$

w_{ji} 和 v_{mj} 分别为输入层到隐含层及隐含层到输出层的权值; θ_j 和 ϕ_m 分别为隐含层和输出层的阈值。通过上面公式 (1) (2) 的传输过程, 样本信息完成了从输入层到输出层的传递。误差函数为实际输出 O_i 与期望输出 Y_i 之间的误差平方和。设 E_i 为输出函数、 E 为网络总误差, 则两者的计算式分别如 (3) 式及 (4) 式所示:

$$E_i = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (Y_i - O_i)^2 \quad (3)$$

$$E = \frac{1}{n \cdot m} \sum_{i=1}^n E_i \quad (4)$$

式 (4) 中, n 为训练样本个数, m 为输出层神经元节点数。误差反向传播的最终目的是通过逐层反向不断调整神经元节点的权值与阈值, 使得总误差 E 达到最小值, 直到满足学习结束条件, 训练结束。BP 算法实质是求取误差函数最小值的问题。这种算法采用非线性规划中的最速下降法, 按照误差函数的负梯度方向修改权系数, 故可能导致权值和阈值收敛到一个局部最小值, 而不能保证该值为误差曲面的全局最小值。

2 遗传算法基本原理

遗传算法是由美国密歇根大学 John H. Holland 教授提出的一种基于生物遗传和进化机制的自适应概率优化算法。遗传算法的基本思想是通过随机编码产生一个初始种群, 种群中的每个个体代表一个可行解, 解的质量用适应度函数评价。在

每一代进化过程中, 通过选择操作对种群中的个体优胜劣汰, 并运用交叉和变异操作, 使种群不断地朝着包含全局最优解的状态进化。当种群进化达到预先设定的某种停止规则时, 算法结束, 并将最优个体解码为问题的解。由于遗传算法具有原理简单、不依赖于待求解问题的具体领域、适于并行计算等特点, 因而被广泛应用于函数优化、自动控制、图像识别, 优化调度等实际问题。虽然遗传算法的全局搜索性能较强, 但其局部寻优能力却相对较弱。在进化初期, 遗传算法能快速收敛到某个较优值附近, 随后其收敛速度便明显下降, 经过多次迭代计算后, 最优解的精度仍然没有明显提高。而将遗传算法与局部搜索能力较强的 BP 算法相结合, 一方面利用遗传算法的全局搜索能力代替 BP 算法中的梯度下降法, 能避免 BP 算法的权值和阈值收敛到局部最小值, 另一方面, 将粗精度学习的遗传算法与局部精度的 BP 学习算法相结合可以使得两种算法优势互补, 进而缩短网络收敛时间并提高神经网络对非线性问题的识别率。因此, 将遗传算法应用于神经网络已成为当前的一个研究热点。

3 遗传算法优化 BP 神经网络

已经有大量的文献证明, 采用遗传算法优化 BP 神经网络可以缩短神经网络的收敛时间、增强对非线性问题的识别与模拟能力, 以及提高处理问题的速度和预测结果的泛化精度。将遗传算法与 BP 神经网络结合的方式主要有三种: 1) 使用遗传算法优化 BP 网络的权值和阈值; 2) 使用遗传算法决定 BP 网络的拓扑结构; 3) 使用遗传算法优化学习网络规则^[14]。本文利用遗传神经网络优化 BP 网络的权值和阈值, 以期提高 BP 神经网络分类器的识别性能。

3.1 优化设计

此算法优化设计的关键在于编码方案、适应度函数及遗传操作的设计。

3.1.1 编码方案

遗传算法中常用二进制和实数编码。但是二进制编码较长, 在处理复杂问题时使用较长的编码必然会导致计算量大、进化速度缓慢、搜索效率低下等问题。因此, 本文采用实数编码的方法, 将神经网络权值阈值的解空间映射为染色体编码空间, 以提高运算的速度和精度。如图 1 所示, 设 m 、 l 、 n 分别为 BP 神经网络的输入层、隐含层及输出层节点数, 则染色体长度为 $\gamma = m \times l + n \times l + n + l$, 其结构如图 2:

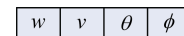


图 2 BP 神经网络权值和阈值的染色体编码

3.1.2 适应度函数

适应度函数即为优化问题中的目标函数。选取测试集数据误差平方和的倒数作为适应度函数, 个体适应度函数见式 (5):

$$F(p_i) = \frac{1}{E_i} \quad (5)$$

其中 E_i 见式 (4) 所示。 p_i 为群体规模为 p 的第 i 个个体。

3.1.3 遗传操作

1) 选择算子

保留群体中适应度最优的个体, 不参加交叉与变异, 直接复制到下一代。对群体中的其他个体采用轮盘赌选择方法进行选择。

2) 交叉算子

采用均匀分布随机选择的方法选择交叉父代, 父代以线性交叉的方式产生子代^[15], 交叉公式如下:

$$\begin{cases} X_{lr}^{t+1} = X_{lr}^t r_1 + X_{2l}^t (1 - r_1) \\ X_{2r}^{t+1} = X_{2l}^t r_1 + X_{lr}^t (1 - r_1) \end{cases} \quad (6)$$

