

基于遗传算法的BP神经网络电子系统状态预测方法研究

李小珉 尹明

(海军工程大学电子工程学院 武汉 430033)

摘要: BP神经网络是一种应用面较广的神经网络,但存在明显缺陷:学习收敛速度慢,易陷入局部极小。遗传算法具有良好的搜索全局最优解的能力。为了提高BP神经网络预测模型在状态预测中的准确性,提出了一种基于遗传算法优化BP神经网络的状态预测方法。利用遗传算法优化BP神经网络的权值和阈值,然后训练BP神经网络预测模型以求得最优解,并将该预测方法应用到Buck输出电压平均值进行有效性验证。仿真结果表明,改进后方法具有较好的非线性拟合能力和更高的预测准确性。

关键词: BP神经网络;状态预测;遗传算法

中图分类号: TP206 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1010

Research on BP neural network state prediction method for electronic system based on genetic algorithm

Li Xiaomin Yin Ming

(College of Electrical Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: BP neural network is a neural network with a wide range of applications, but there are obvious defects: slow convergence and easy to fall into local minima. The genetic algorithm has the ability to search the global optimal solution with a good prediction model. In order to improve the accuracy in the prediction of BP neural network, a prediction method of genetic algorithm optimization based on BP neural network is proposed. Using genetic algorithm to optimize BP neural network weights and thresholds, and then training the BP neural network prediction model to obtain the optimal solution, and the prediction method is applied to the Buck output voltage average validated. The simulation results show that the improved method has good non-linear fitting capability and higher the accuracy of prediction.

Keywords: BP neural network; state prediction; genetic algorithm

1 引言

电子系统无法正常地完成其固有的功能或者达到设计时所规定的指标,则可以认为其发生了故障^[1]。电子系统通常由具备不同功能的特定功能电路组成,电路中的元器件种类繁多,其发生故障的因素有很多,例如工作环境的因素(温度、湿度等)、人工操作造成的失误、设备中的一些关键元器件的老化损耗等,都能增加故障发生和功能失效的几率^[2]。

故障预测与健康管理(PHM),是利用各种先进的传感器采集系统不同部位的状态数据,并采用各种算法进行特征提取,获取系统的健康状态特征,然后综合各种保障资源

对故障进行定位、隔离和预测。而状态预测是PHM技术的基础和重点,只有通过状态预测方法掌握系统状态情况,才能在此基础上评估系统健康状况,进而实现故障的诊断和预测。基于PHM技术的状态预测主要包括特征提取、状态识别与预测等方面,当故障元件超过容差正常范围但是偏离程度较小(部件没有完全失效),电子系统处于弱故障状态时,电路的状态特征会随着元件参数的变化而改变。

目前常用的状态预测方法主要分为基于统计的,基于数据驱动的,基于模型的这三种。基于数据的故障预测技术不需要对象系统的先验知识,以采集的数据为基础,通过各种数据分析处理方法挖掘其中的隐含信息进行预测操作,从而避免了基于模型和基于知识的故障预测技术的缺

点,成为了一种较为实用的故障预测方法。

2 BP神经网络

BP神经网络是由Rumelhart, mcelland 和他们的同事在1985年提出的,它的特点是多层前反馈,截止到目前,它是众多神经网络中应用范围最广、使用人数最多一个^[3]。

它的拓扑结构至少可以达到3层,每层与每层互相结合,每一层的节点之间不相连,具体结构如图1所示。学习样本由输入层进入,经过权值运算到达隐含层,在隐含层中对样本进行处理之后再向输出层传递,在输出层获得输出结果。如果输出的最终结果和期望有较大差别,那么误差信号沿着输入原路径返回,根据需求对每个神经元处的权值进行修正,最终达到输入层,这也被称为“误差反向传播算法”,即BP算法,反复进行这两个过程,最终使误差信号满足所需的要求,学习也就结束了^[4]。

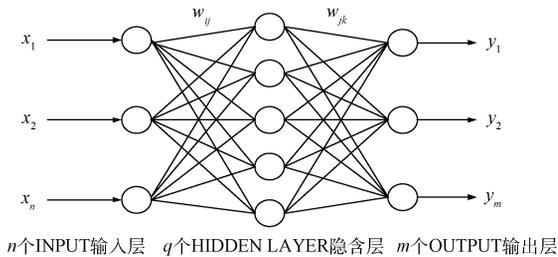


图1 BP神经网络结构

信息的正向传播和反向传播的误差构成了BP网络的信息处理,可以解决多层次的神经网络结构中不同隐含层相互之间的连接权重问题。

2.1 正向传播过程

训练的样本集从输入层进入后,经过隐含层的处理,从输出层输出;通过每一层的处理,每个神经元的状态只受其上一层的神经元影响,实际的输出值和期望值则在输出层进行比较。

从图1可以看出,其输入层、隐含层、输出层的神经元个数分别是 n, q, m , 连接的权值分别为 w_{ij}, w_{jk} , 阈值分别为 θ_j 和 γ_k 。当信号正向传输时,每一个样本信号在各层的输出都会被计算。

