



基于模糊神经网络的岩盐卤水浓度的 控制方法研究¹⁾

殷国富 刘 东 申新卫

(四川大学机械工程系 成都 610065)

(E-mail: gfyin@scu.edu.cn)

摘 要 针对岩盐水溶开采中卤水浓度具有慢时变非线性特征,设计出一种基于神经网络结构的定常体积下浓度模糊控制与变体积下流量比例因子调节相结合的控制方案,所提出的控制模型和学习算法,可实现对系统的自适应调整,实验结果证明了该方法的有效性.

关键词 神经网络,模糊控制,学习算法,自适应控制.

RESEARCH ON CONTROL METHOD OF BITTERN DENSITY BASED ON FUZZY NEURAL NETWORK IN SALT SOLUTION MINING

YIN Guofu LIU Dong SHEN Xinwei

(Dept. of Mechanical Engineering, Sichuan University, Chendu 610065)

Abstract Bittern density control in salt solution mining is a slow time-delaying and nonlinear process. This paper presents a control method which combines density fuzzy control under constant volume with the regulation of flow proportion factor under variable volume. The method is based on an artificial neural network, whose control model and learning algorithm are also discussed in the paper. Through simulating it is shown that the method is efficient.

Key words Neural network, fuzzy control, learning algorithm, adaptive control.

1 前言

四川自贡地区盐矿分布在地面一千米以下,卤水浓度的控制受地下溶腔形状大小等因素的影响,具有慢时变和非线性的特征.岩盐水溶开采生产是注水与出卤的循环过程,

1)本课题为“八五”国家重点科技攻关项目:岩盐水溶开采工艺参数的监测与控制的研究(85-06-03-01).

注水量的大小直接影响溶腔形状发展,长期以来,卤水的生产控制都是采用手工,生产率得不到保证. 卤水浓度的控制过程较为复杂,影响因素众多,且与溶解机理有关^[1],无法建立准确的数学模型,仅使用单一的方法难以获得满意的控制效果. 本文根据在水溶开采理论方面的研究成果,提出一种基于模糊神经网络结构的岩盐卤水浓度自适应控制方法.

2 控制系统设计

2.1 模糊控制

在浓度系统的模糊控制设计中,把浓度误差 E 、浓度误差变化率 E_c 以及误差的二阶变化率 E_{cc} 作为模糊控制器的输入,注淡量增量 ΔQ 作为控制器的输出,同时将 E 和 E_c 分别模糊化为 $\{PB, PM, ZE, NM, NB\}$ 五级, E_{cc} 模糊化为 $\{PB, ZE, NB\}$ 三级, ΔQ 模糊化为 $\{PB, PM, PS, ZE, NS, NM, NB\}$ 七级.

对于有 n 个输入单个输出的模糊系统,假设模糊控制规则为如下:

$$R^j: \text{if } x_1 \text{ is } A_1^j \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^j \cdots \text{ and } x_n \text{ is } A_n^j \text{ then } u_j \text{ is } B_j.$$

其中 R^j 为第 j 条规则 ($j=1, 2, \dots, m$), x_i 为第 i 个输入 ($i=1, 2, \dots, n$), u_j 为模糊推理结果, A_i 表示各控制量模糊论域, B 为被控量模糊论域. 则模糊系统均值控制量 u 的输出为

$$u = \frac{\sum_{j=1}^m \mu_j B_j}{\sum_{j=1}^m \mu_j} \quad (1)$$

这里 $\mu_j = \mu_{A_1^j}^j(x_1) \mu_{A_2^j}^j(x_2) \cdots \mu_{A_n^j}^j(x_n)$, 其中 $\mu_{A_i^j}^j(x_i)$ 表示输入 x_i 对模糊子空间 A_i^j 的隶属度.

