

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2018.02.021

# 忆阻交叉阵列模糊 PID 控制器设计及仿真<sup>①</sup>

谭金沛, 王丽丹, 段书凯, 朱航涛, 尚柳汀

西南大学 电子信息工程学院/非线性电路与智能信息处理重庆市重点实验室/  
智能传动与控制技术国家地方联合工程实验室, 重庆 400715

**摘要:** 随着实时控制、信息处理和图像处理等领域对运行速度要求的逐渐提高, 需要开发出一种模糊硬件电路和模糊芯片来实现快速实时的模糊推理. 基于忆阻器交叉阵列结构, 设计了一种新型模糊神经推理系统, 为模糊推理系统的硬件实现提供了设计方案. 首先通过对复杂非线性函数建模, 验证了所设计的模糊推理系统的准确性, 该系统不仅具有处理大量输入输出数据的能力, 而且推理过程中不需要繁琐的优化算法. 然后将设计的推理系统应用于模糊 PID 控制器中, 通过实验仿真, 表明该系统在模糊控制方面有广阔的应用前景.

**关键词:** 忆阻器; 交叉阵列; 模糊推理; PID 控制

**中图分类号:** TP273

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1673-9868(2018)02-0146-11

模糊系统自提出以来一直被认为是一种能够构造接近大脑计算能力的智能系统. 目前大多数科学家都致力于设计软件计算系统来模拟人脑计算能力, 并且他们发现硬件实现类人脑的智能系统非常困难, 因此构建一种可以扩展的简单硬件来模拟人脑单元极为重要, 考虑到人脑的记忆和计算特性, 这种硬件应该是计算更快的模拟电路形式, 而不是传统的耗能较高的数字电路. 在过去, 摆在科学家面前的一大障碍就是没有一种无源元件能够用于存储和控制突触权值, 虽然这些数据可以用电压和电荷的形式存储在电容中, 但是这些储存值不能简单地读取<sup>[1]</sup>.

2008 年, 基于 Chua<sup>[2]</sup> 在 1971 年预测的存在着第四种基本电路元件能够表示电荷和磁通的关系基础之上, HP 实验室第一次对忆阻器件或者称为忆阻器的元件进行了物理实现, 科学家们发现忆阻器的特性同人类大脑的突触特性非常相似<sup>[3-4]</sup>, 忆阻器是一种无源元件, 它的特性就像电阻或者电导, 能够通过对它施加合适的电压和电流来改变, 因此, 忆阻值可以用来存储突触权值, 并且忆阻值不像电容, 它能够在没有再次施加电压或者电流时能够保持较长一段时间<sup>[5]</sup>. 随着忆阻器与纳米导线交叉连接技术的结合以及半导体集成电路技术的进步, 特别是基于含氧金属的忆阻神经网络集成硬件电路的实现和其在模式分类上的应用<sup>[7-9]</sup>, 而基于模糊数学方法的忆阻器电路参数故障诊断分析方法已经提出<sup>[16]</sup>, 让人们看到了用硬件实现神经网络的快速发展及忆阻器交叉阵列的应用前景.

① 收稿日期: 2016-12-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(61571372, 61672436, 61372139, 61601376); 重庆市基础科学与前沿技术研究专项重点项目(cstc2017jcyjBX0050); 中央高校基本科研业务费(XDJK2017A005, XDJK2016A001).

作者简介: 谭金沛(1988-), 男, 重庆璧山人, 硕士研究生, 主要从事模糊神经网络的研究.

通信作者: 段书凯, 教授, 博士研究生导师.

本文首先分析了典型神经网络和模糊推理的原理,然后将神经网络同模糊推理系统相结合,并根据交叉阵列可以构建模糊神经网络的基理,利用忆阻器交叉阵列设计了一种模糊推理系统,该系统具有处理大量输入输出数据的优点,而且还能避免过度训练,权值更新不需要繁琐的优化算法,并对所提系统进行数值分析和未解释方差(FVU, fraction of variance unexplained)评估,而模糊系统的典型应用就是PID控制<sup>[17]</sup>,于是将我们设计的模糊推理系统应用到智能模糊PID控制中。

## 1 神经网络和模糊推理系统

典型的人工神经网络由输入层、隐含层和输出层组成,考虑一个三层人工神经网络如图 1. 现假定其中  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ ,  $y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$  都是输入层变量,  $u = [u_1, u_2, \dots, u_n]$  是隐含层的输出量,  $o = [o_1, o_2, \dots, o_n]$  是输出层信号.  $w_{x_i u_j}^x = (w_{ij})^x$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $j = 1, 2, \dots, n$  是连接第  $i$  个输入  $x_i$  到第  $j$  个隐含层神经元  $u_j$  的突触权值,  $w_{y_i u_j}^y = (w_{ij})^y$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $j = 1, 2, \dots, n$  是连接第  $i$  个输入信号  $y_i$  到第  $j$  个隐含层神经元  $u_j$  的突触权值, 这样就可以得到第  $j$  个隐含层神经元的输出公式

$$u_j = f\left(\sum_{i=1}^n x_i w_{ij}^x + \sum_{i=1}^n y_i w_{ij}^y\right) = f(w_j^x x^T + w_j^y y^T) \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中  $w_j^x = [w_{1j}^x, w_{2j}^x, \dots, w_{nj}^x]$ ,  $w_j^y = [w_{1j}^y, w_{2j}^y, \dots, w_{nj}^y]$ , 且函数  $f$  是隐含层神经元的激活函数. 同理, 假定  $w_{u_j o_k}^z = (w_{jk})^z$  为连接第  $j$  个隐含层神经元到第  $k$  个输出层神经元的突触权值, 那么可以得到输出层神经元的输出表达式如下

$$o_k = g\left(\sum_{j=1}^n u_j w_{jk}\right) = g(w_k^z u^T) \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

其中,  $w_k^z = [w_{1k}, w_{2k}, \dots, w_{nk}]$ , 且函数  $g$  为输出层神经元的激活函数.

