

基于 IFOA-SA-BP 神经网络的雷达信号识别

弋佳东, 杨 洁

(西安邮电大学通信与信息工程学院, 陕西 西安 710121)

摘 要: 为提高雷达信号的识别率, 提出一种改进的果蝇优化算法(improved fruit fly optimization algorithm, IFOA)和模拟退火(simulated annealing, SA)算法相融合并用于优化反向传播(back propagation, BP)神经网络的雷达信号识别算法。首先, 该算法提取雷达信号的调和平均盒维数、信息维数和差分近似熵特征作为信号识别的三维特征。然后, 改进果蝇优化算法的寻优步长并添加逃脱系数以修改适应度函数, 同时引入三维空间的搜索概念扩大果蝇的搜索范围, 再对果蝇算法所求解的接受机制通过 SA 算法进行修正。最后, 将融合后的算法 IFOA-SA 用于优化 BP 神经网络得到网络最优的初始权值和阈值, 并用此网络进行雷达信号的分类识别。通过与 BP 和 FOA-BP 进行对比, 结果表明 IFOA-SA-BP 能够提高雷达信号的识别率, 证实了该算法的有效性。

关键词: 雷达信号识别; 特征提取; 反向传播神经网络; 果蝇优化算法; 模拟退火算法

中图分类号: TN 957.51

文献标志码: A

DOI:10.3969/j.issn.1001-506X.2020.12.08

Radar signal recognition based on IFOA-SA-BP neural network

YI Jiadong, YANG Jie

(School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract: In order to improve the recognition rate of radar signal, an improved fruit fly optimization algorithm (IFOA) and simulated annealing (SA) algorithm are combined to optimize the radar signal recognition algorithm of the back propagation (BP) neural network. Firstly, the algorithm extracts the harmonic average fractal box dimension, information dimension and differential approximate entropy feature of radar signal as the three-dimensional features of signal recognition. Then, the optimization step length of fruit fly optimization algorithm (FOA) is improved and the jump coefficient is added to modify the fitness function. At the same time, the three-dimensional search concept is introduced to expand the search range of the fruit fly. And then the acceptance mechanism of solution by the FOA is modified by the SA algorithm. Finally, the fusion algorithm of the IFOA-SA is used to optimize the BP neural network for acquiring the best initial weight and threshold value, and the network is used for radar signal classification and recognition. Compared with the BP and the FOA-BP, the results show that the IFOA-SA-BP can improve the recognition rate of radar signal, which proves the effectiveness of the algorithm.

Keywords: radar signal recognition; feature extraction; back propagation (BP) neural network; fruit fly optimization algorithm (FOA); simulated annealing (SA) algorithm

0 引 言

随着雷达电子对抗技术的飞速发展, 各国雷达技术都已经有了长足的发展, 面对日益复杂的电磁环境和各种威

胁挑战, 如何快速有效地识别敌方雷达信号类型, 在整个雷达电子对抗中至关重要^[1-2]。

作为重要的信息防护手段, 雷达信号识别已成为国内外的研究热点, 并且得到了非常多的研究成果。随着现代信号

收稿日期: 2019-12-29; 修回日期: 2020-03-19; 网络优先出版日期: 2020-08-11。

网络优先出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20200811.1832.002.html>

基金项目: 陕西省教育厅专项基金(17JK0693)资助课题

引用格式: 弋佳东, 杨洁. 基于 IFOA-SA-BP 神经网络的雷达信号识别[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(12): 2735-2741.

Reference format: YI J D, YANG J. Radar signal recognition based on IFOA-SA-BP neural network[J]. Systems Engineering and Electronics, 2020, 42(12): 2735-2741.

处理技术的发展,基于脉内特征参数的雷达信号识别方法已经成为雷达电子对抗中不可或缺的关键技术,如利用时频特征、小波变换特征^[3-4]、小波脊特征、高阶谱^[5]等特征对信号进行调制分类,但是这些分类方法都需要较强的先验知识,难以适应现代侦察系统中要求快速对信号进行分类识别的目的。文献[6]提出基于维格纳分布的低截获概率(low probability of intercept, LPI)雷达信号自动分类识别方法,但维格纳分布在处理过程中会引入交叉项,将会对波形和识别准确率造成一定的影响。文献[7]使用频谱特征,在低信噪比(signal to noise ratio, SNR)下信号的频谱特征受噪声影响较大,各信号之间的差异性并不明显,进而影响到信号的分类识别。文献[8-9]提出利用符号化聚合近似方法进行信号特征提取,因为符号化方法可以降低维度且具有一定的抗噪能力,但该方法步骤较为繁琐复杂,不利于实际应用。文献[10]通过奇异值分解降低噪声对信号模糊函数图像的影响,文献[11]通过 Choi-Williams 分布提取信号的瞬时频率,文献[12]通过 Wigner-Ville 分布得到信号统计直方图,但这几种方法在强混叠干扰情况下的识别效果欠佳,主要是因为这些方法提取的特征不具备很好的抗干扰性能。

