

脉频调制神经网络 VLSI 的设计及应用

吕琛, 王桂增

(清华大学自动化系, 北京 100084)

摘要: 本文提出了一种用于故障诊断识别的改进脉冲频率调制(PFM)VLSI 神经网络电路, 改进了传统的基于软件的机械故障诊断模式, 发挥了神经网络超大规模集成电路(VLSI)的优势. 利用单层感知器网络、场效应管电路实现了一种新的数字模拟混合突触乘法/加法器电路, 而且该神经网络电路的突触权值不需要学习调整, 降低了电路的复杂性. 以此电路为基础, 设计了进行主轴承噪声故障诊断的神经网络故障识别系统. 将含有故障信息的原始噪声信号, 经过前置信号处理分析、故障特征值提取和神经网络运算, 得出 VLSI 电路输出端电容的电压——代表待识别信号与模板故障信号的“欧氏距离”, 进而判断出故障的类别. 经过仿真测试, 基于硬件的诊断系统的识别性能接近于基于软件的系统.

关键词: 神经网络; 故障诊断; 超大规模集成电路; 脉频调制

中图分类号: TP18, TK418 **文献标识码:** A

Design and application of PFM neural network VLSI

LÜ Chen, WANG Gui-zeng

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: This paper presents an improved pulse frequency modulation (PFM) neural network VLSI circuit for fault diagnosis in order to improve the software-based fault diagnosis approach and to give full play to the merits of neural network VLSI circuit. By using the single-level perceptron network and the field effect transistor circuit, a new digital/analog based synapse multiplier/adder is designed so that the threshold of the synapse need not be adjusted by learning and hence the circuit becomes less complicated. Based on this circuit, a neural network fault detection system is designed for the noise based fault diagnosis of main bearing. Through signal processing, extraction of fault feature, and neural network computation for the original noise signal containing fault information, the output capacitor voltage value of the VLSI circuit is derived. This value, representing the Euclidean distance between the template fault signal and the signal to be recognized is used to detect the fault. The simulation test shows that the recognition capability of the hardware-based diagnostic system is close to that of a software-based one.

Key words: neural network; fault diagnosis; very large scale integrated (VLSI) circuit; pulse frequency modulation

1 引言 (Introduction)

本文提出利用包含有故障信息的原始模拟信号(振动加速度传感器信号、精密倍频程声级计输出的发动机噪声信号)经过前置信号处理分析、脉冲频率编码和神经网络运算, 得出 VLSI 电路输出端电容的电压——代表待识别信号与标准模板故障信号的“欧氏距离”. 通过模拟神经网络 VLSI-脉冲流技术, 可以实现神经网络模式识别所涉及的权值初始化、输入向量与权值的乘积、输出神经元处的求和运算和 Sigmoid 函数转换.

输入神经元与输出神经元的状态均采用了脉冲频率编码, 使之更清晰地反映了神经元的状态. 传统

的硬件神经网络电路设计基于数字和模拟的神经网络电路, 而脉冲流技术采用脉冲化的信号, 输入神经元与输出神经元的状态均采用脉冲频率编码, 可以简化运算电路(例如突触电路), 因而神经元间可有较高的互联密度. 脉冲信号可使神经芯片与数字电路及计算机的其他外围设备的接口容易; 由于对噪声具有较好的抗干扰性, 可使神经芯片内部及芯片之间的通信更为可靠. 对于数量大的故障类型识别, 可采用多芯片并行工作.

2 单层感知器网络 (Single-level perceptrons network)

本文仅以单层感知器神经网络作为 VLSI 脉冲

流技术的网络基础.为了得到更好的识别能力,最好采用多层感知器网络(如:BP网络).但实现多层感知器网络的硬件结构较复杂,而且涉及许多方面的内容^[1,2].对于小规模故障识别,单层感知器神经网络还是可以胜任的.传统的单层或多层感知器神经网络需要进行网络的权值学习,对于硬件电路来说,这会使电路设计变得复杂.本文尝试利用 PFM 型 VLSI 神经网络脉冲流技术实现无权值学习的最短距离分离器模式识别.

