

文章编号:1000-582X(2009)08-0897-07

模糊神经网络的自动变速汽车换挡规律分析

刘振军,胡建军,李光辉,秦大同

(重庆大学 机械传动国家重点实验室,重庆 400030)

摘要:在分析目前汽车自动变速器换挡规律制定方法优缺点的基础上,提出了基于模糊神经网络的最佳挡位判断方法,研究了基于 Takagi-Sugeno 模型的神经网络结构及其算法。根据熟练驾驶员的经验和专家知识制定了汽车自动变速器换挡规律的两参数模糊逻辑推理规则和隶属度函数,利用人工神经网络的学习训练机制并按照试验样本修正了模糊系统的隶属度函数和模糊控制规则,进行了模糊神经网络的训练和仿真,仿真结果表明该基于 Takagi-Sugeno 模型的模糊神经网络的汽车自动变速器换挡规律制定方法的正确性和可行性。

关键词:汽车;自动变速器;换挡规律;模糊神经网络

中图分类号: U463

文献标志码: A

Analysis of shift schedule for the automatic transmission vehicle based on fuzzy neural network

LIU Zhen-jun, HU Jian-jun, LI Guang-hui, QIN Da-tong

(State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400030, P. R. China)

Abstract: The advantages and disadvantages of present methods for shift schedule analysis of automatic transmission vehicle are analyzed. An optimum shift schedule method based on fuzzy neural network is proposed. The structure and algorithm with Takagi-Sugeno mode is studied. Fuzzy logic rules with two parameters and membership functions for shift schedule are established according to the skilled driver's experience and expert's knowledge. The membership functions and fuzzy logic rules are modified through train mechanism of artificial neural network based on experiment sample. The fuzzy neural network is trained and simulated. The simulation results indicate that this shift schedule method based on fuzzy neural network of Takagi-Sugeno model is feasible and correct.

Key words: vehicles; automatic transmission; shift schedule; fuzzy neural networks

换挡规律是汽车自动变速系统的重要参数,是实现最佳动力性和最佳经济性换挡的基础。换挡规律设计的优劣是衡量汽车在采用自动变速技术后能否充分发挥其动力性、经济性及可操控性的关键^[1]。传统的汽车自动变速器换挡规律按照所选定的控制

参数不同,可分为:单参数、两参数及三参数换挡规律。单参数换挡规律的控制参数一般为车速,其特点是控制简单,不论油门开度如何变化,换挡点和换挡延迟的大小都不改变,不能实现驾驶员干预换挡,并且单参数换挡规律还难于兼顾动力性和经济性的

收稿日期:2009-03-10

基金项目:国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2006AA110111);重庆市科委自然科学基金计划资助项目(CSTC,2006BB6204)

作者简介:刘振军(1958-),男,重庆大学副教授,主要从事车辆动力传动及其控制研究,
(Tel)023-65106506;(E-mail) Liuzj@cqu.edu.cn.

欢迎访问重庆大学期刊社 <http://qks.cqu.edu.cn>

要求,所以汽车上很少采用单参数换挡规律^[2]。目前,使用最多的是两参数(即油门开度和车速)控制的换挡规律。汽车在稳定行驶的前提下,两参数换挡规律能够满足最佳动力性或最佳经济性的要求。但是汽车在突然加、减速以及汽车在坡道、弯道等复杂路况条件下行驶时,这种换挡规律难以正确反映驾驶员的驾驶意图,容易造成频繁和意外换挡。因此,吉林工业大学葛安林教授提出了以反映汽车动态过程的三参数(即油门开度、车速和汽车加速度)控制的换挡规律,并在 CA-770 轿车上做了加速过程的换挡试验,结果表明其性能明显优于两参数换挡规律^[3-4]。但对于相同的油门开度、相同的车速和加速度,汽车可能对应着两种不同的情况,即:1)平路满载情况;2)坡道空载情况。而车辆在平直路面、坡道路面、空载和满载时的换挡规律应是不同的,因而以不变的三参数换挡规律也不能完全适应汽车所有行驶工况。

智能化操纵是汽车发展的重要方向,智能换挡是汽车智能化的关键。目前,智能挡位决策主要有 3 种方法:一是基于模糊逻辑和专家知识的挡位决策方法;二是基于神经网络理论的挡位决策方法;三是基于模糊逻辑的综合智能挡位决策方法。模糊逻辑技术已在汽车上获得了成功的应用,如日本的尼桑、三菱和德国的宝马等公司相继研制成功了换挡模糊控制器,依据模糊逻辑推理的挡位决策方法基本上能适应典型路况和驾驶员的意图^[5]。但是模糊换挡系统规则的建立和调整是建立在专家的知识 and 驾驶员的经验之上,对隶属函数的修改调整必须要先试用,在测试中发现问题,再经过分析后才能调整。这种调整和修改所需要的时间较长,如果将神经网络与模糊逻辑相结合,以汽车的行驶状态参数和驾驶员的操作信息作为输入,用神经网络在线提取换挡规则、生成和修正隶属函数,就可以加快规则的建立和缩短调整时间,提高汽车换挡的准确性^[6-9]。采用该方法进行了基于模糊神经网络的汽车自动变速器换挡规律研究。

