

人工神经网络的硬件设计研究

查东辉

摘要:本文结合当前计算机智能化领域的发展情况,提出了在新的智能计算硬件平台上进行神经网络的计算,并以 Gerstner 的尖峰神经元模型为基础设计出硬件电路,以加快神经网络的计算能力。

关键词:人工神经网络;尖峰神经元模型

近年来,人们在计算机智能化领域上取得了很大的进步,但计算机领域还有很多问题无法解决,例如视觉、语言识别和计算机等技术,人们仍不能将计算机系统设计的像生物系统那样灵活。因此,大批研究者转移到仿生科学研究,希望由此找到新的技术,设计出新的智能计算机,其中人工神经网络是其中一个比较热门的领域。随着这个领域的发展,一些团队已经建立起一些创造性的、复杂的神经电路模型,并将其应用到一些项目中,也有研究团队在致力研究人工神经网络的软件和硬件方案,希望能够为智能计算机提供更高层次的理解能力。

人工神经网络模型的并行特性使它与传统的计算机模型相比具有更强的处理能力,使它更有机会解决如手写文字识别这类问题。长期以来,大多数研究者都是在 CPU 上使用模拟的方式进行神经网络的计算,由于 CPU 工作模式和结构的限制,无法提供最佳的计算性能,因此本文寻求一种新的智能计算硬件平台,在硅芯片上设计神经网络电路。

一、神经网络模型

人工神经网络理论已发展了很多年,并日益趋于成熟,在各领域都得到了一定的应用。人工神经网络的运算主要由计算的基本单位神经元进行,通过若干个神经元构成神经网络以解决现实中的各种问题。

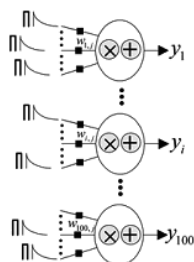


图 1 神经网络系统

如图 1 所示,一组神经元构成一个神经网络系统。每一个神经元都有独立的计算单元。神经元计算公式如下: $y_i(t)=$

$$\sum W_{ij} \varepsilon_{ij}(t-t_{ij}) \quad (1)$$

公式(1)中 $y_i(t)$ 表示神经元的输出结果, i 表示神经元序号, $\varepsilon_{ij}(t-t_{ij})$ 表示神经元输入值, W_{ij} 表示每个神经元的权值。

人工神经网络的基本运算包括了乘法和加法运算。为了能够在硬件上执行神经网络的处理功能,必须为每个神经元设计独立的加法器和乘法器,我们将其称为加法乘法运算单元(MAC),每个神经元都包含了一个 MAC 单元。

为了使系统能够更好地模拟人类神经系统工作原理,发挥硬件的处理能力,本文采用了 Gerstner 的尖峰神经元模型构建神经元处理器的工作流程。在该模型中,每个神经元的膜电位在时间 t 时表示如下:

$$u_i(t) = \sum_{j=1}^N W_{ij} \varepsilon_{ij}(t-t_{ij}) + \eta_i(t-t_{ij}) \quad (2)$$

$$\varepsilon_{ij}(t) = \left[\exp\left(-\frac{t-t_a}{t_m}\right) - \exp\left(-\frac{t-t_a}{t_s}\right) \right] * H(t-t_a) \quad (3)$$

公式(2)中, W_{ij} 表示为第 i 神经元和第 j 神经元之间连接的权值, $\varepsilon_{ij}(t-t_{ij})$ 表示为神经元 i 能够提供给神经元 j 的突触后电位(PSP),而 $\eta_i(t-t_{ij})$ 表示偏强函数。公式(3)表示突触后电位(PSP)的计算方法,其中 t_m 和 t_s 为时间常数, $H(t-t_a)$ 为 Heaviside 阶梯函数, t_a 为轴突传输延迟系数。

二、神经元硬件设计

如图 2 所示,神经网络系统是由多个神经元构成,每个神经元是一个单独的实体,神经元既相互独立,又相互联系,神经元根据所受到外界的刺激(输入)和邻居神经元对自己的影响,做出判断与决策(输出),并影响到周围神经元的反应。为了能够实现神经网络功能,需要模拟神经元单位设计一个特殊的处理器用于计算外界刺激而做出的反应,它包含了简单的算数逻辑运算单元、寄存器和控制器,在本文中使用 PN 表示该处理器。

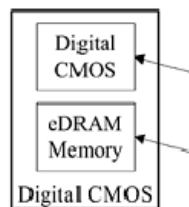


图 2 PN 节点逻辑结构图

图 3 显示了一个 PN 处理单元的工作流程图,每个 PN 处理器包括了进行神经元计算必须的运算器和存储