

基于 BP 神经网络的催化转化器工作效率监测

蔡团结^{1,2}, 邱兆文¹, 郭晓汾¹

(1. 长安大学 汽车学院, 陕西 西安 710064; 2. 交通运输部 道路运输司, 北京 100736)

摘 要:为了监测车载催化转化器的转化效率,对传统数学建模方法进行了分析,结合催化转化器工作效率及其模型输入参数之间的关系,采用具有非线性映射能力的 BP 人工神经网络技术,建立了催化转化器效率监测模型,并对所建 BP 神经网络模型的学习能力和泛化能力进行了验证。研究表明,CO、HC 和 NO_x 转化效率的模型输出值平均绝对误差分别为 3.26%、2.02%、1.78%,可以较为准确地预测催化转化器使用中的转化水平。

关键词:汽车工程;三效催化转化器;转化效率;监测模型;BP 神经网络

中图分类号:U461.99

文献标志码:A

Converter efficiency monitoring of catalyst based on BP ANN

CAI Tuan-jie^{1,2}, QIU Zhao-wen¹, GUO Xiao-fen¹

(1. School of Automobile, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China;

2. Department of Road Transport, Ministry of Transportation, Beijing 100736, China)

Abstract: In order to monitor the three-way catalyst converter (TWCC) efficiency, the traditional mathematical models about TWCC are analyzed. Combining with the relationship between TWCC efficiency and some input parameters, the TWCC monitoring model is established based on BP ANN, and the BP ANN model's capacity of learning and prolongation is validated. The results show that the average absolute errors of the model's output values of carbon monoxide, hydrocarbon and nitrous oxide are 3.26%, 2.02% and 1.78% respectively, the developed BP ANN model can accurately forecast the level of TWCC efficiency. 1 tab, 9 figs, 7 refs.

Key words: automobile engineering; TWCC; converter efficiency; monitoring model; BP ANN

0 引 言

由于汽车排放法规直接对 HC 排放限值作了规定,因此研究人员认为,开发直接检测排放成分浓度的传感器是最有价值的。但迄今为止,这些传感器(包括 HC、CO、NO_x 传感器)的开发成果实际上并未得到汽车厂家的认可。为了满足排放法规的要求,必须应用现有的传感器技术,实现催化转化器的

失效监测。目前,基于催化转化器储氧性能的双氧传感器监测方法和基于催化转化器内部化学反应热的双温度传感器监测方法,被公认是最有实用价值的 2 种方法。第 1 种方法已经广泛应用于车载诊断(OBD)监控系统中;第 2 种方法由于诊断策略上的不一致,尚停留在研究层面上,但试验^[1]表明,该方法更适应于未来超低排放车辆的催化转化器监测。本文在传统数学建模分析的基础上,利用 BP 人工

神经网络技术,预测催化转化器的转化水平。

1 传统数学建模分析

从流体传质传热、多相催化反应放热的角度,根据气相和固相质量守恒、能量守恒等原理,可以建立基于反应热的三效催化转化器转化效率温度监测模型^[2-3]。在发动机稳态工况下(即催化进口气流状况一定的条件下),该模型为实现催化转化器效率的在线监测提供了定量化关系式。

实际上,车用催化转化器的工作过程相当复杂,伴随着传热、传质、化学反应等物理化学过程,所建立的模型都带有猜测性,都要做一系列的假设条件,因此都不可能完全准确地反映实际工作过程。催化转化器效率监测模型是根据工程热力学、催化反应动力学和流体力学等一系列微分方程描述的,在建模时做了许多假设,而且有些催化反应机理并不清晰,多数热力学参数需用试验获得;另外,由试验及数学模型分析可知,催化转化器转化效率与发动机参数之间呈现了高度非线性关系。由于神经网络具有自动学习和模拟推理功能,可逼近任意的非线性函数。因此,本文将利用人工神经网络技术,建立催化转化器效率监测模型,预测催化转化器的转化水平,为车载催化转化器的监测提供新的途径。

2 BP 网络的建模基本原理

BP 网络是人工神经网络的一种,一般情况下,至少具有 3 层网络结构:第 1 层为输入层;第 2 层为隐层;第 3 层为输出层。本文采用 BP 网络的改进算法:准牛顿反向传播算法(broyden fletcher goldfard shanno, BFGS)^[4]。准牛顿反向传播算法也称为变尺度法,在 Matlab 工具箱中按照牛顿法更新网络权重和阈值的训练函数为 trainbfg. m,其参数有:训练次数 epochs;训练步长 show;误差函数指标 goal;训练时间 time;最小梯度 min-grad 和搜索函数 searchfcn。

