

基于改进粒子群算法的模糊小波神经网络建模

南敬昌, 田 娜

NAN Jingchang, TIAN Na

辽宁工程技术大学 电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105

School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao, Liaoning 125105, China

NAN Jingchang, TIAN Na. Fuzzy wavelet neural network for modeling based on improved particle swarm optimization algorithm. *Computer Engineering and Applications*, 2017, 53(3): 120-123.

Abstract: As the influence of Power Amplifier (PA) nonlinear increases for Radio Frequency (RF) front-end, PA modeling has been more and more important. An adaptive fuzzy wavelet neural network is proposed, using improved simplified particle swarm optimization algorithm to build PA model with memory effect. First, the wavelet function is combined with the rules of adaptive neural fuzzy inference system to build the new model. The improved particle swarm algorithm not only introduces the worst position influence factor but also simplifies for neglecting the velocity of particle. The inertia weight is dynamic with the change of fitness function value. The new algorithm improves the convergence rate, avoids being trapped in local optimal solution. The simulation results show that this modeling approach can characterize PA feature effectively with small error and high precision.

Key words: fuzzy wavelet neural network; wavelet function; adaptive neural fuzzy inference system; simplified particle swarm optimization algorithm; memory effect; power amplifier model

摘 要: 随着射频功放非线性对射频前端的影响日益增大, 使得功放建模变得越来越重要。提出了一种自适应模糊小波神经网络模型结构, 并利用改进的粒子群优化算法, 建立有记忆的功放模型。将小波函数融入到自适应模糊推理系统的模糊规则中, 得到新的网络模型; 在粒子群算法中引入最差位置影响因子, 提高搜索效率, 并进一步简化, 忽略粒子的速度项, 同时采用与适应度函数值相关的动态变化惯性权重, 加快了收敛速度, 避免出现“早熟”现象。仿真结果表明: 该方法建立的功放模型误差小、精度高, 能够有效地表征功放特性。

关键词: 模糊小波神经网络; 小波函数; 自适应模糊推理系统; 改进粒子群优化算法; 记忆效应; 功放模型

文献标志码: A **中图分类号:** TP301.6 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1505-0057

1 引言

现代无线通信系统中, 随着各种调制技术的不断发展, 对系统的各项性能指标提出了更高的要求。射频功放作为射频前端的主要器件, 其性能的好坏至关重要, 功放行为模型正是在这样情况下应运而生的。行为建模是预测功放输出的有效方式, 通过预先给定的模型结构来提取模型参数, 描述功放非线性行为特性^[1], 功放模型可应用于预失真技术^[2]中。目前已有的功放模型包括记忆多项式模型^[3-4]、Volterra级数模型^[5]、神经网络模型^[6]

等, 各模型都有其独特的优势, 应用在不同的场合。

模糊小波神经网络是模糊理论、神经网络与小波技术相结合的产物^[7], 其既有模糊理论的推理能力, 又有神经网络的学习能力, 还有小波分析高精度的逼近特性, 被应用于非线性系统建模, 具有广阔的应用前景。文献[8-9]提出了基于自适应模糊神经网络的射频功放行为建模方法, 虽达到很好的建模效果, 但收敛速度慢、易陷入局部最优。本文在文献[10]中功放模型的基础上, 将小波函数引入到模糊神经网络的规则中, 得到自适

基金项目: 国家自然科学基金(No.61372058); 辽宁省高等学校优秀科技人才支持计划(No.LR2013012); 辽宁工程技术大学研究生科研资助项目(No.5B2014032)。

作者简介: 南敬昌(1971—), 男, 博士, 教授, 主要研究领域为射频电路与系统、无线通信系统与仿真、无线信号处理等; 田娜(1990—), 女, 硕士研究生, 主要研究领域为射频功率放大器行为建模、神经网络, E-mail: 392729127@qq.com。

收稿日期: 2015-05-11 **修回日期:** 2015-10-21 **文章编号:** 1002-8331(2017)03-0120-04

CNKI网络优先出版: 2015-12-11, <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20151211.1526.050.html>

