

doi: 10.7690/bgzdh.2016.08.019

基于液体状态机的模拟电路故障诊断方法

周世官, 李国君, 郑 燕

(宁波工程学院电子与信息工程学院, 浙江 宁波 315016)

摘要: 针对模拟电路故障特征难以识别的问题, 结合液体状态机神经网络的特点, 从模拟电路故障特征样本获取和故障模式识别两方面入手, 提出一种基于液体状态机的模拟电路故障诊断方法。该方法利用 Matlab 和 PSpice 联合仿真, 实现大量故障样本数据的自动获取, 采用液体状态机进行故障模式的分类, 并对两级阻容耦合放大电路的故障诊断实例进行仿真。仿真结果表明: 该方法和目前应用最广泛的 BP 神经网络相比, 故障识别准确率会有所下降, 但训练时间远小于 BP 神经网络, 且泛化能力强, 对模拟电路故障诊断研究有一定的实际意义。

关键词: 故障诊断; 液体状态机; 充电模型; 模拟电路

中图分类号: TP183 **文献标志码:** A

Analog Circuit Fault Diagnosis Based on Liquid State Machine

Zhou Shiguan, Li Guojun, Zheng Yan

(School of Electronic & Information Engineering, Ningbo University of Technology, Ningbo 315016, China)

Abstract: In order to solve the difficulty of recognition in analog circuit fault diagnosis, under the two aspects of analog circuit fault feature extraction and fault pattern recognition, combined with the respective characteristic of liquid state machine, this paper present a new analog circuit fault diagnosis method based on liquid state machine. Firstly, the soft of MATLAB and PSpice is used to obtain the large number fault sample data automatically, and then the fault mode is classified by liquid state machine. Simulation show that the accuracy rate of fault identification can be reduced compared with the most widely used BP neural network. However, the training time of this method is much less than that of BP neural network, and the generalization ability is strong. It has a certain practical significance for the fault diagnosis of analog circuits.

Keywords: fault diagnosis; liquid state machine; charging model; analog circuit

0 引言

随着电子技术的广泛应用, 对电路测试和诊断的需求也变得日益迫切, 从而使电路故障诊断逐渐成为电路理论研究的一大热点, 并使其与电路分析、网络综合一起成为现代电路理论的 3 大分支之一。该学科领域主要研究: 在电路拓扑结构已知, 且存在一定的电路激励和已知部分电路的响应的情况下, 计算电路参数, 确定故障元件(或模块)的物理位置和参数, 并要求求解的结果唯一^[1]。从 19 世纪 60 年代初以来, 电路故障诊断技术有了长足的发展, 但大多数研究只局限于数字电路的故障诊断, 由于模拟电路缺乏简单的故障模型, 元件参数的容差和噪声的影响以及电路的非线性使模拟电路的故障诊断非常复杂, 所以模拟电路故障诊断技术多年来发展缓慢。

近年来, 随着人工智能技术的发展, 国内外学者提出了许多基于人工智能的模拟电路故障诊断方法并获得了不错的效果^[2-6]。其中: 研究最多的是基

于人工神经网络的方法; 然而, 由于人工神经网络技术本身还不够完善, 学习速度较慢, 训练时间较长, 影响了诊断系统的实用化。液体状态机 (liquid state machine, LSM) 是由 Maass 提出的一种新型神经网络, LSM 液体池的构成与传统神经网络有较大差别, 是大规模的随机稀疏网络, 因而学习能力更强, 具有良好的分类效果, 比较适合模拟电路故障的诊断。基于此, 笔者提出一种基于液体状态机的模拟电路故障诊断方法。

1 液体状态机基本概念

1.1 充电模型 (leaky integrate and fire)^[7]

液体状态机的神经元采用充电模型 (leaky integrate and fire, LIF)。该模型从最基本的神经元工作原理着手, 意在描述神经元最基本的工作过程, 是一种比简化的 Hodgkin and Huxley 模型^[8]——脉冲响应模型更加简化的模型^[9], 不仅简单易懂, 而且更容易编程实现。

LIF 模型是以电流为计算的中心, 而不是以电

收稿日期: 2016-04-02; 修回日期: 2016-05-09

基金项目: 浙江省教育厅科研项目 (Y201431680); 宁波市科技攻关项目 (2014C50048); 宁波市自然科学基金 (2015A610153)