3 基于 BP 网络的催化转化器效率监测模型

3.1 输入、输出层神经元数目的确定

输入与输出层的神经元数目是由问题的类别和应用要求来决定的,但应注意尽可能减小系统的规模,以减小学习的时间和系统的复杂性。在本研究中,输入神经元选为影响催化转化器效率的发动机转速、发动机功率、催化转化器入口温度、环境温度和催化转化器进出口温差共 5 个参数;输出神经

元选为 CO、HC、NO_x 的转化效率共 3 个参数。

3.2 隐层数目的确定

增加隐层数目,可增加神经网络的处理能力,但却增加了网络的训练时间。理论分析表明,隐层数最多为 2 层。1989 年,Robert^[5]证明了对于闭区间内的任一连续函数都可以用 1 个隐层的 BP 网络来逼近,因而 1 个 3 层的 BP 网络可以完成任意的 N 维到 M 维的映射,即对任何实际问题都可先选用 1 个隐层,若不能满足要求再增加至 2 层。本文研究表明,采用 1 个隐层即可满足要求。

3.3 隐层神经元数目的确定

目前,隐层的神经元数目选择有 2 种方法。第 1 种方法为经验公式法,式(1)、式(2)为选择最佳隐层神经元数目的经验公式

$$n_1 = \sqrt{n + m} + a \tag{1}$$

$$n_1 = \text{lb}(n) \tag{2}$$

式中: m 为输入神经元数目; n 为输入单元数目; a 为 $[1,10]$ 之间的常数; n_1 为最佳隐层神经元数目。

第 2 种方法可用于确定隐层神经元数目,首先使隐层神经元的数目可变,或者放入足够多的隐层神经元,然后通过学习,将那些不起作用的隐单元剔除,直到不可收缩为止。同样,也可在开始时放入比较少的神经元,学习到一定次数后,如果不成功,则再增加隐层神经元的数目,直到达到比较合理的隐层神经元数目为止。

本文模型网络的输入层和输出层的神经元数目分别为 5 和 3;根据以上的隐层神经元数目经验公式,本文模型网络的隐层神经元数目为 6~16,并应用 Matlab 设计了 1 个隐层神经元数目可变的 BP 网络。通过误差对比,确定最佳的隐层神经元数目,并检验隐层神经元数目对网络的影响。

运算结果表明,隐层神经元数目只有在 14、15、16 时,网络才能达到性能要求,其中隐层神经元数目为 14 的 BP 网络对函数的逼近效果最好,误差最小,见表 1;网络误差曲线如下页图 1~图 3 所示。尽管在隐层神经元数目为 15 和 16 时的网络误差也较少,但综合考虑网络误差和训练次数,将本模型网络的隐含层的神经元数目确定为 14,这样,最终得到的网络结构为 5-14-3。

表 1 网络训练误差

| 隐层神经元/个 | 14 | 15 | 16 |
|----------|---------|---------|---------|
| 网络逼近误差 | 0.262 2 | 0.274 0 | 0.262 6 |
| 达到目标步数/步 | 773 | 1 635 | 1 070 |

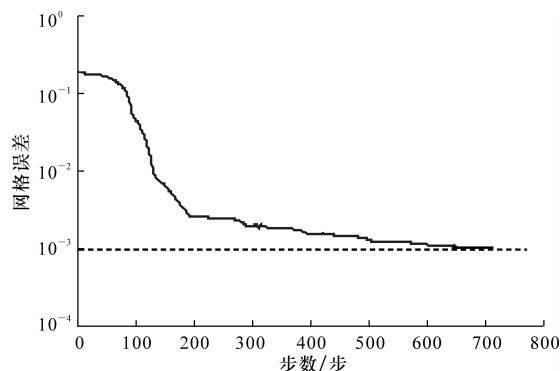


图1 训练误差(隐层神经元数为14)

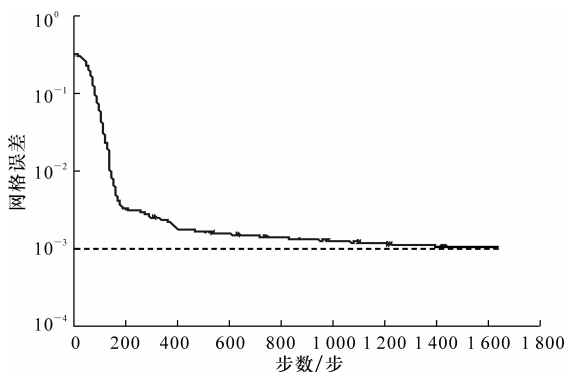


图2 训练误差(隐层神经元数为15)