应模糊小波神经网络功放模型(Adaptive Fuzzy Wavelet Neural Network, AFWNN)。为了更好地优化网络,获得准确的模型,本文提出了改进的粒子群优化算法(Improved Particle Swarm Optimization, IPSO)。文献[11-12]都采用了简化粒子群优化方法,并证明了其正确性,文献[13]采用异步变化的动态学习因子并引入拉普拉斯系数,但上述文献都没有考虑粒子最差的搜索经验对粒子群造成的搜索能力的影响,在此基础上,本文引入个体最差位置对粒子群速度和位置更新的因子,并做进一步简化,同时采用与适应度函数值相关的权重,进一步提高粒子群的收敛性和精度。

本文利用 IPSO 优化 AFWNN 模型的方法,对具有记忆效应的射频功率放大器进行非线性行为建模。由仿真可知,本方法所建的模型,误差小、精度高、收敛速度快,能够很好描述功放的特性。

2 自适应模糊小波神经网络

模糊小波神经网络集合了模糊逻辑、神经网络和小波函数三方面技术的优点,受到越来越多的关注。本文将小波函数与目前比较流行的模糊神经网络——自适应模糊推理系统(Adaptive Neural Fuzzy Inference System, ANFIS),进行结合构成自适应模糊小波神经网络。

自适应模糊小波神经网络是将小波函数融入到 T-S 型的模糊 IF-THEN 规则中,其表达形式如下:

$$R^i: \text{if } x_1 \text{ is } A_1^i, \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^i, \dots, \text{ and } x_r \text{ is } A_r^i, \\ \text{then } y_j = \omega_j \sum_{j=1}^r \psi_{ij}(x_j) \quad (1)$$

式(1)中, x_j 是神经网络第 i 条规则的输入, $i=1, 2, \dots, n$ 是规则条数, $j=1, 2, \dots, r$ 为输入维数, y_j 和 ω_j 是第 i 条规则的输出和权重系数, A_j^i 表示输入的隶属度函数, ψ_{ij} 是由小波母函数伸缩和平移后得到, Mexican Hat 母函数如式(2)所示:

$$\psi(x) = (1 - x^2) \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad (2)$$

母函数伸缩平移后,如式(3)所示:

$$\psi_{ij}(x_j) = \psi\left(\frac{x_j - a_{ij}}{b_{ij}}\right) \quad (3)$$

图1给出了自适应模糊小波神经网络模型结构,为减少模型复杂度,采用了简化的自适应模糊推理系统应用于模型中。该自适应模糊小波神经网络模型分为六层,由用来匹配模型模糊规则的前件和结论两部分组成。下面给出网络各层的描述和功能。

第一层:输入层,将外部输入数据引入网络,无需信息处理,每个输入的论域为(0,1)。

第二层:隶属度函数层,计算输入变量的匹配度,其节点个数由减法聚类算法得到,这里选用高斯函数,形式如式(4):

$$A_j^i(x_j) = \exp\left[-\frac{(x_j - c_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right] \quad (4)$$

第三层:模糊推理层,计算各规则的激励强度,模糊规则数与隶属度函数个数相同,即简化模型结构,输出为:

$$\mu_j = \prod_{j=1}^r A_j^i(x_j) \quad (5)$$

第四层:归一化层,将上一层各节点归一化,输出为:

$$\bar{\mu}_j = \frac{\mu_j}{\sum_{j=1}^n \mu_j} \quad (6)$$

第五层:规则输出层,其输出为:

$$W_j = \bar{\mu}_j \cdot y_j \quad (7)$$

第六层:网络输出层,输出为所有规则输出之和。

$$y = \sum_{j=1}^n W_j \quad (8)$$

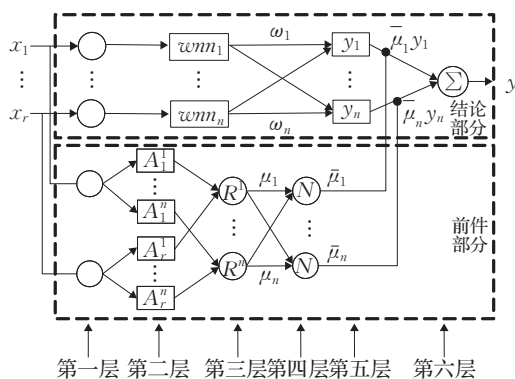


图1 自适应模糊推理系统简化结构

3 改进粒子群优化算法

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)首先对一个随机粒子群进行初始化,根据每个粒子的移动经验来调整自己的位置,追随当前的个体极值 p_{best} 和全局极值 g_{best} 更新自己的位置和速度,直至找到最优解。每个粒子都有一个被优化函数决定的适应度值(fitness value),可进行优劣判定,且代表被优化问题的一个潜在解。

