

神经网络工况识别的混合动力电动汽车模糊控制策略

田毅, 张欣, 张良, 张昕

(北京交通大学机械与电子控制工程学院, 北京 100044)

摘要: 采用模糊控制可以改进混合动力电动汽车(HEV)的燃油经济性和排放性, 但是对模糊控制器进行优化时通常只针对某一典型工况. 不同的城市的行驶工况有一定差别, 影响了模糊控制改善混合动力电动汽车性能的效果. 研究中以广州和上海市主干道行驶工况为例, 首先建立了一个模糊控制策略, 并采用遗传算法, 以汽车燃油经济性和排放性为优化目标, 分别针对广州和上海主干道行驶工况对模糊控制器中隶属度函数进行优化. 然后建立了一个基于模糊神经网络的行驶工况识别方法, 通过识别广州和上海的主干道行驶工况, 对控制策略中模糊控制器的隶属度参数进行相应调整, 结果证明采用模糊神经网络识别行驶工况的HEV模糊控制策略可以进一步提高汽车的燃油经济性和排放性能.

关键词: 混合动力汽车; 行驶工况; 模糊控制; 神经网络; 遗传算法

中图分类号: U469.72 **文献标识码:** A

Fuzzy control strategy for hybrid electric vehicle based on neural network identification of driving conditions

TIAN Yi, ZHANG Xin, ZHANG Liang, ZHANG Xin

(School of Mechanical, Electronic and Control Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: The fuzzy control strategy can improve the fuel consumption and reduce the emission of hybrid electric vehicle(HEV), but the parameters of control strategy are always optimized under a typical driving condition which is different from different cities. We study the fuzzy control strategy based on the urban driving conditions of Guangzhou and Shanghai. First, we propose a fuzzy control strategy and optimize the parameters of membership functions by applying the genetic algorithm to the urban driving conditions in Guangzhou and Shanghai. Second, we identify the urban driving conditions in these two cities based on the fuzzy neural network. The results of identification are applied to adjust the parameters of membership functions in the fuzzy control strategy for the HEV. The simulation results show that the HEV fuzzy control strategy based on the fuzzy neural network identification of driving conditions improves the fuel consumption and reduces the emission.

Key words: hybrid electric vehicle; driving cycle; fuzzy control; neural network; genetic algorithm

1 引言(Introduction)

混合动力电动汽车(HEV)被认为是21世纪解决汽车面临的石油能源危机和环境污染问题的有效方案之一, 建立先进合理的能量管理控制策略以及对现有控制策略进行优化已成为国内外各著名汽车公司和研究机构探索的核心技术之一^[1~8]. 然而大多数电动汽车的使用者和开发者发现电动汽车的燃油经济性虽然有所改善, 但是在实际应用中并没有充分体现, 这是因为目前绝大多数HEV控制策略都无法使得电动汽车在不同路况不同运行状态时都达到最优的控制. Sheldon S等人对并联柴-电混合巴士在7种运行工况下进行研究, 发现柴油机具有不同效率和运行参数^[1]. 2004年美国阿贡实验室

的M. Duoba等人进行了HEV对运行工况的敏感性实验测试^[2]. 2007年P. Sharer等人采用PSAT软件建立了Toyota Prius和Ford Focus汽车模型, 通过引入一个运行工况乘积倍数建立不同的运行工况进行仿真研究后得出: 运行工况对HEV燃油消耗的影响比传统汽车要大^[3]. HEV控制策略与汽车的运行工况紧密联系, 对控制策略研究仅仅采用具有部分典型特征的运行工况进行分析, 会造成HEV的各种优越性能无法得到最大发挥. 因此对汽车的运行状态进行有效识别, 从而建立一个能使HEV满足不同的运行状态的控制策略变得越来越重要^[7,8].

本文以广州和上海市主干道行驶工况为例, 首先建立了一个HEV的模糊控制策略, 然后采用遗传

算法,以汽车燃油经济性和排放性为优化目标,计算得到广州和上海市主干道行驶工况下模糊控制器中隶属度函数的最优值.然后,汽车在行驶过程中,采用模糊神经网络对行驶工况进行识别,并相应调整模糊控制器中的参数,最终建立了一个基于模糊神经网络工况识别的HEV模糊控制策略.该控制策略可以使得HEV在广州和上海市主干道循环工况中都具有最优的燃油经济性和排放性能,有效的扩大了HEV控制策略的使用范围.

