

Research on Road Surface Recognition Model Based on Electromagnetic-friction Integrated

Congcong Hu

Chongqing Jiaotong University, Chongqing, 400074, China

Abstract: In order to be able to determine the magnitudes of the electromagnetic braking torque and the frictional braking torque and the optimal slip ratio of the wheel in the electromagnetic-friction integrated brake anti-lock braking process, a large number of samples are trained according to an adaptive neuro-fuzzy inference system. Learning the road surface recognition model, the simulation results show that the road surface recognition model can accurately identify the docking road surface and give the best slip ratio and peak adhesion coefficient.

Keywords: integrated braking; slip rate; adaptive neuro-fuzzy network

基于电磁-摩擦集成制动器的路面识别模型研究

胡聪聪

重庆交通大学, 重庆, 中国, 400074

摘要: 在电磁-摩擦集成制动器防抱死制动过程中, 为了能够确定电磁制动力矩和摩擦制动力矩的大小以及车轮最佳滑移率, 根据自适应神经模糊推理系统, 通过大量样本的训练学习得到路面识别模型, 仿真结果表明, 路面识别模型能够准确识别对接路面并给出最佳滑移率和峰值附着系数。

关键词: 集成制动; 滑移率; 自适应神经模糊网络

1 引言

在车辆在紧急制动时, 车轮因为受力而突然停下, 车身由于惯性继续向前运动, 质心的前移会使车辆出现“点头”现象, 一般的轮胎模型很难得到车轮制动时的峰值附着系数和最佳滑移率。

模糊控制具有非线性控制的特点, 具有较好的鲁棒性。而神经网络能够通过训练和学习自动地从输入输出样本数据中抽取规则。通过模糊控制与神经网络的结合, 利用神经网络对大量数据的学习建立模糊隶属度函数及模糊规则库, 实现模糊控制的模糊化、模糊推理和反模糊化 3 个基本过程, 构成自适应神经模糊控制器^[1]。因此可以采用自适应神经模糊推理系统通过大量数据的学习来识别防抱死制动时的路面信息。

2 路面识别模型原理分析

在制动时对车轮受力分析, 如上图 1 所示, T_u 是制动器制动力矩 (N·m); F_{xb} 是地面制动力 (N); W 为车轮垂直载荷 (N); T_p 为车轴对车轮的推力

(N); F_z 为地面对车轮的法相反作用力 (N)。

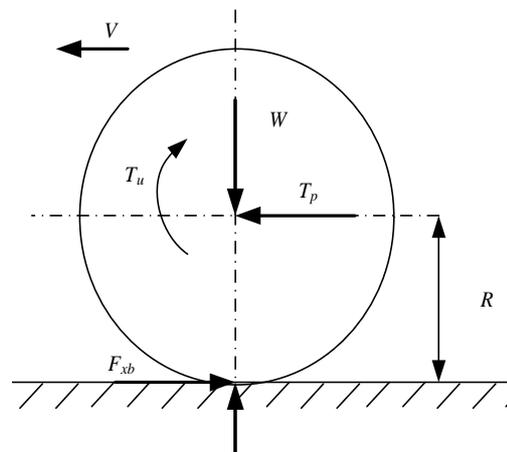


Figure 1. The force of the wheel during braking

图 1. 车轮在制动时的受力情况

根据车轮在制动时的受力情况, 从力矩平衡得到地面制动力为 $F_{xb}=T_u/r$, 而地面制动力取决于 F_u 制动器制动力和 F_ϕ 地面附着力^[2]。

$$F_b \leq F_j = F_z j \quad (1)$$

最大地面制动力 F_{xbmax} 为

$$F_{xbmax} = F_j \varphi \quad (2)$$

式中 φ 为地面制动力系数。

可见在已知车轮垂直载荷 F_z 的情况下，地面制动力系数 φ 是估算防抱死制动过程中制动器制动力的一个重要参数。而车轮滑移率 S 是影响地面制动力系数 φ 的一个重要因素^[3]。在同一路面，不同滑移率时，制动力系数不同，在不同路面相同滑移率时的制动力系数也不同，不同路面的制动力系数曲线如图 2 所示。