2.2 自适应模糊神经网络控制器设计

将控制系统分解为定常体积下的浓度模糊控制 FNNC 和不同体积下的流量比例因子调节 NN 两个子系统,这两个子系统都采用神经网络结构,其控制模型如图 1 所示. 其中 FNNC 控制器为全网络化模糊控制器,并以 E, E_c, E_{cc} 为模糊输入,输出为流量增量的量化值 u ; NN 为一前向网络,其输入为浓度误差变化率 ϵ' 及体积百分率 V/V_{\max} (V 为实际体积, V_{\max} 为理论设计的最大体积)变化量 ΔV , 输出为流量比例因子 k_u , u 与 k_u 的乘积即为上述模糊控制方法中的 ΔQ . 模糊神经网络 (FNNC) 通过离线训练自动建立模糊控制规则^[2], 前向网络 (NN) 先经过离线训练,在系统实际运行中再进行在线学习.

2.3 模糊神经网络 FNNC 模型

模糊神经网络控制 FNNC 模型为一五层前向网络 (如图 2 所示), 其第一层神经元表示模糊控制器的输入信号, 结点 x_1, x_2, x_3 分别对应模糊集 E, E_c, E_{cc} 的精确输入; 第二层神经元表示输入信号的语言变量的辞集即语言值, 每一个神经元代表一种语言值, 表达为一个隶属函数. 即有 $\mu_i(x) = e^{-\left(\frac{x_i - a_{ij}}{b_{ij}}\right)^2}$, 其中 a_{ij} 对应隶属函数的中心值, b_{ij} 对应函数的宽度; 第三层神经元表示模糊控制的规则, 实现模糊集运算功能, 输出对应于 (1) 式中每条规则的适应度 B , 该层与前一层的连接权值为 1, 由于各结点均与 \prod 运算有关, 故称之为“ \prod 结点”; 第四层的两个神经元结点 (由于均与 \prod 运算有关, 故称“ \sum 结点”), 分别对应于计算 (1) 式中的分子与分母, 其下面一个结点 (即对应于计算 $\sum \mu_j$ 的结点) 与上一层结点的连接权值为 1; 第五层表示模糊控制的输出 u 值, 由于与除法运算有关, 故称“除法结点”, 且与上一层的连接权值为 1.