### 1.1 模糊神经推理系统

将上述神经网络同模糊逻辑联系起来,考虑一个多输入单输出的模糊推理系统,输入和输出关系被看作是一组  $X \rightarrow Y$  的数学映射,其中  $X \subset R^n$ ,  $Y \subset R$ , 假定推理系统的输出是通过  $N$  个模糊关系的汇集而得到的,这种模糊关系的形式是

$$R^{(m)}: \text{if } x_i \text{ is } A_1^m \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^m, \dots, x_n \text{ is } A_n^m, \text{ then } y \text{ is } B^m \quad m = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

其中  $x_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$  和  $y$  分别是输入和输出变量,  $\mu_{A_i^m}(x_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $m = 1, 2, \dots, N$  是  $\{A_1^m, A_2^m, \dots, A_n^m\}$  模糊集的隶属函数,  $B^m$  是定义在输出变量通用集上的模糊集. 这里以二输入二规则为例: if  $A_1$  and  $B_1$  then  $C_1$ , if  $A_2$  and  $B_2$  then  $C_2$ , if  $A'$  and  $B'$  then  $C' = ?$ , 其中  $A, B, C$  分别是不同论域  $X, Y, Z$  上的模糊集合, 推理过程可以用图 2 表示. 这里采用玛达尼推理削顶法, 其几何意义是分别求出  $A'$  对  $A$ 、 $B'$  对  $B$  的隶属度, 并且取这两个之中较小的一个作为总的模糊推理前件的隶属度, 再以此为基准去切割后件的隶属度函数, 就可以得到结论  $C'$ . 模糊关系可以表示为  $[\mu_{A_i}(x) \wedge \mu_{B_j}(y)] \wedge \mu_{C_k}(z)$ , 因此可以得到推理结果为

$$C'(A' \text{ and } B') \circ ([A_1 \text{ and } B_1] \rightarrow C_1) \cup ([A_2 \text{ and } B_2] \rightarrow C_2) \quad (4)$$

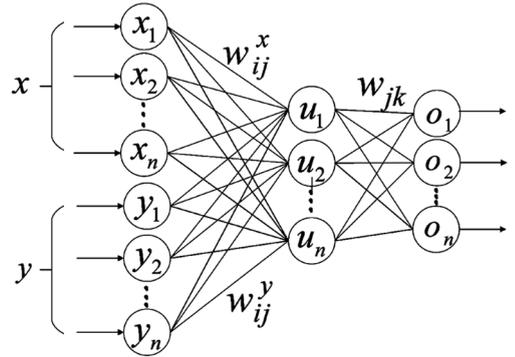


图 1 人工神经网络

其中“ $\circ$ ”用于表示模糊关系合成, 定义如下: 如果  $R$  和  $S$  分别为笛卡尔空间  $U \times V, V \times W$  上的模糊关系, 那么  $R$  和  $S$  的合成可记为  $R \circ S$ <sup>[6]</sup>. 其计算方法为

$$R \circ S = \{[\sup(\mu_R(u, v) \wedge \mu_S(v, w))] | u \in U, v \in V, w \in W\} \quad (5)$$

其中上确界算子  $\sup$  表示为

$$\sup = \{\max[\min(\mu_R(u, v), \mu_S(v, w))] | u \in U, v \in V, w \in W\} \quad (6)$$

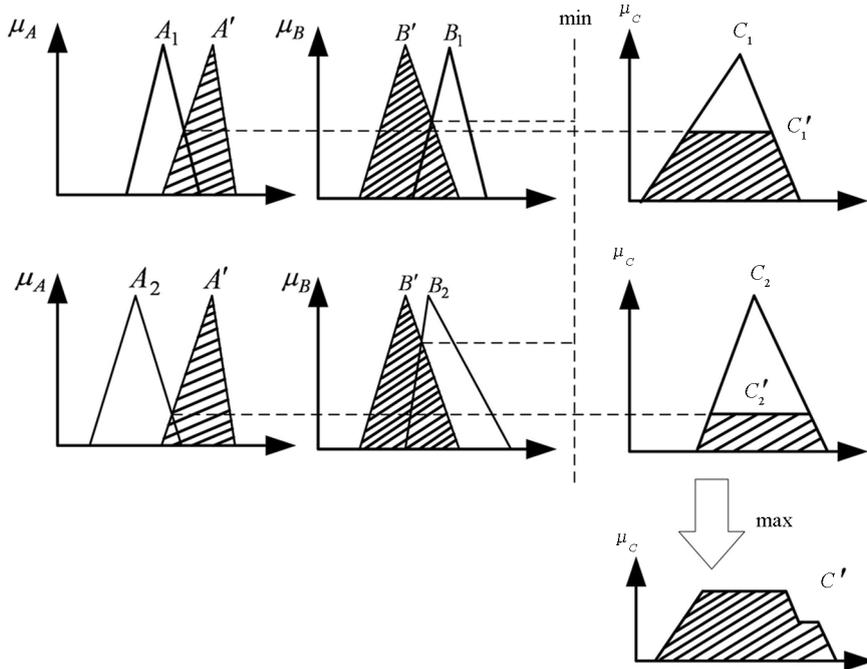


图 2 二输入二规则玛达尼模糊推理系统

### 1.2 用交叉阵列实现模糊神经推理系统

现在构造交叉阵列模糊神经推理系统, 考虑二输入单输出模糊推理系统, 结构如图 3, 其中  $A, B, C$  模块均为  $i$  行  $j$  列的交叉阵列结构,  $f$  为激活函数用于实现模糊推理系统的“and”功能.  $A$  和  $B$  为输入层交叉阵列,  $C$  为隐含层交叉阵列, 交叉阵列内部结构如图 4 所示. 图中构造变量  $X, Y, Z$  的离散通用集, 将模糊输入概念如“ $x$  is  $A$ ”的隶属函数的各个点上的值分配到  $x_1, x_2, \dots, x_n$  中. 与此类似, 将隶属函数的隶属值存储在各行输入层和隐含层间交叉阵列中, 当成与之对应的突触权值, 这样就可以将输入层到隐含层的突触权值矩阵存储在交叉阵列中, 并且该交叉阵列具有如下特性: 能够将产生的输入变量和与之对应的交叉点所存储的权值相乘并实现“and”功能. 也就是使进入第  $j$  个隐含层神经元的信号等于  $\min(\omega_{ij}^x x^T, \omega_{ij}^y y^T)$ . 隐含层到输出层的权值矩阵也可以用此方法存储在  $Z$  模块交叉阵列结构中.

