

# 基于 Elman 神经网络的汽油机过渡工况 空燃比多步预测模型

侯志祥<sup>1, 2</sup>, 申群太<sup>1</sup>, 吴义虎<sup>2</sup>, 周育才<sup>2, 3</sup>

- (1. 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙, 410083;
2. 长沙理工大学 汽车与机械工程学院, 湖南 长沙, 410076;
3. 中南大学 机电工程学院, 湖南 长沙, 400083)

**摘要:** 为了减小车用汽油机空燃比传输延迟对空燃比控制精度的影响, 提出一种基于 Elman 神经网络的空燃比多步预测模型。通过对空燃比数学模型的分析, 确定神经网络空燃比多步预测模型的输入向量, 同时, 为了提高过渡工况空燃比预测精度, 在神经网络输入向量中增加反映空燃比变化趋势的导数信息。对 HL495 发动机过渡工况实验数据进行学习, 采用梯度算法对 Elman 神经网络的权值进行调整。研究表明: 采用该方法能精确预测过渡工况空燃比, 预测模型的最大误差小于 1%, 平均误差小于 0.5%。该预测模型可用于实现车用汽油机过渡工况空燃比的精确控制, 提高车用汽油机过渡工况排放性能。

**关键词:** 汽油机; 过渡工况; 空燃比; Elman 神经网络; 多步预测

中图分类号: TP273+.5

文献标识码: A

文章编号: 1672-7207(2006)05-0981-05

## Multi-step predictive model of air fuel ratio of gasoline engine based on Elman neural network in transient condition

HOU Zhixiang<sup>1, 2</sup>, SHEN Qunta<sup>1</sup>, WU Yihu<sup>2</sup>, ZHOU Yucan<sup>2, 3</sup>

- (1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China;
2. College of Automobile and Mechanical Engineering,  
Changsha University of Science and Technology, Changsha 410076, China;
3. School of Mechanical and Electrical Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

**Abstract:** A multi-step predictive model of air fuel ratio was provided to overcome the influence of air fuel ratio transmission delay on air fuel ratio control accuracy. Input vector of neural network multi-step predictive model was determined by the maths model of air fuel ratio, and derivation of air fuel ratio reflecting the air fuel ratio tendency was included within input vector to improve the prediction accuracy in transient conditions. The simulation was accomplished using experiment data of HL495 gasoline engine, and weight values of Elman neural networks were adjusted by gradient algorithm. The results show the multi-step predictive model can be used to predict accurately air fuel ratio during transient condition and maximum error of prediction model is below 1% and average error is below 0.5%. The model can be used to accurately control air fuel ratio and improve the emission for gasoline engine in transient conditions.

**Key words:** gasoline engine; transient condition; air fuel ratio; Elman neural networks; multi-step prediction

收稿日期: 2006-02-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50276005)

作者简介: 侯志祥(1971-), 男, 湖南汉寿人, 副教授, 博士研究生, 从事汽车电子控制技术的研究

通讯作者: 侯志祥, 男, 博士研究生; 电话: 13055178771(手机); E-mail: houzhixiang2008@163.com

为了降低汽油机污染物的排放和燃料消耗,需要将汽油机空燃比精确控制在理论空燃比附近。实际空燃比的微小变化会大大影响三效催化转化效率。目前,车用汽油机空燃比的控制通常采用开环查表与氧传感器闭环修正的控制方法,由于氧传感器安装在排气管内,气缸内空燃比的检测存在传输延迟,从而降低空燃比的控制精度。在过渡工况时,由于节气门突变,气缸内空燃比波动幅度大,氧传感器传输延迟时间对空燃比控制精确的影响更大<sup>[1-6]</sup>。为了克服车用汽油机空燃比传输延迟对空燃比控制精度的影响,在此提出一种基于 Elman 神经网络的空燃比多步预测模型,以期提供未来空燃比和实施空燃比的预测控制。