2 HEV模型(HEV model)

2.1 HEV控制策略(HEV control strategy)

本文中的模型是并联式HEV汽车,由发动机提供主要动力,电机起辅助功能.在CRUISE下建立了整车模型,如图1所示.发动机选用康明斯ISBe150共轨式四缸电喷柴油机,额定功率110kW,额定转速2500 r/min,满足欧III排放法规;电机选用开关磁阻电机,额定功率35 kW,额定转速2000 r/min;电池选用镍氢动力电池;变速器采用6档自动机械式变速器.

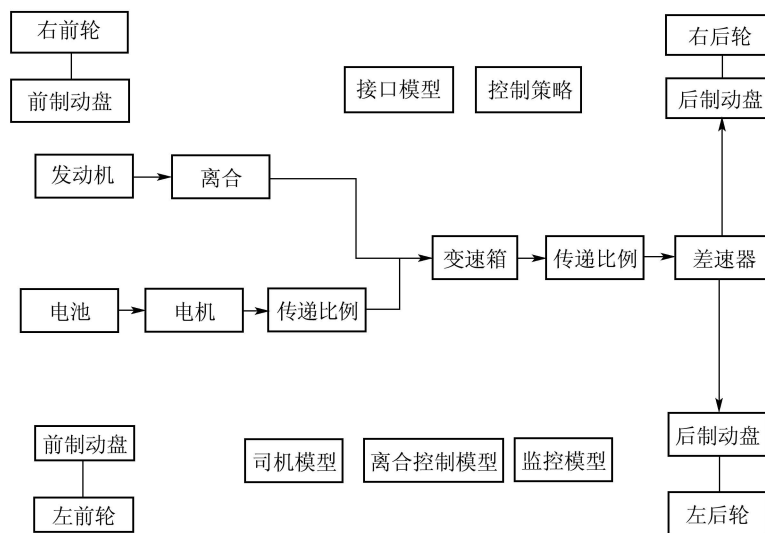


图1 HEV模型图
Fig. 1 HEV model

并联式HEV具有5种工作模式:纯电动、纯发动机、发动机给电池充电、电机给发动机助力以及制动回馈,如图2所示.汽车行驶需求扭矩和发动机的输出扭矩分别以“▲”和“●”符号进行了标识.

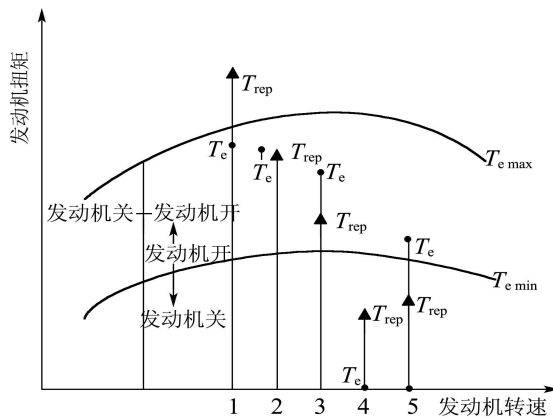


图2 HEV控制策略示意图
Fig. 2 Sketch of HEV control strategy

图2横轴上的1~5标号表示了本模型中的一种并联式混合动力客车控制策略中的5种典型与发动机相关的工作区域.

1表示 $SOC > SOC_{min}$, $T_{req} > N_{max} \cdot T_{max}$ 时,电机给发动机助力模式;

2表示 $N_{min} \cdot T_{max} < T_{req} < N_{max} \cdot T_{max}$, $V_e > V_{e min}$ 时,且 $SOC_{min} < SOC < SOC_{max}$ 时为发动机单独驱动模式;

3表示 $V_e > V_{e min}$, $N_{min} \cdot T_{max} < T_{req} < N_{max} \cdot T_{max}$, 且 $SOC < SOC_{min}$ 时,发动机输出扭矩 $K_1 \cdot T_{req}$ 为电池充电;

4表示 $T_{req} < N_{min} \cdot T_{max}$ 或者 $V_e < V_{e min}$, 且 $SOC > SOC_{max}$ 为纯电动模式;

5表示 $V_e > V_{e min}$, $T_{req} < N_{min} \cdot T_{max}$, 且 $SOC < SOC_{min}$, 发动机输出扭矩 $K_2 \cdot T_{req}$ 为电池充电.