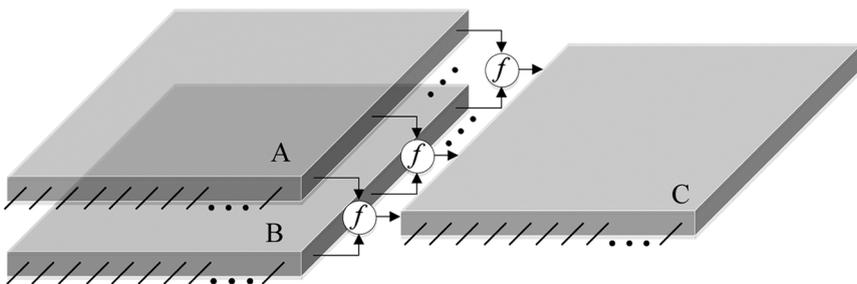


图 3 交叉阵列模糊推理系统

两个相同长度的向量的点积可以表示这两个向量的相似度: 已知幅值小于等于 1 的向量  $A$ , 如图 5 所示, 给定另外一组向量  $A_1$  和  $A_2$ ,  $A_1$  与  $A$  相同,  $A_2$  为与  $A$  相异的向量, 那么  $A \cdot A_1 > A \cdot A_2$ , 且可以推出两向量的点积越大相似度越高. 该模糊系统实现推理过程的步骤如下: 首先根据公式(1), 选择恰当的激活函数  $f$ , 即当且仅当输入信号  $x$  和  $y$  都分别相似于  $x_{x_i u_j}$  和  $w_{x_i u_j}^y$  时, 第二步让第  $j$  个隐含层的神经元激活, 从而使与激活层相对应的输出层激活强度最大, 以达到使输出为取  $\max(\min(w_{ij}^x x^T, w_{ij}^y y^T))$  的功能. 由此可以看出函数  $f(\cdot)$  的功能同“与”门的功能相似. 由权值矩阵  $w_{uo}$  决定输出的激活强度, 输出层神经元产生的将是输出模糊数的隶属函数, 然后经过解模糊就可以得到输出结果.

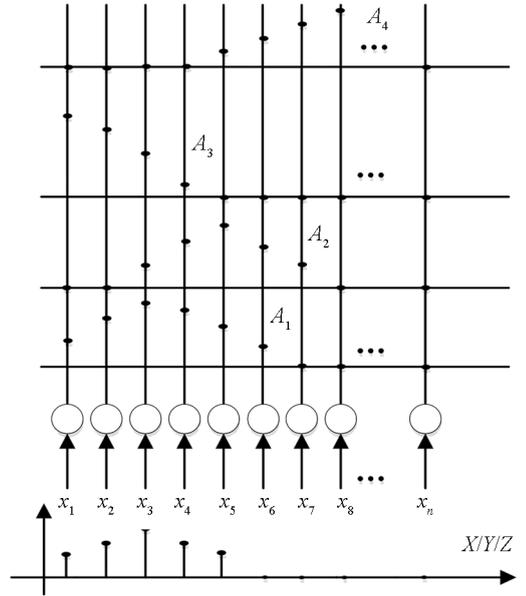


图 4 交叉阵列内部结构

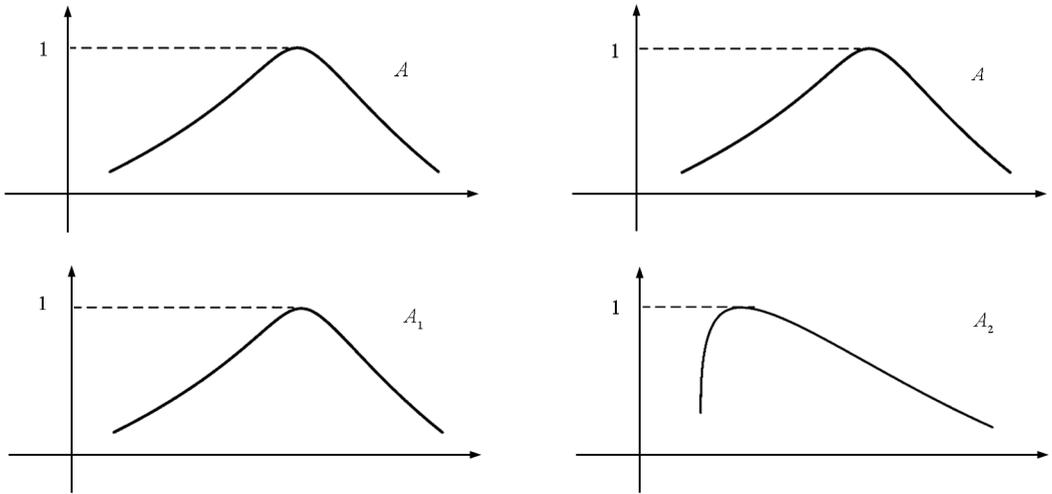


图 5 向量的相似度

## 2 忆阻器交叉阵列模糊神经网络

常见的忆阻器交叉阵列结构如图 6 所示, 这个结构由两组平行的导线相互垂直组成, 在每一个交叉点上有一个半导体设备连接两根交叉线, 在图中的这种半导体器件是忆阻器<sup>[10-11]</sup>, 它是一种非线性元器件, 忆阻值能够通过改变施加在其两端的电压, 使忆阻值在  $R_{on}$  和  $R_{off}$  之间变化. HP 忆阻器就是由两层二氧化钛薄膜夹在两个铂(Pt)电极之间组成的, 当有电源作用在忆阻器两端时, 其两层间的分界面就会移动, 阻值就会随着发生变化.

图 6 中每一行连接着一个运算放大器的负端, 并给这个运算放大器添加一个固定的电阻  $R_f$  作为反馈电阻. 在顶端一行用固定电阻  $R_c$  代替忆阻器, 该行组成了一个简单的反向求和电路, 因此在任意时刻该求和电路的输出  $\text{Sum}(t)$  的表达式为

$$\text{Sum}(t) = - \sum_{i=1}^n v_i(t) \quad (7)$$

其中  $v_i(t)$  是用电压表示的连接第  $i$  条垂直线的输入信号, 用标准运算放大电路分析方法, 可以得出连接第  $j$  行的运算放大器的输出表达式为

$$o_j(t) = - \left( \sum_{i=1}^m v_i \frac{R_f}{M_{ij}(t)} + \text{Sum}(t) \right) \quad i = 1, 2, K, n, j = 1, 2, KK, n \quad (8)$$

