

模糊汉明神经网络及其实现的研究

华 强¹, 郑启伦²

(1. 惠州大学电子工程系, 广东惠州 516015; 2. 华南理工大学计算机科学技术研究院, 广东广州 510641)

摘 要: 由于传统汉明神经网络未解决模式重叠和识别算法是否一定收敛的问题,也未充分利用输入模式与其他神经元之间的靠近程度信息,本文提出一种模糊汉明神经网络. 模糊汉明神经网络可接受二值和非二值输入;使用模糊类隶属度子网解决模式重叠问题和充分利用靠近程度信息;采用比较子网保证算法的收敛和减少互连. 其模块式的电路设计也便于网络的 VLSI 实现和扩展.

关键词: 模式识别; 模糊逻辑; 神经网络; 汉明网

中图分类号: TN701 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2002) 02-0177-03

Fuzzy Hamming Neural Networks and Its Implementation

HUA Qiang¹, ZHENG Qi lun²

(1. Dept of Electronic Engineering, Huizhou University, Huizhou, Guangdong 516015, China;

2 Academy of Computer Science and Technology, South China University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510641, China)

Abstract: Since typical Hamming networks has not solved the problem of pattern overlap and convergence, and not made full use of the near degree information of the input pattern with other neurons in the network, a fuzzy Hamming neural networks (FHNN) is proposed in this paper. FHNN replaces matching subnet with a fuzzy class membership subnet to solve problems of pattern overlap. It is also a three layer feed forward network. The n elements of the input pattern are presented in parallel to the n nodes of the first layer of the subnet. The number of the nodes in the hidden layer is equal to the amount of the exemplar patterns, and the weights of hidden neurons are the components of exemplar. And the number of the nodes in the output layer is equal to that of the classes to classify. The weights are the fuzzy class membership function of exemplar pattern to the classes. Only the training of the threshold T of the hidden layer and the fuzzy class membership weights of the output layer are needed. FHNN replaces competitive subnet with a comparing subnet to solve the problem of not converging and having too many interconnections. The fuzzy membership degrees of an unknown pattern to the classes are compared in parallel with a gradually decreasing reference voltage as a dynamic threshold in the comparing subnet. When the reference voltage decreases to the level of certain fuzzy class membership degree, the corresponding binary outputs skips to 1. Using modular circuit design, this network is easily extended and implemented in VLSI technology. FHNN is composed of three separate chips. The first matching chip gets the matching scores; the second calculates the fuzzy class membership degree. These two chips construct the fuzzy class membership subnet. And the third chip is a comparing subnet. As for the implementation of input mapping subnet, conventional feed forward network circuits can be used.

Key words: Hamming networks; pattern recognition; fuzzy logic; neural network

1 引言

用于模式识别的传统汉明神经网络(Hamming Network)为两级子网结构(见图1). 第一级匹配子网用于计算待识模式与所存各模板之间的匹配度;第二级竞争子网是求最大网络WTA(Winner Take All). 如以 $x_i \odot F_{ji}$ 表示输入模式 X 与模板 F_j 的第 i 个分量 F_{ji} 之间的异或非,则 X 与模板 F_j 间的匹配度 MS_j 可按式(1)计算

$$MS_j = \sum_{i=1}^N x_i \odot F_{ji}, j = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

式中, N 是模式的维数, m 是模板的个数. 由 WTA 选出与 X 最相似的模板, 其类别就是识别结果.

式(1)中的权值 F_{ji} 即模板分量而无需学习, 运算又是简单的异或非. 这使得汉明网在众多的神经网络中最易于实现, 成为模式识别神经网络的重要类型^[1, 2].

然而, 传统汉明网未考虑不同模式之间的重叠, 没有充分利用输入模式与网络中其他神经元, 特别是接近获胜的神经元之间的靠近程度信息, 所形成的判决界面是有偏的; 在具有多个彼此接近的匹配度时, 其竞争子网算法不能保证一定收

敛;当分类数 c 较多时, WTA 电路互连数很大($c = 32$ 时互连线将达到 $c^2 = 1024$); 此外, 它只能处理二值的图像或数据流, 对于非二值的模式分类问题则难以处理^[3-6].

2 模糊汉明神经网络 FHNN

采用模糊类隶属子网解决模式重叠和充分利用靠近程度信息问题; 采用比较子网解决算法可能不收敛和互连过多问题; 采用映射子网解决非二值模式向二值模式映射问题. 组成模糊汉明神经网络 FHNN(Fuzzy Hamming Neural Networks)(见图 2).