假设目标搜索空间的维数为 D , 种群规模为 N , $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ 和 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$ 分别为粒子 i 的当前位置和速度, $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$ 为粒子 i 的个体极值, P_g 为群里所有粒子的全局极值。当粒子更新到第 t 代时,粒子的速度和位置如式(9)和式(10)更新:

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_1 [p_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_2 [p_{gj}(t) - x_{ij}(t)] \quad (9)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (10)$$

其中, c_1 和 c_2 为学习因子,控制着粒子的自学习和社会学习部分,一般取正整数。 r_1 和 r_2 是[0,1]上服从均匀分布的随机数。

然而,PSO算法的搜索效率受随机生成的初始状态

的影响,所以在粒子速度的更新公式中引入最差位置的影响^[14],由于粒子记住了最差的位置,在探索的过程中就可以更高效地确定最好的搜索路径。速度和位置更新公式如式(11)和式(12):

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_1 [p_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_2 [p_{gd}(t) - x_{ij}(t)] + c_3 r_3 [p_{wd}(t) - x_{ij}(t)] \quad (11)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (12)$$

其中, c_3 为学习因子, r_3 为[0,1]上服从均匀分布的随机数,与标准 PSO 算法相比,影响因子变多,收敛速度变慢,所以对式(11)和式(12)进行简化,提出改进的粒子群算法,更新公式如式(13):

$$x_{id}^{t+1} = \omega x_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd}^t - x_{id}^t) + c_3 r_3 (p_{wd}^t - x_{id}^t) \quad (13)$$

忽略粒子的速度项,在仅有粒子位置项的情况下,通过迭代找到最优解,使优化方程从二阶变成一阶,算法变得更简单高效。

一般来说,惯性权重 ω 较大时将增强算法的全局搜索能力,较小时则可提高局部搜索能力,为了提高系统的全局搜索性能, ω 可以选择为动态变化的。考虑惯性权重 ω 影响着 PSO 算法的全局和局部搜索能力,所以本文提出了一种 ω 大小可随适应度值大小变化的改进方法,即可令 ω 为:

$$\omega = \omega_{\min} + \frac{f(x)}{f(x)_{\max}} (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \quad (14)$$

$f(x)$ 为当前函数的适应度值, $f(x)_{\max}$ 为整个粒子群出现的最大适应度值,适应度值 $f(x)$ 越小代表当前位置越接近最优位置,所以公式(14)的意义在于若当前位置的适应度值 $f(x)$ 较大时,表示偏离最优位置越远,则增大惯性权重的值,增加全局搜索能力,相反则减小惯性权重的值,增加局部搜索能力。

根据前面介绍的改进的粒子群优化算法,下面给出整个 IPSO 的具体流程图,如图2所示。

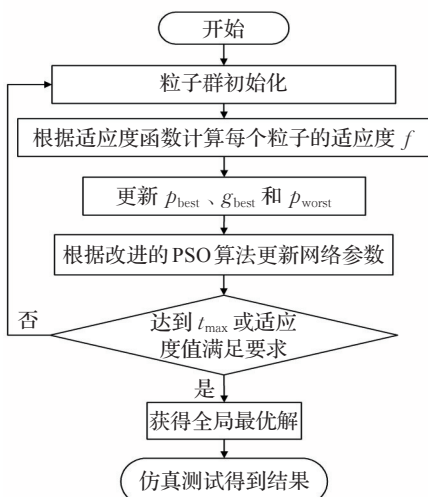


图2 IPSO 流程图

4 功放建模与仿真

4.1 模糊小波神经网络射频功放模型

利用前面介绍的 AFWNN 模型和 IPSO 算法,本文对射频功放进行建模。

具有记忆效应的射频功放的非线性特性可描述为^[6]:

$$I_{\text{out}}(n) = f[I(n), I(n-1), \dots, I(n-m), Q(n), Q(n-1), \dots, Q(n-k)] \quad (15)$$

$$Q_{\text{out}}(n) = g[I(n), I(n-1), \dots, I(n-m), Q(n), Q(n-1), \dots, Q(n-k)] \quad (16)$$

其中, $I(n)$ 和 $Q(n)$ 为输入信号的同相和正交分量, $I_{\text{out}}(n)$ 和 $Q_{\text{out}}(n)$ 为输出信号的同相和正交分量, $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$ 为功放非线性失真函数, m 和 k 为记忆深度。