单层感知器网络(如图 1 所示)仅具有一层神经元,各个输入与突触权值的乘积之和输入到相应的神经元,在神经元 Sigmoid 转换函数的作用下得到输出.具体形式如下:

$$V_k = f_h \left(\sum_j T_{kj} V_j \right). \quad (1)$$

V_j 是输入模式的第 j 元素, f_h 为神经元的激活函数, T_{kj} 为突触权值, V_k 为神经元输出.

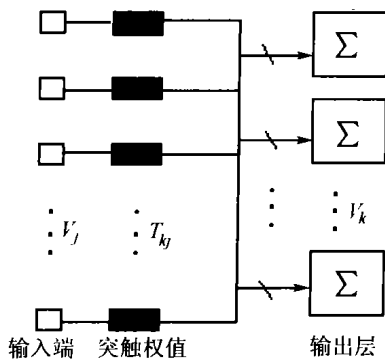


图 1 单层感知器网络

Fig. 1 Single-level perceptrons network

3 脉冲流突触电路 (Pulse stream synapse circuit)

3.1 突触乘法器 (Synapse multiplier)

设计的第一个突触,以常用的跨导乘法器电路为基础,其电路如图 2 中所示,由场效应管 $M1, M2$ 组成了跨导乘法器突触电路.场效应管输出正比于突触权电压 $V_{T_{kj}}$ 的电流,在输入神经状态 V_j 的控制下(V_j 已被编码成 PFM 脉冲),通过开关场效应管 $M3$ 形成脉冲输出.通过在一个周期上对输出电流的积分即可获得 $T_{kj} V_j$ 乘积.然后,压控振荡器(VCO)将这个激活程度值转换成固定宽度的脉冲流.

突触的运行可参考工作于 MOSFET 管线性区的 I_{DS} 方程来解释^[2~4].此方程如下:

$$I_{DS} = \beta \left[V_{GS} V_{DS} - V_T V_{DS} - \frac{V_{DS}^2}{2} \right]. \quad (2)$$

V_{GS} 是场效应管栅极-源极电压, V_{DS} 是场效应管漏

极-源极电压, V_T 是场效应管阈值电压.

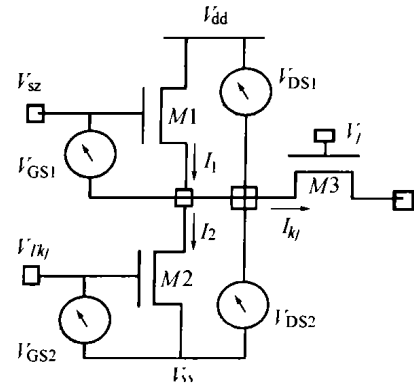


图 2 突触乘法器

Fig. 2 Synapse multiplier

式(2)的问题在于,除了 $V_{GS} V_{DS}$ 项外还有非线性项的存在.与 $M2$ 完全一样的第二个场效应管 $M1$,被用来消除这些项.欲使式(2)的第二项和第三项能准确地消除掉,两个场效应管的 V_{DS} 和 V_T 电压必然相同.然而,尽管可直接认为 V_{DS1} 等于 V_{DS2} ,但场效应管 $M1$ 和 $M2$ 有不同的 V_{DS} .由于体效应,它们的阈值电压因此有很大的不同.从基于标准的体效应方程计算,阈值电压的差异大约 0.2 V.因此跨导突触的输出电流方程变成

$$I_{kj} = \beta [((V_{GS1} - V_{T1}) - (V_{GS2} - V_{T2})) V_{DS}]. \quad (3)$$

这样,电流 I_{kj} 直接正比于电势差 $((V_{GS1} - V_{T1}) - (V_{GS2} - V_{T2}))$ 乘以 V_{DS} 之积.由于突触前神经状态信号的脉冲化特性,在这个应用中跨导乘法器实际上被用作压控电流源.保持 V_{DS} 电压为常数而只改变 V_{GS1} (即突触的权值)可做到这点.在输出电流为 0 时, V_{GS2} 决定 V_{DS1} 的值.当 $V_{GS2} > V_{GS1}$ 时产生兴奋(即一个正的突触权值 T_{kj});不等式反转则产生抑制(即负的 T_{kj}).因此 $M1/M2/M3$ 电路的输出是一串电流脉冲,该脉冲流正负幅度正比于 $V_{T_{kj}}$,而它的频率则正比于 V_j . T_{kj} 权值电压存储在电容上,通过 D/A 转换器周期地被外部 RAM 刷新.