随着深度学习算法的普及和发展,越来越多的研究人员运用深度学习方法实现雷达信号的分类识别^[13-14]。但深度学习方法计算量较大,且由于其模型结构是个“黑盒”,因此很难对输入的特征进行解释说明,而对于信号识别来说特征选取会直接影响到最终的识别结果。文献[15]通过使用 Choi-Williams 分布(Choi-Williams distribution, CWD)时频图像输入到卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)中,再对比不同的 CNN 结构,选择出最优的结构参数,在 SNR 较低时也取得了不错的识别效果,但此方法使用了大量的样本,而在实际情报系统中截获到的数据量是很少的,因此很难使用大量样本数据去用于网络训练。综上所述,如何在低 SNR、少量样本数据且时间复杂度较低的情况下实现对各类雷达信号的有效识别,是一个值得继续研究的问题。

雷达信号波形反映的是信号的调制方式,而分形理论能对其进行有效的刻画,分形理论中有很多基本的分形维数,其中盒维数和信息维数因计算简单而且盒维数可以对信号序列的不规则性和信号几何形态进行有效刻画,而信息维数能描述几何形态分布的疏密特性,所以把信号的盒维数和信息维数作为雷达信号分类识别特征具有很好的工程应用价值,并且已得到了广泛的应用^[16-18]。但同时文献[19]表明信号的盒维数和信息维数在 SNR 较低时对噪声较为敏感,抗噪性能较差,单独将这两个特征作为雷达信号的分类识别特征是不可行的。

为了使信号在低 SNR 下也有较高的识别准确率,将近似熵特征与分形维数特征进行结合作为信号识别的三维特征,并且对分形维数中的盒维数和近似熵进行改进使其具有更好的性能,从而得到调和平均盒维数^[20]和差分近似熵^[21]特征,并用此三维特征实现雷达信号的脉内调制识别。该方法利用

差分近似熵特征达到良好的抗噪性能,并且分形维数特征可以对信号序列进行有效刻画,从而保证了信号的识别率。

反向传播(back propagation, BP)神经网络作为目前较为常用的一种分类器,不仅具有良好的非线性映射能力,同时又具有很强的学习和泛化能力,BP 神经网络可以根据输入的特征参数对输出进行预测分类,通过对网络进行训练,其甚至可以逼近任意一种非线性函数,因此神经网络的应用也较为广泛。经典的三层结构可以高效地处理一些非线性问题,在信号识别中应用也较为广泛,但 BP 神经网络存在收敛速度较慢且易陷入局部最优解等问题,使得网络输出结果误差较大,针对这些问题,常用的改进方法是使用遗传算法对网络进行参数寻优^[22],但遗传算法的实现步骤较为复杂,需要通过编码、选择、交叉-变异等操作,且优化网络所需要的时间较长,不利于实现快速、准确的预测。

针对以上问题,本文提出一种改进的果蝇优化算法(fruit fly optimization algorithm, FOA)和模拟退火(simulated annealing, SA)算法相融合去优化 BP 神经网络的雷达信号识别算法。基本的果蝇算法易早熟收敛引发局部极值问题而无法得到全局最优解,改进的 FOA(improved FOA, IFOA)通过修改寻优步长并增加逃脱系数,并对果蝇算法所求解的接受机制通过 SA 算法进行修正,此外引入三维空间的搜索概念扩大果蝇个体的飞行范围,进而可以有效地避免上述问题。利用 IFOA-SA 出色的全局寻优能力对 BP 网络进行参数优化并用于雷达信号分类识别,将预测效果与 BP 和 FOA-BP 网络进行比较分析,从而验证该算法的有效性和可行性。

1 雷达信号分类识别模型结构

随着雷达技术的飞速发展,新型复杂体制雷达不断投入电子战场使用,导致现代电子战中处理的雷达信号复杂多变,大大增加了识别的难度,故本文提出如图 1 所示的雷达信号分类识别模型结构。通常情况下,雷达信号分类识别模型结构主要包含 4 个部分:预处理、特征提取、特征选择和分类器。