2.1 模糊类隶属子网

传统汉明网的匹配子网是一个三层前向网络(图 1 下部分), 其输出层权值非 1 即 0, 即模板 F_j 要么完全属于某个类 C_k , 要么完全不属于 C_k 类^[5]. FHNN 的模糊类隶属子网也是一个三层前向网络(图 2 中间部分), 不同的是其输出层权值 w_{jk} 是模板 F_j 本身对分类 C_k 的模糊类隶属函数. 设有模糊分类 $C_k \in F(U)$, U 为所有模糊分类的论域空间, 若以 $(C_k)_\lambda$ 表示 C_k 的 λ 截集, 其中 $(C_k)_1$ 是 C_k 的核, $\sim(C_k)_\lambda$ 表示 $(C_k)_\lambda$ 的模糊补, $(C_k)_\lambda^*$ 表示 C_k 的 λ 强截集, 其中 $(C_k)_{0.5}^*$ 是 C_k 的支集. 那么, 权值 w_{jk} 可在 $F_j \in (C_k)_1$ 时取 3; 在 $F_j \in \sim(C_k)_1 \cap (C_k)_{0.5}$ 时取 2; 在 $F_j \in \sim(C_k)_{0.5} \cap (C_k)_{0.5}^*$ 时取 1; x_j 而在 $F_j \in \sim(C_k)$ 时取 0.

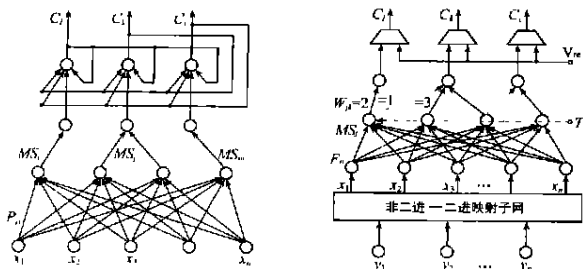


图 1 传统汉明神经网络的网络结构

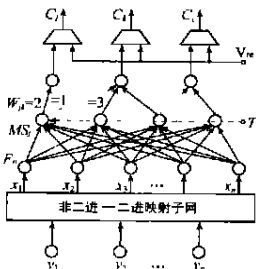


图 2 FHNN 的网络结构

定义 待识模式 X 与网络中各模板 F_j 的匹配度 MS_j 与该模板 F_j 对分类 C_k 的类隶属函数 w_{jk} 的乘积的累加和, 称为待识模式 X 对分类 C_k 的模糊类隶属度 FDM_k (Fuzzy Degree of Membershipk). FDM_k 即为模糊类隶属子网的输出, 有

$$FDM_k = \sum_{j=1}^m w_{jk} * MS_j \quad (2)$$

w_{jk} 取 0~3 的正整数, 便于硬件实现. 根据先验概率初选后通过学习修正. 由于使用累加和求模糊类隶属度, 为防止累积误差, 在隐层设立匹配度阈值 T , 针对待识模式进行有效模板的局域化, 即只考虑其与附近若干模板的匹配度来计算和累加模糊类隶属度, T 值通过学习确定. 将待识模式 X 对模板 F_j 匹配度 MS_j 的计算公式(1)修改为

$$MS_j = \text{Max} \{ \sum_{i=1}^N x_i \odot F_{ji} - T, 0 \} \quad (3)$$

式中 $j = 1, 2, \dots, m$. 即当匹配度 MS_j 小于等于阈值 T 时, 隐层节点 j 的输出为 0.

2.2 输出比较子网

传统汉明网的输出子网一般使用 WTA 竞争子网. WTA 电路输入电流的整体值越大, 最大的两个输入电流间的差别越小, 其收敛时间就越长^[1,2], 差别小于分辨精度时算法甚至不收敛. 此外, 由于竞争子网是全反馈的, 分类数为 c 时互连数为 c^2 , 互连数太大将使得实现困难. 为保证收敛, 减少互连, 采用比较子网(见图 2 上半部分)代替竞争子网. 图 3 表示比较子网在事件驱动下, 以一个线性下降的参考电平 V_{re} 作为动态阈值, 与待识模式 X 对各分类的模糊类隶属度 FDM_k 并行比较, 获得各分类比较器的二值输出 C_k . 当参考电平 V_{re} 下降到各分类模糊类隶属度的输出值时, 相应分类的二值输出 C_k 首先跳变. 若只要求选最大输出或在继续下降一定电平后仍无其他输出发生跳变, 比较子网即已实现了反模糊化并可输出分类结果; 如要求多个输出, 比较子网可按大小继续输出多个直至全部分类的模糊类隶属度, 再由高层根据具体问题进行反模糊化, 以确定分类结果或决定是否拒识.