根据式(15)和式(16),将射频功放输入信号作为自适应模糊小波神经网络的输入,其输出信号作为网络的输出,对射频功放进行行为建模。为减少模型结构的复杂度,利用减法聚类对数据进行处理,确定模糊规则数目,使网络结构更加合理。

射频功放建模时,其适应度函数为:

$$f = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (\hat{y}_k - y_k)^2 \quad (17)$$

其中, y_k 是网络的实际输出值, \hat{y}_k 是网络的期望输出值, f 为误差函数。

4.2 仿真结果分析

为了验证本文所提出的射频功放建模方法的正确性,利用 15 MHz 带宽的 16 QAM 测试信号,驱动中心频率为 1.96 GHz、增益为 50 dB 的射频功放提取输入输出数据。选取 300 组数据作为网络模型的训练数据,200 组数据作为网络模型的测试数据。在 Matlab 平台上,根据图1所示的网络对具有记忆效应的非线性射频功放进行建模,记忆深度为2,采用图2所示的优化流程进行仿真。设置种群规模为30,最大迭代次数为100,通过迭代对模型可变参数进行调整,并通过仿真验证所提出的射频功放建模方法的正确性。

图3和图4分别为由 IPSO-AFWNN 模型对功放建模输出电压实部和虚部的仿真图,对比测量输出和计算

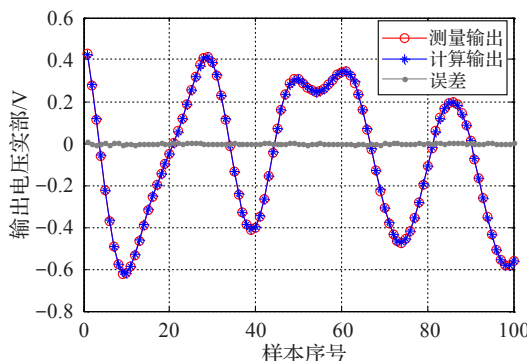


图3 功放输出电压实部仿真图

输出的波形可知,该模型的计算结果十分接近测量结果,表明IPSO-AFWNN模型能有效拟合射频功放非线性曲线,模拟射频功放特性。

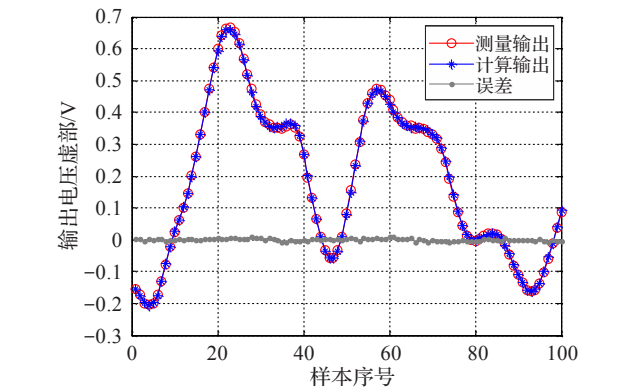


图4 功放输出电压虚部仿真图

表1为IPSO-AFWNN、AFWNN、ANFIS三种模型对功放建模的实部和虚部的均方根误差比较。

表1 三种模型实部与虚部的RMSE比较

	IPSO-AFWNN	AFWNN	ANFIS
实部	0.552 8	0.834 4	0.929 5
虚部	0.594 6	0.786 2	0.962 8

由对比可知,三种模型对射频功放建模输出的实部和虚部都具有较好的拟合度。但IPSO-AFWNN模型的平坦度最好,其实部和虚部的训练均方根误差最小,分别为0.552 8和0.594 6。

图5和图6分别为功放模型的功率谱密度及其误差曲线,将本文提出的IPSO-AFWNN模型与AFWNN模型、ANFIS模型进行比较,由图可知,IPSO-AFWNN模型比另外两种模型误差更小,与测量结果更为接近。表2列出了三种模型的性能分析,当MSE目标值为0.2时,ANFIS模型需23次迭代满足要求,AFWNN模型经过14次迭代满足要求,而IPSO-AFWNN模型迭代9次便满足要求,且运行的时间最短,收敛速度快。由此验证本文所提出的建模方法的有效性和可靠性。