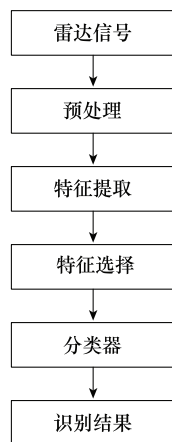


图 1 雷达信号分类识别模型结构

Fig. 1 Structure of radar signal classification and recognition model

(1) 预处理主要包括滤波、将信号从时域转变到频率域、能量归一化、幅度归一化等,预处理的主要目的是降低噪声对信号的影响,便于有效地提取并表示信号所携带的信息;

(2) 特征提取是将信号从测量空间转变到特征空间的非线性变换,其目的是缩小数据集并集中那些具有显著差异的分类信息;

(3) 特征选择即选取那些更加能表征信号本质且对信号区分程度较大的特征参数,以降低人为主观影响并提高信号正确识别率,本文选取调和平均盒维数、信息维数和差分近似熵作为信号识别的三维特征;

(4) 分类器的作用是根据某种决策规则,将所提取的特征向量归入到不同的类别中,实现信号的识别,本文所采用的分类器是经 IFOA-SA 算法优化的 BP 神经网络来实现各种雷达信号的分类识别的。

2 FOA 和 SA 算法

2.1 FOA

FOA 作为一种新型的群智能优化算法,已经在很多领域得到了广泛的应用^[23]。该算法是利用果蝇个体在嗅觉和视觉上优于其他物种的特点,以其觅食行为而推演出的优化算法。在寻觅食物时,果蝇个体会使用其嗅觉和视觉进行食物的搜寻,当某个果蝇个体搜寻到食物时,会向其他果蝇发送食物信息,并和其他果蝇个体搜寻到的食物信息进行对比,进而获得最佳的食物位置。根据果蝇个体的觅食过程,可以将其总结为以下几个主要步骤:

步骤 1 初始化相关参数,并设置种群数量和迭代次数;

步骤 2 对种群中的果蝇个体给予搜寻食物的任意方向和距离;

步骤 3 计算果蝇个体的适应度函数值,并带入味道浓度判定函数来计算个体味道浓度;

步骤 4 对个体味道浓度进行比较得到群体中味道浓度最小的果蝇个体并保存该位置;

步骤 5 进入迭代寻优,循环该过程,直到满足终止条件或达到最大迭代次数,算法结束。

与其他的群智能优化算法(如粒子群算法,遗传算法)相比,FOA 计算简单,参数设置少,鲁棒性较强,具有良好的全局搜索和优化能力,但缺点是存在局部搜索能力不足,寻优结果不稳定而导致算法易早熟收敛。

2.2 SA 算法

SA 算法来源于固体退火的原理,是一种基于概率的算法^[24]。SA 算法由一个较高温度开始,然后逐渐进行退火操作,接着在每一个温度下进行冷却,最终达到终止温度。根据其原理的描述,SA 算法可以总结为以下几个主要步骤:

步骤 1 初始化相关参数,SA 算法的初始温度 T ,退火系数 λ ,终止温度 T_{\min} ,迭代次数 k 以及初始解状态 S ;

步骤 2 任意生成一个变化值就可以获得新的状态,然后再得到新解 S' ;

步骤 3 计算新解和初始解之间的增量 $\Delta s = S' - S$;

步骤 4 若 $\Delta s \leq 0$,则接收 S' 作为新的解;

步骤 5 若 $\Delta s > 0$,说明旧解比新解状态好,计算 $p = \exp(-\Delta s / (T\lambda))$,如果 $p > r$ (r 为 $[0, 1]$ 上的随机数),则新解同样被接受,否则接受旧解,重复执行步骤,直到满足终止条件。

根据算法的描述步骤可以看出,在 SA 算法中随着温度的下降,算法中的解趋于稳定,但是这样的解可能是局部最优解,此时算法会通过解的接受机制对解进行修正,通过计算表达式进行判断,如果表达式满足条件,则接收新解,否则就舍去,所以 SA 算法是局部搜索算法的扩展,可以有效地避免算法陷入局部最优。

3 IFOA-SA-BP 神经网络识别模型

针对 FOA 存在的问题,本文通过改进搜索步长和适应度函数,并引入三维搜索空间的概念扩大果蝇的飞行范围,同时引入 SA 算法与之进行融合,生成新的 IFOA-SA 算法,并将此算法用于优化 BP 神经网络进行雷达信号的分类识别。