1 建立 Takagi-Sugeno 模糊神经网络模型

目前有两种模糊神经网络应用比较广泛,一种是基于标准模型(即 Mamdani 模型)的模糊神经网络,另一种是基于 Takagi-Sugeno 模型的模糊神经网络。Mamdani 型模糊推理和 Takagi-Sugeno 型模糊推理各有优缺点。对 Mamdani 型模糊推理,由于其规则的形式符合人们思维和语言表达的习惯,因

而能够方便地表达人类而 Takagi-Sugeno 型模糊推理则具有计算简单,有利于数学分析的优点,且易于和 PID 控制方法以及优化、自适应方法结合,从而实现具有优化与自适应能力的控制器或模糊建模工具^[10]。故采用基于 Takagi-Sugeno 模型的模糊神经网络的知识,但存在计算复杂、不利于数学分析的缺点。

1.1 模糊系统的 Takagi-Sugeno 模型

设输入向量 $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_n]^T$, 每个分量 x_i 均为模糊语言变量,并设:

$$T(x_i) = \{A_i^1, A_i^2, \dots, A_i^{m_i}\}, i = 1, 2, 3, \dots, n, \quad (1)$$

式中, A_i^j ($i = 1, 2, \dots, m_i$) 是 x_i 的第 j 个语言变量值,它是定义在论域 U_i 上的一个模糊集合。相应的隶属函数为 $\mu_{A_i^j}(x_i)$ ($i = 1, 2, \dots, m_i$)。

Takagi-Sugeno 所提出的模糊规则后件是输入变量的线性组合,即

R_j : 如果 x_1 是 A_1^j and x_2 是 A_2^j and \cdots and x_n 是 A_n^j , 则

$$y_i = p_{j0} + p_{j1}x_1 + p_{j2}x_2 + \cdots + p_{jn}x_n, \quad (2)$$

$$\text{式中, } j = 1, 2, \dots, m, m \leq \prod_{i=1}^n m_i.$$

若输入量采用单点模糊集合的模糊化方法,则对于给定的输入 x , 可以求得对于每条规则的适应度为

$$\alpha_j = \mu_{A_1^j}(x_1) \wedge \mu_{A_2^j}(x_2) \wedge \cdots \wedge \mu_{A_n^j}(x_n), \quad (3)$$

或

$$\alpha_j = \mu_{A_1^j}(x_1) \mu_{A_2^j}(x_2) \cdots \mu_{A_n^j}(x_n). \quad (4)$$

模糊系统的输出量为每条规则的输出量的加权平均,即

$$y = \frac{\sum_{j=1}^m \alpha_j y_j}{\sum_{j=1}^m \alpha_j} = \sum_{j=1}^m \bar{\alpha}_j y_j, \quad (5)$$

其中: $\bar{\alpha}_j = \frac{\alpha_j}{\sum_{i=1}^m \alpha_i}$ 。

1.2 系统结构

根据上面给出的模糊数学模型,设计出如图 1 所示的模糊神经网络结构。图中所示为多输入多输出(即 MIMO 系统),它是上面讨论的多输入单输出(即 MISO)系统的简单推广。

由图 1 可知,该网络由前件网络和后件网络两部分组成,前件网络用来匹配模糊规则的前件,后件网络用来产生模糊规则的后件。

1.2.1 前件网络

前件网络由四层组成,第一层为输入层。它的

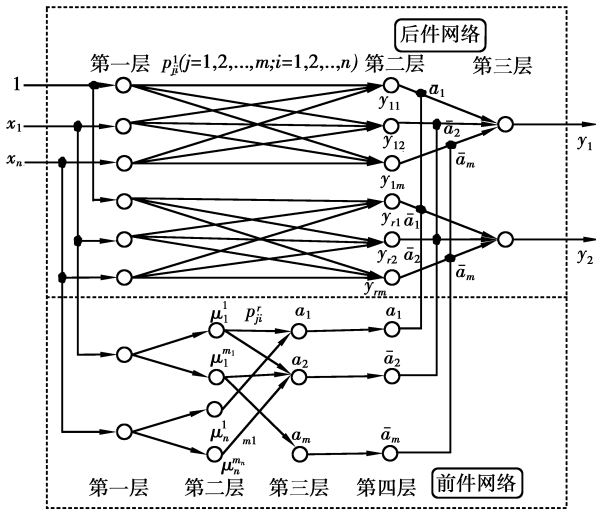


图 1 基于 Takagi-Sugeno 模型的模糊神经网络结构

每个节点直接与输入向量的各分量 x_i 连接,它起着将输入值 $\mathbf{x}=[x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$ 传送到下一层的作用。该层的节点数 $N_1=n$ 。