## 1 空燃比模型分析

空燃比模型如图 1 所示。该模型包括进气通路和供油通路 2 部分。实际空燃比  $\lambda$  为进入气缸的空气质量  $m_{ac}$  与进入气缸的燃油质量  $m_{fc}$  之比,即  $\lambda = \frac{m_{ac}}{m_{fc}}$ 。进气通路模型包括节气门模型和进气管模型。研究表明<sup>[3-5]</sup>,通过节气门的空气流速  $\dot{m}_{at}$  是节气门开度  $\alpha$  和进气管压力  $p_m$  的非线性函数。节气门空气流速  $\dot{m}_{at}$  为:

$$\dot{m}_{at} = g_1(\alpha, p_m) \quad (1)$$

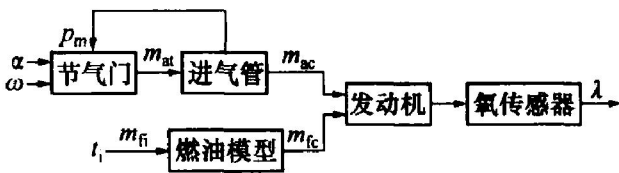


图 1 空燃比模型

Fig. 1 Air fuel ratio model

气缸入口处的空气质量  $m_{ac}$  的导数  $\dot{m}_{ac}$  可描述为发动机转速  $\omega$  和进气管压力  $p_m$  的非线性函数:

$$\dot{m}_{ac} = g_2(\omega, p_m) \quad (2)$$

在稳态工况时,进气管内空气流速均匀稳定,进入进气管的空气流速可认为等于进入气缸的空气流速。当汽油机处于过渡工况时,由于进气系统存在动态的 fill-empty 现象<sup>[7-8]</sup>,进、出进气管的空气流速不再相等。根据理想气体状态方程,有

$$m_{am} = \frac{p_m V_m}{RT_m} \quad (3)$$

式中:  $m_{am}$  为进气管内空气质量;  $V_m$  为进气管容积;  $R$  为气体常数;  $T_m$  为进气管内温度。对式(3)两边

取微分,可得:

$$\dot{p}_m = \frac{RT_m}{V_m} \dot{m}_{am} + p_m \frac{T_m}{T_m} \quad (4)$$

考虑到所有工况下热传热系数很小,压力随时间的变化比温度随时间的变化大很多,所以,忽略式(4)右边第 2 项。将进气管系统视为 1 个充气泵,运用质量守恒定律,有:

$$\dot{m}_{am} = \dot{m}_{at} - \dot{m}_{ac} \quad (5)$$

由式(4)和(5)得:

$$\dot{p}_m = \frac{RT_m}{V_m} (\dot{m}_{at} - \dot{m}_{ac}) \quad (6)$$

由式(1), (2)和(6)可知,在过渡工况时,通过进气管进入气缸的空气质量可描述为

$$\dot{m}_{ac} = g_3(\omega, p_m, \alpha) \quad (7)$$

其中:  $g_3$  为非线性函数。燃油油膜模型中,喷油嘴在喷油脉宽时间  $t_i$  内喷出的燃油  $m_{fi}$  一部分以燃油蒸气的形式直接进入气缸,另一部分则以液态油滴形式在进气歧管壁面沉积形成油膜,油膜内的燃油又以  $1/\tau_f$  的速率不断蒸发,蒸发出的油蒸气与上述油蒸气一起进入气缸。油膜动力学模型可用以下数学公式描述<sup>[3]</sup>:

$$m_{fv} = (1-x)m_{fi};$$

$$\dot{m}_{ff} = \frac{1}{\tau_f} (-m_{ff} + x m_{fi});$$

$$m_{fc} = m_{fv} + m_{ff} \quad (8)$$

式中:  $m_{fv}$  为燃油蒸汽的质量;  $m_{fi}$  为喷油嘴喷出燃油质量;  $m_{ff}$  和  $\dot{m}_{ff}$  为油膜蒸发的质量和其变化率;  $m_{fc}$  为进入气缸的燃油质量;  $\tau_f$  为燃油蒸发时间常数;  $x$  为燃油分配系数; 参数  $\tau_f$  和  $x$  为发动机运行工况的函数。研究表明<sup>[3]</sup>:

$$\tau_f = f_1(\omega, p_m); \quad (9)$$

$$x = f_2(\omega, p_m, T_m) \quad (10)$$

其中:  $f_1$  和  $f_2$  均为非线性函数。由式(8), (9)和(10)可知,在假定进气管内温度  $T_m$  恒定情况下,进入气缸的燃油质量可用下式描述:

$$m_{fc} = f_3(\omega, p_m, m_{fi}) = f_4(\omega, p_m, t_i) \quad (11)$$

其中:  $f_3$  和  $f_4$  均为非线性函数。由式(7)和(11),空燃比数学模型可用如下非线性函数  $H$  描述:

$$\lambda = H(\alpha, \omega, p_m, t_i) \quad (12)$$

由于氧传感器不能直接安装在气缸内,通常安装在排气管内,因而,空燃比的检测存在传输延迟,将其直接作为控制反馈控制信号会导致控制系统存在较大迟滞,降低控制响应速度与精度。因此,这

里根据式(12)建立神经网络动态预测模型。

## 2 基于 Elman 网络的空燃比多步预测模型及其算法

### 2.1 Elman 网络基本结构

静态多层网络对动态系统进行辨识, 其实质是将动态时间建模问题变为一个静态空间建模问题, 这必然存在许多问题。为提高辨识的准确性, 常以网络的结构膨胀为代价, 这将导致系统学习速度下降等。此外, 较多的输入节点使系统对外部噪声特别敏感。动态递归网络是一种极具潜力的系统辨识工具, 其中 Elman 网络就是一种较好的动态递归网络。

Elman 网络是动态递归神经网络的一种, 具有动态特性和递归作用, 这是因为网络具有反馈层。图 2 所示为 Elman 网络的标准结构, 其中:  $\omega^1 \sim \omega^3$  为相应的层间权值矩阵;  $u(\tau-1)$  为 Elman 网络第  $\tau-1$  时刻的输入向量;  $x(\tau)$  为  $\tau$  时刻隐含层输出向量;  $y(\tau)$  为  $\tau$  时刻网络输出向量。网络由输入层、隐含层、结构层和输出层组成。结构层记忆隐含层单元前一时刻的输出值, 并在当前时刻输出, 可认为是一步延迟算子, 因此, 网络具有记忆功能。对图 2 所示网络, 有如下的非线性状态空间表达式:

$$\begin{aligned} x(\tau) &= f(\omega^1 x^c(\tau) + \omega^2 u(\tau-1)); \\ x^c(\tau) &= x(\tau-1); \\ y(\tau) &= g(\omega^3 x(\tau)). \end{aligned} \quad (13)$$