3.1 步长改进

通过果蝇算法的描述和原理可知,随着果蝇个体迭代寻优过程的进行,果蝇个体会逐步找到食物的位置,而在 FOA 中搜索步长是随机给定的,步长公式为

$$l = \text{rand} \cdot \text{value} \tag{1}$$

式中, value 为初始步长,为定值; rand 为 $[0, 1]$ 上的随机数; l 的取值范围为 $[0, \text{value}]$ 。这种设定步长的问题在于算法前期需要相对较大的寻优步长,而在后期因为逐渐接近最优解而需要相对较小的步长,这样才可以使算法得到全局最优解。为了解决这个问题,本文参照遗传算法中非均匀变异的思想^[25],用非均匀变异策略对当前模型进行参数扰动产生新的模型参数,即改进的步长公式为

$$L = n(1 - ((i - 1) / k)^\alpha) \text{sgn}(r - 0.5) \tag{2}$$

式中, n 为初始步长; i 为当前迭代次数; k 为最大迭代次数; α 为非均匀变异因子,取值范围为 $[1, 5]$ 。本文经重复测试取为 2; r 为 $[0, 1]$ 上的随机数; $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数。

由式(2)可知,这种非均匀扰动方法随着迭代次数的增加,步长在逐渐减小,在接近最优解时,能相应地减小扰动的幅度大小,进而避免算法因步长过大而错过全局最优解,因此式(2)是适用于果蝇算法且有效的,可以满足搜寻最优解的需求。

3.2 适应度函数的改进

基本的 FOA 适应度函数无法取得负值,这极大地增加了算法早熟收敛的几率,因此必须对适应度函数加以修改才能避免产生局部最优解,通过增加一个跳脱系数^[26]对适应度函数进行改进,改进后的适应度函数表达式为

$$\begin{cases} P_i = \frac{1}{D_i} + \Delta \\ \Delta = D_i(0.5 - \beta) \end{cases} \tag{3}$$

式中, P_i 为适应度函数值; D_i 为果蝇个体与原点之间的距离

离; Δ 为跳脱系数; β 为 $[0,1]$ 上的随机数。

通过增加跳脱系数来修正适应度函数,使得 FOA 在寻优过程中适应度可以取得负值,算法就可以成功跳出局部极值而取到全局最优解。

3.3 三维搜索空间的引入

基本的 FOA 是在二维空间中寻找最优值,必将无法解决三维空间的寻优问题,因此引入三维搜索空间的概念,扩大果蝇的飞行距离和飞行范围,更有利于 FOA 寻找到全局最优解,图 2 为果蝇群体三维空间迭代寻优示意图。

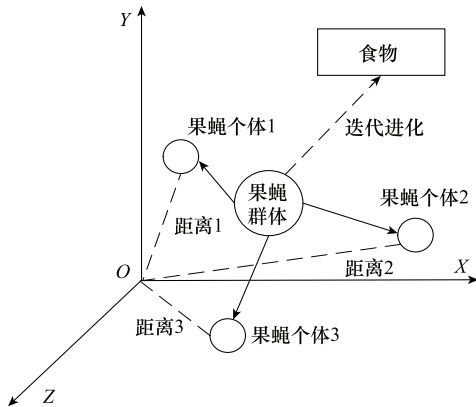


图 2 果蝇群体三维空间迭代寻优示意图

Fig. 2 Schematic diagram of three-dimensional space iterative optimization for fruit fly population

从图 2 中可以看出,果蝇个体在觅食过程中通过比较得出具有最佳气味浓度信息的位置,也就是食物的位置,即找到了全局最优解。

3.4 算法步骤

本文提出的 IFOA-SA-BP 神经网络雷达信号识别算法的主要步骤如下。

步骤 1 初始化参数,果蝇群体的初始位置(X_{axis} , Y_{axis} , Z_{axis}),种群数量 $sizepop$,迭代次数 k ,SA 算法的初始温度 T ,退火系数 λ 以及终止温度 T_{min} 。

步骤 2 对种群中的果蝇个体给予通过嗅觉寻找食物的任意方向和距离,即

$$\begin{cases} X_i = X_{axis} + L \\ Y_i = Y_{axis} + L \\ Z_i = Z_{axis} + L \end{cases} \quad (4)$$