第二层每个节点代表一个语言变量值,如:负中(NM)、正小(PS)等。它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后函数 μ_i^j ,即

$$\mu_i^j = \mu_{A_i^j}(x_i), \quad (6)$$

式中: $i=1,2,\dots,n$; $j=1,2,\dots,m_i$; n 是输入量的维数; m_i 是 x_i 的模糊分割数。例如:若隶属函数采用高斯函数表示的铃型函数,则

$$\mu_i^j = e^{-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}}, \quad (7)$$

式中: c_{ij} 和 σ_{ij} 分别表示隶属函数的中心和宽度。该层的

总节点数 $N_2 = \sum_{i=1}^n m_i$ 。

第三层的每个节点代表一条模糊规则,它的作用是用来匹配模糊规则的前件,计算出每条规则的适应度,即

$$\alpha_j = \min\{\mu_1^1, \mu_2^2, \dots, \mu_n^n\}, \quad (8)$$

或

$$\alpha_j = \mu_1^1 \mu_2^2 \dots \mu_n^n, \quad (9)$$

式中: $i_1 \in \{1,2,\dots,m_1\}$, $i_2 \in \{1,2,\dots,m_2\}, \dots, i_n \in \{1,2,\dots,m_n\}$, $j=1,2,\dots,m$, $m = \prod_{i=1}^n m_i$ 。

该层的节点总数 $N_3=m$ 。对于给定的输入,只有在输入点附近的语言变量值才有较大的隶属度值,远离输入点的语言变量值的隶属度或者很小(高斯型隶属函数),或者为 0(三角型隶属函数)。当隶属函数很小(如小于 0.05)时,近似取为 0。因此,在

α_j 中只有少量节点输出非 0,而多数节点的输出为 0,这一点类似于局部逼近网络。

第四层的节点数与第三层相同, $N_4 = N_3 = m$,它所实现的是归一化计算,即

$$\bar{\alpha}_j = \frac{\alpha_j}{\sum_{i=1}^m \alpha_i}. \quad (10)$$

1.2.2 后件网络

后件网络由 r 个结构相同的并列子网络所组成,每个子网络产生一个输出量。

子网络的第一层是输入层,它将输入变量传送到第二层。输入层中第 0 个节点的输入值 $x_0=1$,它的作用是提供模糊规则后件中的常数项。

子网络的第二层共有 m 个节点,每个节点代表一条规则,该层的作用是计算每条规则的后件,即:

$$y_{ij} = p_{j0}^i + p_{j1}^i x_1 + \dots + p_{jn}^i x_n = \sum_{k=0}^n p_{jk}^i x_k, \quad (11)$$

$$j=1,2,\dots,m, i=1,2,\dots,r,$$

子网络的第三层是计算系统的输出,即

$$y_i = \sum_{j=1}^m \bar{\alpha}_j y_{ij}, i=1,2,\dots,r. \quad (12)$$

可见, y_i 是各规则后件的加权和,加权系数为各模糊规则经过归一化后的适应度,即前件网络的输出用做后件网络第三层的连接权。

至此,图 1 所示的神经网络完全实现了 Takagi-Sugeno 的模糊系统模型。

1.2.3 学习算法

假设各输入分量的模糊分割数是预先确定的,那么需要学习的参数主要是后件网络的连接权 p_{jl}^i ($j=1,2,\dots,m$; $i=1,2,\dots,n$; $l=1,2,\dots,r$),前件网络第二层各节点隶属函数的中心值 c_{ij} 和宽度 σ_{ij} ($i=1,2,\dots,m$; $j=1,2,\dots,m_i$)。

基于 Takagi-Sugeno 模型的模糊神经网络是一种多层前馈网络,可以利用误差反传的方法来设计调整参数的学习算法。为了导出误差反传的迭代算法,需要对每个神经元的输入输出关系加以形式化的描述。

如图 2 所示为模糊神经网络中第 q 层第 j 节点,则节点的纯输入为

$$f^{(q)}(x_1^{(q-1)}, x_2^{(q-1)}, \dots, x_{n_{q-1}}^{(q-1)}; p_{j1}^{(q)}, p_{j2}^{(q)}, \dots, p_{jn_{q-1}}^{(q)})$$

节点的输出为: $x_j^{(q)} = g^{(q)}(f^{(q)})$,其中: $f^{(q)}(\)$ 为求和函数; $g^{(q)}(\)$ 为激活函数。

则如图 3 所示的模糊神经网络的每一层节点函数为

第一层: $f_i^{(1)} = x_i^{(0)} = x_i, x_i^{(1)} = g_i^{(1)} = f_i^{(1)}$;

第二层: $f_{ij}^{(2)} = -\frac{(x_i^{(1)} - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}$,

$x_{ij}^{(2)} = \mu_j^i = g_{ij}^{(2)} = e^{f_{ij}^{(2)}}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2,$

\dots, m_i 。

第三层:

$f_j^{(3)} = x_{1i_1}^{(2)} x_{2i_2}^{(2)} \dots x_{ni_n}^{(2)} = \mu_{i_1}^1 \mu_{i_2}^2 \dots \mu_{i_n}^n$;