输入样本通过神经元的连接权值 w_{ij} 、阈值 θ_j 加权约束后得到 S_j 作为下一层的输入,然后通过 Sigmoid 函数计算输出 b_j 。Sigmoid 函数单、双极型表达式如下:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

$$S_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i + \theta_j, j = 1, 2, \dots, q \quad (2)$$

$$b_j = f(S_j), j = 1, 2, \dots, q \quad (3)$$

通过 b_j, v_{jk}, γ_k 计算输出层的输入 l_j ,接着根据激励函

数可以计算得出输出层的输出 y_k 。

$$l_j = \sum_{j=1}^q v_{jk} b_j + \gamma_k, k = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

$$y_k = f(l_j), k = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

最后计算误差然后并与期望值作比较。

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k - y_k)^2 \quad (6)$$

2.2 反向传播过程

若BP网络的输出误差偏大,那么就开始了反向传播这一环节。在这个过程中,将误差信号沿着原路径返回,并在每一层根据误差修改神经元的连接权值,使误差降到最低。

在反向传播的过程中,BP神经网络通过误差梯度下降的方法对误差进行补偿训练,在任意一个神经元的连接权值都进行迭代,每次所需的调整量为:

$$\Delta \delta_{jk} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial \delta_{jk}} \quad (7)$$

式中: δ 是每层神经元连接的权值, η 表示学习速率,必须满足 $0 < \eta < 1$ 。最常见的3层BP网络反向传播时,神经元之间的连接权值 δ 包括 w_{ij}, w_{jk} 。 w_{ij} 是输入层与隐含层的权值,表示为:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} \quad (8)$$

v_{jk} 为隐含层与输出层的连接权,表示为:

$$\Delta v_{jk} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial v_{jk}} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial y_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial v_{jk}} = \eta (t_k - y_k) b_j \quad (9)$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E_p}{\partial s_j} \cdot \frac{\partial s_j}{\partial w_{ij}} = x_i \frac{\partial E_p}{\partial s_j} - x_i b_j (1 - b_j) \sum_{k=1}^m (t_k - y_k) v_{jk} \quad (10)$$

在现实情况下,常常会面对系统信息不全和训练样本少的问题,此时传统的神经网络就难以保证其精度,为了解决这个问题,可以通过对其参数进行优化的方式来建立性能更优越的神经网络。

3 遗传算法

遗传算法(genetic algorithm, GA)是通过自然选择的原理,模拟种群在环境中的生物遗传学现象,主要包括繁殖、进化和突变等过程,能自动适应环境,面向全局的优化搜索人工智能算法^[5]。

达尔文的进化原理表明:生物种群的生存过程普遍从一个任意的原始种群出发,经过概率选择、交叉、突变最后产生了新的个体可以适应新的自然环境,同时适应能力比较弱地个体就被淘汰,这样一代接着一代的优胜略汰的过程之后,最后获得的种群相对最优。人们在研究生物的种群进化理论时,模拟种群进化的现象,就产生了遗传算法。该算法应用于实际时,首先把每一个问题的解用染色体(个体)来表示,同时赋予其随机值,达到一定规模的染色体行程初始的群体,评价每个个体,适应性较好的个体在选择、

交叉、突变的过程中有更高的成功率,经过遗传算子的运算,产生了新一代种群。通常情况下,新种群是优于前代种群的,因此遗传算法的进化过程是趋于最优解方向的,最终得到相对最优解。遗传算法的优势如下。

1) 只对问题的可行性解进行编码操作,不需要计算解的本身,所以它可以对所解决的问题本身一无所知,不需要目标函数的可导性、连续性等信息,只需要评估每一个染色体,计算相应的适应值。