如图 3 所示,对应于跨导突触的神经元,由基于“漏式”积分器的运算放大器和压控振荡器(VCO)组成.“漏式”积分器将一系列跨导突触输出的电荷累加起来,将它们转换成神经元激活电压.然后,此电压控制具有 Sigmoid 转换特性的 VCO 的输出振荡频率.

需要说明的一点是,图 3 中右半部分为神经网络输出端的一个输出神经元.而左半部分为输入端的一个神经元,以及连接该神经元与右半部分那个

输出神经元的权值的突触电路. 由于输入向量 $V_j (j \geq 1)$, 所以图中只画出了一个输入神经元、一个权值突触电路以及一个输出神经元. 所有输入向量 V_j 与权值 $V_{T_{kj}}$ 的乘积都沿着图中 I_{kj} 方向至积分器.

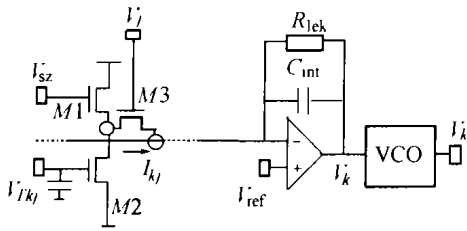


图3 完整的突触电路
Fig. 3 Integrated synapse circuit

跨导突触输入神经元之前, 由基于“漏式”积分器的运算放大器对其进行积分累加便可实现突触乘积和突触输出累加. 然而由于工艺偏差和串连能力的问题导致了较大的输出误差, 用分布式反馈乘法器可以解决这个问题.

在跨导乘法器中, 加入分布式缓冲级(场效应管 $M4$ 和 $M5$), 如图4. 它们的作用是防止 $M1$ 与 $M2$ 的信号过大而造成非线性失真, 同时 $M4$ 还作为一个运算放大器的反馈电阻, 这个运算放大器接在第 i 个神经元对应的所有的连接权值乘积上. 在每个突触列脚线处的运放提供了一个反馈信号 $V_{out i}$, 用来控制在列中所有的缓冲级电流, 使乘法器输出或输入的电流正确地平衡.

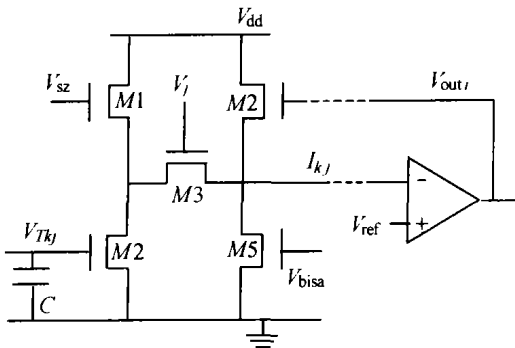


图4 分布式缓冲级乘法器
Fig. 4 Distributed buffered multiplier

假设当 $M3$ 导通时, 两端电压差为 0 V . 这时, 电路可被认为是相邻的场效应管, 假设场效应管 $M1, M2, M3, M4$ 和 $M5$ 得到适当的匹配, 工艺偏差导致的输出结果偏差可以得到解决^[1]. 串连性能问题也可以很好解决, 因为突触列外的运放输出只是驱动场效应管的栅极. 另外分布式缓冲器也局部地供应跨导突触所需的电流.

然而, 现在运放的输出出现了在特定时刻所有

突触都发生切换现象, 并没有像跨导乘法器那样的突触后输出, 因此, 必须对输出电压在时间上积分以形成突触后激活输出.

3.2 脉冲频率调制编码(Pulse frequency modulation code)

对神经元状态采用脉冲频率调制编码, 突触后激活作为一个输入, 加到输出固定宽度脉冲流的压控振荡器中. 脉冲的频率代表了神经元的状态. 图5的VCO电路中, 一个电容被充电以决定输出脉冲宽度, 而它的放电时间则决定输出脉冲的占空度. 图5中电容 C 交替地被电流 I_H 所充电, 或被电流 I_L 放电. 电容后连接着一个滞环比较器电路. 当比较器的输出为低(L)时, 电容被电流 I_H 充电到它的电位达到比较器的上触发阈值为止. 这时比较器输出高(H)状态. 接着电容以电流 I_L 放电, 直至它的电压降至比较器的下触发阈值电压为止. 比较器输出变为低(L)状态. 如此反复进行.

