

学术论文

气辅注塑成型注气压力的模糊神经网络控制研究

欧长劲

(浙江工业大学教育部机械制造及自动化重点实验室, 杭州 310014)

[摘要] 针对气辅注塑成形的注气压力精确控制要求, 设计了具有5层结构的模糊神经网络控制器和控制算法, 利用神经网络的学习能力实现对模糊逻辑规则的优化, 改善了系统的适应性。对系统3段压力控制的仿真分析, 验证了模糊神经网络控制模型的可行性, 控制效果良好。

[关键词] 气体辅助注射成型; 模糊神经网络; 注气压力控制

[中图分类号] TP273.3 [文献标识码] A [文章编号] 1009-1742(2007)05-0027-06

1 引言

气体辅助注射成型技术 (gas assisted injection molding), 是将高压气体注入型腔中的聚合物熔体内, 形成中空注塑件的一种新型的加工技术^[1]。在气辅注射成型过程中, 注气压力的精确控制直接影响着气辅制品的质量, 成为气辅注塑工艺成败的关键, 也是气辅注塑成型控制系统设计的技术难点。由于注气压力控制过程具有时变性、非线性等特性, 传统的PID控制难以达到预期控制效果^[2]。国内外在改进PID控制算法以提高控制系统的性能等方面做了相关的研究^[3~5], 但这些方法在处理参数整定和优化等问题时往往有不少的困难。鉴于此, 笔者对基于模糊神经网络实现对注气压力精确控制方法及系统进行了研究。

2 气辅注塑成型注气压力控制系统

2.1 控制系统构成

气辅注塑成型注气压力控制系统的构成如图1所示。控制系统气路部分包括高压储气罐、减压阀、高低压气阀等。电控部分包括计算机控制器、压力传感器、A/D-D/A转换卡。储气罐中的高压氮气经高低压气阀调节后, 以注气工艺所需的时间

和压力注入模具型腔。为实现注气压力的精确控制, 须采用闭环反馈控制, 注气压力由注气喷嘴处的压力传感器实时检测, 测得的压力信号通过A/D转换反馈至控制器中, 控制器根据测得的压力值和设定的压力值进行比较, 采用一定的算法并发出控制指令, 通过D/A转换输出控制高低压气阀, 输出所需的注气压力。

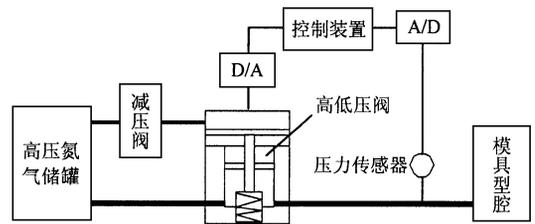


图1 气辅成型注气压力控制系统
Fig.1 Configuration of control system

2.2 控制系统建模

气辅注塑成型过程中, 气体注射要求在极短时间内实现高精度控制, 注气压力通过高低压气阀调节控制。高低压气阀压力控制原理如图2所示。

高低压气阀由低压E/P先导阀、气动执行器和高压内阀组成。计算机输出的注气压力控制电信号, 经过低压E/P先导阀的转换, 形成一定的低压

[收稿日期] 2006-08-29; 修回日期 2006-10-26

[基金项目] 国家自然科学基金资助项目 (50575208); 浙江省科技攻关资助项目 (2006C3142)

[作者简介] 欧长劲 (1956-), 男, 浙江杭州市人, 浙江工业大学副教授, 研究方向: 机电控制

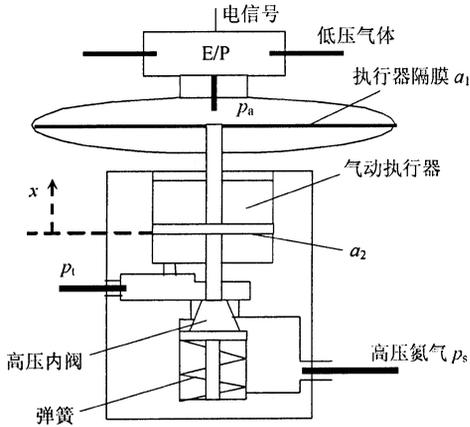


图2 高低压气阀压力调节

Fig.2 Structure of the pressure regulator

气压,通过气动执行器的作用推动高压内阀工作,调节其输出压力,即所需气体注射压力。气动执行器的作用相当于气体压力放大器,其低压入口压力较低,一般为0.7 MPa,放大倍数最高可以达到150倍以上,使高压阀输出压力可达到105 MPa。气动执行器膜片组件的一端为金属质的波纹隔膜片,另一端为直接与高压腔相通的活塞端面,2个端面的不同面积决定了压力的放大倍数。经实验测定,这种系统的压力放大倍数不是常数^[4],是与输入气体压力以及组件结构等特性相关的非线性函数,注气压力控制具有明显的非线性系统特性。