2) 从由一定大小的染色体组成的初始种群开始搜索,而不是从单独的个体开始,避免陷入局部最优解。

3) 与传统的其他智能算法的组合比较简单,比如可以与神经网络、PSO 算法等形成组合模型提高精确度。

4 基于遗传算法的神经网络

遗传算法的神经网络主要是对 BP 网络的参数进行优化的混合模型,其预测的过程主要分为 3 个步骤:确定网络的初始结构、运用遗传算法优化 BP 网络的参数和使用优化后的网络进行预测。根据遗传算法的思想,参数的优化过程是将网络中的待优化阈值和权值用染色体来代替,通过对这些染色体进行遗传优化操作,通过一次次的反复迭代,对得到的最优权值和阈值进行解码^[6]。具体的操作过程如下。

1) 初始化 BP 网络及遗传算法的群体,确定训练所需的参数;为了反向传播的有效性,需要对输入的数据样本进行归一化处理。

2) 计算个体的适应度。通过式(11)计算个体适应度的值 F ,判断其是否达到预期的值,如果达到预期值那么跳转到步骤 4)。

$$F = k \left(\sum_{i=1}^n abs(y_i - o_i) \right) \quad (11)$$

式中: k 表示系数, O_i 预测输出, y_i 为期望的输出值, i 表示节点顺序, n 表示节点数量。

3) 个体的选择操作。从原始的种群当中选择比较具有优势的个体,使之可以繁衍新个体。选择操作的方法有很多,例如轮盘赌法、局部选择方法等。本文采用轮盘赌法,其原理为将个体可能被选中的概率放置于赌盘上,假设指针落入个体 A 的区域概率为 P_A , P_A 越大表示选中个体 A 的机会越大。在这种方法下,适应度低的个体也可能被选中,可以保持种群的多样性,见式(12)和(13)。

$$f_i = k/F_i \quad (12)$$

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^N f_i} \quad (13)$$

个体的适应程度值用 F_i 表示, k 为系数, N 代表种群的数量。

4) 交叉操作。此操作是模仿生物在进化的过程中,染色体交叉重组,产生新的染色体。这里任取两个染色体,在染色体中随机的一点或多点位置进行交换。

$$a_{kj} = a_{kj}(1-b) + a_{ij}b \quad (14)$$

$$a_{ij} = a_{ij}(1-b) + a_{kj}b \quad (15)$$

第 k 个染色体 a_k 与第 i 个染色体 a_i 在 j 位置进行交叉, b 的取值 $0 \sim 1$ 。

5) 变异操作。自然界中,生物在繁殖等过程中会出现基因突变,变异算子就是仿真这个现象。取第 i 个个体的第 j 个基因进行变异的操作:

$$a_{ij} = a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max}) \cdot f(g), r \geq 0.5 \quad (16)$$

$$a_{ij} = a_{ij} - (a_{\min} - a_{ij}) \cdot f(g), r \leq 0.5 \quad (17)$$

a_{\max} 为基因 a_{ij} 的上界, a_{\min} 为基因 a_{ij} 的下界, $f(g) = r(1 - g/G_{\max})$, g 为当前的迭代次数, a_{\max} 为最大的进化次数, r 取 $0 \sim 1$ 之间的随机数。

6) 将产生的新一代的个体跳转到步骤 2),利用权重调整的 BP 算法的迭代计算(次数不定),若是未达到期望的精度,则跳转到步骤 3)、4)、5)继续执行,直到 $e < e_1$ 。

7) 反归一化,然后将此时的权值和阈值输出,训练就此结束。

8) 通过此时的阈值和权值计算函数,通过规格化的公式还原计算结果,进行预测。其流程如图 2 所示。

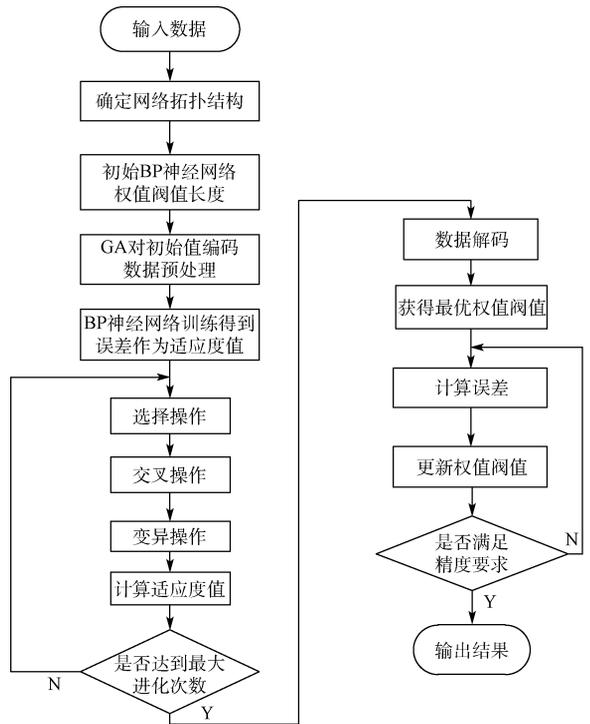


图 2 遗传神经网络流程

5 仿 真

本仿真选取 Buck 作为实验对象,如图 3 所示,Buck 电路主要实现的是 DC-DC 的降压转换功能,因为电路中的电容电感存在充放电效应,所以其输出不是理想的直流电压,而是由微小的纹波分量和较大的直流分量组成。