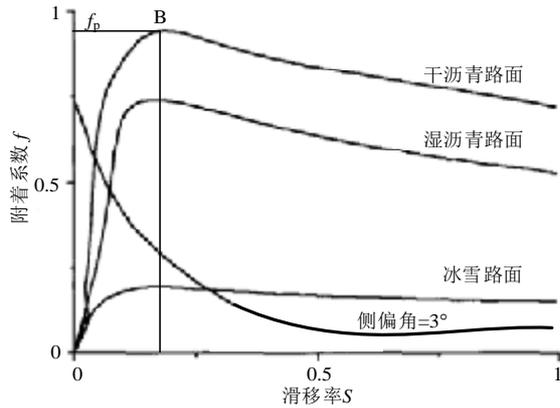


Figure 2. Curve of braking force
图 2. 制动力系数曲线

在 OB 段随着滑移率的不断增大，制动力系数也迅速增大；但在 B 点以后随着滑移率的增大，制动力系数有所减小，因此只要找到峰值附着系数 f_p 就可以得出最佳滑移率 S_0 ，由图 2 可以看出在制动力系数曲线的斜率为 0 的点即是 B 点，因此可以通过一次短时间制动找到峰值附着系数，然后根据制动力系数曲线得到最佳滑移率^[4]。

3 路面识别模型设计

基于 mamdani 模型设计的模糊神经网络结构如图 3 所示，然后通过自适应神经模糊推理系统进行模糊推理得到路面识别模型^[5]。

第一层为输入层，该层的各节点直接与输入量峰值附着系数 f_p 和车轮转速 n 连接，该层有 2 个节点。

第二层共有 10 个节点，每个节点代表一个语言变量值，如 NB、PS 等。用于计算各输入分量属于各语言变量值模糊集合的隶属函数 u_i^j ，且

$$u_i^j = u_{A_i^j}(x_i) \quad (3)$$

式中， $i=1,2; j=1,2,3,4,5$;

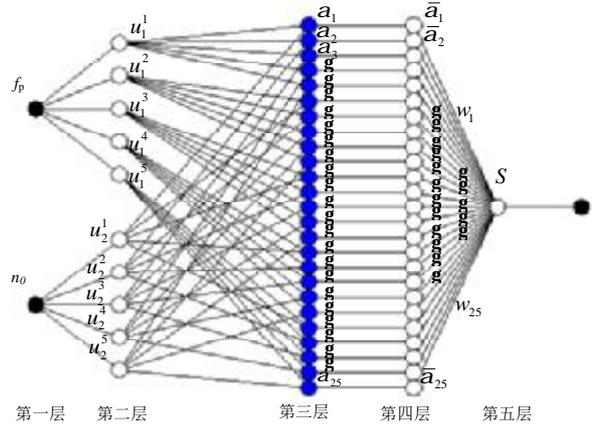


Figure 3. Fuzzy Neural Network Structure
图 3. 模糊神经网络结构图

隶属函数采用高斯函数表示的铃型函数，则

$$u_i^j = e^{-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}} \quad (4)$$

式中， c_{ij} 和 σ_{ij} 分别表示隶属函数的中心和宽度。

第三层共有 25 个节点，每个节点代表一条模糊规则，用于匹配模糊规则的前件，从而计算出每条规则的适用度，即：

$$\alpha_k = \min\{u_1^{i_1}, u_2^{i_2}, \dots, u_n^{i_n}\} \quad (5)$$

$$\alpha_k = u_1^{i_1} u_2^{i_2} \dots u_n^{i_n} \quad (6)$$

式中， $i_1=1,2,3,4,5; i_2=1,2,3,4,5; k=1,2,3,\dots,25$;

对于给定的输入，只有靠近输入点的附近的变量值的隶属度值才较大，而远离输入点的变量值得隶属度很小，当隶属函数较小时可以近似的取为 0。因此，在 α_k 多数节点的输出为 0，只有少数节点的输出非 0。