$x_j^{(3)} = \alpha_j = g_j^{(3)} = f_j^{(3)}, j = 1, 2, \dots, m; m = \prod_{i=1}^n m_i$ 。

第四层:

$f_j^{(4)} = \frac{x_j^{(3)}}{\sum_{i=1}^m x_i^{(3)}} = \frac{\alpha_j}{\sum_{i=1}^m \alpha_i}$;

$x_j^{(4)} = \bar{\alpha}_j = g_j^{(4)} = f_j^{(4)}, j = 1, 2, \dots, m$ 。

第五层: $f_i^{(5)} = \sum_{j=1}^m p_{ij} x_j^{(4)} = \sum_{j=1}^m p_{ij} \bar{\alpha}_j$;

$x_i^{(5)} = y_i = g_i^{(5)} f_i^{(5)}, i = 1, 2, \dots, r$ 。

设取误差代价函数为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^r (t_i - y_i)^2, \quad (13)$$

式中, t_i 和 y_i 分别表示期望输出和实际输出。

下面首先分析参数 p_{ji}^l 的学习算法

$$\frac{\partial E}{\partial p_{ji}^l} = \frac{\partial E}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial y_{ij}} \frac{\partial y_{ij}}{\partial p_{ji}^l} = -(t_i - y_i) \bar{\alpha}_j x_i, \quad (14)$$

$$p_{ji}^l(l+1) = p_{ji}^l(l) - \beta \frac{\partial E}{\partial p_{ji}^l} = p_{ji}^l(l) + \beta(t_i - y_i) \bar{\alpha}_j x_i, \quad (15)$$

式中, $j = 1, 2, \dots, m; i = 1, 2, \dots, n; l = 1, 2, \dots, r$ 。

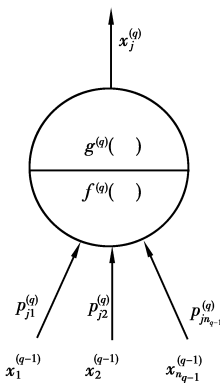


图 2 单个神经元节点的基本结构

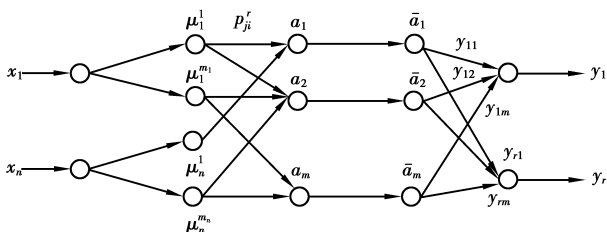


图 3 基于 Takagi-Sugeno 模型的模糊神经网络简化结构

对于 c_{ij} 和 σ_{ij} 的学习问题, 可将参数 p_{ji}^l 固定。图 1 可以简化为如图 3 所示。这时每条规则的后件在简化结构中变成了最后一层的连接权。

比较图 1 与图 3 可以发现, 该简化结构与基于标准模型的模糊神经网络具有完全相同的结构, 这时只需令最后一层的连接权 $y_{ij} = w_{ij}$, 则可以导出模糊神经网络每层误差反传的迭代算法为

第五层:

$$\delta_i^{(5)} = t_i - y_i, i = 1, 2, \dots, n. \quad (16)$$

第四层:

$$\delta_j^{(4)} = \sum_{i=1}^r \delta_i^{(5)} y_{ij}, j = 1, 2, \dots, m. \quad (17)$$

第三层:

$$\delta_j^{(3)} = \frac{\delta_j^{(4)} \sum_{i=1, i \neq j}^m \alpha_i}{\left(\sum_{i=1}^m \alpha_i\right)}, \quad (18)$$

$$j = 1, 2, \dots, m.$$

第二层:

$$\delta_{ij}^{(2)} = \sum_{k=1}^m \delta_k^{(3)} s_{ij} e^{-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}}, \quad (19)$$

$i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m_i$ 。

当 and 采用取小运算时, 则当 μ_i^j 是第 k 个规则点输入的最小值

$$s_{ij} = 1,$$

否则

$$s_{ij} = 0.$$

当 and 采用相乘运算时, 则当 μ_i^j 是第 k 个规则点的一个输入时

$$s_{ij} = \prod_{i=1, j \neq i}^n \mu_i^j, \quad (20)$$

否则

$$s_{ij} = 0.$$

最后求得

$$\frac{\partial E}{\partial c_{ij}} = -\delta_{ij}^{(2)} \frac{2(x_i - c_{ij})}{\sigma_{ij}^2}, \quad (21)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_{ij}} = -\delta_{ij}^{(2)} \frac{2(x_i - c_{ij})}{\sigma_{ij}^3}, \quad (22)$$

$$c_{ij}(k+1) = c_{ij}(k) - \beta \frac{\partial E}{\partial c_{ij}}, \quad (23)$$

$$\sigma_{ij}(k+1) = \sigma_{ij}(k) - \beta \frac{\partial E}{\partial \sigma_{ij}}, \quad (24)$$