式中:  $x^c$  为结构层输出;  $f(\cdot)$  和  $g(\cdot)$  分别为输出层和隐含层的激活函数。

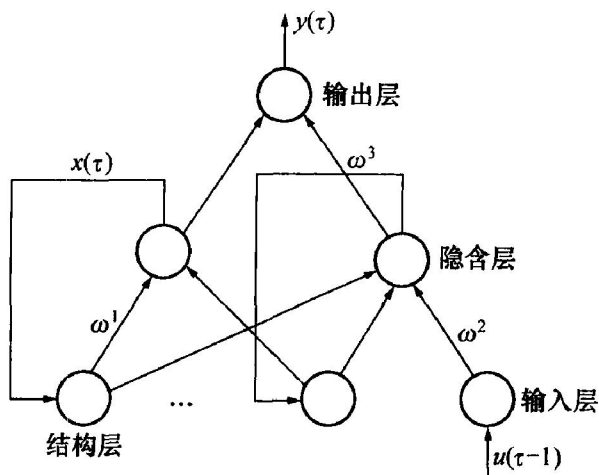


图 2 Elman 网络结构

Fig. 2 Structure of Elman neural networks

### 2.2 预测模型

时滞系统的未来响应特性与系统当前时刻的状态有关, 与当前及过去时刻系统的状态变化趋势有关。经过仿真分析, 为改善神经网络的多步预测结果, 只要将系统实际输出值的变化趋势, 即在第  $k-1$  时刻的一阶导数和二阶导数输入网络的输入层即可<sup>[9-11]</sup>。由于 Elman 网络自身含有动态环节, 因此, 无需使用较多系统状态作为输入, 从而减少输入层单元数。于是, 采用图 3 所示的空燃比神经网络多步预测模型, 将喷油脉冲宽度视为系统输入  $u$ , 节气门开度、进气管压力、发动机转速视为系统干扰  $d$ , 空燃比  $\lambda$  为系统输出, 对于离散系统, 用  $\lambda$  或  $\lambda_k$  在  $k-1$  时刻的前向差分表示系统的一阶和二阶导数, 为便于计算, 可将实际采样周期下的差分方程简化如下。

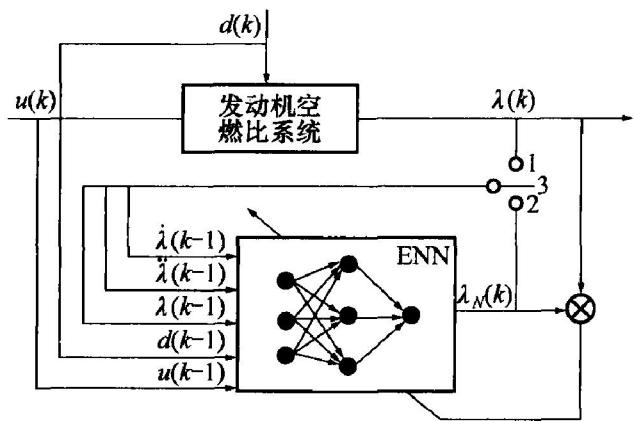


图 3 空燃比 Elman 神经网络多步预测模型

Fig. 3 Multi-step predictive model of air fuel ratio using Elman neural network

一阶导数:

$$\dot{\lambda}(k-1) = \lambda(k) - \lambda(k-1);$$

二阶导数:

$$\ddot{\lambda}(k-1) = \lambda(k) - 2\lambda(k-1) + \lambda(k-2)。$$

### 2.3 预测算法

在神经网络的输入向量中, 增加  $\lambda(k-1)$  和  $\ddot{\lambda}(k-1)$ , 并对神经网络的所有输入数据进行尺度变换处理。对于图 3 所示的空燃比 Elman 神经网络多步预测模型, 有如下预测算法。

**步骤 1** 开关 3 与 1 相接, 采用 Elman 网络离线实现空燃比系统的模型辨识, 网络的输入为

$$I(k-1) = [u(k-1), d(k-1), \lambda(k-1), \dot{\lambda}(k-1), \ddot{\lambda}(k-1)]。 \quad (14)$$

神经网络的输出为  $\lambda(k)$ , 即用 Elman 神经网络实现非线性映射:

$$\lambda(k) = \text{ENN}[u(k-1), d(k-1), \lambda(k-1), \dot{\lambda}(k-1), \ddot{\lambda}(k-1)]$$

$$\lambda(k-1), \dot{\lambda}(k-1)] \quad (15)$$

学习完成且网络收敛后, Elman 神经网络的输出  $\lambda(k) \approx \lambda(k)$ 。

**步骤 2** 令  $k=1$ , 在线采集  $d(k-1), u(k-1)$  和  $\lambda(k-1)$ , 代入式(14)作为 Elman 网络输入模式, 利用已训练的网络计算  $\lambda(k)$ 。

**步骤 3** 开关 3 与 2 相接, 令式(14)中  $k=k+1$ , 用网络输出值  $\lambda(k)$  代替  $I(k)$  中实际值  $\lambda(k)$ , 将  $I(k)$  作为新的输入模式, 由已训练好的 Elman 神经网络, 求出空燃比的一步预测值  $\lambda^{(1)}(k+1)$ 。