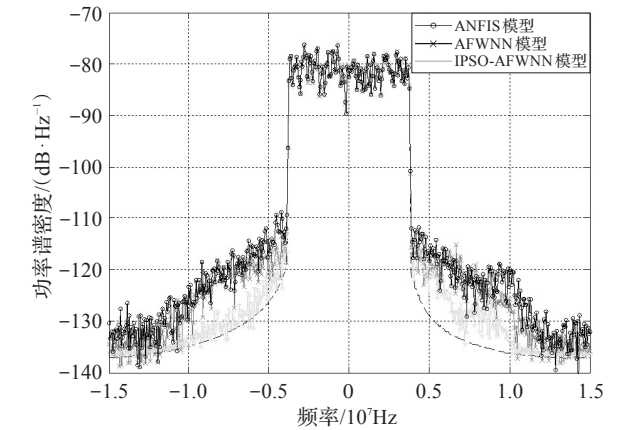


图5 功放模型功率谱密度

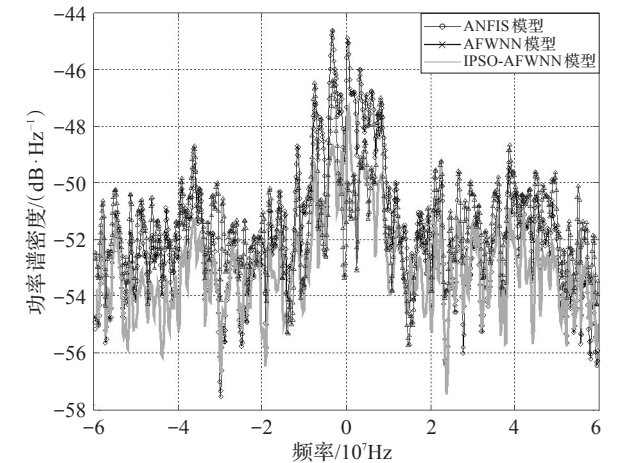


图6 功放模型误差曲线

表2 三种模型的性能分析

模型	IPSO-AFWNN	ANWNN	ANFIS
MSE	0.2	0.2	0.2
迭代次数	9	14	23
运行时间/s	12.05	17.36	31.93

5 结束语

本文以自适应模糊小波神经网络为模型,采用减法聚类确定模糊规则数,并利用改进的粒子群算法优化模型参数,建立具有记忆效应的非线性射频功放模型。通过仿真可知,该建模方法充分地发挥了网络模型的非线性逼近能力,有效地提高其收敛速度和训练效率,同时降低了计算复杂度,且易实现。该模型可进一步应用于预失真技术等领域中。

参考文献:

[1] Rawat M, Ghannouchi F M, Rawat K. Three-layered biased memory polynomial for dynamic modeling and predistortion of transmitters with memory[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2013, 60(3): 768-777.

[2] Kim J, Roblin P, Chaillot D, et al. A generalized architecture for the frequency-selective digital predistortion linearization technique[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2013, 61(1): 596-605.

[3] 南敬昌, 李诗雨, 汪赫瑜, 等. 一种新型射频功放建模结构LMEC研究及预失真应用[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(8): 2447-2450.

[4] Hammi O, Ghannouchi F M, Vassilakis B. A compact envelope-memory polynomial for RF transmitters modeling with application to baseband and RF-digital predistortion[J]. Microwave and Wireless Components Letters, 2008, 18(5): 359-361.

图像熵高于传统方法,说明它的信息量更丰富。移植后的图像在标准差方面较为突出,平均梯度也大于传统方法,说明图像明暗差别较大,层次感较好,图像的清晰度更好,可视程度较高。综合比较之后发现,相对于传统的移植方法,本文所用的方法在总体上,尤其是视觉效果和真实性上具有一定优势。

传统方法实质是对目标与背景的加权叠加,形成新的图像,但这种方法融合的图像包含很强的噪声,特别是当目标与背景的灰度差异很大时,就会出现明显的拼接痕迹。传统方法移植的图像清晰度并不高,削弱了图像的对比度,在一定程度上使图像中的边缘、轮廓变得模糊了。在多数应用场合该方法难以取得满意的融合效果。