式中: $\beta > 0$, 为学习率; $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, n$ 。

对于上面分析的模糊神经网络, 当给定一个输入时, 网络(或前件网络)第三层的 $\alpha = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \dots \ \alpha_m]^T$ 中只有少量元素非 0, 其余大部分均为 0。因此, 从 x 到 α 的映射与径向基函数(即 RBF)神经网络

络的非线性映射非常类似。该模糊神经网络是局部逼近网络(其中第二层的隶属度函数类似于基函数),但它是按照模糊系统模型建立的,网络中的各个节点及所有参数均有明显的物理意义,因此这些参数的初值可以根据系统的模型或定性的知识来加以确定,然后利用上述的学习算法可以很快收敛到要求的输入输出关系。

2 换挡规律模糊神经网络的建立

汽车自动变速系统能按给定的算法由车辆的状态确定最佳挡位,并自动地控制节气门开度,同时合理地进行换挡过程。采用两参数的换挡规律,即车速和油门开度,输出为变速器目标挡位,进行汽车自动变速器换挡规律的研究。先将车速和油门开度进行各语言变量隶属函数的初步定位以尽量发掘模糊规则的存在性,然后利用基于 Takagi-Seguno 模型的模糊神经网络进行改进和优化期望输出(挡位)的各语言值隶属函数^[11-15]。

2.1 换挡规律模糊系统模型

根据熟练驾驶员的操作经验可将油门开度 α 共分 5 个模糊分割。设 α 的模糊语言为: {很小(VS), 小(S), 中(M), 大(B), 很大(VB)}。假设节气门开度的基本论域为: {0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10}。其赋值表如表 1 所示,隶属函数如图 4 所示。

表 1 油门开度的赋值表

语言变量	α 基本论域及隶属度										
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
VS	0.9	0.5	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0
S	0	0.4	0.9	1	0.2	0	0	0	0	0	0
M	0	0	0	0.2	0.6	1	0.6	0.3	0	0	0
B	0	0	0	0	0	0	0.3	0.8	1	0.4	0
VB	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0.8	1

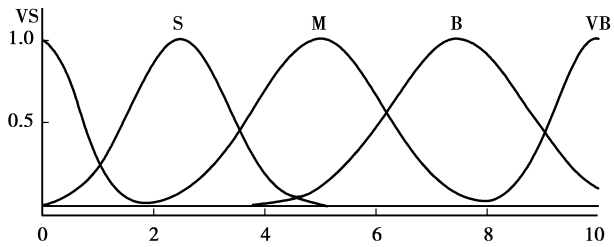


图 4 油门开度隶属度函数

根据车速 v_a 的变化范围可将 v_a 的模糊语言变量划分为: {很小(VS)、小(S)、较小(LS)、中(M)、较大(LB)、大(B)、很大(VB)}。假设 v_a 的基本论域为: {0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14}。其赋值表如表 2 所示,隶属函数如图 5 所示。

表 2 车速的赋值表

语言变量	v_a 基本论域及隶属度														
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
VS	1	0.7	0.1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S	0	0.4	1	0.8	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LS	0	0	0	0.3	0.8	0.1	0.4	0	0	0	0	0	0	0	0
M	0	0	0	0	0	0.1	0.6	1	0.6	0.2	0	0	0	0	0
LB	0	0	0	0	0	0	0	0	0.3	0.9	0.8	0.2	0	0	0
B	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0.7	0.9	0.4	0
VB	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.1	0.7	1

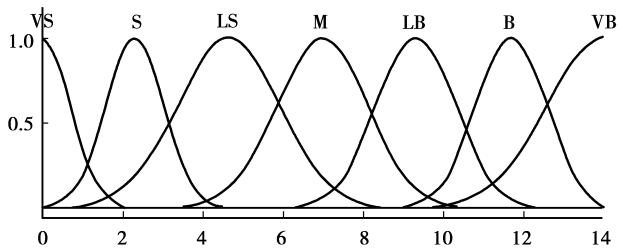


图 5 车速隶属函数

挡位 E 以单点表示,其取值为: {一档(1), 二挡(2), 三挡(3), 四挡(4), 五挡(5), 六挡(6)}, 挡

位的隶属度函数取单点分布。

基于熟练驾驶员经验和专家知识的换挡规律,现制定换挡模糊规则如下:

$$R_1: \text{IF } \alpha = \text{VS AND } v_a = \text{VS THEN } E = 1;$$

$$R_2: \text{IF } \alpha = \text{VS AND } v_a = \text{S THEN } E = 1;$$

.....