I_H 对电容的充电时间可以调整神经元电路输出脉冲宽度. 充电时间受电压 V_{IH} 控制. 脉冲间的间隔受电容放电电流 I_L 调节. 最小的脉冲间隔对应于50%的忙闲度, 即脉冲保持宽度等于脉冲空闲间隔. 因此, I_L 最大值等于 I_H . 最大的脉冲间隔对应于 I_L 为零, 为0%的忙闲度.

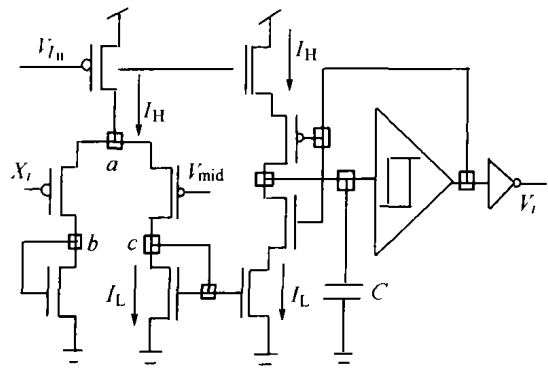


图5 脉冲流神经元电路
Fig. 5 Pulse stream neuron circuit

3.3 突触权值的数模转换(D/A transfer for synapse weight value)

突触的权值动态地储存在相应位置并周期地被芯片外的RAM刷新. 芯片外的数字存储器存储的数字权值被数模转换器转换为模拟的突触权值电压 $V_{T_{ij}}$, 权值电压被循环地刷新到各个突触电路中. 改变权值可以通过两种方法: 中断网络的普通计算周期; 盗用计算周期(cycle stealing)^[1,3]. 两种方法都可以实现任何学习方法, 学习方法由主机软件指定.

4 柴油机主轴承噪声故障诊断设计 (Design for noise fault diagnosis of main bearing of diesel)

将神经元状态 V_j 编码成 PFM 脉冲流信号作为以权 T_{ij} 为输入电压的开关电容突触的时钟信号,驱动电容突触工作。 T_{ij} 权值电压存储在电容上,通过 D/A 转换器周期地被外部 RAM 所刷新。在下述的应用中,本文采用具有 20 个突触、5 个神经元的芯片。

测试芯片的输入数据为一 4 维向量序列。本文设计一个对 2100 型柴油机主轴承的 5 类间隙 (0.12 mm, 0.20 mm, 0.22 mm, 0.26 mm, 0.30 mm 分别代表正常、临界、轻微磨损、严重磨损状态) 进行识别的模型。每个向量 u_i 代表每 8192 点噪声波形中的 0.5 倍频、1.5 倍频、2 倍频幅值谱能量以及倒频谱 100 ms 时的频率分量。从 ND2 型精密倍频程声级计输出的噪声信号经放大后,送入神经元芯片前端的信号采集与处理芯片中。首先,通过 A/D 转换器采集信号存入存储器中,然后通过 DSP 信号处理器,将每 8192 采集点的信号数据进行小波分解,提取出高频段部分,并对该高频段的包络进行幅值谱变换。可以从该幅值谱中提取出 0.5 倍频、1.5 倍频、2 倍频幅值谱值^[4,5]。顺序地将每 8192 点噪声信号的 4 维向量序列贮存在存储器中,从而生成故障模板向量。这样,对于采集长度为 W 点的测试噪声 (这里 $W = 81920$ 点),将要存储 $W/8192$ 个 u_i 向量,每个向量由 4 个特征值组成。将来,每个向量 u_i 作为输入端和代表相应故障的输出端神经元之间的权值向量。

基于以前的实验分析,发现 0.5 倍频、1.5 倍频、2 倍频幅值谱能量和倒频谱 100 ms 分量均随着主轴承磨损间隙的增大而明显增加^[4,5]。另外,采用噪声采集分析法与采用振动测量分析相比,最大的优势在于避免了繁琐的拆装机安装传感器,只需选择好噪声测量的位置即可。