由图2可知,注射压力 p_i 与控制压力 p_a 之比决定了隔膜片组件位置,隔膜片组件力平衡方程为

$$p_a a_1 = p_i a_2 + m_v d^2 x/dt^2 + b_v dx/dt + k_v x \quad (1)$$

式中 a_1 是隔膜片面积, a_2 是压力 p_i 作用在膜片组件上的活塞面积, m_v 是膜片组件及相关运动的总质量, b_v 是膜片组件及相关运动部件的阻尼系数, k_v 为弹簧刚度, x 为高压内阀体的运动位移。

高压氮气 p_s 从储气罐经过压力调节阀注入模具,经过内阀的气体流量方程为

$$W = xK_q \quad (2)$$

式中 W 为通过内阀的质量流量, K_q 是与阀开口气量的大小及储气罐压力 p_s 大小、阀的几何形状相关的系数。

设 V_i 为进气嘴和内阀之间的气体通道体积。则可建立起气体流量—压力的动态方程为

$$W = (gV_i/kRT)(dp_i/dt) \quad (3)$$

式中 k 为理想气体的等熵指数, R 为气体常数, T 为气体温度, g 为重力加速度。

联立式(1)至式(3),可得 p_a 与 p_i 的关系方程

$$p_a a_1 = p_i a_2 + (gV_i/kRTK_q) \cdot (m_v d^3/dt^3 + b_v d^2/dt^2 + k_v d/dt)(p_i) \quad (4)$$

令 $c = gV_i/kRTK_q$,得到

$$p_a a_1 = p_i a_2 + (m_v cd^3/dt^3 + b_v cd^2/dt^2 + k_v cd/dt)(p_i) \quad (5)$$

设定状态变量 $x_1 = p_i$, $x_2 = \dot{p}_i$, $x_3 = \ddot{p}_i$ 代入式(5),可得气辅注射压力控制系统的微分方程组,该方程组以 p_a 作为控制压力,以注射压力 p_i 作为状态变量和输出量,其形式为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2, \\ \dot{x}_2 = x_3, \\ \dot{x}_3 = (-a_2 x_1 - k_v c x_2 - b_v c x_3 + a_1 p_a)/m_v c \end{cases} \quad (6)$$

系统的输出方程为

$$y = x_1 \quad (7)$$

其矩阵形式为

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -\frac{a_2}{m_v c} & -\frac{k_v}{m_v} & -\frac{b_v}{m_v} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{a_1}{m_v c} \end{bmatrix} p_a \quad (8)$$

系统的输出方程为

$$y = [1 \ 0 \ 0][x_1 \ x_2 \ x_3]^T \quad (9)$$

对于理想的空气而言,等熵指数 $k=1.4$,气体常数 $R=287 \text{ N}\cdot\text{m}/\text{kg}\cdot\text{K}$,气辅注塑一般在常温下进行,室内温度 20°C 时气体温度为 $T=273+20=293 \text{ K}$,对于改装的气动执行器,其主要参数为 $K_q=0.8$, $k_v=60$,膜片组件及相关运动部件的阻尼系数 $b_v=1.3$,总质量 $m_v=5.6 \text{ kg}$,气体通道体积为 $V_i=0.006 \text{ m}^3$,膜片的面积 $a_1=1 \text{ cm}^2$,压力 p_i 作用在膜片组件上的面积 $a_2=0.2 \text{ cm}^2$ 。

将上述参数代入系统状态空间方程,得系统数学模型表达式

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -5.72 & -10.71 & -0.23 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 28.6 \end{bmatrix} p_a, \\ y = [1 \ 0 \ 0][x_1 \ x_2 \ x_3]^T \end{cases} \quad (10)$$