式中 X_{lr}^t 和 X_{2l}^t 为交叉父代, X_{lr}^{t+1} 和 X_{2r}^{t+1} 为子代, r_1 为 0 到 1 之间的随机数。

3) 变异算子

先设定变异概率 p_m , 设某个个体的第 k 位 x_k

发生变异，则变异可采用公式(7)：

$$x_k^{t+1} = x_{k \min}^t + r(x_{k \max}^t - x_{k \min}^t) \quad (7)$$

上式中， $x_{k \min}^t$ 和 $x_{k \max}^t$ 为 x_k^t 可能取的最小值和最大值， r 为 0 到 1 之间的随机数。

3.2 优化流程及步骤

采用遗传算法训练 BP 神经网络的算法流程如下图 3 所示。此图给出了使用遗传算法优化神经网络权值、阈值的过程。

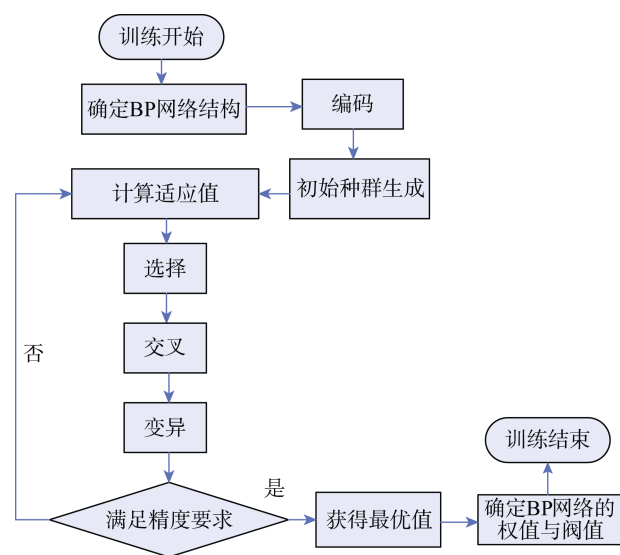


图3 遗传算法训练 BP 神经网络的流程图

遗传算法优化 BP 神经网络的算法步骤如下：

步骤 1：确定 BP 神经网络结构，进行染色体编码，随机初始化网络权值和阈值，产生初始种群；

步骤 2：根据一组训练样本计算个体的适应度值；

步骤 3：利用遗传算法的三种遗传算子——选择、交叉、变异，得到下一代群体；

步骤 4：将新一代群体插到种群中，并计算新一代群体的适应度；

步骤 5：计算网络的误差平方和，若达到精度要求，则转步骤 6，否则转步骤 3，继续进行遗传操作；

步骤 6：选出适应度高的个体确定 BP 网络的权值和阈值，将其作为 BP 网络初始值，再进行 BP 神经网络仿真。

4 优化的神经网络分类器在信号调制识别中的应用

信号调制类型自动识别是介于信号检测与解调的中间环节，能为解调器选择正确的解调算法提供参数依据，进而获取有用信息。决策理论方法是采用概率论和假设检验的方法来区分不同信号类型的，但检验统计量计算复杂，所需的先验参数较多，因而限制了决策理论方法在实际信号处理中的应用。与该方法相比，模式识别方法更易于工程实现。本文基于模式识别方法，设计了一种用遗传算法优化 BP 神经网络的调制识别分类器，以实现信号调制方式的自动识别。

4.1 自动调制识别模型

模式识别方法流程详见图 4 所示。在信噪比较低的情况下，噪声对信号瞬时特征影响较大，因此信号预处理部分采用参考文献[16]的方法，利用小波滤波器优化信号的瞬时特征，以提高信号在低信噪比下的识别性能。特征参数的提取采用 E. E. Azzouz 提出的基于信号瞬时幅度、瞬时频率和瞬时频率的 5 个经典特征—— $r_{\max}$ 、 δ_{aa} 、 δ_{af} 、 δ_{ap} 及 δ_{dp} ，对 2ASK、4ASK、BPSK、QPSK、2FSK 及 4FSK 这 6 种信号进行区分。分类识别部分由分类器的离线训练和分类器的在线识别组成，其中，分类器的设计即采用 GA-BP 神经网络分类器，根据不同信噪比条件下提取到的信号特征完成信号调制类型的判定识别。