步骤 3 由于果蝇个体在寻优过程是随机飞行的,因此需要计算果蝇个体与坐标原点之间的距离,并通过公式得到适应度函数值为

$$D_i = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2 + Z_i^2} \quad (5)$$

$$P_i = \frac{1}{D_i} + \Delta \quad (6)$$

步骤 4 将适应度函数值代入味道浓度判定函数来计算味道浓度,本文将 BP 神经网络的均方误差(mean square error, MSE)作为浓度判定函数,即

$$Smell_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y)^2 \quad (7)$$

式中, y_i 为预测值; y 为目标值。

步骤 5 找出果蝇群体中浓度最小的果蝇并记为 S_i , S_i 为当前模型,并保留该模型的位置坐标(X_i , Y_i , Z_i)。

步骤 6 用式(2)对步骤 5 的位置进行一定次数的扰动得到新的位置坐标(X'_i , Y'_i , Z'_i),并用 S'_i 表示新模型,即

$$\begin{cases} X'_i = X_i + L' \\ Y'_i = Y_i + L' \\ Z'_i = Z_i + L' \end{cases} \quad (8)$$

步骤 7 再用同样的方法计算出新模型的味道浓度,求出新旧模型的浓度差值并记为 Δs 。

如果 $\Delta s \leq 0$,那么新位置被接受;如果 $\Delta s > 0$,则需要计算 $p = \exp(-\Delta s / (T\lambda))$,如果 $p > r$ (r 为 $[0,1]$ 上的随机数),那么新位置同样被接受,并以新的位置坐标继续寻优,否则就以原模型位置坐标进行下一次寻优。

步骤 8 保存具有最佳气味浓度的果蝇个体,即

$$[bestSmell \quad bestindex] = \min(Smell) \quad (9)$$

步骤 9 在迭代寻优过程中保存果蝇个体中具有最佳气味浓度值 and 此果蝇的位置,即

$$\begin{cases} X = X(bestindex, :) \\ Y = Y(bestindex, :) \\ Z = Z(bestindex, :) \end{cases} \quad (10)$$

$$Smellbest = bestSmell \quad (11)$$

步骤 10 重复步骤 2~步骤 8,对每一代中的气味浓度值进行判定,如果优于上一代,则执行步骤 9,直到满足所要求的终止条件或达到最大迭代次数。

4 仿真实验

仿真 7 种典型的雷达辐射源信号用于分类识别,分别为线性调频(linear frequency modulation, LFM)信号、连续波(continuous wave, CW)信号、正弦调频(sinusoidal frequency modulation, SFM)信号、二进制移相键控(binary phase shift keying, BPSK)信号、正交相移键控(quad-phase shift keying, QPSK)信号、非线性调频(non-linear frequency modulation, NLFM)信号和移频键控(frequency shift keying, FSK)信号。并且各类信号的载频均为 10 MHz,采样频率为 100 MHz,长度为 256 个采样点,其中 LFM 信号带宽为 5 MHz, SFM 采用正弦波调制, BPSK 信号采用 7 位 Barker 码, QPSK 信号采用 16 位 Frank 码, NLFM 信号采用 3 次调频, FSK 信号的两个频点分别为 10 MHz 和 12 MHz 并采用随机编码方式。实验中信号附加的噪声为零均值的高斯白噪声,分类器采用 IFOA-SA 优化的 BP 神经网络。

对 IFOA-SA-BP 网络进行初始参数设定,初始果蝇群体的位置为 $[0,1]$,果蝇个体利用嗅觉搜寻食物的随机方向和距离为 $[-10,10]$,种群数量为 30,迭代次数为 100,SA 算法的初始温度为 1 000,退火系数为 0.98,终止温度为 0.001。BP 神经网络设置为常用的 3 层网络结构,隐含层和输出层的激活函数均为 sigmoid 函数,网络的最大迭代次数

为 1 000,目标误差为 0.001,学习率为 0.01,输入层节点数为 3 个,代表 3 个特征参数,输出层节点数为 7 个,代表 7 种调制雷达信号,同时由重复试错方法设定最佳的隐含层节点数为 10 个。将所有的初始参数设定完成后,进行下一步的实验仿真。

选取 Sphere 和 Rastrigin 函数^[27]来测试 IFOA-SA 与 FOA 两种算法的收敛速度和寻优精度,从而验证 IFOA-SA 算法的有效性。Sphere 和 Rastrigin 函数的表达式分别为

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \tag{12}$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10) \tag{13}$$

两个函数的最小值都为 0 且函数的搜索区间分别为 $[-100,100]$ 和 $[-5,12,5,12]$,分别使用 FOA 和 IFOA-SA 算法对函数进行 20 次独立测试,测试结果如表 1 所示。