式中 状态向量 $\mathbf{x} = [x_1 \quad x_2 \quad x_3]^T$,

$$\text{系统矩阵 } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -5.72 & -10.71 & -0.23 \end{bmatrix},$$

输入矩阵 $\mathbf{B} = [0 \quad 0 \quad 28.6]^T$,

输出矩阵 $\mathbf{C} = [1 \quad 0 \quad 0]$ 。

2.3 控制系统性能分析与改进

根据可控性判别准则：线性定常系统完全可控的充分必要条件，是由 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 构成的可控性判别矩阵 \mathbf{S} 满秩，其中 n 是系统的维数。即

$$\text{rank}(\mathbf{S}) = \text{rank}[\mathbf{B}, \mathbf{A}\mathbf{B}, \mathbf{A}^2\mathbf{B}, \dots, \mathbf{A}^{n-1}\mathbf{B}] = n \quad (11)$$

将式(10)中各系数矩阵代入可控性矩阵中进行计算， $n=3$ ，对应的可控矩阵为

$$\mathbf{S} = [\mathbf{B}, \mathbf{A}\mathbf{B}, \mathbf{A}^2\mathbf{B}] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 28.6 \\ 0 & 28.6 & -6.578 \\ 28.6 & -6.578 & -304.79 \end{bmatrix} \quad (12)$$

对应的秩为 $\text{rank}(\mathbf{S}) = n=3$ ，可见系统控制模型为状态可控的。

对控制模型进行稳定性分析，经变换将状态方程形式转换为传递函数的形式，

$$G(s) = \mathbf{C}[s\mathbf{I} - \mathbf{A}]^{-1}\mathbf{B} + \mathbf{D} = \frac{\mathbf{C}[s\mathbf{I} - \mathbf{A}]^* \mathbf{B}}{|s\mathbf{I} - \mathbf{A}|} + \mathbf{D} \quad (13)$$

其中 \mathbf{I} 是单位矩阵， $[s\mathbf{I} - \mathbf{A}]^{-1}$ 是预解矩阵， $[s\mathbf{I} - \mathbf{A}]^*$ 是其伴随矩阵， $|s\mathbf{I} - \mathbf{A}|$ 是特征多项式， $\mathbf{D} = 0$ 。把式(10)中的数据代入式(13)中，可得

$$G(s) = 28.6 / (s^3 + 0.23s^2 + 10.71s + 5.72) \quad (14)$$

解得上述模型对应的极点为

$$\begin{aligned} s_1 &= -0.5264, \quad s_2 = 0.1482 + i3.2930, \\ s_3 &= 0.1482 + i3.2930 \end{aligned} \quad (15)$$

系统处于内在的不稳定状态，必须对其稳定性进行改善。

采用 Caylay-Hamilton 理论对模型进行状态反馈增益矩阵设计，矩阵 $\mathbf{A} - \mathbf{B}\mathbf{K} = \mathbf{A}$ 满足自身的特征方程，改变矩阵多项式 $\phi(\mathbf{A})$ 的值，可以推得增益矩阵 \mathbf{K} ，其通用公式为

$$\mathbf{K} = [0 \quad 0 \quad \dots \quad 0 \quad 1] \cdot [\mathbf{B} \quad \mathbf{A}\mathbf{B} \quad \dots \quad \mathbf{A}^{n-1}\mathbf{B}]^{-1} \phi(\mathbf{A}) \quad (16)$$

按照动态性能的快速性考虑来配置极点。将系统控制模型的期望极点分别设为 $s_{1,2} = -1 \pm i0.25$ 及 $s_3 = -7$ 。其中 $s_{1,2}$ 是一对复极点，用来满足动

态性能要求； s_3 是远离虚轴的极点，对系统动态性能影响很小。用通用公式求取状态反馈增益，得模型的反馈增益矩阵为

$$\mathbf{K} = [0.06 \quad 0.153 \quad 0.31] \quad (17)$$

可得经过状态反馈镇定后的气辅成型注气压力控制系统模型的表达式

$$\begin{cases} \mathbf{X}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -7.44 & -15.08 & -0.10 \end{bmatrix} \mathbf{X}(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 28.6 \end{bmatrix} \mathbf{U}(t), \\ \mathbf{y}(t) = [1 \quad 0 \quad 0] \mathbf{X}(t) \end{cases} \quad (18)$$