$$R_{35}: \text{IF } \alpha = \text{VB AND } v_a = \text{VB THEN } E = 6.$$

通过以上方法,制定了 35 条汽车自动变速器换挡规律的模糊推理规则,如表 3 所示。

表 3 换挡规律的模糊推理规则表

E	α				
	VS	S	M	B	VB
VS	1	1	1	1	1
S	1	1	2	2	2
LS	1	2	2	3	3
v_a	M	2	3	4	4
LB	2	3	4	4	5
B	3	4	4	5	6
VB	4	5	5	6	

2.2 换挡规律的神经网络模型

在换挡控制模糊系统模型的基础上,为了基于 Takagi-Sugeno 模型的模糊神经网络进行模糊系统隶属函数形状和模糊系统规则的调整,建立了如图 6 所示的换挡规律神经网络模型。

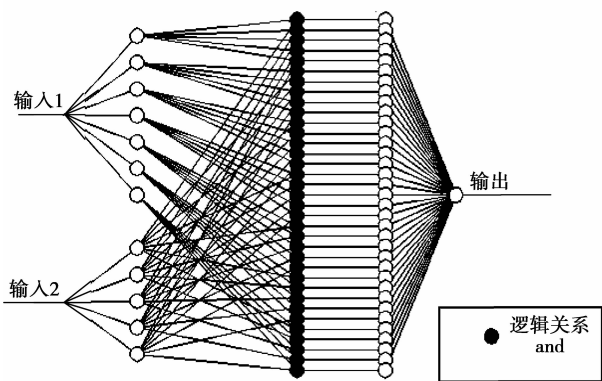


图 6 换挡规律的神经网络结构图

神经网络分为五层:第一层为输入层,节点数为 2 个(即车速和油门开度),这一层的节点只是将输入变量值直接传递到下一层;第二层为隶属函数层,12 个节点(即车速 7 个,油门开度 5 个),其功能主要是完成输入量的模糊化,该层特性函数取为高斯函数;第三层为模糊规则层,35 个节点数,其节点数与控制规则的条数相对应,完成模糊逻辑推理条件的匹配工作;第四层为模糊推理层,其节点数与第三层相同;第五层为输出层,节点数为 1 个,输出为挡位。

3 换挡规律的模糊神经网络仿真分析

以装备 6 档手动变速器,发动机排量为 2.0 L 的长安 CV11 轿车为研究对象,在实车测试中通过采集大量的熟练驾驶员换挡数据,从这些数据中选择了 300 组油门开度、车速与挡位的数据作为样本,其中 240 组作为模糊神经网络学习训练样本,另外 60 组作为测试样本,测试样本数据如表 4 所示。这 300 组换挡数据中包括了满足驾驶员的最佳动力性

和最佳经济性的换挡、汽车在突然加、减速以及汽车在坡道、弯道等复杂路况条件下的换挡、车辆在平直路面、坡道路面、空载和满载时的换挡等汽车在复杂行驶工况下的换挡要求,通过这些模糊神经网络学习训练样本对所设计的换挡规律的模糊神经网络进行训练学习,使所设计的基于模糊神经网络的汽车自动变速器换挡规律能够满足汽车各种行驶工况的要求。

表 4 换挡规律的测试样本数据

油门 / %	车速 / (Km · h ⁻¹)	挡位	油门 / %	车速 / (Km · h ⁻¹)	挡位
0	0	1	11.7	62.03	4
12.4	0.58	1	22.6	66.74	4
20.9	1.62	1	31.1	70.99	4
33.6	2.17	1	36.5	71.93	4
45.6	3.01	1	48.5	75.50	4
59.3	3.94	1	59.3	80.77	4
65.7	4.38	1	65.7	84.92	4
81.9	5.29	1	81.2	87.27	4
88.1	6.02	1	84.7	90.56	4
90.5	6.34	1	91.3	93.43	4
5.8	6.75	2	23.4	86.24	5
15.8	8.14	2	31.4	90.05	5
23.8	9.59	2	35.5	95.47	5
36.5	11.46	2	42.3	99.28	5
45.6	13.12	2	49.9	102.78	5
62.2	14.96	2	57.8	106.75	5
69.4	16.28	2	64.3	109.28	5
78.9	17.94	2	81.2	113.14	5
85.7	20.20	2	84.0	118.15	5
92.0	22.01	2	92.0	121.37	5
14.6	27.40	3	29.2	116.30	6
24.1	29.59	3	34.3	122.23	6
29.6	32.51	3	40.9	128.63	6
35.0	34.52	3	45.0	131.39	6
48.5	37.58	3	50.8	135.35	6
59.3	39.27	3	58.9	139.30	6
65.7	41.64	3	64.3	141.46	6
81.9	43.83	3	81.8	145.56	6
87.6	51.59	3	85.1	148.24	6
91.7	65.06	3	91.6	152.20	6

将以上样本数据加载到 MATLAB 模糊逻辑工具箱中,建立汽车自动变速器换挡规律的模糊神经网络推理系统。利用以上建立的基于 Takagi-Sugeno 模型的模糊神经网络对换挡规律系统进行训练,经过 5 000 次训练以后,最后其输出挡位误差为 0.087 6,达到了设计的要求。