其中  $M_{ij}(t)$  是当前时刻坐标  $(i, j)$  的忆阻值, 在公式里, 忆阻器被当作是一个简单的电阻, 这是因为在计算输出电压时忆阻值是一个恒定值, 可以通过对忆阻器施加极短时间的脉冲电压来实现忆阻值的改变, 例如采用具有固定的脉冲宽度的矩形脉冲. 这种交叉结构需满足的另一前提条件是忆阻器的初始值为  $R_{\text{off}}$ , 通过提前施加一定时间的电压让忆阻值达到  $R_{\text{off}}$  来实现. 因此再对不同坐标下忆阻器施加电压, 忆阻值就从初始值开始降低, 也就是当前储存在坐标  $(i, j)$  的值  $\Delta M_{ij}(t)$  的表达式为<sup>[8]</sup>

$$\Delta M_{ij}(t) = R_{\text{off}} - M_{ij}(t) \quad \forall i, j: 1 \leq j \leq n, \text{ 且 } 1 \leq i \leq m \quad (9)$$

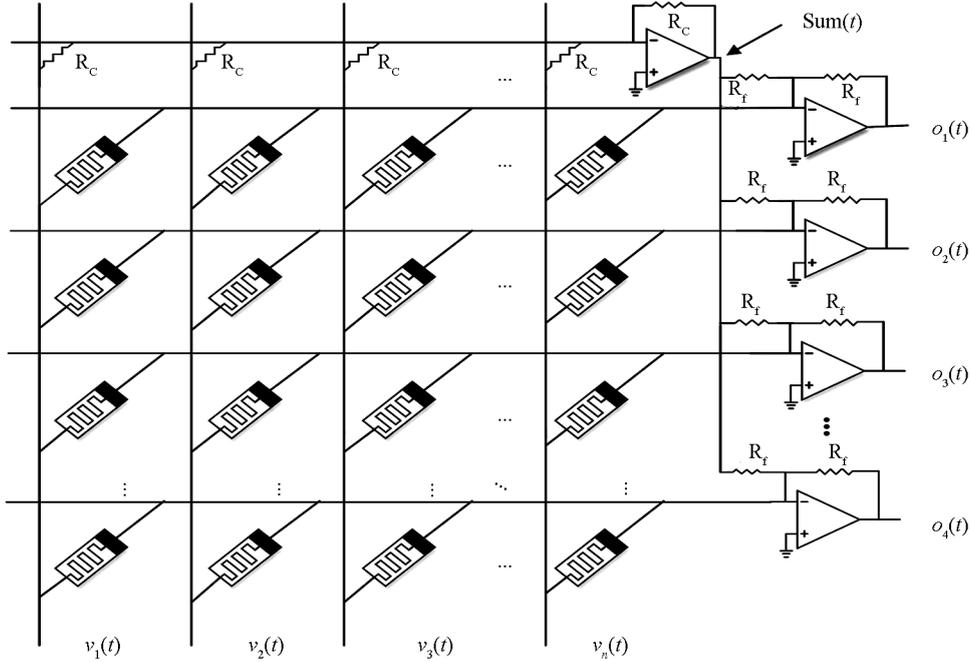


图 6 忆阻器交叉阵列结构

将(9)式和(7)式代入(8)式得

$$o_j(t) = - \left( \sum_{i=1}^m v_i \frac{R_{\text{off}}}{R_{\text{off}} - \Delta M_{ij}(t)} - \sum_{i=1}^m \right) \quad j = 1, 2, 3, KK, n \quad (10)$$

当限制忆阻值在很小的范围内变化时, 也就是当  $\Delta M_{ij}(t)/R_{\text{off}}$  的值远小于 1 时, 简化公式(9)得

$$o(t) = \alpha \Delta M(t)(v(t))^T \quad (11)$$

其中,

$$\alpha = \frac{-1}{R_{\text{off}}}$$

$$v(t) = [v_1(t), v_2(t), \dots, v_n(t)]$$

$$o(t) = [o_1(t), o_2(t), \dots, o_n(t)]$$

且

$$\Delta M(t) = \{\Delta M_{ij}(t)\}$$

### 2.1 利用忆阻交叉阵列创建和存储模糊关系

基于图 6 的忆阻交叉阵列来实现如图 3 所示人工神经网络推理系统, 构造结构如图 7 所示的模糊推理系统, 图 7 中模块 A, B 由图 6 所示的交叉阵列结构组成, 其中输入  $x^* = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  和  $y^* = (y_1, y_2, \dots, y_n)$  分别是输入变量  $x$  和  $y$  在相同隶属函数下的隶属度, 定义  $x_i = u_A(x_i)$ ,  $y_i = u_B(y_i)$ , 在输入时将其转换为电压信号, 这就构成了图 1 所示人工神经网络的输入层, 如果系统为多个输入, 只需要在模块 A 和 B 上方并行增加该种结构即可, 模块  $P_1, P_2, \dots, P_{n-3}, P_{n-2}, P_{n-1}, P_n$  用于实现模糊与功能, 根据模糊“与”功能须满足当输入为  $a, b$  时,  $T(a) < T(b)$ . 设计模糊“与”功能模块如图 8, 图中  $V_1, V_2$  是模糊

输入数据,  $D_1$  和  $D_2$  为相同的二极管,  $R_1, R_2, R_3, R_4, R_5$  均为  $10\ \Omega$  的电阻,  $V_d$  为二极管的导通电压, 当输入信号  $V_1 = 2\sin(20\pi t)$ ,  $V_2 = 2\sin(10\pi t)$  时仿真结果如图 9 所示. 模块 C 的内部结构如图 10, 图中  $R_c$  是固定电阻,  $R_f$  为反馈电阻,  $R_f$  的阻值通常由  $R_{off}/R_{on}$  的比值和所需连接权值的大小决定. 这样模块 A, B, C 就构成了一个由忆阻器交叉阵列组成的模糊神经推理系统.