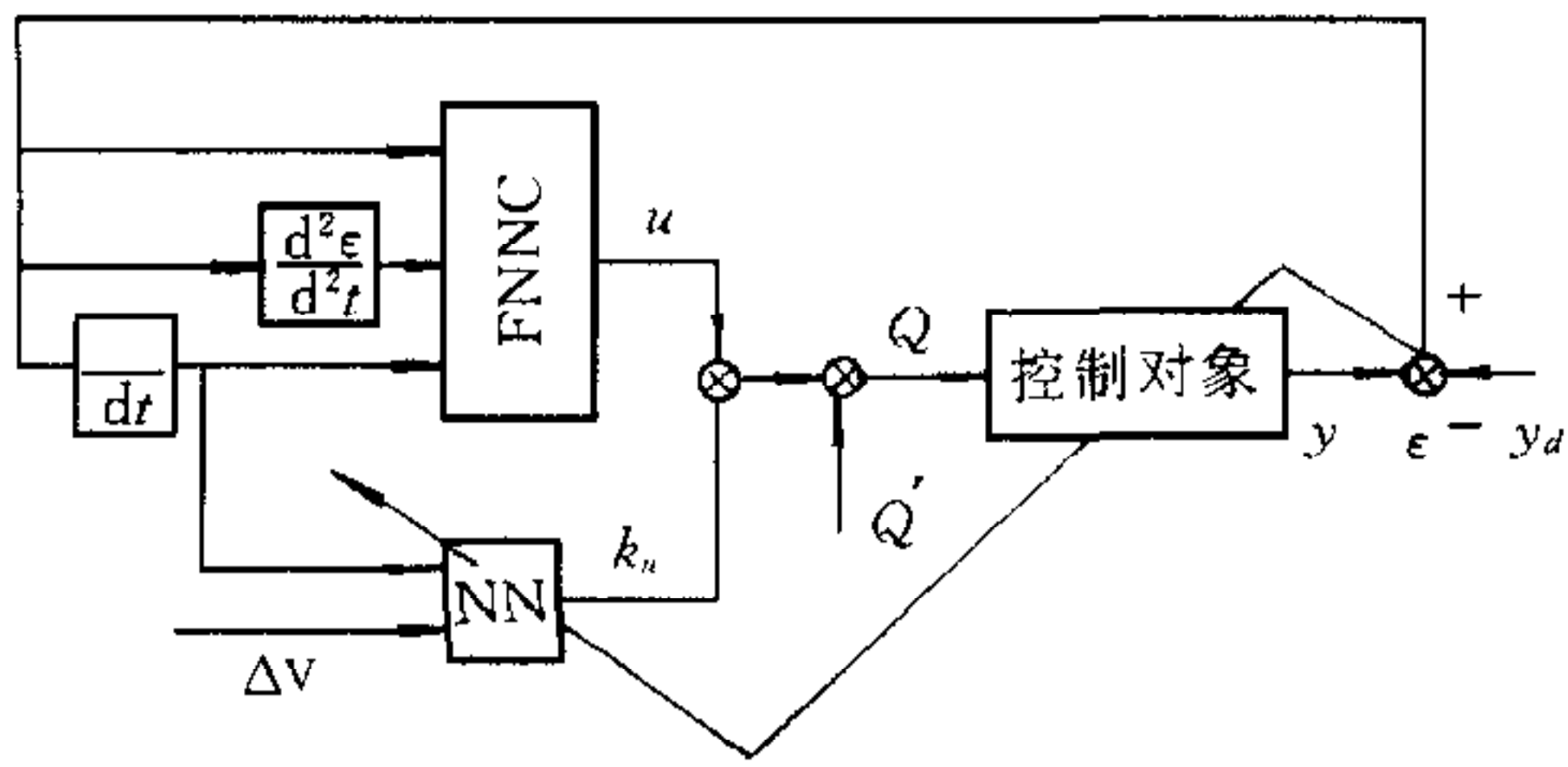


图 1 控制模型

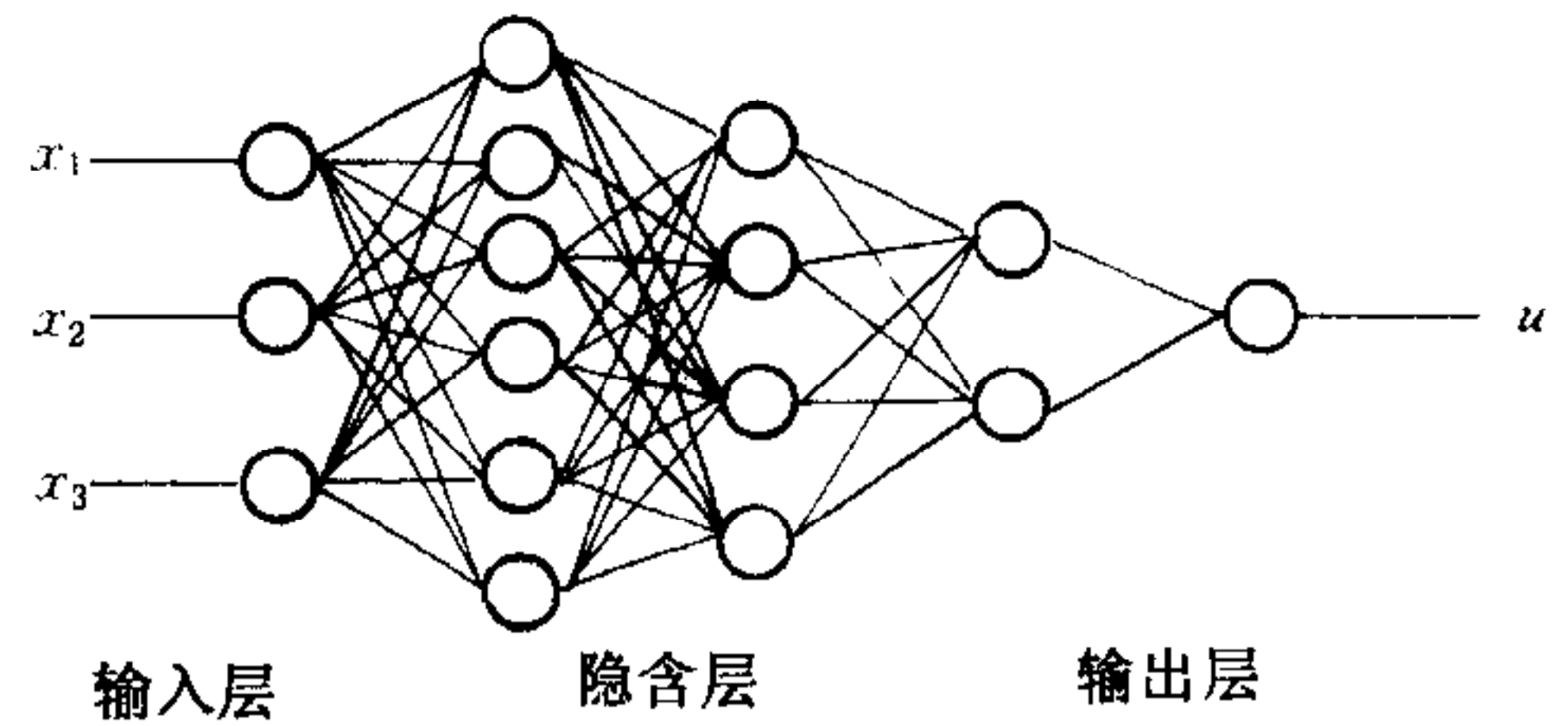


图 2 模糊神经网络模型(FNNC)

3 学习算法

3.1 FNNC 网络的学习算法

由图 2 方法建立的模糊神经网络结构为一局部逼近的前向多层网络,网络的学习仍可采用误差反向传播的 BP 算法.如果各输入分量的模糊分割是预先确定的,则学习的主要参数是第二层的隶属函数的中心值 a_{ij} 和宽度 b_{ij} .学习的性能指标函数为

$$J_u = \frac{1}{2} \sum_{j=1} [u_j(k) - u_j^d(k)]^2, \tag{2}$$

其中 $u_j(k)$ 表示第 j 个神经元的输出, $u_j^d(k)$ 为希望输出.

第四层至第二层由于与上一层的连接权值为 1,无参数调整;第二层隶属函数的中心值和宽度的一阶梯度为

$$\frac{\partial E}{\partial a_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial f_{ij}^{(2)}} \frac{\partial f_{ij}^{(2)}}{\partial a_{ij}} = \delta_{ij}^{(2)} \frac{2(x_i - a_{ij})}{b_{ij}^2}, \tag{3}$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial f_{ij}^{(2)}} \frac{\partial f_{ij}^{(2)}}{\partial b_{ij}} = \delta_{ij}^{(2)} \frac{2(x_i - a_{ij})^2}{b_{ij}^3}. \tag{4}$$

最后根据最速梯度下降法可得各参数的调整为

$$a_{ij}(t + 1) = a_{ij}(t) + \eta \frac{\partial E}{\partial a_{ij}(t)}, \quad b_{ij}(t + 1) = b_{ij}(t) + \eta \frac{\partial E}{\partial b_{ij}(t)}. \tag{5), (6)}$$

这里 $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m; \eta$ 为学习率.