T_{req} : 汽车需求扭矩; T_{max} : 发动机可以提供的最大扭矩; N_{min} : 发动机提供扭矩系数下限; N_{max} : 发动机提供扭矩上限; V_e : 发动机转速; $V_{e min}$: 发动机转速下限; SOC : 电池电量; SOC_{min} : 电池电量下限; SOC_{max} : 电池电量上限. 所以发动机工作区域是与 N_{min} , N_{max} , SOC_{min} , SOC_{max} , $V_{e min}$, K_1 和 K_2 密切相关的.

2.2 行驶工况(Driving cycle)

中国汽车工程研究院已经对我国电动汽车行

驶工况进行了研究, 并分别制订了上海和广州市的行驶工况. 上海和广州是中国两个典型的HEV运行城市, 从地理位置上看, 上海属华东地区, 广州属华南地区; 从城市道路上来看上海多高架桥, 广州道路较狭窄. 从排放法规来看, 上海、广州是目前我国交通繁忙, 排放控制严的城市, 且具有地方排放法规. 本文中选用了2倍广州市主干道行驶工况和2倍的上海市主干道行驶工况作为研究对象, 如图3和4所示.

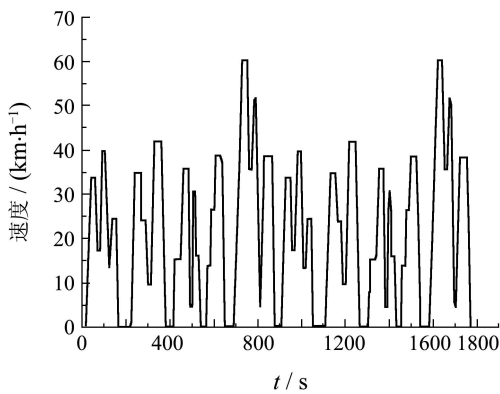


图 3 2倍广州市主干道行驶工况图

Fig. 3 Two Guangzhou urban driving cycles

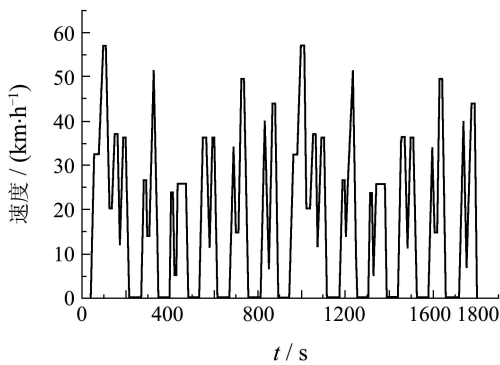


图 4 2倍上海市主干道行驶工况图

Fig. 4 Two Shanghai urban driving cycles

3 模糊控制器设计(Design of Fuzzy controller)

3.1 发动机工作区域的控制(Control of engine working area)

本文中的 HEV 基本控制策略主要是由 N_{\min} , N_{\max} , SOC_{\min} , SOC_{\max} , $V_{e\min}$, K_1 和 K_2 决定的, 它们之间具有非线性的函数关系. 模糊控制利用了专家控制的经验, 对于非线性、复杂对象的控制显示了鲁棒性好、自适应性高等优点. 因此把模糊控制应用于电动汽车上能够有效的改善汽车的燃油经济性和排放性.

考虑到电池使用寿命和发动机性能的影响, 根据经验, 在本文中:

$$\begin{aligned} SOC_{\min} &= 0.35, SOC_{\max} = 0.75, \\ V_{e\min} &= 1000 \text{ r/min}, N_{\min} = 0.59, \\ N_{\max} &= 0.81; \end{aligned}$$

K_1 选取在0.6~0.9之间, 由于此时是发动机单独工作和发动机给电机充电的分界点, 为了提高整车的工作效率, 需要考虑电机的效率, 因此 K_1 主要与电机转速和SOC有关; K_2 选取在0.72~0.9之间, 此时为发动机单独工作和电机给发动机助力的分界点, 为了保持电池SOC, 因此 K_2 主要与汽车需求扭矩 T_{req} 以及SOC有关.

由于SOC与 K_1 , K_2 的要求不一样, 本文中为了简化单个模糊控制器模型, 选用了两个双输入单输出的模糊控制器, 对 K_1 , K_2 分别进行模糊控制.

3.2 HEV的模糊控制器设计(Design of HEV fuzzy controller)

模糊控制器选用Mamdani型推理方法, 并选用三角型隶属度函数, 如式(1)所示. 其中参数 x 为自变量, 参数 a , b 和 c 为指定三角型函数的形状, 如图5所示. 本文中三角型隶属度函数 $f(x)$ 采用数组 $[a, b, c]$ 来表示.