表 1 算法性能测试对比

Table 1 Comparison of algorithm performance test

函数	算法名称	平均值	方差
$f_1(x)$	FOA	8.175×10^{-5}	3.168×10^{-11}
	IFOA-SA	8.561×10^{-6}	1.610×10^{-12}
$f_2(x)$	FOA	1.236×10^{-2}	1.179×10^{-6}
	IFOA-SA	1.652×10^{-3}	7.743×10^{-8}

表 1 是对两个函数进行独立实验的统计结果,从平均值和方差对算法进行对比,从而对算法的性能有更直观的理解和认识。从表 1 中可知,IFOA-SA 的平均值要远低于 FOA,所以也更接近于函数的最小值,此外,IFOA-SA 的方差比 FOA 低 1~2 个数量级,因此 IFOA-SA 具有更好的寻优性能。

图 3 表示 SNR 在 $-4 \sim 5$ dB,每隔 1 dB 产生 100 个样本点的雷达信号三维特征分布图。从图 3 可以看出,差分近似熵、调和平均盒维数和信息维数这 3 个特征具有良好的类内聚集性和类间分离度,只有在 SNR 较低时才会有类间重叠,由此说明本文提取的特征具有良好的抗噪性,为后续的分类提供了良好的基础。

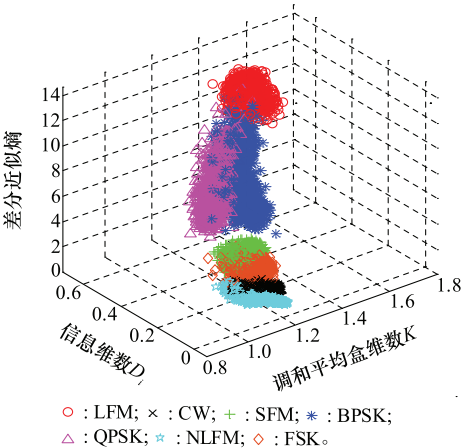


图 3 雷达信号三维特征分布图

Fig. 3 Three-dimensional characteristic distribution of radar signal

在 SNR 为 $-4 \sim 5$ dB 时,每隔 1 dB 产生 150 个数据,每类信号随机选取 50 个作为训练数据,剩下的 100 个为测试数据,使用 IFOA-SA-BP 对 7 类雷达信号进行分类识别,识别结果如图 4 所示。

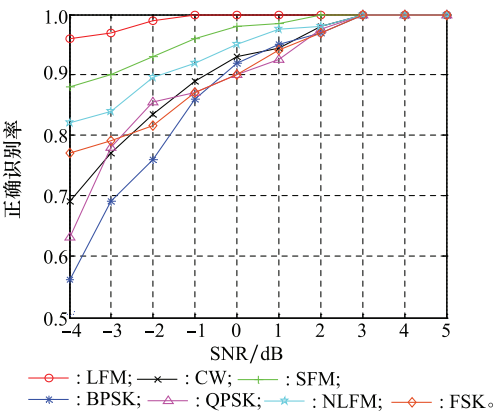


图 4 雷达信号正确识别率

Fig. 4 Correct recognition rate of radar signal

由图 4 可知,随着 SNR 的增加,各信号的识别率逐渐提高,在 SNR 较低时,BPSK 和 QPSK 的识别率较低,因为此时信号的分形维数比较接近噪声的分形维数,影响了信号的识别率。在 3 dB 时 7 类信号的识别率都达到了 100%,说明 IFOA-SA-BP 算法是有效的,同时也说明 IFOA-SA-BP 在训练样本较少情况下也可以取得较为满意的识别结果。

图 5 给出了 BP、FOA-BP 和 IFOA-SA-BP 在 SNR 为 $-4 \sim 10$ dB,间隔为 1 dB 时 7 类雷达信号的正确识别率,对比图 4 的数据可以发现,相比于 BP 和 FOA-BP,IFOA-SA-BP 的识别概率更高。在 SNR=3 dB 时,所有信号的识别率就已经到达了 100%,IFOA-SA-BP 网络在较低 SNR 下的正确识别率也优于其他网络,由此说明 IFOA-SA-BP 使得各类雷达信号的识别率得到提升,同时也具有更好的性能。