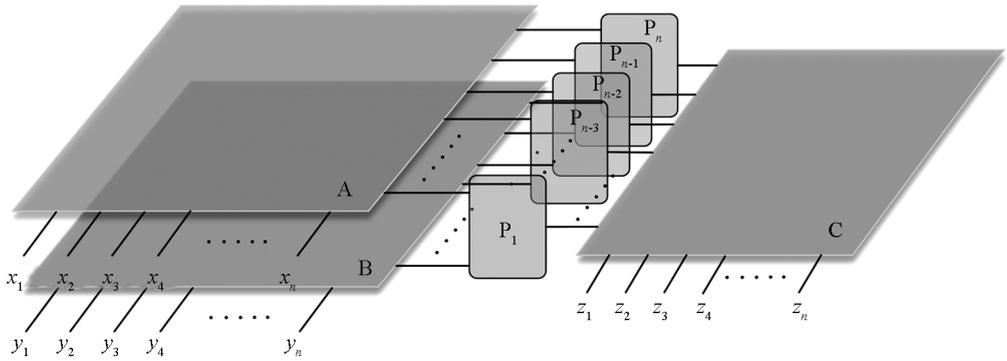


图 7 忆阻模糊神经推理系统

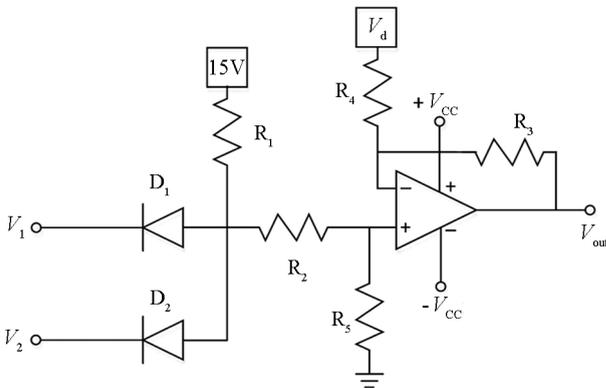


图 8 P 模块内部结构示意图

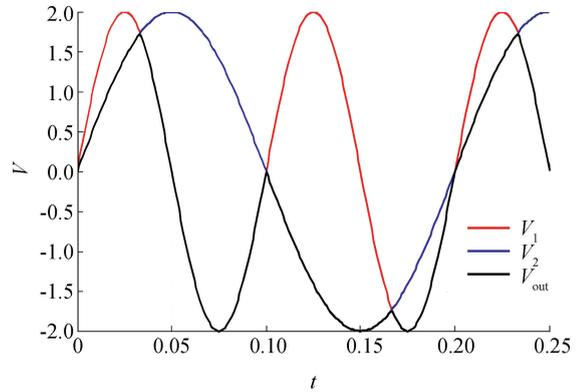


图 9 当  $V_1 = 2\sin(20\pi t)$ ,  $V_2 = 2\sin(10\pi t)$  时输出

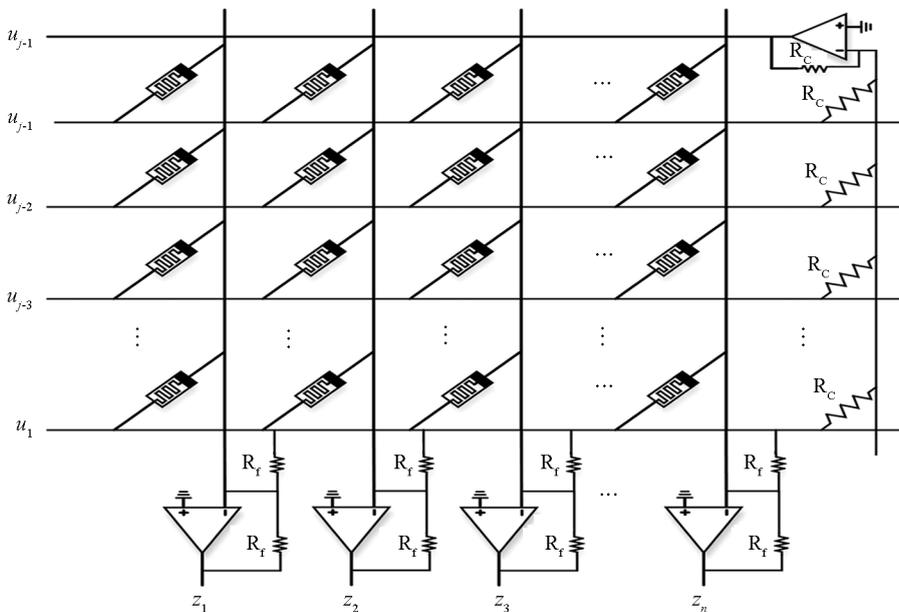


图 10 模块 C 内部结构

## 2.2 忆阻交叉阵列模糊推理系统的训练

假设已知许多模糊输入、输出训练数据, 在前面所设计的模糊推理系统中构建模糊关系. 假定输入集合  $A, B$  和输出集合  $C$  分别具有隶属函数  $u_A(x), u_B(y)$  和  $u_C(z)$ , 基于“if  $A$  is  $x^*$  and  $B$  is  $y^*$ , then  $C$  is  $z^*$ ”推理规则构建模糊关系, 我们将各输入模糊集的隶属度当成电压值, 并施加到对应的行和列然后等待  $t_0$  秒. 例如, 如果模糊集  $A, B, C$  定义为

$$\begin{aligned} A_1 &= \{(x_1, u_A(x_1)), (x_2, u_A(x_2)), \dots, (x_n, u_A(x_n))\} \\ B_1 &= \{(y_1, u_B(y_1)), (y_2, u_B(y_2)), \dots, (y_n, u_B(y_n))\} \\ C_1 &= \{(z_1, u_C(z_1)), (z_2, u_C(z_2)), \dots, (z_n, u_C(z_n))\} \end{aligned} \quad (12)$$

将隶属度  $u_A(x_i)$  作为电压信号, 连接至 A 模块的最下面一行所对应的列,  $u_B(y_i)$  作为电压信号, 连接至 B 模块的最下面一行所对应的列, 然后将该行右端接地, 其它行接高阻态(即没有电流通过), 电流就会经过最下面一行并引起忆阻值发生变化, 这里需要注意的是所有忆阻器的初始值为  $R_{off}$ , 那么通过忆阻器的电流值将同施加的电压幅值成正比, 于是只需要将所需的隶属函数所对应的隶属度作为电压信号施加到所对应的行, 并将该行接地, 然后等待较短时间  $t_0$ , 那么一条模糊规则就会自动存储到模块 A 和 B 的交叉阵列中了. 模糊规则在交叉阵列的储存形式是以忆阻器的阻值形式存在的, 采用经典的 HP 模型, 经过时间  $t_0$ , 忆阻器的忆阻值表达式为<sup>[13-14]</sup>

$$M_{ij}(t) |_{t=t_0} = \sqrt{R_{off}^2 - \beta vt_0} \quad \forall i, j: 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n \quad (13)$$

其中  $\beta$  是一个常数, 定义为

$$\beta = \frac{2\mu_v R_{on}(R_{off} - R_{on})}{D^2} \quad (14)$$

公式(13)中设定初始忆阻值为  $R_{off}$ , 那么各交叉点的阻值变化  $\Delta M_{ij} = R_{off} - M_{ij}$ . 将式(11)和式(1)、式(2)做比较, 可以得到, 忆阻模糊神经网络的权值表达式为  $w_{ij} = -\Delta M_{ij}/R_f$ , 从图 11 可以看出在不同时间电压激励下, 只要电压不超过阈值电压, 那么神经网络的权值小于等于 1, 这与模糊隶属函数的值小于 1 相类似, 且从图中可以看出权值为单调递增函数. 仿真参数为  $\mu_v = 10^{-14} \text{ m}^2/(\text{s} \cdot \text{v})$ ,  $D = 10^{-8} \text{ m}$ ,  $R_{on} = 1 \text{ k}\Omega$ ,  $R_{off} = 100 \text{ k}\Omega$ .