作者简介: 周世官 (1978—), 男, 安徽人, 工学硕士, 讲师, 从事神经网络应用、故障诊断等方向的研究。

压为计算的中心，这是它与脉冲响应模型的不同之处，它的一个神经元可以简化视作一个电阻与一个电容组成的组合电路，该电路接受来自突触前神经元输入的电流，对其充电，神经元的膜电压的变化在这一过程中会遵守方程 (2)，当充电电压达到它的阈值时就发出一个脉冲。这个脉冲沿着轴突前往下一个与之相连的神经元，经过一个低通滤波器，把脉冲转化为短的电脉冲 $I(t-t_j^{(f)})$ 。当没有脉冲对神经元进行充电时，它的膜电流是按指数衰减的，其函数描述如下式所示：

$$i(t) = w * \exp\left(-\frac{t}{\tau_{syn}}\right)。 \quad (1)$$

脉冲电流对下一个神经元进行充电，其充电过程可以用方程 (2) 来描述，其中： R_m 为等效电阻； τ_m 为一时间常数。

$$\tau_m \frac{dV_j}{dt} = -V_j(t) + R_m I_j^{syn}。 \quad (2)$$

其中充电电流由低通滤波器而来，它可以由方程 (3) 来描述：

$$I_j^{syn}(t) = \sum_{t_j \in F_j} c_{ij} \sum \delta(t - t_j^{(f)})。 \quad (3)$$

因为脉冲是有限长的，所以大部分时间里电流总是 0。一旦神经元对电流的积分使其膜电压到达门限值 θ ，这个神经元就将发出一个脉冲，并且其膜电压会回到静息状态 u_r 。LIF 模型描述神经元的活动是通过描述电流在神经元之间的相互影响中扮演的角色来模拟的，这种描述方式使得它比较简单，而且比较适合于在大规模的回归网络结构中使用，也容易用硬件来实现。

1.2 液体状态机

液体状态机是用 LIF 神经元来构建的一个回归神经网络，但又不同于一般的回归型网络，它有相应的输入、输出的定义方式^[10]。

如图 1^[11]所示，液体状态机的结构分为输入层 L^M 、中间映射层 $x^M(t)$ 及输出层 f^M 。形式上，输入到输出的中间有一个中间状态 $x^M(t)$ ，就像平常的神经网络，也是完成从输入到输出的映射。但是，它的中间层采用了一种叫做 liquid pool 或 neural circuit 或 microcircuit 的特殊结构^[12]，姑且称其为液体池。液体池一般是随机生成 $x \times y \times z$ 的长方体结构，池中的神经元两两之间是否连接的确定方式为：

$$p_{(i,j)} = C * \exp\left(-\frac{D_{(i,j)}}{\lambda^2}\right)。 \quad (4)$$

其中： $p_{(i,j)}$ 表示液体池中两两神经元之间有无连接的概率； $D_{(i,j)}$ 表示在液体池中 2 个神经元之间的欧式距离； λ 与 C 为控制参数。 C 随着液体池中两两神经元之间是兴奋型还是抑制型而不同，实际上表示神经元连接的疏密程度。液体状态机从输入层到中间映射层的连接是随机确定的，一个输入神经元可以只与一个中间映射层的神经元相连接，也可以与多个甚至所有的神经元相连接。

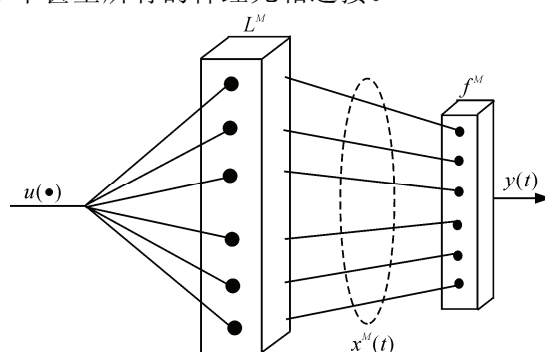


图 1 液体状态机结构

液体状态机的核心是液体池，其工作就是将输入序列 $u(\bullet)$ 转化为高维的中间状态 $x^M(t)$ ，可以描述为

$$x^M(t) = (L^M u)(t)。 \quad (5)$$

其中 L^M 可以看作是一个滤波的机制，这与支持向量机的原理一致。它能够将输入 $u(t)$ 映射成中间状态 $x^M(t)$ ，因为数据在高维空间比在原始空间要更容易区分，所以投射到高维状态就会使输入数据更易分类。

得到中间状态 $x^M(t)$ 后，下一步就是得到想要的输出。液体状态机的输出层就是实现从中间状态 $x^M(t)$ 到输出层 $y(t)$ 变化的，可以用下式来描述。

$$y(t) = f^M(x^M(t))。 \quad (6)$$

2 液体状态机的训练方法

液体状态机的输入层只负责把信号输入到中间映射层。中间映射层即液体池，它是一个由 LIF 神经元组成的数量庞大，排列成点阵结构的一个回归模型，其中两两神经元之间的连接是在液体池刚刚生成的时候随机确定的，确定后就不再改变，即中间映射层中的连接权值是不需要训练改变的。所以液体状态机只需要训练输出层。

液体状态机训练输出层的算法灵活多变。常见的神经网络学习算法都可用来训练输出层，只要能够达到需要的目标及精度即可。文中的液体状态机的输出层采用单层感知器，训练采用 Auer 提出的 p-delta 算法^[13]，具体如下：