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x < a, \\ (x - a)/(b - a), & a \leq x \leq b, \\ (c - x)/(c - b), & b < x \leq c, \\ 0. & c < x. \end{cases} \quad (1)$$

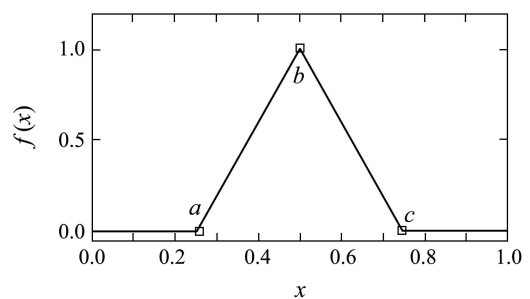


图 5 隶属度函数图

Fig. 5 Sketch of membership function

K_1 的模糊控制器中输入量SOC的隶属度函数进行参数化表示: 定义函数low为 $[-1000, P_1, P_1 + P_2]$, 定义函数high为 $[P_4 - P_3, P_4, 1000]$.

输入量电机转速的隶属度函数进行参数化表示: 定义函数slow为 $[-10000, P_5, P_5 + P_6]$, 定义函数fast为 $[P_8 - P_7, P_8, 10000]$.

输出量 K_1 的隶属度函数进行参数化表示: 定义函数small为 $[-1000, P_9, P_9 + P_{10}]$, 定义函数usua为 $[P_{12} - P_{11}, P_{12}, P_{12} + P_{13}]$, 定义函数large

为 $[P_{15} - P_{14}, P_{15}, 1000]$.

模糊控制规则如表1所示.

表1 K_1 的模糊控制规则

Table 1 Fuzzy control rule of K_1

SOC	low	high
电机转速	slow fast	small usua large

在 K_2 的模糊控制器中输入量SOC的隶属度函数进行参数化表示: 定义函数low为 $[-1000, P_{16}, P_{16} + P_{17}]$, 定义函数high为 $[P_{19} - P_{18}, P_{19}, 1000]$.

输入量发动机 T_{req} 的隶属度函数进行参数化表示: 定义函数NB为 $[-1000, P_{20}, P_{20} + P_{21}]$, 定义函数PB为 $[P_{23} - P_{22}, P_{23}, 10000]$.

输出量 K_2 的隶属度函数进行参数化表示: 定义函数small为 $[-1000, P_{24}, P_{24} + P_{25}]$, 定义函数normal为 $[P_{27} - P_{26}, P_{27}, P_{27} + P_{28}]$, 定义函数large为 $[P_{30} - P_{29}, P_{30}, 10000]$.

模糊控制规则如表2所示.

表2 K_2 的模糊控制规则

Table 2 Fuzzy control rule of K_2

SOC	low	high
T_{req}	NB PB	small normal large

4 遗传优化(Genetic optimize)

4.1 目标函数(Objective function)

本文以汽车燃油经济性和排放性为目标, 目标函数(即适应度评价函数)如式(2)所示:

$$f(x) = w_1 \cdot \frac{FC}{FC_k} + w_2 \cdot \frac{HC}{HC_k} + w_3 \cdot \frac{CO}{CO_k} + w_4 \cdot \frac{NO_x}{NO_{xk}} + w_5 \cdot \frac{PM}{PM_k} + w_6 \cdot \frac{SOC_e - SOC_s}{SOC_k} \quad (2)$$

其中: FC为每一瞬时燃油消耗量 $FC(t)$ 的累计值; HC, CO, NO_x分别为发动机排放中碳氢、一氧化碳、氮氧化物的累计值; PM为柴油机微粒排放; k 表示优化前计算时得到的燃油消耗和排放数值; SOC_e 表示仿真结束以后电池SOC值; SOC_s 表示仿真开始时电池SOC值; SOC_k 表示汽车SOC允许波动幅值. 本次优化重点需要保证汽车的动力性, 电池SOC波动必须小于0.01, 因此定义 SOC_k 为0.01; $w_1 = 0.5, w_2 = w_3 = w_4 = w_5 = 0.25, w_6 = 1$.