经过状态反馈镇定后，系统的数学模型对应的闭环极点都具有了负实部，被控对象成为稳定的系统，满足系统稳定性的要求。

3 模糊神经网络控制

模糊神经网络将模糊控制和人工神经网络优点结合在一起，得到一种具有学习、联想、自适应性，又能进行模糊思维的新型非线性智能控制方法。应用模糊神经网络，通过对网络进行训练，获得控制对象的非线性函数关系，做出恰当的控制决策。对于气辅注气压力控制系统，模糊神经网络可通过在线学习，及时跟随系统的变化，不需要改变网络的结构和算法，具有很强适应性，同时还能够使系统在受到干扰或其他因素造成参数漂移时保证输出的稳定性，具有很强的鲁棒性。

3.1 模糊神经网络的学习算法

采用 BP 网络学习算法。BP 算法基于最小二乘算法思想，采用梯度搜索技术，以期使网络的实际输出值与期望输出值的误差均方值为最小。网络的学习过程由正向计算和反向误差传播组成。在正向计算过程中，输入信号从输入层经隐含层处理后传向输出层，每一层的输出只影响到下一层的输入。如果在输出层不能得到期望值，则转入反向传播，将输出信号的误差沿原来的连接通路返回。通过修改各层节点间的连接权值及阈值，使得网络的输出与目标输出间的误差达到给定的精度。

假设 BP 网络有 I 个输入节点，输出层有 K 个神经元，网络的隐含层有 J 个神经元。 w_{ij} 表示输入层第 i 个神经元到隐含层第 j 个神经元的连接权值， w_{jk} 表示隐含层第 j 个神经元到输出层第 k 个神经元的连接权值。隐含层和输出层神经元的输入是前一层神经元的输出的加权和。每个神经元的激活

程度由它的激发函数来决定。BP 网络的输入为 x_i , $i=1, 2, \dots, I$, 输出为 y_k , $k=1, 2, \dots, K$, 隐含层第 j 个神经元的输入为

$$\text{Net}_j = \sum_{i=1}^I w_{ij}x_i, j = 1, 2, \dots, J \quad (19)$$

隐含层第 j 个神经元的输出为

$$O_j = f(\text{Net}_j) = f\left[\sum_{i=1}^I w_{ij}x_i\right], j = 1, 2, \dots, J \quad (20)$$

其中 $f(\cdot)$ 为隐含层神经元的激发函数。BP 网络输出层第 k 个神经元的输出为

$$y_k = g\left[\sum_{j=1}^J w_{jk}O_j\right], k = 1, 2, \dots, K \quad (21)$$

其中 $g(\cdot)$ 为输出层神经元的激发函数。

设有 P 个训练样本, 假定用其中某一固定样本中的输入输出模式 $X(p) = \{x_i^{(p)}\}$, $i=1, 2, \dots, I$ 和 $D^{(p)} = \{d_k^{(p)}\}$, $k=1, 2, \dots, K$ 对网络进行训练。设每一样本 p 的输入输出模式对的二次型误差函数定义为

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (d_k^{(p)} - y_k^{(p)})^2, p = 1, 2, \dots, P \quad (22)$$

系统的平均误差函数为

$$E = \frac{1}{2P} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K (d_k^{(p)} - y_k^{(p)})^2 = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P E_p \quad (23)$$

网络权系数按 E 函数梯度变化的反方向进行调整, 使网络的输出接近期望的输出。

输出层权系数的调整 权系数的修正公式为

$$w_{jk}(n+1) = w_{jk}(n) + \Delta w_{jk}, \quad \Delta w_{jk} = -\eta \partial E / \partial w_{jk} \quad (24)$$

式中 η 为学习速率, $\partial E / \partial w_{jk} = (\partial E / \partial y_k) (\partial y_k / \partial w_{jk}) = -(d_k - y_k) g'(\cdot)$, 由此可得输出层的任意神经元权系数修正公式为

$$\Delta w_{jk} = \eta (d_k - y_k) g'(\cdot) O_j \quad (25)$$

对隐含层神经元权系数的调整, 计算权系数的变化量为

$$w_{ij}(n+1) = aw_{ij}(n) + \Delta w_{ij}, \quad \Delta w_{ij} = -\eta \partial E / \partial w_{ij} \quad (26)$$