第四层共有 25 个节点。它所实现的是归一化计算，即

$$\bar{a}_k = \frac{a_k}{\sum_{i=1}^{25} a_i} \quad (7)$$

第五层是输出层，它所实现的是清晰化计算，即

$$S = \sum_{j=1}^{25} w_j \bar{a}_j \quad (8)$$

式中， w_j 为 S 的第 j 个语言值隶属函数的中心

值。

通过误差反传算法和一阶梯度寻优算法来调节 w_j , c_{ij} 和 σ_{ij} 。

$$w_j(k+1) = w_j(k) - b \frac{\partial E}{\partial w_j} \quad (9)$$

$$c_{ij}(k+1) = c_{ij}(k) - b \frac{\partial E}{\partial c_{ij}} \quad (10)$$

$$s_{ij}(k+1) = s_{ij}(k) - b \frac{\partial E}{\partial s_{ij}} \quad (11)$$

式中, $i=1,2,3,4,5$; $j=1,2,3,\dots,25$; $\beta=0.7$ 为学习速率。

为了得到不同路面下的制动力系数曲线, 通过 CarSim 软件进行大量试验, 采集不同路面不同车速制动工况下的车辆垂直载荷, 路面制动力, 车轮转速以及车速等数据, 找出所有 B 点的试验数据^[6]。以峰值附着系数和轮速作为输入, 最佳滑移率作为输出, 共得到 156 组数据, 所下图 4 所示。