2.3 输入映射子网

已证明三层前向网络可实现任意函数映射. 因此, 它可构成前向映射子网, 将非二值的输入 y_1, y_2, \dots, y_p 映射为二值 x_1, x_2, \dots, x_n 模式, 并送模糊类隶属子网去分类. 需要再加以说明的只有两点: 一是输入映射子网与具体问题有关, 其参数须由学习确定; 二是当输入为非二值模式时, 储存在模糊类隶属子网中的模板应与实际样本经输入映射子网映射后得到的二值化模式 X 相对应.

3 FHNN 的 CMOS 实现

考虑芯片引脚限制并为便于网络的扩展, 设计三块可扩展芯片: 第一块求模板匹配度, 第二块计算模糊类隶属度, 它们共同组成 FHNN 的模糊类隶属子网; 第三块为输出比较子网. 映射子网可采用常规前向网络电路实现.

匹配度芯片存储 m 个训练模板 F_j 并计算待识模式 X 与 F_j 的匹配度 MS_j . 该层神经元的每个输入端由一个异或非门和一个一端接地的 PMOS 管组成, 引入待识模式 X 的一个分量 x_i 并与模板 F_j 的相应分量 F_{ji} 进行异或非运算. 当相应位相同时, 异或非门灌入单位电流 I_u . 同一模板所有 N_{mi} 个匹配位的灌电流线或相加之和 $N_{mi} * I_u$ 若大于 I_c , 则输出匹配度电流 I_j 为其差值电流, 否则输出为 0. 匹配度芯片中一个神经元的框图见图 4.

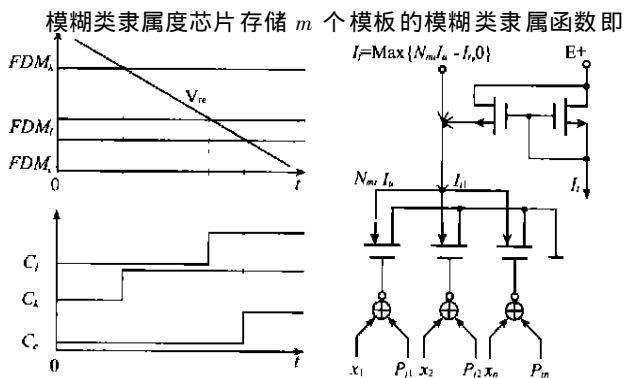


图 3 V_{re} 下降时比较子网输出的跳变

图 4 匹配度神经元

权值 w_{jk} , 并根据输入的匹配度电流 I_j 计算待识模式的模糊类隶属度 FDM_k . 该芯片由 m 个电流镜 M_1 到 M_m , $m * c$ 个权值单元和 c 个 I/V 转换单元组成, 图5表示它的一个神经元.

每个权值单元含有两个SRAM位和由其控制的两个电子开关. 匹配度电流在电流镜中分别复制出 c 个 I_1 的同值电流和 c 个 I_2 的倍值电流. 由权值单元控制是否注入相应的 FDM_k 输出. m 个模板对类 C_k 的隶属度电流进行线或累加, 按式(2)计算得模糊类隶属度 FDM_k , 并转换成电压信号输出.

图6为输出比较子网芯片中几个并行的比较神经元 C_k 及相关电路. 减法计数器Sub Counter的输出从最大值起逐渐下降, 其当前值经D/A转换为动态阈值 V_{re} , 由 c 个CMOS比较器 C_k 将 c 路输入电压 FDM_k 与之并行比较. 根据二值比较结果的线或可判别出大于或等于 V_{re} 的类数 q . 当 $q = 1, 2, 3, \dots$ 时, 说明已求出最接近实际分类的第1, 2, 3, ...个分类, 可将二值输出和模糊类隶属度值分别写入相应的二值存储单元 M_q 和数字存储单元 S_q .