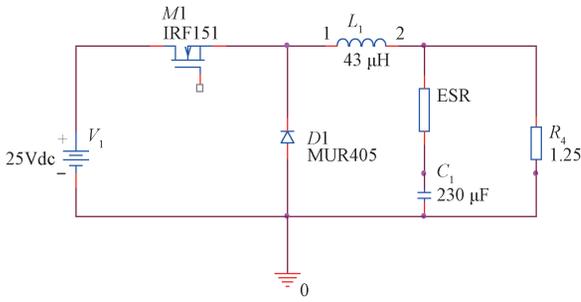


图3 Buck电路

通常情况下,Buck电路对于电压的直流分量和纹波分量还是具有一定的要求的,因此可以将其作为判断电路工作状态的参数之一^[7]。

综上所述,根据电路各个器件的参数缓变故障、变化趋势^[8-9],这次实验选择10个时刻点的器件的参数值如表1、2所示,其中表1中为电容值、等效串联电阻值、电感值随时间变化的趋势图,表2为MOSFET中的 R_{ds} 、 V_{th} 、 g_m 随时间变化的趋势。

表1 Buck电路元器件退化规律1

时刻点 \ 元器件参数	$C/\mu\text{F}$	$\text{ESR}/\text{m}\Omega$	$L/\mu\text{H}$
1	220	512	43
2	218	523	42.9
3	215	532	42.8
4	212	544	42.6
5	208	557	42.4
6	205	570	42.2
7	200	583	42
8	194	608	41.7
9	189	621	41.5
10	183	637	41.1

表2 Buck电路元器件退化规律2

时刻点 \ 元器件参数	$R_{ds}/\text{m}\Omega$	V_{th}/V	g_m/μ
1	1.6	2.83	20.5
2	3.6	2.85	20.4
3	5.7	2.87	20.3
4	8	2.89	20.2
5	11	2.91	20.1
6	15	2.93	20
7	19	2.95	19.9
8	24	2.97	19.7
9	29	3	19.5
10	34	3.03	19.2

个时刻点的值进行仿真,然后再对输出电压进行检测。均值定理表明,当电路处于稳态时,将输出电压 u_0 作为检测变量,通过采样得到波形数据,按照式(18)可以计算得到电压的平均值 U_0 , N 表示采样的具体数量, $u_0(i)$ 表示电路输出的第 i 个采样点,得到的结果如表3所示^[10]。

表3 Buck电路输出电压平均值

时刻点	输电电压平均值
1	5.136
2	5.134
3	5.131
4	5.129
5	5.125
6	5.122
7	5.117
8	5.111
9	5.104
10	5.100

现在取表3中1~5点的平均输出电压作为训练样本,对未来6~10时刻进行预测,采用的神经网络模型设置隐含层的节点数为7,设置最大训练次数为200,得到预测的数据如表4。

表4 BP网络预测电压平均值的结果

参数设置	平均电压				
	时刻	理论值/ V	预测值/ V	绝对误 差/V	相对误 差/(%)
$SF=12$ $err=0.001$	6	5.122	4.903	0.219	4.3
	7	5.117	4.844	0.273	5.3
	8	5.111	4.798	0.313	6.1
	9	5.104	4.712	0.392	7.7
	10	5.100	4.710	0.390	7.6
$SF=24$ $err=0.001$	6	5.122	4.917	0.205	4.0
	7	5.117	4.892	0.225	4.4
	8	5.111	4.823	0.288	5.6
	9	5.104	4.765	0.379	6.6
	10	5.100	4.792	0.308	6.0
$SF=36$ $err=0.001$	6	5.122	4.950	0.172	3.4
	7	5.117	4.827	0.290	5.7
	8	5.111	4.801	0.310	6.1
	9	5.104	4.695	0.409	8.0
	10	5.100	4.749	0.351	6.7
$SF=24$ $err=0.001$	6	5.122	4.913	0.209	4.1
	7	5.117	4.806	0.311	6.1
	8	5.111	4.739	0.372	7.3
	9	5.104	4.728	0.376	7.4
	10	5.100	4.722	0.378	7.4