**步骤 4** 将 Elman 神经网络输出的预测值代替由式(14)计算所得的实际值, 产生新的输入模式, 计算新的预测值。

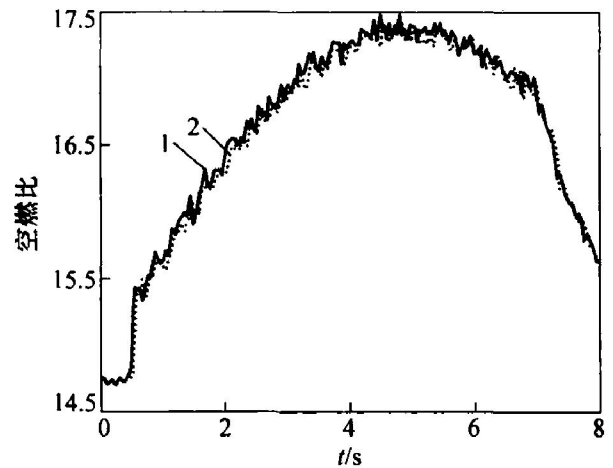
**步骤 5** 重复步骤 4, 连续预测  $N$  步( $N$  取决于空燃比传输延迟时间与采样周期的比值, 在  $N$  步预测过程中,  $d$  和  $u$  不变), 求出神经网络空燃比多步预测值  $\lambda^{(1)}(k+1), \lambda^{(1)}(k+2), \dots, \lambda^{(1)}(k+N)$ 。

**步骤 6** 返回步骤 2。

### 3 多步预测模型的训练与验证

试验发动机为 HL495Q 四缸电喷汽油机, 发动机排量为 2.84 L, 标定功率和转速分别为 73.5 kW 和 3 800 r/min, 压缩比  $\epsilon=7.8$ , 怠速转速为 750 r/min, 测功器为 CW260 型电涡流测功器, 在确保采样信号不失真的条件下, 采样时间设为 0.01 s。由于发动机过渡工况情况复杂, 因此, 在节气门全程范围内分阶段试验, 同时采集节气门开度信号、进气管压力信号、发动机转速信号、喷油脉冲宽度信号、空燃比信号。试验 1 为发动机加速实验, 使节气门开度以不同速度分别在 1, 2, 3, 4 和 5 s 内由怠速位置开启至 85%, 开度测试时间为 8 s, 获取  $5 \times 800$  组实验数据。试验 2 为发动机减速试验, 使节气门开度以不同速度(分别在 0.5, 1.0, 1.5, 2.0 和 3.0 s 内)由 85% 减至怠速位置, 共获取  $5 \times 500$  组实验数据。由图 3 可知, Elman 神经网络输入层为 7, 根据仿真训练结果网络的隐层和结构层确定为 12, 以 3 s 内加速和 1.5 s 内减速的实验数据作为模型预测检验样本, 其他样本作为网络辨识训练样本(5 200 组), 采用梯度算法对权值进行调整<sup>[12-15]</sup>, 该方法可直接调用 MATLAB 中的 `traingd()` 实现, 训练步数为 8 000, 由空燃比传输

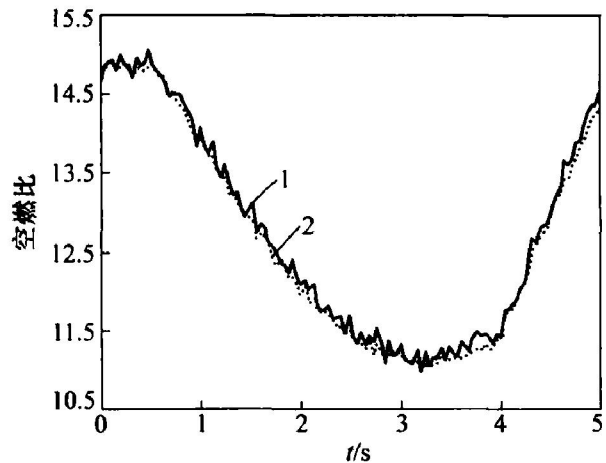
延迟时间与采样时间确定预测步长  $N=4$ 。当网络辨识训练完成后, 以检验样本对模型预测能力进行检验, 其预测结果与实际结果如图 4 和图 5 所示。可见, 网络输出最大误差小于 1%, 平均误差小于 0.5%, 网络逼近性能较高。