4.2 遗传算法模型(Model of genetic algorithm)

选取模糊控制器中参数 P_1, \dots, P_{30} , 作为个体基因, 利用遗传算法寻找最优解之前必须对其进行编码. 考虑到各个参数变化范围和精度的要求, 本文采用固定长度为16的二进制数基因编码来表示一个变量. 以下30个参数共同组成一条染色体, 代表问题的一个解:

$$x = f(P_1, \dots, P_{30}). \quad (3)$$

优化变量的变化区间, 如表3所示.

表3 优化参数区间

Table 3 Area of parameters

参数	取值范围	参数	取值范围
P_1	0.1~0.5	P_{16}	0.1~0.5
P_2	0.3~0.7	P_{17}	0.3~0.7
P_3	0.4~0.7	P_{18}	0.4~0.7
P_4	0.5~0.9	P_{19}	0.5~0.9
P_5	500~1200	P_{20}	80~150
P_6	900~1450	P_{21}	200~220
P_7	900~1450	P_{22}	180~250
P_8	1450~1700	P_{23}	280~350
P_9	0.65~0.85	P_{24}	0.65~0.85
P_{10}	0.01~0.09	P_{25}	0.01~0.09
P_{11}	0.01~0.09	P_{26}	0.01~0.09
P_{12}	0.67~0.87	P_{27}	0.67~0.87
P_{13}	0.01~0.09	P_{28}	0.01~0.09
P_{14}	0.01~0.09	P_{29}	0.01~0.09
P_{15}	0.78~0.94	P_{30}	0.78~0.94

本文选择的个体概率为 $\frac{J_{x,i}}{\sum_{i=1}^n J_{x,i}}$. 其中 $J_{x,i}$ 为个

体的适应度, 每一个个体都与它的适应度成比例. 遗传算法流程图如图6所示. CRUISE中建立的仿真模型以模块形式嵌入到MATLAB程序中执行, 针对每一代的每个个体, 都运行一次整车仿真模型, 并输出燃料消耗量及各排放目标值. 遗传算法中参数设置如表4所示.

表4 遗传算法的运算参数

Table 4 Parameters of genetic algorithm

遗传运算参数	取值
初始个体	10
最大进化代数	50
杂交概率	0.7
变异概率	0.05

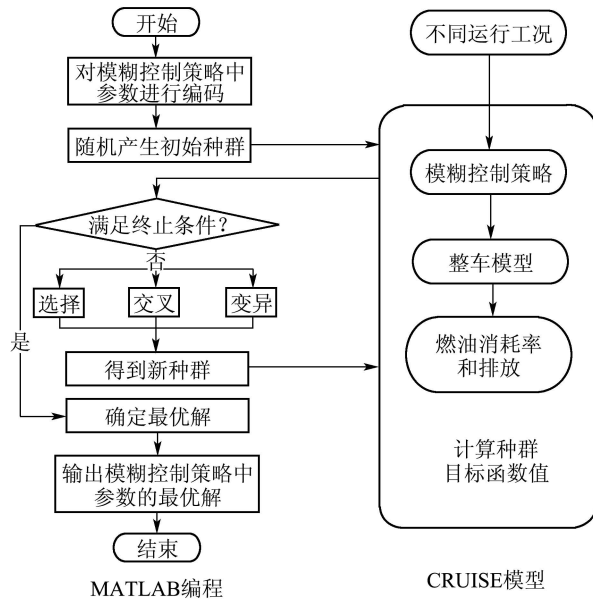


图 6 遗传优化流程图

Fig. 6 Sketch of genetic algorithm

4.3 优化结果分析(Analysis of optimized results)

在2倍广州主干道行驶工况下, 优化前和优化后 K_1 及 K_2 的模糊控制器中参数如表5所示.

表 5 基于广州主干道行驶工况的模糊控制器的优化结果

Table 5 Optimized results of the fuzzy controller parameters based on Guangzhou urban driving cycle

参数	优化前取值	优化后取值	参数	优化前取值	优化后取值
P_1	0.2	0.29	P_{16}	0.3	0.33
P_2	0.6	0.32	P_{17}	0.4	0.43
P_3	0.5	0.64	P_{18}	0.5	0.50
P_4	0.7	0.78	P_{19}	0.7	0.81
P_5	635	609	P_{20}	110	128
P_6	1025	1323	P_{21}	215	214
P_7	1000	1257	P_{22}	242	240
P_8	1685	1500	P_{23}	315	314
P_9	0.7	0.81	P_{24}	0.65	0.85
P_{10}	0.02	0.04	P_{25}	0.05	0.03
P_{11}	0.06	0.03	P_{26}	0.05	0.05
P_{12}	0.8	0.85	P_{27}	0.7	0.87
P_{13}	0.04	0.04	P_{28}	0.05	0.05
P_{14}	0.02	0.05	P_{29}	0.05	0.06
P_{15}	0.85	0.89	P_{30}	0.8	0.91