若神经元 j 的激活函数是 $g(x)$ ， W_{ij} 是神经元 j 的第 i 个权值，则权值改变：

$$\Delta w_{ij} = \alpha(t_j - o_j)g'(h_j) \tag{7}$$

其中： $h_j = \sum_k x_k w_{jk}$ ； α 是一个很小的常数，表示学习率； t_j 是要求输出； o_j 是实际输出。

3 诊断实例

诊断实例选择一个两级阻容耦合放大电路，其电路如图 2 所示。运用 1.2 节介绍的液体状态机神经网络对其进行故障诊断研究。由于液体状态机的训练需要大量样本，所以笔者采用文献[14]提出的样本自动生成的方法。具体方法如下：

在 PSpice 中画出如图 2 所示电路图，并对其进行瞬态仿真。建立测试模型系统，加入 SLPS 模块，打开 SLPS 设置，用正弦波代替 PSpice 中原来的输入，选择 simout 方式输出到 Matlab 中。

设置输入幅值为 1 V，频率为 1 kHz 的信号源，步长为 1 μ s，仿真时间设为 2 ms，系统建立完成后根据图 2 建立故障表。以硬故障为例，每个元件有短路、断路、正常 3 种状态，现考虑和两级三极管直接相连的 R_{c1} 、 R_{c2} 、 R_{e1} 、 R_{e2} 、 R_{b11} 、 R_{b21} 这 6 个元件，一共是 $3^6=729$ 种状态，包括 728 种故障状态和一种正常状态。因为在 PSpice 中出现节点悬空时无法通过编译，所以故障建模时的断路状态选用系统中最大的电阻表示，用系统中最小的电阻来表示短路。打开 Matlab 运行事先编制好的故障自动获取程序，每个状态能在工作空间中得到 2 000 \times 1 的样本数据矩阵，即单个故障样本。故障表为 729 种状态，则最后得到 2 000 \times 729 的矩阵就是电路样本集。

得到样本之后就可以按照第 2 章提出的方法对液体状态机进行训练，并把训练结果和普通 BP 神经网络的训练结果作比较。图 3 和图 4 分别为 BP 神经网络和液体状态机的训练误差图。从图中可以看出：液体状态机只用 28 代就训练出了最好的结果，而 BP 神经网络用了 279 代才训练出最好的结果。从 BP 神经网络的训练结果中没有验证集的误差曲线可以看出，BP 神经网络的泛化能力较差。当

然，液体状态机也有一定的不足，从图 3 和图 4 中可看出：液体状态机的训练误差为 13.030 1，略大于 BP 神经网络的训练误差 2.311 1，这是由于液体状态机的液体池是随机生成而造成的。

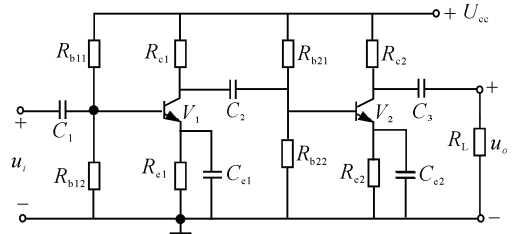


图 2 两级阻容耦合放大电路

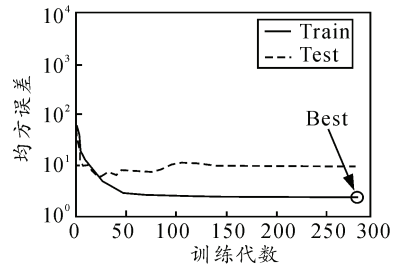


图 3 BP 神经网络训练误差

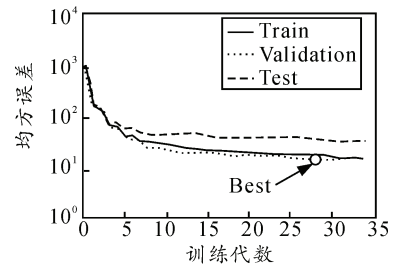


图 4 液体状态机神经网络训练误差

4 结论

笔者针对目前应用最多的基于神经网络的模拟电路故障诊断方法进行了研究，提出了一种基于液体状态机的模拟电路故障诊断方法。仿真实验结果表明：和目前应用最广泛的 BP 神经网络相比，该方法的故障识别准确率虽有所下降；但由于液体状态机只需要训练输出层，而且训练采用的 p-delta 算法运算简洁；所以此方法训练速度远快于普通的 BP 神经网络，且泛化能力强，对提高神经网络在模拟电路故障诊断中的应用性能有一定的指导意义。由于液体状态机的液体池是随机生成的，而且液体状态机本身存在病态同步和过层次化 2 个明显的缺陷，会影响输出分类的正确率，希望在以后的研究中能解决这些问题。