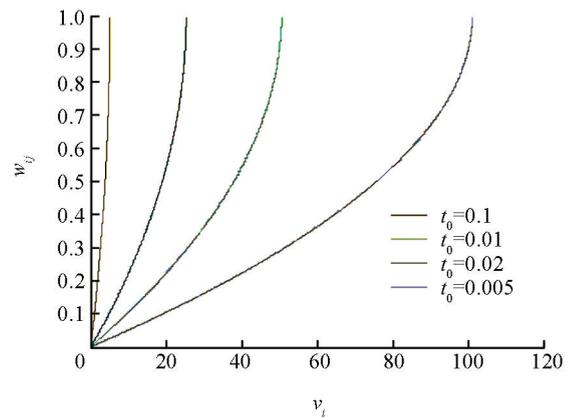


图 11 权值同输入电压间的关系

## 3 仿真结果

为了验证所提系统的有效性, 下面进行两个不同类型的系统. 首先是对一个复杂的函数进行建模, 这个函数常被用于许多相关模糊系统领域的检测基准<sup>[15]</sup>; 第二个应用就是模糊 PID 控制. 所有的仿真采用的是 MATLAB 2014 版, 仿真所选取的函数定义如下

$$z = 0.5 \sqrt{2 \left( \frac{\sin x}{x} \right)^2 + 3 \left( \frac{\sin y}{y} \right)^2} \quad 1 \leq x, y \leq 10 \quad (15)$$

这里采用未解释方差分数指数(FVU)来评估所得的结果, 用  $F_{FVU}$  表示.  $F_{FVU}$  定义为

$$F_{\text{FVU}} = \frac{\sum_{i=1}^n (g(x_i, y_i) - \hat{g}(x_i, y_i))^2}{\sum_{i=1}^n (g(x_i, y_i) - \bar{g})^2} \quad \bar{g} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(x_i, y_i) \quad (15)$$

其中  $g(x_i, y_i)$  是由函数本身产生的值,  $\hat{g}(x_i, y_i)$  是由文中所提的模糊推理系统所产生的值,  $n$  为测试数据的个数,  $F_{\text{FVU}}$  越小说明准确性越高.

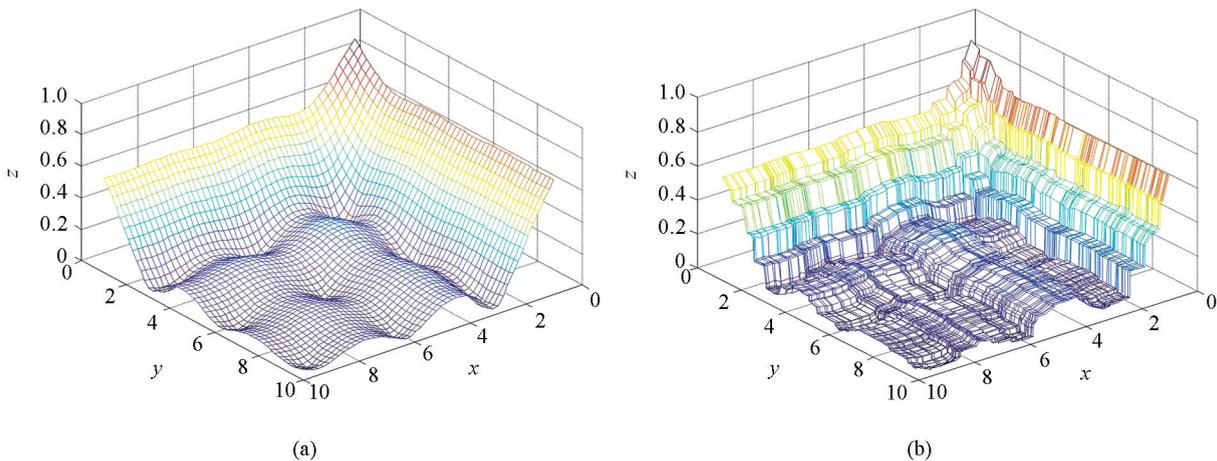


图 12 非线性函数建模

公式(15)函数如图 12(a)所示, 仿真采用图 7 推理系统结构, 当输入变量和交叉阵列都采用 90 根垂直线, 代表 90 个神经元, 这样  $x$  和  $y$  最小分辨率即精度为  $\frac{\max(x) - \min(x)}{N}$ , 根据训练数据对输入—输出的多少确定隐含层神经元的个数即水平线的条数( $N$ ), 若仿真采用 400 个输入—输出训练数据, 那么就需要 400 个隐含层神经元. 若输出端神经元个数为 100 即输出端采用 100 根垂直线, 那么输出的精度可达到 0.01. 为了达到训练目的, 输入数据  $x$  和  $y$  在输入空间均匀地选择, 并用高斯隶属函数或者三角隶属函数模糊化, 然后转化为与之对应的输入电压信号, 将这些信号施加到与之对应的行和列, 这将会在模块 A、B、C 上产生模糊关系. 然后在输入端施加任意产生的 10 000 个测试信号(如果是精确数就用隶属函数将其模糊化), 最后将所得到的模糊数进行解模糊, 就会得到如图 12(b)所示的结果.

表 1 非线性函数 FVU 指数值

训练数据个数	225	400	400	400
变量 $x$ 的神经元个数	90	90	100	100
变量 $y$ 的神经元个数	90	90	100	100
变量 $z$ 的神经元个数	100	100	100	150
$F_{\text{FVU}}$	0.084 5	0.033 9	0.009 8	0.001 6

表格 1 是在不同神经元个数下的 FVU 指数. 首先构造交叉阵列推理系统, 用 90 根垂直线分别代表  $x$ ,  $y$ , 用 100 根垂直线来表示  $z$ , 可以推出  $x, y, z$  的最小分辨率分别为 0.1, 0.1, 0.01. 从表中可以看出通过增加神经个数, FVU 指数逐渐趋于零, 即精确度逐渐提高.