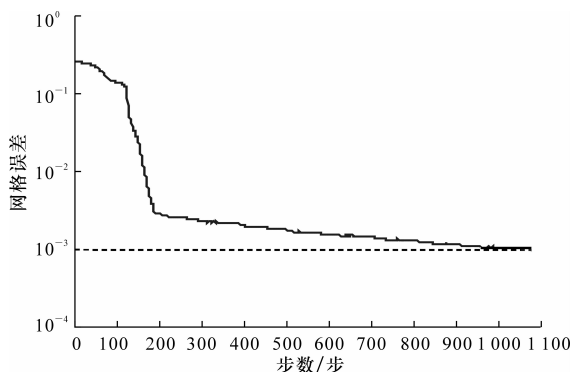


图3 训练误差(隐层神经元数为16)

3.4 训练样本的确定

催化转化器中各种污染物(CO、HC、NO_x)的转化效率除了与催化剂本身机制有关外,还与发动机的运行工况、结构形式、设备状态、外界环境状况和使用哪些净化措施等相关。由于影响因素复杂,要使建立的神经网络模型能够正确地映射出不同稳态工况下的催化转化器转化性能,应保证所选训练样本在催化转化器工作范围内具有代表性^[6]。结合试验条件,本研究训练样本选定发动机在2 800、3 200 r/min时负荷特性数据和油门开度分别为40%、50%时的转速特性试验数据。

3.5 样本的归一化

理论上BP网络对其输入无限制,但由于催化

转化器效率监测模型的输入样本的各个指标不相同,原始样本中各变量的数量级差别很大,造成各个指标之间的不可共度性。因此,为了使各变量的重要性处于同等地位,同时也为了节省训练学习时间,提高网络性能,必须对输入、输出样本进行归一化处理。由于本研究的输出数据范围在0~1之间,无须归一化,因此只需对模型输入数据进行归一化处理^[7],计算公式为

$$P(i) = \frac{p_i - \min(p)}{\max(p) - \min(p)} \quad (3)$$

式中: p_i 、 $\min(p)$ 、 $\max(p)$ 分别为第*i*个影响因子和影响因子在训练样本中的最小、最大值; $P(i)$ 为归一化后的第*i*个输入向量,其范围在0~1之间。

3.6 网络训练

经多次尝试,确定催化转化器效率监测BP模型为:拓扑结构5-14-3;Trainbfg 梯度下降动量法训练函数;自适应学习速率;Sigmiod 激活函数;网络训练精度为0.001,训练次数为2 000次。应用Matlab将训练样本归一化后对模型进行训练,最后将训练好的网络存储为模型net_train。

4 基于BP网络的催化转化器效率监测模型仿真

4.1 模型输出与学习样本的比较

将训练完成后的模型重新导入,对学习样本进行仿真计算,再将计算结果与学习样本实际输出进行比较,图4~下页图6分别为CO、HC和NO_x转化效率的BP模型仿真输出与学习样本输出的对比及绝对误差。由图4~图6可以看出,CO、HC和NO_x转化效率的BP模型仿真输出与学习样本输出的平均绝对误差分别为3.26%、2.02%、1.78%,由此充分说明了神经网络模型较强的学习能力及用于催化转化器效率监测的可行性。但是学习能力强并不意味着泛化能力就强,还需从训练样本以外的数据样本中选取测试样本,进行泛化能力验证。

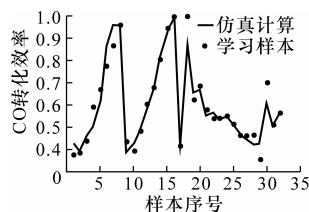


图4 CO转化效率的BP模型仿真与学习样本输出的对比

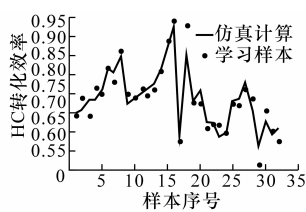


图5 HC转化效率的BP模型仿真与学习样本输出的对比

4.2 泛化能力验证

BP 网络最有价值之处是它的泛化能力。即在网络中输入学习时,当遇到未曾“见过”的样本时,它也能映射出正确的输出。为了验证本模型的泛化能力,在此利用学习样本之外的数据(称测试样本)进行验证。图 7~图 9 给出了发动机油门开度在 55% 时催化转化器效率的 BP 模型仿真计算结果与实测值(测试样本)的比较。比较结果表明,所建 BP 模型对测试样本的输入也能得到基本正确的输出。这不仅证明了 BP 网络的泛化能力,同时也说明该方法可用于催化转化器效率的监测。从建模过程来看,本模型不依赖于催化转化器的数学模型,就可以较为准确地预测催化转化器在使用中的转化水平。因此,基于 BP 网络的建模方法,为车载催化转化器效率监测提供了新的途径。