将表 5 所示的 60 组换挡规律测试样本数据代入所建立的换挡规律模糊神经网络对其进行测试,测试结果如图 7 所示,因为网络的输出值是非整数量,而实际的挡位值是离散的整数量,所以采用最近挡位来圆整网络的输出值,即取距离该输出值最近的期望挡位作为圆整后的挡位值。图 7 中,圆圈为测试前驾驶员的期望输出,星号则为经过设计的汽车自动变速器换挡规律模糊神经网络系统得出的挡位输出。从图中可以看出,测试输出的挡位虽然与期望挡位有所偏差,但是经过挡位圆整(向相近的挡位取整)后所建的换挡规律模糊神经网络系统能够准确地输出驾驶员所需的目标挡位,很好地满足了驾驶员的最佳动力性和最佳经济性的换挡、汽车在突然加/减速以及汽车在坡道/弯道等复杂路况条件下的换挡、车辆在平直路面、坡道路面、空载和满载时的换挡等复杂行驶工况下的换挡要求。车速和油门开度隶属度函数调整后的结果如图 8、9 所示。

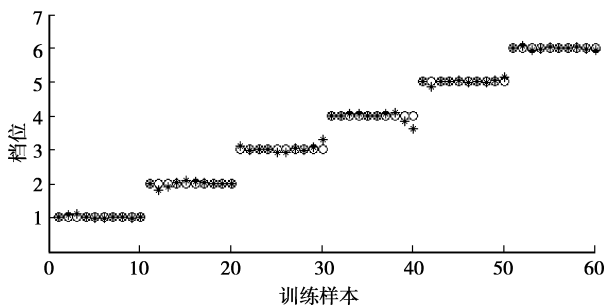


图 7 换挡规律模糊神经网络测试结果

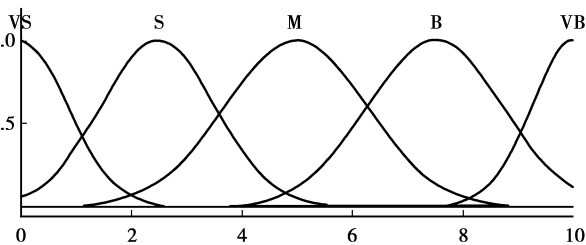


图 8 调整后的油门开度隶属度函数

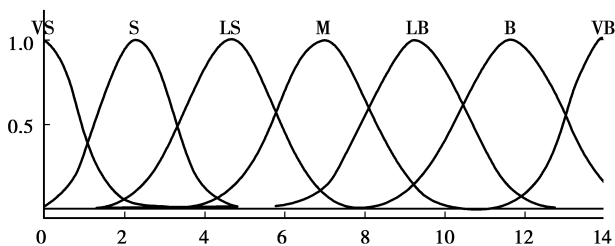


图 9 调整后的车速隶属度函数

4 结 语

汽车自动变速器换挡规律受多种外部环境的影响,由汽车油门开度、车速和加速度等控制参数制定的传统自动变速器换挡规律不能很好的满足汽车动力性和燃油经济性的要求。根据汽车自动变速器换挡的特点,提出了基于 Takagi-Sugeno 模型的模糊神经网络的车速和油门开度两参数挡位判断方法,将模糊神经网络应用于汽车自动变速器换挡时最佳挡位决策系统。通过 MATLAB 进行基于 Takagi-Sugeno 模型的模糊神经网络训练和测试,测试结果表明此判断方法能够较好的解决挡位识别问题,说明基于 Takagi-Sugeno 模型的模糊神经网络的汽车自动变速器换挡规律基本上能适应典型路况和驾驶员的意图。

参考文献:

- [1] 何忠波,陈慧岩,陶刚. 自动变速车辆挡位决策方法综述[J]. 车辆与动力技术,2002,10(2):54-58.
HE ZHONG-BO, CHEN HUI-YAN, TAO GANG. Research on the shift-decided method of the automatic transmission vehicle[J]. Vehicle & Power Technology, 2002, 10(2): 54-58.
- [2] 葛安林. 车辆自动变速理论与设计[M]. 北京:机械工业出版社,1993.
- [3] 葛安林,李焕松,武文治,等. 动态三参数最佳换挡规律的研究[J]. 汽车工程,1992,14(4):239-247.
GE AN-LIN, LI HUAN-SONG, WU WEN-ZHI, et al. Optimized shift schedule controlled by dynamic 3-Parameter[J]. Automotive Engineering, 1992, 14(4): 239-24.
- [4] 阴晓峰,谭晶晶,雷雨龙,等. 基于神经网络发动机模型的动态三参数换挡规律[J]. 机械工程学报,2005,41(11):174-178.
YIN XIAO-FENG, TAN JING-JING, LEI YU-LONG, et al. Dynamic shift schedule with 3-paramant based on neural network model of engine[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2005, 41(11): 174-178.
- [5] 窦振中. 模糊逻辑控制技术及其应用[M]. 北京:北京航空,航天大学出版社,1995.
- [6] 葛安林. 一种汽车智能换挡体系的研究[J]. 中国机械工程,2001,18(5):585-588.
GE AN-LIN. An intelligent vehicle system and shift the research[J]. China Mechanical Engineering, 2001, 18(5): 585-588.
- [7] YAMAGUCHI H, NARITA Y, HIROSHI T. Automatic transmission shift schedule control using fuzzy logic[J]. SAE, 2005, 67(4): 64-66.