下面将所设计的推理系统用于基于模糊规格的 PID 控制, 同样采用二输入单输出的控制对象. 设被控对象为  $G_p(s) = \frac{133}{s^2 + 25s}$ , 采样时间间隔为 1 ms, 采用  $z$  变换对其离散化得:

$$y(k) = -\text{den}(2)y(k-1) - \text{den}(3)y(k-2) + \text{num}(2)u(k-1) + \text{num}(3)u(k-2) \quad (16)$$

输入信号幅值为 1.0 的阶跃信号, 根据经验可得模糊系统  $e$ 、 $ec$ 、 $k_p$ 、 $k_i$  的模糊规则表, 描述如下<sup>[12]</sup>:

1. If( $e$  is  $N$ ) and ( $ec$  is  $N$ ) then ( $k_p$  is  $N$ )( $k_i$  is  $Z$ )
2. If( $e$  is  $N$ ) and ( $ec$  is  $Z$ ) then ( $k_p$  is  $N$ )( $k_i$  is  $Z$ )
3. If( $e$  is  $N$ ) and ( $ec$  is  $P$ ) then ( $k_p$  is  $N$ )( $k_i$  is  $Z$ )
4. If( $e$  is  $Z$ ) and ( $ec$  is  $N$ ) then ( $k_p$  is  $N$ )( $k_i$  is  $P$ )
5. If( $e$  is  $Z$ ) and ( $ec$  is  $Z$ ) then ( $k_p$  is  $P$ )( $k_i$  is  $P$ )
6. If( $e$  is  $Z$ ) and ( $ec$  is  $P$ ) then ( $k_p$  is  $P$ )( $k_i$  is  $P$ )
7. If( $e$  is  $P$ ) and ( $ec$  is  $N$ ) then ( $k_p$  is  $P$ )( $k_i$  is  $Z$ )
8. If( $e$  is  $P$ ) and ( $ec$  is  $Z$ ) then ( $k_p$  is  $P$ )( $k_i$  is  $Z$ )
9. If( $e$  is  $P$ ) and ( $ec$  is  $P$ ) then ( $k_p$  is  $P$ )( $k_i$  is  $Z$ )

从此规则可以看出该控制系统采用的是 P、I 控制, 首先在文章设计的模糊推理系统中构建模糊规则, 然后就可以根据误差  $e$  和误差变化  $ec$  的范围得到  $k_p$  和  $k_i$  的控制曲面, 如图 13 所示。

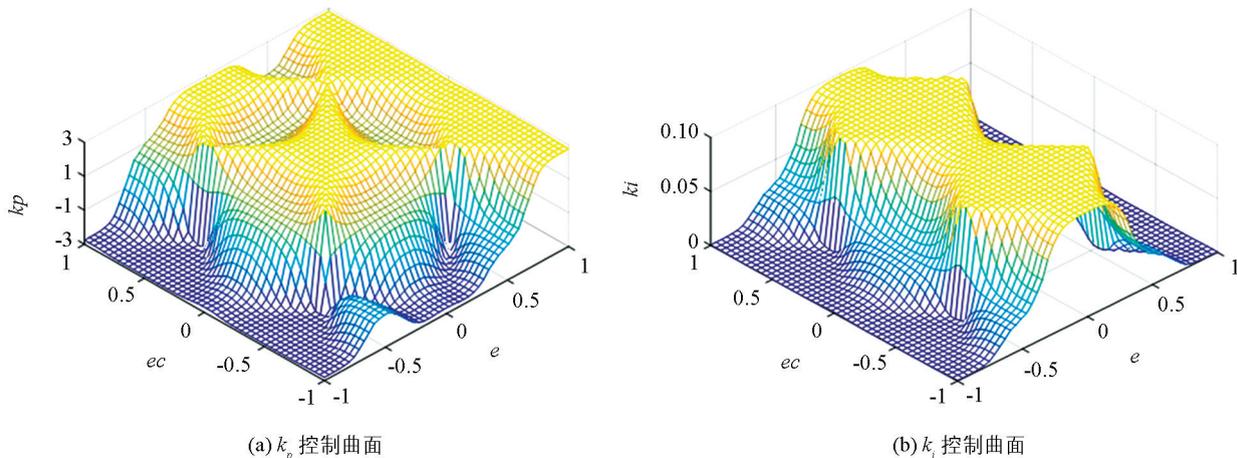


图 13 控制曲面

利用所设计的模糊系统进行 P、I 控制参数的整定. 为了方便显示模糊规则的调整过程, 取  $k_p$  和  $k_i$  初值为零, 利用 MATLAB 进行仿真, 我们可以得到如图 14 的响应曲线和 PID 控制参数的变化过程。