式中 $\partial E / \partial w_{ij} = (\partial E / \partial O_i) (\partial O_i / \partial w_{ij})$, $\partial O_i / \partial w_{ij} = f'(\cdot) x_i$, a 为动态因子。由此可得输入层权系数的修正公式为

$$\Delta w_{ij} = \eta \sum_{k=1}^K [(d_k - y_k) g'(\cdot) w_{jk}] f'(\cdot) x_i \quad (27)$$

BP 算法在修改各层节点间的连接权值和阈值时, 它的反向修改量是恒定的, 这会导致系统的收敛速度较慢, 为此对算法做了改进, 即在反向误差传播中加入动态因子 a 来动态调整反向修改量的值。从而使得系统能更快的接近期望值, 达到更快的响应时间。

3.2 模糊神经网络控制器

根据气辅成型注气压力控制系统的性质和模糊神经网络结构的特性, 采用一个具有 5 层结构的模糊神经网络控制器, 如图 3 所示。它由输入层、模糊化层、模糊规则层、归一化计算层和输出层组成。

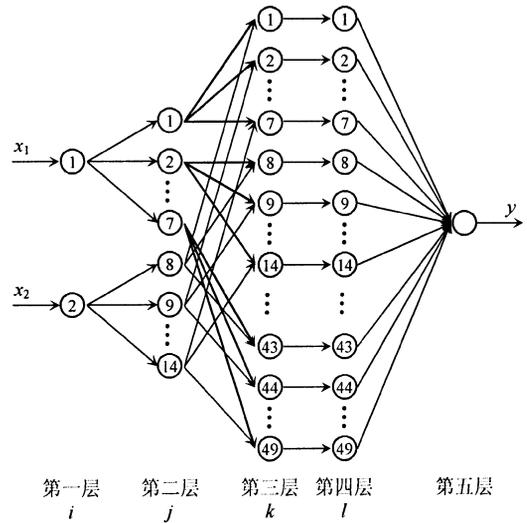


图 3 模糊神经网络结构图

Fig.3 Framework of fuzzy neural network

图 3 中第一层为输入层。该层的各个神经元直接与输入向量的各分量 x_i 连接, 起着将输入值传递到下一层的作用, 即

$$x_1 = \Delta F = F_n - F_{(n-1)} \quad (28)$$

$$x_2 = \Delta F / \Delta t$$

$$\text{Net}_i = x_i, i = 1, 2, \quad O_i = x_i \quad (29)$$

式中 x_1, x_2 为输入变量。 x_1 是气体注射压力 F 增量, x_2 是注射压力 F 的误差变化量, $F = p_1$ 。符号 Net_i 第 i 个神经元的净输入; O_i 表示其输出。

第二层为模糊化层。该层每个神经元 j 或 j' 代表一个语言变量值。 x_1 的模糊集合包括 7 个语言变量值: 负大 (NB), 负中 (NM), 负小 (NS), 零 (ZO), 正小 (PS), 正中 (PM), 正大 (PB)。

x_2 也有 7 个语言变量值。该层节点的作用是计算各输入分量属于各语言变量值模糊集合的隶属度函数。

$$\begin{aligned} \text{Net}_{j'V_j} &= O_i, \\ O_{j'V_j} &= \exp \left[- \left(\frac{\text{Net}_{j'V_j} - \lambda_{j'V_j}}{\sigma_{j'V_j}} \right)^2 \right] \end{aligned} \quad (j = 1, 2, \dots, 7; j' = 7, 8, \dots, 14) \quad (30)$$

式中 $\lambda_{j'V_j}$ 和 $\sigma_{j'V_j}$ 分别表示第 j 个或第 j' 个语言值的高斯形隶属函数的中心值和宽度，为可调参数。

第三层是模糊规则层。每个神经元 k 代表一条模糊规则，有 $K=7 \times 7=49$ 个节点，用来计算出每条规则的适用度。计算时采用乘积的方法，它的输出决定每条规则的激励强度，即

$$\begin{aligned} O_k &= O_j O_{j'}, k = 1, 2, \dots, 49, \\ j &= 1, 2, \dots, 7, j' = 8, 9, \dots, 14 \end{aligned} \quad (31)$$