- limestone-gypsum flue gas desulfurization process[J]. Chemical Engineering Science, 1999, 54: 3019-3026.
- [6] MO J S, WU Z B, CHENG C J. Oxidation inhibition of sulfite in dual alkali flue gas desulfurization system [J]. Journal of Environmental Sciences, 2007, 19(2): 226-231.
- [7] SHI LIN, LI M F, LAN H S. Control of sodium sulfate production in flue gas desulfurization with sodium citrate buffer [J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition, 2007, 35(6): 111-115.
- [8] MCCOLLOR D P, BENSON S A, HOLMES M J, et al. Large-scale mercury control technology testing for lignite-fired utilities - Oxidation systems for wet FGD[J]. Proceedings of the EPA-DOE-EPRI-A and WMA Power Plant Air Pollutant Control Mega Symposium, 2006: 388-397.
- [9] LIU C F, SHIH S M. Effects of flue gas components on the reaction of $\text{Ca}(\text{OH})_2$ with SO_2 [J]. Industrial and Engineering Chemistry Research, 2006, 45(26): 8765-8769.
- [10] PRESTO A A, GRANITE E J, KARASH A, et al. A kinetic approach to the catalytic oxidation of mercury in flue gas[J]. Energy and Fuels, 2006, 20(5): 1941-1945.
- [11] ANON. Wet-limestone scrubbing fundamentals [J]. Power Engineering, 2006, 110(8): 32-37.
- [12] CUI KE, CHAI MING, XU KANG-FU, et al. Mechanism and technology of recovery flue gas desulphurization with magnesium oxide [J]. Environmental Science, 2006, 27(5): 846-849.
- [12] BUCHARDT C N, JOHNSON J E, KIIL S. Experimental investigation of the degradation rate of adipic acid in wet flue gas desulphurisation plants[J]. Fuel, 2006, 85(5-6): 725-735.
- [14] WU X Q, WU Z B, WANG D H. Catalytic oxidation of calcium sulfite in solution/aqueous slurry [J]. Journal of Environmental Sciences, 2004, 16(6): 973-977.
- [15] OKA J, YOSHIDA A, MATSUKUMA Y, et al. Optimization and system control of a wet flue gas desulfurization system [J]. Kagaku Kogaku Ronbunshu, 2007, 33(6): 544-552.
- [16] GOMEZ A, FUEYO N, TOMAS, A. Detailed modelling of a flue-gas desulfurisation plant [J]. Computers and Chemical Engineering, 2007, 31(11): 1419-1431.

(编辑 陈移峰)

(上接第 903 页)

- [8] 周学建, 付主木, 张文春. 车辆自动变速器换挡规律的研究现状与展望 [J]. 农业机械学报, 2005, 34(3): 139-141.
- ZHOU XUE-JIAN, FU ZHU-MU, ZHANG WEN-CHUN. Research and development of shift schedule of vehicle automatic transmission[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2005, 34(3): 139-141.
- [9] 王卓, 赵丁选. 工程车辆自动变速器换挡的神经网络控制系统 [J]. 西安交通大学学报, 2005, 36(3): 274-277.
- WANG ZHUO, ZHAO DING-XUAN. Neural networks control system of engineering vehicle automatic shift [J]. Journal of XI'AN Jiaotong University, 2005, 36(3): 274-277.
- [10] 李国勇. 智能控制及其 MATLAB 实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2006.
- [11] KOKI H, YOSHINAO S, YASUHIKO D. Neuro fuzzy transmission control for automobile with variable loads [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 1995, 3(1): 49-53.
- [12] 贾元华, 周立元. 自动变速器模糊换挡及其控制理论研究 [J]. 农业装备与车辆工程, 2005, 4(4): 33-36.
- JIA YUAN-HUA, ZHOU LI-YUAN. A research on fuzzy gear-shift and control theory of automatic mechanical transmission[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2005, 4(4): 33-36.
- [13] 侯培国, 孙传铭, 路泽永. 神经网络在汽车自动换挡判别中的应用 [J]. 中国测试技术, 2007, 33(2): 64-66.
- HOU PEI-GUO, SUN CHUAN-MING, LU ZE-YONG. Neural networks in application of discriminant auto gear-shift[J]. China Measurement of Technology, 2007, 33(2): 64-66.
- [14] ZHANG Y, ZOU Z, CHEN X, et al. Simulation and analysis of transmission shift dynamics [J]. International Journal of Vehicle Design, 2005, 32(4): 273-289.
- [15] KIM D H, YANG K J, HONG K S, et al. Smooth shift control of automatic transmissions using a robust adaptive scheme with intelligent supervision [J]. International Journal of Vehicle Design, 2005, 32(4): 250-272.

(编辑 侯湘)