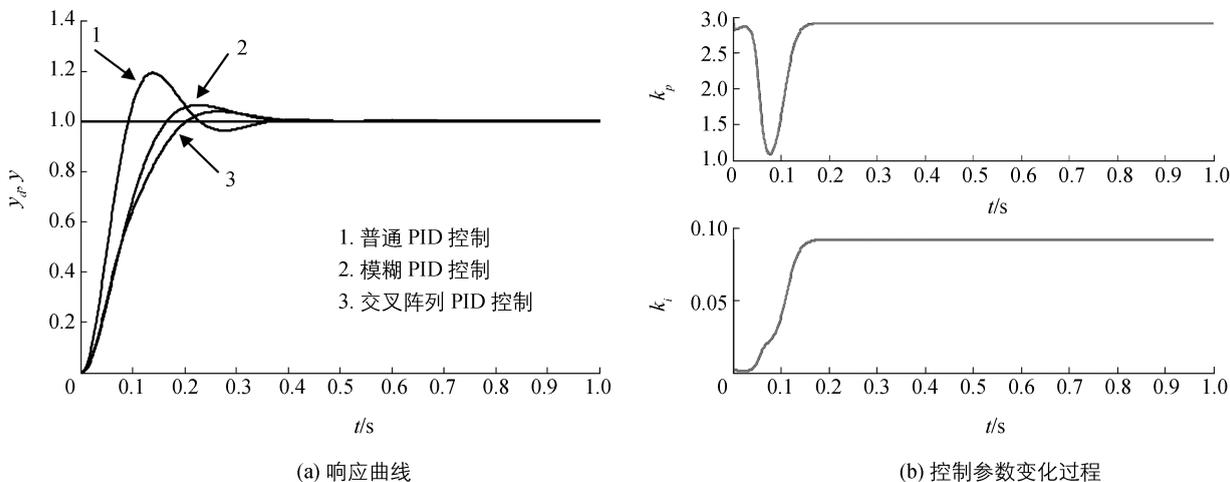


图 14 PID 响应曲线和控制参数变化过程曲线

图 14(a)中曲线 1 是普通 PID 控制曲线, 初始参数  $k_p=0.3$ ,  $k_i=0$ , 曲线 2 是采用 MATLAB 模糊控制工具箱得出的控制曲线, 其达到稳定的时间为 0.4 s, 曲线 3 是采用本文设计的忆阻器交叉阵列模糊 PID 控制器得出的响应曲线, 可以看出该 PID 控制超调量明显降低, 达到稳定时间为 0.35 s. 图 14(b)是  $k_p$  和  $k_i$  控制参数随时间的变化曲线. 值得一提的是本文设计的模糊 PID 控制器还具有一般模糊 PID 控制器达不到的纳米级尺寸, 因此, 有望实现成便携式模糊控制器.

## 4 结 论

本文首先分析了人工神经网络同模糊推理系统的关系, 然后利用忆阻器交叉阵列结构设计了模糊神经网络推理系统, 该系统摒弃了传统模糊神经网络繁琐的算法缺点, 直接采用忆阻值的更新代替权值更新, 为模糊神经网络的硬件实现提供了设计方案, 其数值仿真和 FVU 评估验证了设计的推理系统的有效性和准确性. 最后将其应用到工业模糊控制中, 从仿真结果显示该控制器较传统 PID 控制器有诸多优势, 为多变量和多维模糊控制器的设计提供了新的设计方案. 因此, 研究模糊控制器的硬件电路具有较高的理论价值和应用价值.

### 参考文献:

- [1] DINUA, CRISTEA N, CRISTEA S E. DirectNeural-Network Hardware-Implementation Algorithm [J]. IEEE Transactions onIndustrialElectronics, 2010, 57(5): 1845—1848.
- [2] CHUA L O. Memristor the Missing Circuit Element [J]. IEEE Trans on Circuit Theory, 1971, 18(5): 507—519.
- [3] SNIDER G, AMERSON R, CARTER D, et al. From Synapses to Circuitry: Using Memristive Memory toExplore the Electronic Brain [J]. Computer, 2011, 44(2): 21—28.
- [4] JO S H, CHANG T, EBONG I, et al. NanoscaleMemristor Device as Synapse in Neuromorphic Systems [J]. NanoLett, 2010, 10(4): 1297—1301.
- [5] CHANG T, JO S H, LuW. Short-Term Memory to Long-Term MemoryTransition in a Nanoscale Memristor [J]. ACS Nano, 2011, 5(9): 7669—7676.
- [6] 韦 巍. 智能控制技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2016.
- [7] PREZIOS M, MERRIKH-BAVAT F, HOSKINS B, et al. Training and Operation of an Integrated Neuromorphic Network Based on Metal-Oxide Memristors [J]. Nature, 2015, 521: 61—64.
- [8] MERRIKH-BAVAT F, MERRIKH-BAVAT F, SAEED B S. The Neuro-Fuzzy Computing System With the Capacity of Implementation on a Memristor Crossbar and Optimization-Free Hardware Training [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2014, 22(5): 1272—1287.
- [9] MERRIKH-BAVAT F, SHOURAKI S B. Memristive Neuro-Fuzzy System [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43(1): 269—285.
- [10] CHUA L O, KANG S M. Memristive Devices and Systems [J]. Proceedings of the IEEE, 1976, 64(2): 209—223.
- [11] CHUA L O. Memristor the Missing Circuit Element [J]. IEEE Transactions on Circuit Theory, 1971, 18(5): 507—519.
- [12] 刘金琨. 先进 PID 控制 MATLAB 仿真[M]. 北京: 电子工业出版社, 2011: 288—291.
- [13] LEHTONEN E, POIKONE J, LAIJO M, et al. Time-Dependency of the Threshold Voltage in Memristive Devices [J]. IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2011(5): 2245—2248.
- [14] WANG W, YU Q, XU C, et al. Study of Filter Characteristics Based on PWL Memristor [J]. International Conference on Communications, Circuits and System, 2009(5): 969—973.
- [15] HWANG J N, LAY S R, MAECHLER M, et al. RegressionModeling in Back-Propagation and Projection Pursuit Learn-

ing [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(3): 342–353.

- [16] DONG Z, LI C, QI D, et al. Multiple Memristor Circuit Parametric Fault Diagnosis Using Feedback-Control Doublet Generator [J]. IEEE Access, 2016, 4: 2604–2614.
- [17] 秦君琴, 李兴财, 杨有贞. 分数阶 PID 控制器在蔬菜大棚温度控制中的应用研究 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2016, 38(1): 179–182.

## Design and Simulation of a Memtistive Crossbar Array Fuzzy PID Controller

TAN Jin-pei, WANG Li-dan, DUAN Shu-kai,  
ZHU Hang-tao, SHANG Liu-ting

*School of Electronic and information engineering / Chongqing Key Laboratory of Nonlinear Circuits  
and Intelligent Information Processing / National & Local Joint Engineering Laboratory of Intelligent  
Transmission and Control Technology, Southweat University, Chongqing 400715, China*

**Abstract:** As such fields as real time control, information processing and image processing require steady increase in processing speed, it is necessary to develop a fuzzy hardware circuit and fuzzy chip to achieve fast real-time fuzzy reasoning. In this paper, a new type of fuzzy neural reasoning system is designed based on the memristor crossbar array structure, which provides a design scheme for the hardware implementation of the fuzzy inference system. First, the accuracy of the fuzzy reasoning system is verified through modeling nonlinear function, which indicates that this system not only has the ability to process a large amount of input and output data, but also does not need tedious optimization algorithm in the reasoning process. Then the designed reasoning system is applied to the fuzzy PID controller. A simulation experiment shows that the system has broad application prospects in fuzzy control.

**Key words:** memristor; crossbar array; fuzzy inference system; PID controller

责任编辑 汤振金