本文方法清晰度较高,纹理信息保留程度较好,而且是基于温度场的融合方法,比较真实可靠。

相比移植飞机,移植汽车难度较大,因为移植过程中需要考虑移植的地方有没有挡住其他目标或树木等物体。

以上实验结论证明,本文方法是可行的,其效果优于传统方法。

6 结束语

本文介绍了基于温度场的目标移植方法。本文首次提出利用温度场确定目标在不同环境背景中温度场的变化,具体内容涉及辐亮度的反演、目标与背景的温度计算、目标移植和边缘融合。本文提出的方法较传统方法有了较大的提高,整体质量比较清晰,层次比较分明,轮廓比较明显,并且可以较好地判别场景内的温差,信息量比较丰富。本文仿真中使用的飞机蒙皮辐射中气动加热产生的蒙皮驻点温度与大气环境温度有关,且有正比关系。飞机飞行时,蒙皮辐射占总辐射量的很大一部分,其他辐射,如尾喷管辐射、尾焰辐射与当前飞机的高度、速度、状态、尾喷口温度、喷口面积、发动机型号,也与飞机所处环境有关。本文只考虑周围大气对

目标温度的影响是线性的,将来的工作应分开考虑目标温度被周围大气影响部分与不影响的部分,还应考虑红外环境背景由地球大气散射和辐射形成的云雾、雪、雨等。

参考文献:

- [1] 邹涛,童中翔,王超哲,等.基于战技融合的空中标红外图像仿真研究[J].激光与红外,2016,46(4):444-451.
- [2] Cohen Y, Agust Y, Blumberg D G, et al. Evaluating sub-pixel target detection algorithms in hyperspectral imagery[J]. Electrical and Computer Engineering, 2012.
- [3] 林向阳.空中目标与背景的红外图像仿真技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2008.
- [4] 张凯.实时红外目标-背景图像合成技术研究[D].西安:西北工业大学,2004.
- [5] 杨宝成,沈国土,洪镇青,等.海面目标与海天背景合成的红外图像数值模拟方法[J].华东师范大学学报,2001(4):56-61.
- [6] Basener W F, Nance E, Kerekes J. The target implant method for predicting target difficulty and detector performance in hyperspectral imagery[J]. Proc of SPIE, 2011.
- [7] Stefanou M S, Kerekes J P. A method for assessing spectral image utility[J]. IEEE Trans on Geosci Remote Sens, 2009, 47(6):1698-1706.
- [8] Khazai S, Homayouni S, Safari A. Anomaly detection in hyperspectral images based on an adaptive support vector method[J]. IEEE Transactions on Geosci Remote Sens, 2011, 49(4):646-650.
- [9] 杨词银,张建萍,曹立华.地基空间目标红外辐射特性测量技术[J].仪器仪表学报,2013,34(2):304-310.
- [10] 宣益民,韩玉阁.地面目标与背景的红外特征[M].北京:国防工业出版社,2004:1-16.
- [11] 杨风暴.红外物理与技术[M].北京:电子工业出版社,2014:281-312.
- [12] Oysal Y, Yilmaz S. An adaptive fuzzy wavelet neural network with gradient learning algorithm for nonlinear function approximation[C]//2013 10th IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control(ICNSC), 2013:152-157.
- [13] 胡旺,李志蜀.一种更简化而高效的粒子群优化算法[J].软件学报,2007,18(4):861-868.
- [14] 赵志刚,张振文,张福刚.自适应扩展的简化粒子群优化算法[J].计算机工程与应用,2011,47(18):45-47.
- [15] 周丹,南敬昌,高明明.改进的简化粒子群算法优化模糊神经网络建模[J].计算机应用研究,2015,32(4):1000-1003.
- [16] El-Sousy F F M. Intelligent optimal recurrent wavelet elman neural network control system for permanent-magnet synchronous motor servo drive[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2015, 9(4):1986-2003.
- [17] Masood M, Wood J, Staudinger J, et al. Behavioral modeling of high power RF amplifiers using pruned Volterra scheme with IIR basis functions[C]//2012 IEEE Topical Conference on Power Amplifiers for Wireless and Radio Applications (PAWR), 2012:97-100.
- [18] 南敬昌,任建伟,张玉梅.基于PSO_BP神经网络的射频功放行为模型[J].微电子学,2011,41(5):741-745.
- [19] 孙娜,张桂玲,鄂明杰.基于模糊小波神经网络的主机入侵预测[J].计算机工程,2012,38(8):89-91.
- [20] 翟建锋,周健义,洪伟,等.有记忆效应的功放实数延时模糊神经网络模型[J].微波学报,2009,25(5):41-44.
- [21] 徐飞,郭裕顺.射频功率放大器的建模[J].电子器件,2010,33(3):384-387.

(上接123页)