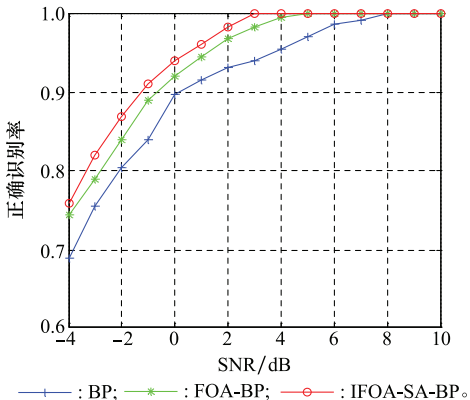


图 5 雷达信号整体识别率

Fig. 5 Overall recognition rate of radar signal

为了验证本文算法的有效性和优越性,本文选取经典的小波特征识别方法^[28]和模糊函数特征识别方法^[29]进行试验对比。由文献[28-29]可知,当 SNR 分别为 5 dB 和 6 dB 时,这两种方法对雷达信号的识别率为 100%,而本文算法在 SNR=3 dB 时信号的总体识别率就为 100%,由此说明本文算法具有更好的总体识别效果。而为了对这 3 种方法提取特征所花费的时间即时间复杂度进行对比,采用这 3 种方法产生 100 个数据样本进行实验,独立重复 10 次取其平均值,实验结果如表 2 所示。

表 2 3 种特征提取方法花费的时间对比

Table 2 Time comparison of three feature extraction methods

识别方法	时间/s
小波特征	78.65
模糊函数	63.31
本文方法	54.27

由表 2 可知,本文提取特征花费的时间最少,即时间复杂度最低,而且从上面的分析可知,本文方法相比于两种经典的识别方法,具有更好的识别准确率。

5 结 论

针对雷达信号识别率低的问题,本文提出了基于 IFOA-SA-BP 神经网络的雷达信号识别算法。在提取雷达信号差分近似熵、调和平均盒维数和信息维数 3 个特征表现稳健的基础上,将 IFOA 和 SA 算法进行融合后去优化 BP 神经网络的权值和阈值,并用此网络进行雷达信号的分类识别。仿真结果表明,在与 BP 和 FOA-BP 神经网络的比较中,IFOA-SA-BP 神经网络具有更好的寻优性能,证实了该算法的有效性,而且时间复杂度低于两种经典的雷达信号识别方法,证实了本文方法的优越性。

在本文的仿真实验中,所使用的噪声为零均值的高斯白噪声,而现代电子战场中的背景噪声往往比较复杂,需要在战场实际环境中对接收到的信号进行分析和实验,而且本文所使用的 FOA 主要是去优化 BP 神经网络的权值和阈值,在以后的学习研究中,可以考虑利用算法去优化网络的拓扑结构、网络层数的选择等结构化问题,更加多方位、多角度地考虑算法与网络的结合。

参考文献:

[1] 黄颖坤,金炜东,葛鹏,等. 基于多尺度信息熵的雷达辐射源信号识别[J]. 电子与信息学报,2019,41(5): 1084-1091.
HUANG Y K, JIN W D, GE P, et al. Radar emitter signal recognition based on multi-scale information entropy[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019,41(5):1084-1091.

[2] PENG C, CHEN H Q, LENAN W, et al. Estimation of extended targets based on compressed sensing in cognitive radar system[J]. IEEE Trans. on Vehicular Technology, 2017, 66(2):941-951.

[3] ZHANG W X, SUN F L, WANG B. Radar signal intra-pulse

feature extraction based on improved wavelet transform algorithm[J]. International Journal of Communications, 2017, 10(8): 118-127.

[4] ZHANG Y, LIU B, JI X, et al. Classification of EEG signals based on autoregressive model and wavelet packet decomposition[J]. Neural Processing Letter, 2017, 45(2): 365-378.

[5] CIUNZO D, ROSSI P S. Noncolocated time-reversal MUSIC: High-SNR distribution of null spectrum[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2017, 24(4): 397-401.

[6] KISHORE T R, RAO K D. Automatic intra-pulse modulation classification of advanced LPI radar waveforms[J]. IEEE Trans. on Signal Process, 2017, 53(2): 901-914.

[7] XIE J S. Robust intra-pulse modulation recognition via sparse representation[C]//Proc. of the CIE International Conference on Radar, 2017.

[8] LIN J, KEOGH E, WEI L, et al. Experiencing SAX: a novel symbolic representation of time series[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 2007, 15(2): 107-144.

[9] SONG W, WANG Z G, ZHANG F, et al. Empirical study of symbolic aggregate approximation for time series classification[J]. Intelligent Data Analysis, 2017, 21(1): 135-150.

[10] ZHANF X Y, WAN J, ZHAO Y N, et al. Recognition of radar emitter signals based on SVD and AF mainridge slice[J]. Journal of Communication & Networks, 2015,17(5): 491-498.

[11] TAVAKOLI E T, FALAHATI A. Radar signal recognition by CWD picture features[J]. International Journal of Communications Network & System Sciences, 2012, 5(4): 238-242.