1—实测值; 2—预测值

图 4 3 s 内加速过程空燃比预测结果

Fig. 4 Air fuel ratio prediction results during acceleration condition



1—实测值; 2—预测值

图 5 1.5 s 内减速过程空燃比预测结果

Fig. 5 Air fuel ratio prediction results during deceleration condition

### 4 结 论

a. 提出了一种基于 Elman 神经网络的空燃比多步预测模型, 能实现空燃比的精确预测, 预测模型最大误差小于 1%, 平均误差小于 0.5%。

b. 在神经网络输入向量中, 增加反映空燃比变化趋势的导数信息能提高空燃比预测精度。

c. 由于 Elman 神经网络具有反馈环节, 能减少输入层单元数, 从而简化了空燃比预测模型的网络结构。

#### 参考文献:

- [1] Won M, Choi S B. Air-to-fuel ratio control of spark ignition engines using Gaussian network sliding control [J]. IEEE Transaction on Control System Technology, 1998, 6(5) : 678 - 687.
- [2] Wang S W, Douglas S S. Adaptive neural network model based predictive control for air fuel ratio of SI engines [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2006, 19(2): 189 - 200.
- [3] Defoort M, Olsen D. The effect of air fuel ratio control strategies on nitrogen compound formation in three way catalysts [J]. International Journal of Engine Research, 2004, 5(1): 115 - 122.
- [4] Chevalier A, Hendrick E. On the validity of mean values engine models during transient operation [C]. Washington: SAE Paper 2000 - 01 - 1261, 2000: 457 - 464.
- [5] Won M, Choi S B. Air to fuel ratio control of spark ignition engines using Gaussian network sliding control [J]. IEEE Transaction on Control Technology, 1998, 9(6): 678 - 687.
- [6] LI Guo-xiu. Transient air-fuel ratio control in a CNG engine using fuzzy neural networks [J]. Journal of Beijing Institute of Technology: English Edition, 2005, 14(1): 100 - 103.
- [7] Wendeker M. Hybrid air fuel ratio control using the adaptive and neural networks [C]. SAE Paper 960616, 2000: 1477 - 1484.
- [8] Hendricks E. Mean value modeling of spark ignition engines [C]. SAE Paper 960616, 1996: 1359 - 1372.
- [9] 张吉礼. 模糊神经网络控制原理与工程应用 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004.
- ZHANG Ji-li. Fuzzy neural network control theory and engineering application [M]. Harbin: Harbin University of Science and Technology Press, 2004.
- [10] Hunt K J, Sbarbaro D, Zbikowski R. Neural network for control system - A survey [J]. Automatica, 1992, 28(6): 1083 - 1112.
- [11] Cesare A. A neural network based control solution to air fuel ratio for automotive fuel injection system [J]. IEEE Transactions on System Man and Cybernetics - Part C, 2003, 33(2): 259 - 268.
- [12] Chen S, Cowan C F, Grant P M. Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1991, 2(2): 302 - 307.
- [13] Simon H. Neural network: A comprehensive foundation [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2001.
- [14] Patrick P. Minimisation method for training feedforward neural networks [J]. Neural Networks, 1994, 7(1): 1 - 11.
- [15] 闻新, 周露, 李翔, 等. MATLAB 神经网络仿真与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- WEI Xin, ZHOU Lu, LI Xiang, et al. MATLAB neural network simulation and application [M]. Beijing: Science Press, 2003.