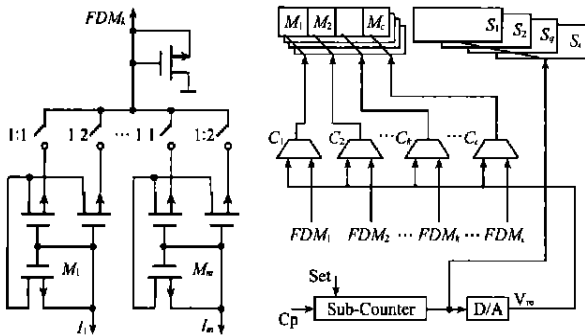


图5 模糊类隶属度神经元 图6 比较神经元及其附属电路

4 FHNN的pspice仿真和性能评估

用 pspice 8.0 仿真了 FHNN 的类模糊隶属子网和比较子网的主要电路.

图7为阈值电流 $I_t = 0.2\text{mA}$, 匹配度电流 $N_{mi}I_u = 0 \sim 1\text{mA}$ 时的镜像电流 I_{t1} 、差值电流 I_j 和权值 w 分别取1、2、3时的模糊类隶属度电流(电压) FDM_k . 由图可见, 当匹配度电流 $N_{mi}I_u \leq$ 阈值电流 I_t 时, 模糊类隶属度电流均为0; 而当 $N_{mi}I_u > I_t$ 时, 模糊类隶属度电流(电压)等于其差值 I_j 和模糊权值 w 的乘积.

图8是当比较子网的参考电压 V_{re} 在 $100\mu\text{s}$ 内从 5.00V 下降到 0.01V , 不同分类的模糊类隶属度电压输入分别为 $FDM_1 = 5.00\text{V}$, $FDM_2 = 3.01\text{V}$, $FDM_c = 3.00\text{V}$ 和 $FDM_k = 0.10\text{V}$ 时, 各分类输出端相应的二值输出 V_1, V_2, V_c 和 V_k .

当分类数为 c 时, 传统汉明网竞争子网的互连数为 c^2 , 而FHNN中比较子网的互连数减少为只有 c . FHNN的权值范围为正整数0至3, 便于存储、学习和使用, 可实现性好.

以C语言程序仿真FHNN算法, 对每组24~100个16维有混叠的随机二值训练模板学习后, 分别对等量个数的有混叠检验模板进行分类检验, 100组检验模板的平均识别正确率为92%, 大大高于不能训练的传统汉明网的平均识别正确率45%. FHNN的识别速度也将因其高度并行性而远高于采用软件识别的算法.

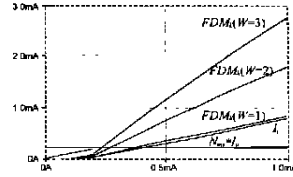


图7 模糊类隶属子网神经元的仿真

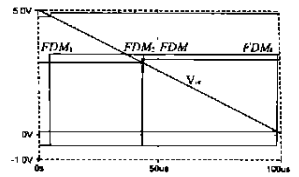


图8 比较子网神经元的仿真

参考文献:

- [1] 路伟, 石秉学, 李志坚. 电流型汉明神经网络的设计 [J]. 电子学报, 1997, 25(2): 25-28.
- [2] 林谷, 石秉学. 一种用于模式识别的新型开关电流Hamming神经网络 [J]. 电子学报, 1998, 26(11): 135-139.
- [3] M E Robinson, et al. A modular CMOS design of a Hamming network [J]. IEEE Trans., 1992, NN 3(3): 444-455.
- [4] U Cilingiroglu. A charge based neural Hamming classifier [J]. IEEE. J. 1993, SSC. 28(1): 59-67.
- [5] R Coultrip, R Granger. Sparse random networks with LTP learning rules approximate Bayes classifiers via Parzen's method [J]. Neural Networks, 1994, 7: 463-476.
- [6] D Grant, et al. Design, implementation and evaluation of a high speed integrated hamming neural classifier [J]. IEEE. J. 1994, SSC. 29(9): 1154-1157.

作者简介:



华 强 男.1944年11月生于浙江富阳.副教授, 从事神经网络、数据压缩等方面的研究和教学工作.



郑启伦 男.1938年生于广州.教授, 博士生导师, 华南理工大学计算机科学技术研究院常务副院长, 从事多值逻辑、模糊逻辑、人工神经网络等方面的研究和教学工作.