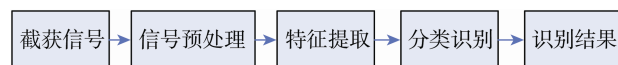


图4 模式识别方法流程图

4.2 仿真参数及结果分析

本文采用的参数及仿真条件如下：信号的载波

频率为 10 kHz, 采样频率为 80 kHz, 符号速率为 1.2 kbit/s。在加性高斯白噪声信道条件下、信噪比取 5dB、10dB、15dB 和 20dB 时, 对 6 种信号调制类型识别率进行性能测试。其他仿真条件如下:

1) BP 神经网络参数: 三层 BP 神经网络的输入节点数为 5, 输出节点数为 6。隐含层节点数取 10, 与 E. E. Azzouz 采用的单隐含层神经网络结构保持一致。隐含层激励函数为双曲正切函数 tansig , 输出层激励函数为 logsig 函数。收敛误差为 0.000 1, 最大网络训练 3 000 次, 输入特征值归一化。

2) 遗传算法参数: 初始种群规模 p 设为 40, 训练目标为误差小于 0.001, 最大遗传代数设为 1 000。利用第 3 节遗传算法优化 BP 网络的思路, 选出最优权值和阈值作为 BP 网络的初始值。然后将训练样本集作为此 GA-BP 分类器的输入, 根据网络输出判定待识别的数字信号的调制类型。

3) 神经网络训练参数: 每种信号产生 400 个特征集, 其中 200 个特征集用于训练基于遗传算法的 BP 神经网络分类器, 另外 200 个特征集用于测试此分类器的调制类型识别性能。BP 神经网络输出神经元中最大的输出定为获胜神经元, 此神经元决定了截获信号的调制识别类型。

表 1 给出 6 种数字信号在信噪比为 10 dB 条件下的识别率。由表可知, 6 种信号中 BPSK 及 4FSK 的识别率均达到 100 %。2ASK 信号容易误判成 4ASK 信号, 主要是由于信噪比较小时两种信号特征 δ_{aa} 的差异不大造成的。此外, QPSK 信号极易误判成 BPSK 或 2FSK。

表 1 当 $SNR=10$ dB 时的信号类型调制识别结果

预测信号 类型	实际信号类型					
	2ASK	4ASK	BPSK	QPSK	2FSK	4FSK
2ASK	195	4	—	—	—	—
4ASK	5	196	—	—	—	—
BPSK	—	—	200	2	—	—
QPSK	—	—	—	197	—	—
2FSK	—	—	—	1	195	—
4FSK	—	—	—	—	5	200

表 2 给出了信噪比在 5 dB 至 20 dB 条件下 6 种数字信号的识别率。由表可见, 在信噪比较低, 即 5 dB 时, 信号的正确识别率大于 95 %。随着信噪比的增加, 信号的识别率不断提高, 在信噪比为 20 dB 时, 信号的识别率达到 99.5 % 以上。

表 2 不同信噪比下信号调制类型识别率

信噪比 / dB	信号调制类型识别率/%					
	2ASK	4ASK	BPSK	QPSK	2FSK	4FSK
$SNR=5$	95	96.5	98.5	97.5	95.5	96.5
$SNR=10$	97.5	98	100	98.5	99.5	100
$SNR=15$	98.5	99	100	99	100	100
$SNR=20$	100	100	100	99.5	100	100

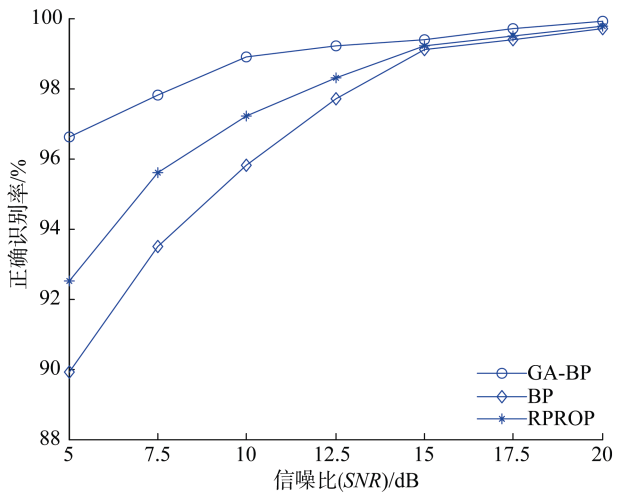


图 5 GA-BP 分类器和 BP 分类器的识别率对比

图 5 给出 GA-BP 分类器、弹性 BP 分类器及 BP 分类器在输入相同的特征进行训练后, 随信噪比在 5~20 dB 范围内变化时的正确识别率曲线图。由图看出, 基于 GA-BP 神经网络分类器的识别成功率明显优于弹性 BP 分类器及 BP 神经网络分类器, 并且在低信噪比条件下, GA-BP 分类器的成功识别率更高。可见, 用遗传算法优化的 BP 神经网络分类器能有效地提高 6 种常用数字信号的调制类型识别率。