汽车油耗和排放如表6所示. 优化后结果: 油耗减少2.7%, NO_x 减少2.3%, CO 减少1.2%, HC 和微粒排放保持不变. 另外, 虽然SOC优化后比优化前

降低了0.027327, 但是SOC波动即 $SOC_e - SOC_s$ 减少98%. 说明在2倍广州行驶工况下, 采用遗传算法优化后, 汽车可以在保持SOC在0.7附近, SOC变化范围更小, 动力性更好, 而且排放和油耗都有所降低.

表 6 基于广州行驶工况的HEV优化结果
Table 6 Optimized results of HEV based on Guangzhou urban driving cycles

优化目标	优化前	优化后	优化改善/%	
排放/($g \cdot km^{-1}$)	NO_x	8.71	8.51	2.3
	CO	0.84	0.83	1.2
	HC	0.34	0.34	0
	PM	0.028	0.028	0
油耗/($l \cdot 100 km^{-1}$)	FC	24.52	23.87	2.7
$SOC_e - SOC_s$	0.027877	0.0022	98	

在2倍上海主干道行驶工况下, 优化前和优化后 K_1 及 K_2 的模糊控制器中参数如表7所示.

表 7 基于上海主干道行驶工况的模糊控制器的优化结果

Table 7 Optimized results of the fuzzy controller parameters based on Shanghai urban driving cycle

参数	优化前取值	优化后取值	参数	优化前取值	优化后取值
P_1	0.2	0.35	P_{16}	0.3	0.25
P_2	0.6	0.39	P_{17}	0.4	0.49
P_3	0.5	0.52	P_{18}	0.5	0.44
P_4	0.7	0.77	P_{19}	0.7	0.71
P_5	635	523	P_{20}	110	139
P_6	1025	1382	P_{21}	215	218
P_7	1000	1348	P_{22}	242	211
P_8	1685	1575	P_{23}	315	313
P_9	0.7	0.83	P_{24}	0.65	0.76
P_{10}	0.02	0.05	P_{25}	0.05	0.05
P_{11}	0.06	0.04	P_{26}	0.05	0.04
P_{12}	0.8	0.83	P_{27}	0.7	0.84
P_{13}	0.04	0.08	P_{28}	0.05	0.03
P_{14}	0.02	0.05	P_{29}	0.05	0.03
P_{15}	0.85	0.92	P_{30}	0.8	0.92

汽车油耗和排放如表8所示. 优化后结果: 油耗减少1%, NO_x , CO , HC 和微粒排放基本保持不变. 另外, SOC优化后比优化前增加了0.010854, 而且SOC波动即 $SOC_e - SOC_s$ 减少92%. 说明在2倍上海行驶工况下, 采用遗传算法优化后, 汽车不仅可以更好的保持SOC值, 而且油耗更低.

表8 基于上海行驶工况的HEV优化结果
Table 8 Optimized results of HEV based on Shanghai urban driving cycles

优化目标		优化前	优化后	优化改善/%
排放/(g·km ⁻¹)	NOx	10.28	10.22	0.5
	CO	0.99	0.99	0
	HC	0.41	0.41	0
	PM	0.038	0.038	0
油耗/(l·100 km ⁻¹)	FC	29.20	28.88	1
	SOC _e - SOC _s	-0.011831	-0.000977	92

5 行驶工况识别(Identification of driving cycles)

5.1 模糊神经网络(Fuzzy neural network)

本文采用对输入进行模糊处理的模糊神经网络对汽车行驶工况进行识别,其原理图如图7所示:

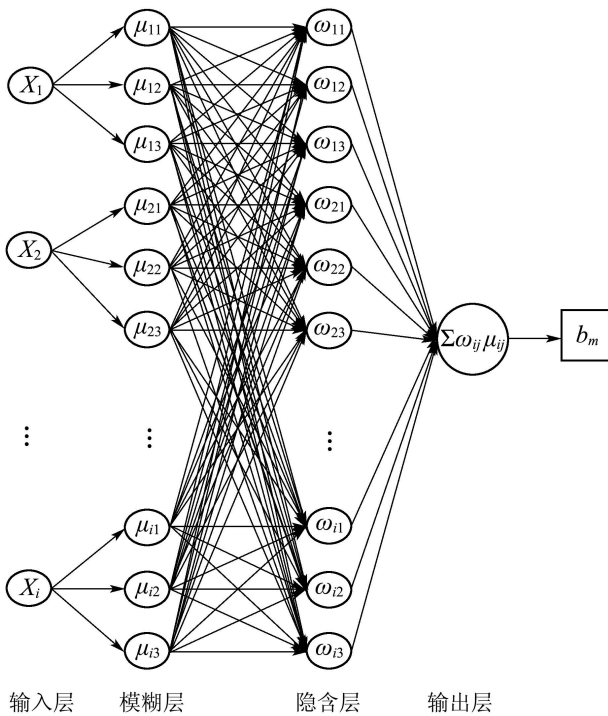


图7 模糊神经网络原理图

Fig. 7 Sketch of fuzzy neural network

第1层是输入层,每个神经元作为一个输入 X_i .

第2层是模糊层,模糊的隶属度函数如公式(4)所示:

$$out_k^2 = \mu_{ij} = \exp\left| \frac{(X_i - a_{ij})^2}{\delta_{ij}} \right|, \quad (4)$$

a_{ij} 表示隶属度函数的平均值; δ_{ij} 表示隶属度函数的标准差; i 表示输入变量的数量; j 表示隶属度函数的数量.

第3层是隐含层,其从模糊层得到输入,并把结果输出到输出层,如公式(5)所示:

$$out_k^3 = \prod_{i=1}^n \mu_{ij}^j(X_i). \quad (5)$$

第4层是输出层,如公式(6)所示:

$$out^4 = \sum w_{ij} \mu_{ij}, \quad (6)$$

w_{ij} 为权值.

5.2 工况特征参数计算(Driving pattern calculation)

本文在识别过程中,将行驶工况分为工况小片段,根据经验^[9],每个片段为240s,并且片段之间可以叠加.因此每个行驶工况变为[0~240], [1~241]...的一系列片段组,然后计算每个小片段得工况特征参数,如表9所示.2倍的广州市主干道行驶工况用一个[1538×18]数组表示,2倍的海海市主干道行驶工况用一个[1609×18]数组表示,并作为模糊神经网络的输入值.

表9 工况特征参数表
Table 9 Driving patterns

序号	参数	意义	单位
1	v_{avg}	平均车速	km/h
2	v_{std}	车速标准差	km/h
3	v_{max}	最高车速	km/h
4	a_{avg}	平均加速度	m/s ²
5	a_{std}	加速度标准差	m/s ²
6	a_{max}	最大加速度	m/s ²
7	r_{avg}	平均减速度	m/s ²
8	r_{std}	减速度标准差	m/s ²
9	r_{min}	最小减速度	m/s ²
10	v_{0-1}	速度小于1 m/s的时间占小片段的比例	%
11	v_{1-5}	速度1~5 m/s的时间占小片段的比例	%
12	v_{5-10}	速度10~15 m/s的时间占小片段的比例	%
13	v_{10-15}	速度10~15 m/s的时间占小片段的比例	%
14	v_{15-25}	速度大于15 m/s的时间占小片段的比例	%
15	a_{0-7}	加速度0~7 m/s ² 的时间占加速时间的比例	%
16	a_7	加速度大于7 m/s ² 的时间占加速时间的比例	%
17	r_{0-7}	减速度-7~0 m/s ² 的时间占减速时间的比例	%
18	r_7	减速度小于-7 m/s ² 的时间占减速时间的比例	%

6 结果(Results)

仿真采用2倍的广州主干道和2倍的海海市主干道

道行驶组合工况进行验证, 行驶工况识别结果如图8所示. 其中: 0表示广州行驶工况, 1表示上海行驶工况, 工况识别的计算结果如表10所示.