将两块开关电容芯片构成最短距离分类器,将待识别向量与存储在 RAM 中的故障模板 u_i 的比较进行分类。最短距离分类器是基于输入模式与存储器中一套样本模板的距离进行分类的神经网络。其距离度量通常选择欧氏距离。并行运行的 M 个感知器的集合能识别出 M 个模板中哪一套模板最接近于网络输入模式。应用两块芯片意味着能对 5 类故障模板分别存两个版本,进而提高识别性能。另外,提取模板向量 u_i 的采集工况应该与将来识别故障时采集噪声工况一致,也就是说柴油机的转速、负荷、润滑状态等所有工况应该基本一致。这样可以提

高识别的准确性。同时,信号的采集应该为柴油机工作周期循环的整数倍。

识别实时地进行,每采集 8192 点,信号处理器输出新处理过的 4 维向量 x 。该向量中的 4 个特征值还需要经过 D/A 转换成模拟量,该模拟量作为调制,来产生脉冲频率调制的输入状态脉冲流。对应地,在存储器中的 4 维模板向量 u_i 也顺序地从存储器中读出。当从存储器中读出时,通过 D/A 转换器得到 u_i 向量,作为对此帧的 T_{ij} 权集加到芯片上 (这里一帧代表 8192 点),其原因解释如下:芯片如下式分别计算 x 与 5 个 u_i 的欧氏距离 (并行的,对各个 8192 点):

$$\|x - u_i\|^2 = \|x\|^2 - 2u_i^T x + \|u_i\|^2. \quad (4)$$

上面方程的第一项对所有的 i 都是一样的,故可以忽略,因此

$$g_i(x) = -2(w_i^T x - \frac{1}{2}u_i^2) = -2(w_i^T x + w_{i0}). \quad (5)$$

其中, $g_i(x)$ 为线性判别函数, $w_i = u_i$ 且 $w_{i0} = -1/2 u_i^2$ 。如果令 $w_i = \{T_{ij}\}$ 且 $x = \{V_j\}$, 则可写成

$$g_i(x) = \sum_{j=1}^4 T_{ij} V_j + w_{i0}. \quad (6)$$

这样,对各 8192 点,各个模板的向量 u_i 能作为网络的突触权值集合,并且认为是神经元 g_i 能计算出 x 和各个 u_i 距离的处理器。这是最短距离分类器的神经网络实现。由于式 (5) 的负号,根据神经元最大 $g_i(x)$ 输出而得出最接近 x 的模板 u_i 。每 8192 点,并行地对所有 5 个噪声故障模板求解式 (6),并将结果存在各个神经元的输出电容上。显然,用电容来存储结果意味着从顺序帧中得到的结果能够累加在一起,并且一旦采集完一段未知故障的噪声,通过识别“最活跃”的神经元,即噪声采集处理结束时电容输出电压最高的那个神经元,立刻识别出此故障的类型。而且,整个过程不需要进行权值的调整与学习。

在仿真测试中,一个阈值也必须被定义。如果 $D_m (m = 1 \sim 5)$ 是 5 个结果欧氏距离值,并且 $D_{\min} = \min \{D_m\}$, 则 5 个结果欧氏距离值 D_m 与 $D_{\min}$ 之间的差为 $C_m = |D_m - D_{\min}|$ 。按照试验测试经验,阈值 V_d 可取 0.2。如果仅有一个 $C_m < V_d$, 则故障即为第 m 个输出神经元所代表的故障类型;否则,如有多于一个 $C_m < V_d$, 则无法判断故障原因。

表 1 是部分模拟测试结果 (采用标准 1.2 μm CMOS 工艺第 47 级模型对电路进行 SPICE 模拟仿真),其中 $D_1 \sim D_5$ 是测试向量 x 与 5 个标准故障模

板向量 u_i 之间的欧氏距离; $S_1 \sim S_5$ 分别代表5个测试向量 x ; Gap1 ~ Gap5 代表间隙磨损的诊断结果 (0.12 mm, 0.20 mm, 0.22 mm, 0.26 mm, 0.30 mm). 试验中, 经过阈值的检验, 在 25 个测试样本中, 仅有 2 个无法判断. 识别率可以达到 80% 左右.