第四层是归一化计算层，包含 $L=49$ 个神经元节点。这一层的每个节点执行模糊“或”操作，以合成具有同样输出后件的规则。

$$O_l = O_k / \sum_{k=1}^{49} O_k, l = 1, 2, \dots, 49 \quad (32)$$

第五层是输出层，采用中心法进行解模糊计算，由

$$y = \sum w_l O_l, l = 1, 2, \dots, 49 \quad (33)$$

得到控制器得模糊控制信号 y ，从而可得数字控制量

$$u = k_u y \quad (34)$$

4 系统仿真

4.1 控制系统性能仿真

仿真研究是在 MATLAB6.5 下进行，根据上述系统的控制模型在 SIMULINK 构建的仿真系统如图 4 所示。采用 5 层的神经网络控制器，对于每一个输入量，有相应的 7 个语言变量值与其对应，按一定的隶属度划分和模糊控制规则参数的学习调整，得到具备模糊逻辑和有效学习的模糊神经网络控制器。

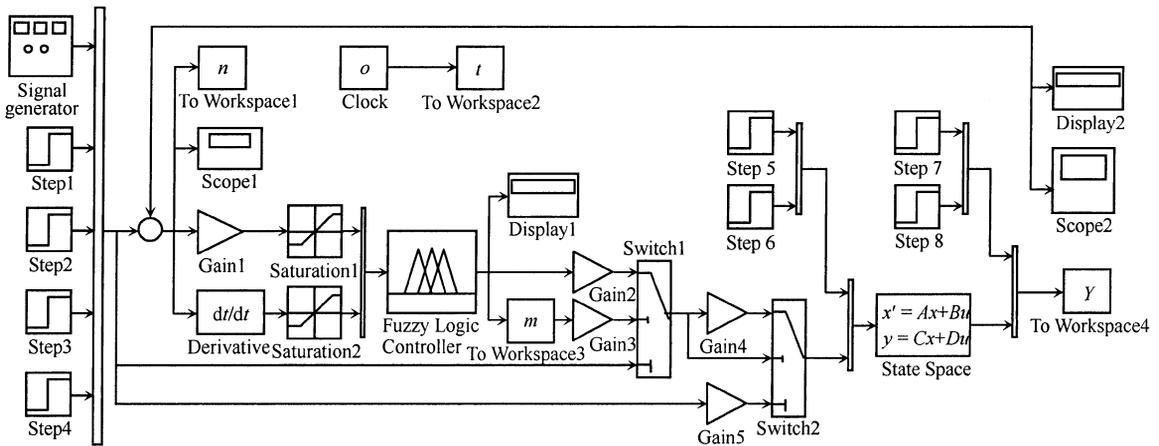


图 4 仿真系统

Fig.4 Simulation system of fuzzy neural network

取 5 组来自实际生产中的样本数据作为模糊神经网络控制器的训练数据（数据略）。用反向传播算法对模糊神经推理系统进行训练。所采用的误差阈值为 10^{-4} ，训练采用 60 epochs，其训练误差变化曲线如图 5 所示，最终误差值为 0.105%，满足气体压力的精确控制要求。

对已经过训练的模糊神经网络控制系统，进行阶跃信号的仿真分析，系统的阶跃响应曲线如图 6a 所示。模糊神经网络控制器的阶跃响应曲线很光滑，不存在任何抖动和突变，系统的超调量很小，调节响应时间快。作为对比，图 6b 为采用