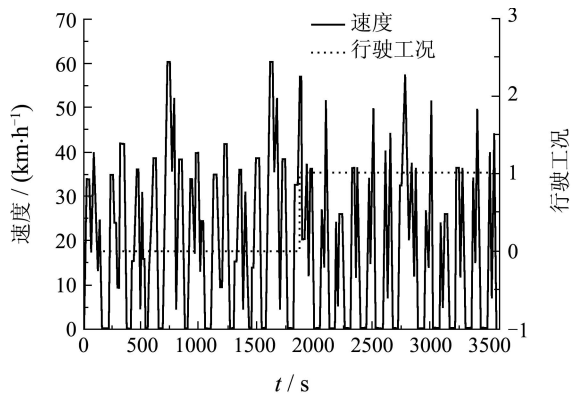


图8 2倍的广州主干道和2倍的上海主干道行驶工况曲线

Fig. 8 Two Guangzhou urban cycles and two Shanghai urban driving cycles

表10 工况识别计算结果

Table 10 Results of driving cycle identification

目标		无工况识别	工况识别	识别控制改善/%
排放(g·km ⁻¹)	NO _x	9.38	9.20	1.9
	CO	0.91	0.90	1.1
	HC	0.37	0.37	0
	PM	0.032	0.032	0
油耗/(l·100 km ⁻¹)	FC	26.46	25.92	2.04
SOC		0.715617	0.699574	2.2
SOC _e - SOC _s		0.015617	-0.000426	97

从表10结果中可以得出, 对工况进行识别后, 油耗减少2.04%, NO_x减少1.9%, CO减少1.1%, HC和微粒PM排放保持不变. 另外, 采用工况识别后SOC比无工况识别减少2.2%, 但是SOC波动减小了97%. 采用含有工况识别的控制策略可以使得HEV在不同行驶工况中都采用最优的控制策略, 进一步减少燃油消耗.

7 结论(Conclusion)

1) 行驶工况对电动汽车控制策略的影响不容忽视. 通过采用遗传算法对模糊控制器中的隶属度函数进行优化, 发现其在广州和上海市行驶工

况下优化结果是不同的. 因此, 有必要建立一种适合不同的城市的行驶工况的HEV控制策略.

2) 采用含有工况识别的控制策略可以使得HEV在不同行驶工况中都采用最优的控制策略, 进一步减少燃油消耗.

参考文献(References):

- [1] WILLIAMSON S S, EMADI A, DEWAN A. *Effects of varying driving schedules on the drive train efficiency and performance characteristics of a parallel diesel-hybrid bus*, SAE Paper, 2005-01-3477[R]. USA: Society of Automotive Engineers, 2005.
- [2] DUOBA M, LOHSE-BUSCH H, BOHN T. *Investigating vehicle fuel economy robustness of conventional and hybrid electric vehicles*[R]. Monaco: International Electric Vehicle Symposium, 2004.
- [3] SHARER P, LEYDIER R, ROUSSEAU A. *Impact of drive cycle aggressiveness and speed on hevs fuel consumption sensitivity*, SAE Paper, 2007-01-0281[R]. USA: Society of Automotive Engineers, 2007.
- [4] KUHLE R, KARSTENS D. *Improved driving cycle for testing automotive exhaust emissions*, SAE Paper, No.780650[R]. USA: Society of Automotive Engineers, 1978.
- [5] CRAUSER J P, MAURIN M, JOUMARD R. *Representative kinematic sequences for the road trace in France*, SAE Paper, No.890875[R]. USA: Society of Automotive Engineers, 1989.
- [6] BATA R, YACOUB Y, WANG W, et al. *Heavy duty testing cycles: Survey and comparison*, SAE Paper, No.942263[R]. USA: Society of Automotive Engineers, 1994.
- [7] JEON S I, JO S T, PARK Y I, et al. *Multi-mode driving control of a parallel hybrid electric vehicle using driving pattern recognition*[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 2002, 124(1): 141 - 149.
- [8] LANGARI R, WON J S. *Intelligent energy management agent for a parallel hybrid vehicle—part i: system architecture and design of the driving situation identification process*[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2005, 54(3): 925 - 934.
- [9] ERICSSON E. *Independent driving pattern factors and their influence on fuel-use and exhaust emission factors*[J]. *Transportation Research Part D*, 2001, 6(5): 325 - 341.

作者简介:

田毅 (1983—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为电动汽车控制、智能识别, E-mail: ty021021@gmail.com;

张欣 (1959—), 女, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事电动汽车控制、发动机燃烧及控制等, E-mail: zhangxin@bjtu.edu.cn;

张良 (1974—), 男, 博士研究生, 讲师, 主要从事电动汽车控制等, E-mail: zhangliang@bjtu.edu.cn;

张昕 (1976—), 女, 博士, 讲师, 主要从事电动汽车控制、汽车动力学等, E-mail: xinzhang@bjtu.edu.cn.