通过PSPICE软件对Buck电路中这些关键元器件10

表 4 中第 1、2、3 组的数据设定了当神经元个数分别为 12、24、36 时,期望误差 $err=0.001$ 时的预测结果,对比可以得知,当神经元个数为 24 时,预测结果的误差较小;第 2 组数据和第 4 组数据在神经元个数为 24 的情况下,分别取不同的期望误差,可知在期望误差较大的情况下,预测的精度比较高。所以对于输出电压平均值的神经网络参数设置均取神经元个数 24,期望误差 0.001。

$$U_0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u_0(i) \quad (18)$$

在最优情况下,单独的 BP 神经网络对于平均输出电压的相对误差平均值达到了 5.48%,误差比较大,而且误差也是不确定性。

然后通过遗传神经网络对于 Buck 的输出电压进行状态预测,根据图 2 预测步骤如下。

1) 初始设置:在这里采用二进制编码的方式对染色体进行编码,设置遗传代数为 200,初始的种群个数为 50,染色体个变异概率为 0.1,交叉的概率为 0.3。神经网络中所有的权值和阈值数量累加之和就是染色体中基因的个数。

2) 选取平均输出电压 1~5 时刻点的数据样本训练遗传算法,6~10 时刻点的数据用作检验,取得最佳的权值和阈值。

3) 1~5 个时刻点的数据进行训练,通过上面计算得出的最优权值和阈值,预测未来 6~10 时刻的电压,取得的结果如表 5 所示。

表 5 遗传神经网络预测结果

时刻	理论值/V	预测值/V	绝对误差/V	相对误差/(%)
6	5.122	5.009	0.113	2.2
7	5.117	5.069	0.048	0.93
8	5.111	5.027	0.084	1.6
9	5.104	4.968	0.136	3.3
10	5.100	4.942	0.158	3.1

从表 5 中的数据得知,遗传算法神经网络预测出输出电压平均值的相对误差平均值为 2.226%,相对于 BP 神经网络来说,在精度上提高了不少。但是因为权值、阈值初始值存在随机化的问题,以及数据样本的限制,预测的结果还不是特别理想。

6 结 论

为在电子系统或者设备故障发生前实现预测和装备的视情维修,将遗传神经网络用于 Buck 电路的特征参数变化

趋势预测。预测实例表明遗传神经网络可在故障发生前实现预测,显著改善了 BP 网络预测精度,且预测性能优于粗糙神经网络。针对本文的研究思路,可在以下几个方面进一步开展研究:1) 遗传神经网络隐含层数目的可采用遗传算法进行优化确定,本文的研究方法还只是根据试验的方法进行比较,人工选择最优的隐含层单元数;2) 通过分析各评价指标之间的相关性,更合理地选择预测结果的评价指标。

参考文献

- [1] 邓森,景博. 基于测试性的电子系统综合诊断与故障预测方法综述[J]. 控制与决策, 2013, 28(5): 641-649.
- [2] 江华丽. 神经网络混合算法的应用研究[J]. 电子测量技术, 2014, 37(9): 59-61.
- [3] 李猛,王友仁. 电力电子电路软故障诊断方法对比分析[J]. 电子测量技术, 2015, 38(7): 110-114.
- [4] 贾文涛,张建永,胡耀元,等. 电解电容器特征参数提取方法研究[J]. 电子测量技术, 2015, 38(9): 40-43.
- [5] Michalewicz Z. Genetic algorithms + data structures = evolution programs[M]. Berlin: Springer Science & Business Media, 2013.
- [6] 王艳君,金生. 河网水情预测的三种 BP 神经网络方法比较[J]. 水电能源科学, 2010(2): 19-21.
- [7] 姜媛媛,王友仁,崔江,等. 基于 LS-SVM 的电力电子电路故障预测方法[J]. 电机与控制学报, 2011, 15(8): 64-68.
- [8] KIM H, DEGNER M W, GUERRERO J M, et al. Discrete-time current regulator design for AC machine drives [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2010, 46(4): 1425-1435.
- [9] MATHEW S, DAS D, OSTERMAN M, et al. Virtual remaining life assessment of electronic hardware subjected to shock and random vibration life cycle loads[J]. Journal of the IEST, 2007, 50(1): 86-97.
- [10] 云子,驼玉霞,崔晶. PF 级电容式变换器性能检测系统的设计[J]. 电子测量技术, 2015, 38(8): 104-108.

作者简介

李小明,工学硕士,副教授,主要研究方向综合测试与故障检测技术等。

E-mail: lxm_h@163.com