表 1 标准故障模板向量与测试向量的欧氏距离

Table 1 Euclid distance between standard fault template vectors and test vector

	D_1	D_2	D_3	D_4	D_5	结果
S_1	-0.89	-0.03	1.25	2.31	4.11	Gap1
S_2	-1.30	-2.13	-1.58	0.07	1.51	Gap2
S_3	-1.20	-2.67	-4.33	-4.03	-2.39	Gap3
S_4	0.86	-2.89	-3.27	-4.59	-2.99	Gap4
S_5	1.37	-3.07	-4.12	-4.36	-4.79	Gap5

5 结论 (Conclusion)

经过仿真测试, 基于硬件的诊断系统的识别性能接近于基于软件的系统. 对于大型复杂的故障监测, 多层感知器神经网络以及动态权值学习应该被考虑, 它的识别能力高于基于单层感知器的最短距离分类器. 此外, VLSI 脉冲流技术还包括, 如: 脉冲编码、开关电容电路、权值动态存储、电路噪声抑制等方面, 限于篇幅, 可以参阅相关文献^[1,2].

参考文献 (References):

- [1] MURRAY A F, TARASSENKO I. Analog Neural VLSI, a Pulse Stream Approach [M]. London: Chapman and Hall, 1994.
- [2] BOR J C, WU C Y. Realization of the CMOS pulse width modulation neural network with on-chip learning [J]. *IEEE Trans on Circuits and System- II*, 1998, 45(1): 96 - 107.
- [3] HAYOCK R J, YORK T A. Hardware implementation of a pulse-stream neural network [J]. *IEE Proc-Circuits Devices System*, 1998, 145(3): 141 - 147.
- [4] 吕琛. 基于噪声分析的内燃机主轴承状态监测与故障诊断 [D]. 大连: 大连理工大学, 2002: 70 - 85.
(LÜ Chen. Condition monitoring and fault diagnosis of main bearing of I. C. E. based on noise analysis [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2002: 70 - 85.)
- [5] 徐敏. 设备故障诊断手册 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1998, 1471 - 187.
(XU Min. The Handbook of Equipment Fault Diagnosis [M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 1998: 171 - 187.)

作者简介:

吕琛 (1974 —), 男, 在清华大学从事博士后研究工作. 主要从事动态系统故障诊断的研究. E-mail: luchen@tsinghua.edu.cn;

王桂增 (1941 —), 男, 教授, 博士生导师. 主要从事过程控制方面研究.

“2004 年中国国际机器人展览会”参展通知

时间 2004 年 11 月 11 - 14 日 **地点** 北京·全国农业展览馆

特别支持 中华人民共和国科学技术部高新技术发展及产业化司

主办单位 中国国际企业合作公司; 中国科学院自动化研究所

承办单位 中企国际展览广告有限公司; 北京机械工业自动化研究所; 机械工业自动化生产力促进中心

协办单位 国家“十五”863 计划机器人技术主题; 中国自动化学会机器人技术专业委员会;
中国自动化学会机器人竞赛工作委员会; 中国自动化学会制造技术专业委员会;
中国机械工程学会机械工业自动化分会; 中国物流行业协会

指定媒体 《机器人技术与应用》杂志社; 《制造业自动化》杂志社; 中国机器人网 www.robotschina.com

海外支持 社团法人日本机器人工业会

海外协办 日本虹意海外经济协作股份有限公司; 科讯交流有限公司; 韩国 Pishon EDP. Co., Ltd.

展览会时间安排 报名时间: 2004 年 1 月 - 2004 年 9 月; 报到时间: 2004 年 11 月 9 日;
布展时间: 2004 年 11 月 9 日 - 10 日; 展览时间: 2004 年 11 月 11 日 - 14 日;
撤展时间: 2004 年 11 月 14 日 15:00

展出内容 · 工业机器人与自动化制造装备展区; · 特种与生活服务机器人展区; · 机器人教室;
· 机器人宠物园; · 机器人竞技场; · 国际机器人技术与产业发展论坛

联系方式 地址: 北京西城区展览馆路 48 号华联写字楼 4 层 邮编: 100037
电话: 010 - 88361773, 88382241, 88382245, 88382247, 88361764
传真: 010 - 88382248 E-mail: domestic2@ceieac.net