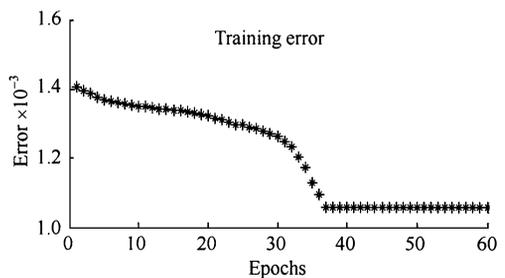


图 5 训练误差变化曲线图

Fig.5 Training error variable curve

PID 控制的响应曲线。显然，模糊神经网络控制比

传统的 PID 控制有更好的控制性能。

为了测试系统的抗干扰特性,在仿真时间为 30 s 时,加入一个脉宽为 1 s、幅值为 5 的脉冲干扰。系统的抗扰动曲线如图 7 所示。

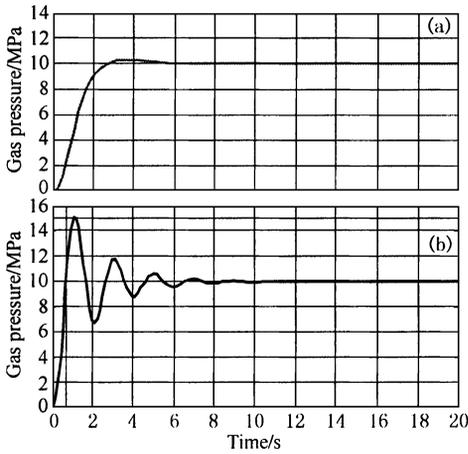


图 6 阶跃响应曲线
Fig.6 Step response curve

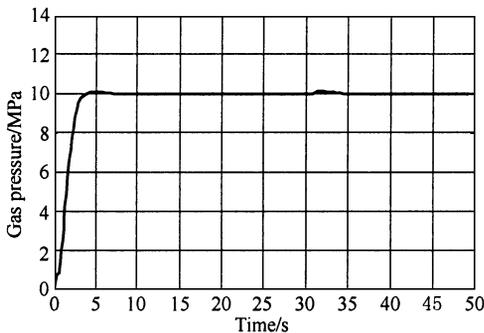


图 7 抗扰动性能曲线
Fig.7 The anti-interference performance curve

从图 7 可知,在一定的扰动下,系统能够很快的进行快速调整,基本消除了扰动对系统的影响,系统的抗干扰能力强;同时系统的稳态误差很小。

4.2 三段气辅注塑注气压力控制仿真

生产中气辅成型注气压力一般采用多段分段压力进行注射,最长达 9 段压力控制,第一段压力为气体注射压力,实现对熔体的穿透;以后各段压力均用于对塑料熔体保压,以及对熔融塑料进行第二次穿透,补偿由于熔体冷却引起的缩痕。压力曲线的斜坡段可用有一定斜率的上升或下降线段,也可用垂直线段,所用的段数视气辅注塑工艺条件而定。其中最常见的是采用三段注气压力控制。选取的一套典型三段注气压力控制参数,见表 1^[5]。

表 1 注气压力控制的参数

Table 1 The parameter of gas-inject pressures control

时间/s	0~1.5	1.5~14	14~25	25~35
注气压力/MPa	0	4.9	9.8	6.8

对系统进行 3 段气辅注塑注气压力控制仿真,仿真曲线见图 8,仿真曲线光滑,响应时间快,超调量和稳态误差很小,不存在抖动现象,表明模糊神经网络控制系统具有良好的控制性能。

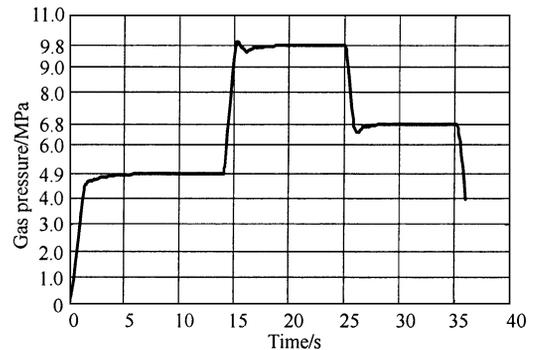


图 8 3 段气辅注塑注气压力曲线图
Fig.8 Three segmental gas injection pressure curve

5 结论

气辅成型注气压力控制系统的控制方法存在一定的局限性。笔者提出了基于模糊神经网络实现注气压力精确控制的方法,进行了控制系统建模和模糊神经网络控制器设计,对系统性能和 3 段压力控制的仿真分析结果,表明了模糊神经网络控制方法的可行性以及系统良好的性能。

参考文献

- [1] Shah S. Gas injection molding, current practices [J]. SPE Technical Papers, 1991, 37: 1494~1496
- [2] Chen Shiachung, Chao Shermeng. Closed-loop control of gas pressure in the gas-assisted injection molding process [J]. Advances in Polymer Technology, 1999, 18(2): 137~145
- [3] Chen Shiachung, Wang Shihming, Liaw Weiliang. Fast-response pressure regulation system for thin-wall gas-assisted injection molding [J]. Int Comm Heat Mass Transfer, Adv Manuf, 2002, 29(4): 459~468
- [4] 孙锡红, 付沛福, 梁继才, 等. 气辅注塑装置参数

(下转第 76 页)