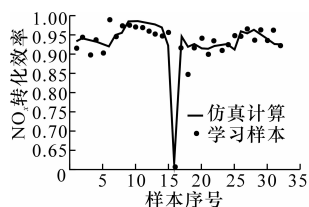


图 6 NO_x 转化效率的 BP 模型

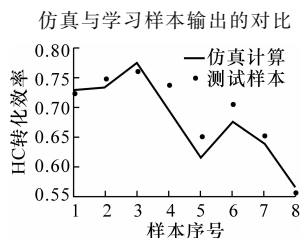


图 8 HC 转化效率的 BP 模型

仿真与学习样本输出的对比

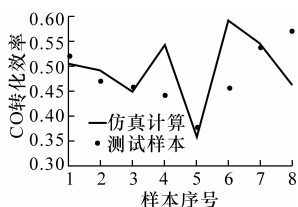


图 7 CO 转化效率的 BP 模型

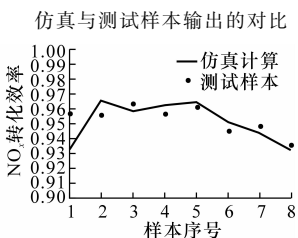


图 9 NO_x 转化效率的 BP 模型

仿真与测试样本输出的对比

5 结 语

(1)将催化转化器效率监测 BP 网络的输入神经元确定为发动机转速、发动机功率、催化转化器入口温度、环境温度和催化转化器进出口温差共 5 个参数;输出神经元为 CO、HC 和 NO_x 的转化效率;分析表明,本研究采用具有 1 个隐层数目的 BP 网络即可满足要求。

(2)应用 Matlab 设计了 1 个隐层神经元数目可变的 BP 网络,综合考虑网络误差和训练次数,确定了模型网络的最佳隐层神经元数目为 14,最终得到 BP 神经网络拓扑结构为 5-14-3。

(3)对所建立的基于 BP 网络的催化转化器效率监测模型进行了仿真,验证了模型的学习能力和泛化能力,结果表明,本模型不依赖于催化转化器的数学建模,就可以较为准确地预测催化转化器在使用中的转化水平;基于 BP 网络的建模方法为车载催化转化器效率监测提供了新的途径。

参考文献:

References:

- [1] Tsingoglou D N, Koltsakis G C, Sammaras Z C. Evaluation of on-board diagnosis methods for three-way catalytic converters [J]. Environmental Science and Technology, 2002, 36(23): 5270-5278.
- [2] 邱兆文, 魏 朗, 王生昌. 车用三效催化转化器工作效率的温度监控模型及其试验验证 [J]. 汽车工程, 2008, 30(4): 326-329.
QIU Zhao-wen, WEI Lang, WANG Sheng-chang. Temperature monitoring model for conversion efficiency of three-way catalytic converter and its test verification [J]. Automotive Engineering, 2008, 30(4): 326-329.
- [3] 邱兆文, 魏 朗, 王生昌. 基于温度传感器的三元催化转化器工作效率监控试验研究 [J]. 汽车技术, 2007 (12): 32-34, 39.
QIU Zhao-wen, WEI Lang, WANG Sheng-chang. Study on monitoring experiment for three-way catalyst converter efficiency based on temperature sensor [J]. Automobile Technology, 2007(12): 32-34, 39.
- [4] 葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与 MATLAB2007 实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.
- [5] Robert H N. Theory of the back-propagation neural network [M]. Washington DC: Proc IJCNN, 1989.
- [6] 邱兆文, 魏 朗, 王生昌, 等. 基于工况法的汽车排放特性试验 [J]. 长安大学学报: 自然科学版, 2006, 26 (5): 79-82.
QIU Zhao-wen, WEI Lang, WANG Sheng-chang, et al. Experiment of automobile emission characteristics based on driving mode conditions [J]. Journal of Chang'an University: Natural Science Edition, 2006, 26(5): 79-82.
- [7] 周开利, 康耀红. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.