5 结论

信号调制类型自动识别方法是软件无线电的

关键技术之一，也是通信对抗领域中的重要研究对象。如何有效区分各种信号调制类型是一项值得深入研究的课题。本文主要针对 6 种基本数字调制信号，采用了 A. K. Nandi 和 E. E. Azzouz 提出的 5 个经典特征，设计了一种用遗传算法优化 BP 神经网络的分类识别器。仿真实验表明，在信噪比为 5 dB 时，信号调制类型识别率整体高于 95%。将 GA-BP 分类器与弹性 BP 分类器及 BP 神经网络分类器的识别性能作比较发现，其识别率明显优于另外两种分类器，尤其在低信噪比条件下正确识别率更高。此外，本文算法简单，计算量小，易于实现。下一步可以考虑如何有效区分截获信息内同时存在多个调制类型的信号，及怎样选取一组受信噪比影响更小的特征用于识别更多类型的调制信号等方向着手研究。

参考文献

- [1] Xu J L, Su W, Zhou M C. Software-defined radio equipped with rapid modulation recognition[J]. IEEE Transactions on vehicular technology, 2010, 59: 1659-1667.
- [2] Xu J L, Su W, Zhou M C. Likelihood-ratio approaches to automatic modulation classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2011, 41: 455-469.
- [3] Hameed F, Dobre O A, Popescu D C. On the likelihood-based approach to modulation classification[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2009, 8: 5884-5892.
- [4] Puenqnm A, Thomas N, Tournet J Y, et al. Classification of linear and non-linear modulations using the Baum-Welch algorithm and MCMC methods[J]. Signal Processing, 2010, 90: 3242-3255.
- [5] Avci E. Selecting of the optimal feature subset and kernel parameters in digital modulation classification by using hybrid genetic algorithm-support vector machines: HGASVM[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36: 1391-1402.
- [6] Avci D. An intelligent system using adaptive wavelet entropy for automatic analog modulation identification[J]. Digital Signal Processing, 2010, 20: 1196-1206.
- [7] Aslam M W, Zhu Z C, Nandi A K. Automatic modulation classification using combination of genetic programming and KNN[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2012, 11: 2742-2750.
- [8] Sengur A. Multiclass least-squares support vector machines for analog modulation classification[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36: 6681-6685.
- [9] Ebrahimzadeh A, Ghazalian R. Blind digital modulation classification in software radio using the optimized classifier and feature subset selection[J]. Engineering Application of Artificial Intelligence, 2011, 24: 50-59.
- [10] Nandi A K, Azzouz E E. Algorithms for automatic modulation recognition of communication signals[J]. IEEE Transactions on communications, 1998, 46: 431-436.
- [11] Wong M L D, Nandi A K. Automatic digital modulation recognition using artificial neural network and genetic algorithm[J]. Signal Processing, 2004, 84: 351-356.
- [12] 付卫红, 杨小牛, 曾兴雯, 等. 一种基于时频分析神经网络的通信信号盲识别新方法[J]. 信号处理, 2007, 23(5): 775-778.
- [13] 李俊俊, 陆明泉, 冯振明. 一种改进的数字信号自动识别方法[J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(12): 2023-2024.
- [14] 李汪根, 黄尧颖, 叶小娇. 遗传神经网络特征提取及在分类中的应用[J]. 系统仿真学报, 2011, 23(10): 2094-2097.
- [15] 张鹏, 王亚科, 范思如. 基于改进遗传 BP 网络的飞机故障诊断研究[J]. 微计算机信息, 2009, 25(7): 110-112.
- [16] 谭晓衡, 刘娟, 胡友强. 一种新的低信噪比下的数字调制识别方法[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(6): 1520-1524.

An Application of Optimized Neural Network Classifier in Automatic Modulation Recognition

Cheng Li^{1,2}

(1. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;

2. Institution of China Ship Industry Corporation, Wuhan 430079, China)

Abstract: Detected signal's automatic modulation classification (AMC) is one of the key technologies in non-cooperative communication. It has extensive application prospects in civilian and military fields. The design of classifier plays a decisive role in recognition results and the efficiency of modulated schemes. The classifier based on back-propagation (BP) neural network is better than the existing methods of AMC. However, there are some entrapment at a local optimum, slow convergence rate and sensitive to initial values for the traditional BP neural network. This paper introduces genetic algorithm to optimize the weight and threshold values of the BP neural network. The method can overcome the weakness of gradient-based BP algorithm which is easy to fall into local minimum. And moreover this method can enhance the learning ability of BP neural network. The paper identifies six digital signals in an additive white Gaussian noise channel. The simulation and experimental results show that the optimized neural network classifier designed with genetic algorithm can perform a higher recognition rate of modulation type.

Key words: genetic algorithm; BP neural network; automatic modulation identification; parameter optimizations