3.2 NN 的在线学习算法

在图 1 中的 NN 采用三层结点的网络结构,设 k 时刻 FNNC 的输出为 $u(k)$, NN 的输出为 $k_u(k)$,控制对象上一时刻的输入为 $Q' = Q(k-1)$,我们把非线性控制对象描述为

$$y(k + 1) = f[Q + u(k) \times k_u(k)]. \tag{7}$$

对控制器 NN,它的训练准则取为

$$J = \frac{1}{2} [y(k + 1) - y_d(k + 1)]^2, \tag{8}$$

$$\epsilon(k + 1) = [y(k + 1) - y_d(k + 1)]. \tag{9}$$

由梯度法调整网络的各层结点权值 ω_{ij} (i 表示结点数, j 表示层数):

$$\omega_{ij}(k + 1) = \omega_{ij}(k) - \eta \frac{\partial J}{\partial \omega_{ij}(k)}. \tag{10}$$

设向量 ω^s 为最后一层权重时,有

$$\frac{\partial J}{\partial \omega^s(k)} = \varepsilon(k+1) \cdot \frac{\partial y(k+1)}{\partial \omega^s(k)}, \quad (11)$$

而

$$\frac{\partial y(k+1)}{\partial \omega^s(k)} = \frac{\partial y(k+1)}{\partial Q(k)} \cdot \frac{\partial k_u(k)}{\partial \omega^s(k)} \cdot u(k). \quad (12)$$

系统对象在 k 时刻输出 $y(k+1)$ 和输入 $u(k)$ 为已知, 其偏导可近似用系统相邻近两次的输入输出值表示, 同时有

$$\frac{\partial k_u(k)}{\partial \omega^s(k)} = f'(net^s) \cdot O_j^{s-1}(k), \quad (13)$$

其中 net^s 为该层结点的输入, O_j^{s-1} 为上一层隐含结点 j 的输出.

由以上分析, 可得出网络最后一层的权重修改为

$$\omega_j^s(k+1) = \omega_j^s(k) - \eta \delta_j^s(k) O_j^{s-1}(k), \quad (14)$$

其中

$$\delta^s(k) = \varepsilon(k+1) \cdot f'(net^s) \cdot u(k) \cdot \xi(k+1), \quad (15)$$

$$\xi(k+1) = \frac{y(k+1) - y(k)}{u(k) - u(k-1)}. \quad (16)$$

其它各层神经元结点均采用 Sigmoid 特性函数, 其权重调整, 仍然采用上述的 BP 算法进行计算.

4 浓度控制效果与结论

将本文研究的控制策略和方法应用于四川久大集团自贡长山盐矿 303 井组的现场控制, 并经过三个月的试用, 由计算机决策的浓度值和浓度变化后所需的注水流量经讨论后都取得现场专家的认可. 盐矿对控制系统要求稳定的浓度范围为 $307 \pm 5 \text{g/L}$, 而实际控制的浓度值范围为 $307 \pm 3 \text{g/L}$, 明显低于 127 井组在 1978 年 3 月到 1991 年 12 月间(未采用该浓度控制方法)的波幅值 56g/L .

本文提出的自适应模糊神经网络方法, 解决了卤水浓度控制中多因素影响下的控制规则获取问题, 应用神经网络的在线自学习实现自适应控制, 保证了控制系统在运行中的实时性. 取得了较好的生产效果.

参 考 文 献

- 1 林元雄. 盐类水溶采矿技术. 成都: 四川人民出版社, 1990
- 2 Ismael A, Hussien B. Fuzzy neural network implementation of self tuning PID control systems. In: IEEE Inter. Symposium, Columbus, Ohio, 1994

殷国富 四川大学制造科学与工程学院院长、教授、博士生导师, 毕业于西安交通大学并获博士学位, 研究领域为智能 CAD/CAM、智能控制、专家系统与神经网络.

刘 东 1998 年获四川大学博士学位, 研究领域为自动控制、智能控制和神经网络.

申新卫 1997 年获四川大学博士学位并留校任教, 研究领域为工业过程自动控制.