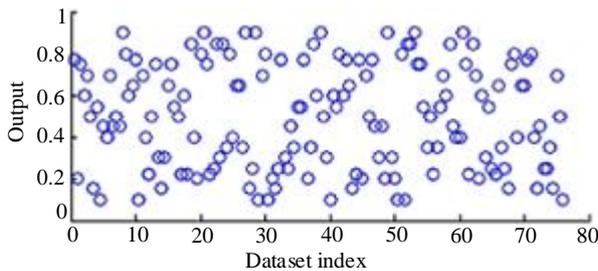


Figure 4. Training sample data
图 4. 训练样本数据

通过对样本数据的学习, 得到自适应神经模糊识别器, 误差为 $1.2E^{-4}$ 。

4 仿真结果分析

为了验证路面识别模型的有效性, 通过 CarSim 建立了一条三段对接路面, 路面参数如下图 5 所示。

以 65Km/h 初速度进行制动, 仿真结果如下图 6~9 所示。

从图 6 路面附着系数识别曲线可以看出, 路面附着系数变化与对接路面设计参数一致, 由于在 3.5s 以后制动结束, 路面附着系数曲线波动不影响制动过程。

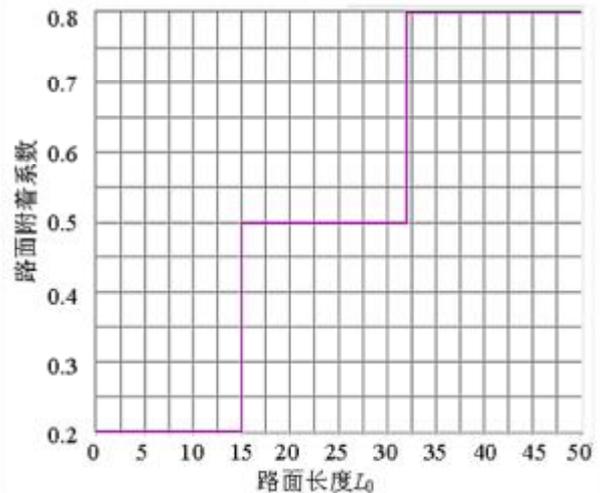


Figure 5. Three-step joint pavement parameters
图 5. 三段式对接路面参数

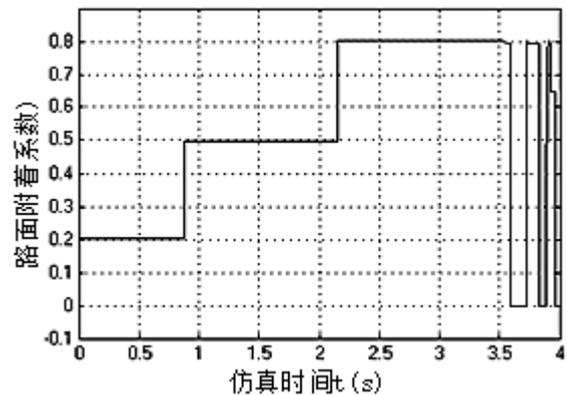


Figure 6. Road surface adhesion coefficient identification curve
图 6. 路面附着系数识别曲线

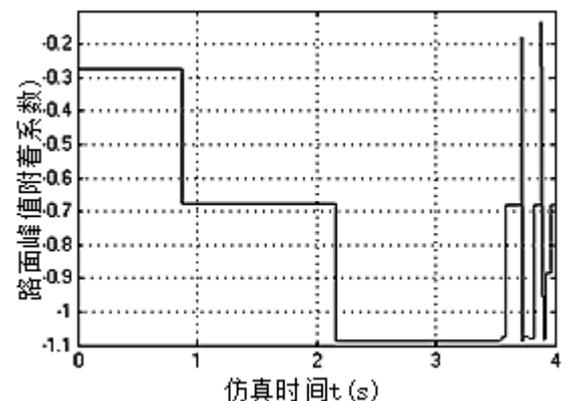


Figure 7. Road surface peak adhesion coefficient identification curve
图 7. 路面峰值附着系数识别曲线

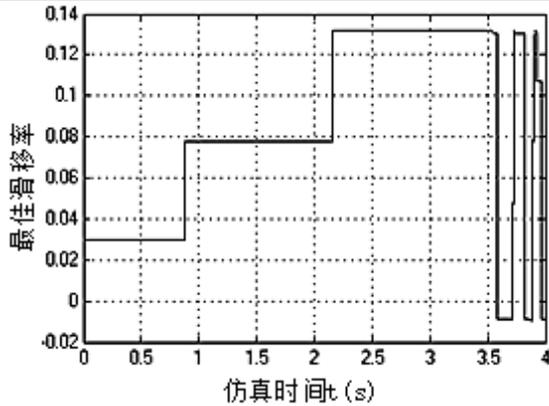


Figure 8. Best slip response curve
图 8. 最佳滑移率响应曲线

从图 7 和图 8 的仿真结果来看，路面峰值附着系数与最佳滑移率识别结果与实际值一致。

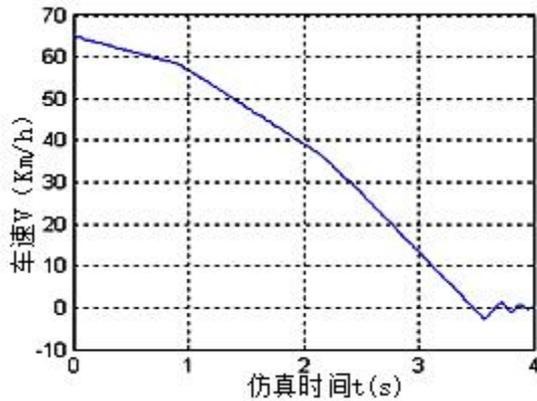


Figure 9. Speed response curve

图 9. 车速响应曲线

从图 9 速度随时间响应曲线中可以看出，制动减速随着路面摩擦系数的增大而增大，仿真时间在 3.5 时，汽车减速到 0Km/h，之后车轮静止，车身出现俯仰造成车速出现微小波动。通过以上仿真结果可以认为本文所设计的路面识别模型识别效果较为准确。

References (参考文献)

- [1] Li Guoyong, Yang Lijuan. Neuro-fuzzy Predictive Control and Its Implementation in MATLAB. 3rd Edition [M]. Publishing House of Electronics Industry, 2013
- [2] Chen Jun. Analysis of Automotive Braking Stability of the Reversing Central Brake[D]. Harbin Institute of Technology, 2009.
- [3] Lu Yibin. Research on braking force distribution control strategy based on four-wheel independent line control[D]. Hunan University, 2016
- [4] Jiang Yuanzhi, Zheng Weizhi. Simulation Research on Vehicle ABS Control Strategy[J]. Journal of Beijing Institute of Electronic Technology, 2011, 19(2):26-32.
- [5] Li Peipei, Hu Ping. Braking Intention Recognition of Electric Vehicle Based on Fuzzy Neural Network[J]. Numeric User, 2013, 19(35).
- [6] Song Qingkun. Research on adaptive structure optimization neural network control [D]. Harbin University of Science and Technology, 2009.