[12] ZHU J D, ZHAO Y J, TANG J, et al. Automatic recognition of radar signals based on time-frequency image character[J]. Defence Science Journal, 2013, 63 (3): 1-6.

[13] MENDIS G J, WEI J, MADANAYAKE A. Deep learning based automated modulation classification for cognitive radio[C]//Proc. of the IEEE International Conference on Communication Systems, 2016.

[14] BOUCHOU M, WANG H, EL HADI L. Automatic digital modulation recognition based on stacked sparse autoencoder[C]//Proc. of the IEEE 17th International Conference on Communication Technology, 2017: 28-32.

[15] KONG S H, KIM M J, HOANG L M, et al. Automatic LPI radar waveform recognition using CNN[J]. IEEE Access, 2018, 6: 4207-4219.

[16] 曲志昱, 毛校洁, 侯长波. 基于奇异值熵和分形维数的雷达信号识别[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(2): 303-307.
QU Z Y, MAO X J, HOU C B. Radar signal recognition based on singular value entropy and fractal dimension[J]. Systems Engineering and Electronics, 2018, 40(2): 303-307.

[17] LIN Y, XU X C, PANG J F. The improved recognition method of radiation signal under the condition of unstable SNR[J]. International Journal of Signal Processing Image Processing & Pattern Recognition, 2014,7(2): 339-344.

[18] CHEN C X, HE M H, XU J, et al. A new method for sorting unknown radar emitter signal[J]. Chinese Journal of Electronics, 2014, 23(3):499-502.

- [19] 吕铁军, 郭双冰, 肖先赐. 调制信号的分形特征研究[J]. 中国科学 E 辑, 2001, 31(6): 508–513.
LYU T J, GUO S B, XIAO X C. Study on fractal characteristics of modulation signal[J]. Science in China (Series E), 2001, 31(6): 508–513.
- [20] 龙晓红, 张洪欣, 张明明. 基于调和平均分形盒维数的无线通信信号调制识别算法[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2017, 38(3): 308–312.
LONG X H, ZHANG H X, ZHANG M M. Modulation recognition algorithm of wireless communication signal based on harmonic average fractal box dimension[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2017, 38(3): 308–312.
- [21] 谢阳. 通信信号指纹特征提取与个体识别技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2016.
XIE Y. Research on fingerprint feature extraction and individual identification technology of communication signal[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2016.
- [22] TANG Y, YUAN S Q, QIU Z P, et al. Optimization of impulse water turbine based on GA-BP neural network arithmetic[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2019, 33(1): 241–253.
- [23] ZANDIEH M, TAVANA M, ALIKAR N, et al. A tuned hybrid intelligent fruit fly optimization algorithm for fuzzy rule generation and classification[J]. Neural Computing & applications, 2019, 31(3): 873–885.
- [24] SATTAR S, ADIL B, EHSAN Z B, et al. A simulated annealing-based maximum margin clustering algorithm[J]. Computational Intelligence, 2019, 35(1): 23–41.
- [25] 吕昌民, 欧阳缙, 李贝贝, 等. 基于 SA 算法反演层状介质介电常数的算法[J]. 现代雷达, 2017, 39(5): 54–58.
LYU C M, OUYANG J, LI B B, et al. Inversion algorithm of permittivity of layered media based on SA algorithm[J]. Modern Radar, 2017, 39(5): 54–58.
- [26] ISCAN H, MESUT G. A survey on fruit fly optimization algorithm[C]//Proc. of the IEEE International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems, 2015: 520–527.
- [27] 韩俊英, 刘成忠. 自适应混沌果蝇优化算[J]. 计算机应用, 2013, 33(5): 1313–1316.
HAN J Y, LIU C Z. Adaptive chaos fruit fly optimization algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(5): 1313–1316.
- [28] LIANG H D, HAN J H. Sorting radar signal based on wavelet characteristics of Wigner-Ville distribution[J]. Journal of Electronics, 2013, 30(5): 454–462.
- [29] GUO Q, NAN P L, WAN J. Radar signal recognition based on ambiguity function features and cloud model similarity[C]//Proc. of the IEEE International Conference on Ultrawideband & Ultrashort Impulse Signals, 2016.

作者简介:

弋佳东(1995–), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理。

E-mail: 1013844969@qq.com

杨洁(1976–), 女, 副教授, 硕士, 主要研究方向为阵列信号处理、自适应信号处理。

E-mail: yangjie@xupt.edu.cn