

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2019.07.001

混合动力耦合系统神经网络油耗模型构建

杨亚联^{a,b}, 邓淇元^a, 刘强寿^a, 裴焕鑫^a

(重庆大学 a.汽车工程学院;b.机械传动国家重点实验室,重庆 400044)

摘要:为了基于燃油经济性快速对混合动力耦合系统(EVT, electric variable transmission)构型进行筛选,在混合动力 EVT 构型图论分层图画模型的基础上提出混合动力 EVT 图论构型矩阵,并对混合动力 EVT 系统构型进行动力学建模;结合 GRNN 神经网络算法与动态规划算法,建立混合动力 EVT 系统神经网络油耗模型;通过对比测试构型的神经网络油耗模型计算结果和 DP 仿真结果,验证了该油耗模型的有效性。

关键词:混合动力 EVT 系统;图论分层拓扑图画;构型矩阵;动力学分析;动态规划;神经网络模型

中图分类号:U462.3

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2019)07-001-09

A neural network fuel consumption model hybrid of EVT system

YANG Yalian^{a,b}, DENG Qiyuan^a, LIU Qiangshou^a, PEI Huanxin^a

(a. School of Automotive Engineering; b. State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: In order to quickly screen the hybrid electric vehicle powertrain (EVT, electric variable transmission) configurations based on their fuel economy, a configuration matrix of hybrid EVT system is proposed and the dynamic model of hybrid EVT system is established on the basis of graph theory hierarchical drawing model of hybrid EVT system. A fuel consumption model of hybrid EVT system that combines general regression neural network and dynamic programming algorithm is established and its effectiveness is verified by comparing the calculation results of GRNN fuel consumption model and that of the DP simulation of the test configurations.

Keywords: hybrid EVT system; graph theory hierarchical drawing; configuration matrix; dynamic analysis; dynamic programming; neural network model

20 世纪 90 年代以来,节能与环保已成为人类社会可持续发展的两大主题。寻找一种高效、节能的汽车驱动方式,成为汽车工业刻不容缓的课题。混合动力汽车集传统内燃机汽车与电动汽车的优点,兼具高续航里程、低排放、低污染的特点,成为世界范围内各大汽车公司研究的热点^[1]。其中,一种以行星排作为动力耦合机构的混合动力耦合系统(EVT, electric variable transmission)由于结构紧凑,工作效率高,并且搭载这款混合动力耦合系统的汽车自诞生至今的二十多年里已累计销售千万台,因此,这种混合动力 EVT 构型的研究成为当今混合动力汽车发展的重要方向之一^[2]。

收稿日期:2019-02-23

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51575064);重庆市科委科技攻关重点资助项目(CSTC2015ZDCY-ZTZX60003)。

Supported by National Natural Science Foundation of China(51575064) and Key Scientific and Technological Research Projects of Chongqing Science and Technology Commission(CSTC2015ZDCY-ZTZX60003).

作者简介:杨亚联(1972—),男,教授,博士生导师,主要从事动力传动及控制、车联网等研究,(E-mail) yyl@cqu.edu.cn。

在混合动力 EVT 构型中,电机 1(EM1, Electric Motor 1)通过行星齿轮机构无级调节发动机的转速,使其与车轮转速相互独立;电机 2(EM2, electric motor 2)通过助力或再生制动使发动机转矩与负载转矩解耦;这样通过两电机实现发动机转速和转矩与外负载解耦,使得发动机运行在高效区。通过在构型中添加离合器/制动器,增加工作模式,还可以进一步提高整车燃油经济性^[3-4]。

在混合动力 EVT 构型中,发动机、电机、车轮可以连接不同的行星构件,而行星构件和动力输入输出构件又可以通过离合器/制动器的启闭实现不同传动模式的切换,因此,包含双电机、双行星排的混合动力 EVT 系统构型布置方案就超过上千万种,给研发人员进行混合动力 EVT 构型设计带来了巨大的困难。为解决这一难题,国内外的很多高校和研究机构的诸多学者不断探索着各种设计优化方法,并且已有部分研究成果,这其中包括:杠杆法^[3-4]、逆惯量矩阵法^[5]、键合图法^[6]、图论法等。

文中的学术贡献包括:采用图论分析法,参考混合动力 EVT 系统图论分层图画模型,提出混合动力 EVT 系统图论构型矩阵模型,并对混合动力 EVT 系统进行动力学建模;利用神经网络算法作为评价方式,通过建立构型矩阵模型与动态规划算法仿真所得的油耗值之间的关系,提出一种混合动力 EVT 耦合系统神经网络油耗模型,通过该油耗模型可以对构型油耗进行快速准确计算。

1 EVT 系统构型图论建模

在混合动力 EVT 系统中,包含的主要信息有:行星齿轮机构、输入/输出构件、齿轮机构运动副及构件间的连接关系,这些信息可以用图论分层图画进行完整地表示。借助图论理论中的邻接矩阵、关联矩阵可以将构型分层图画模型转化为数学模型。

1.1 EVT 构型图论分层图画模型

根据米娇等^[7]提出的混合动力 EVT 系统图论分层图画模型,丰田 Prius THS-II 构型简图及图论分层图画模型如图 1 所示。

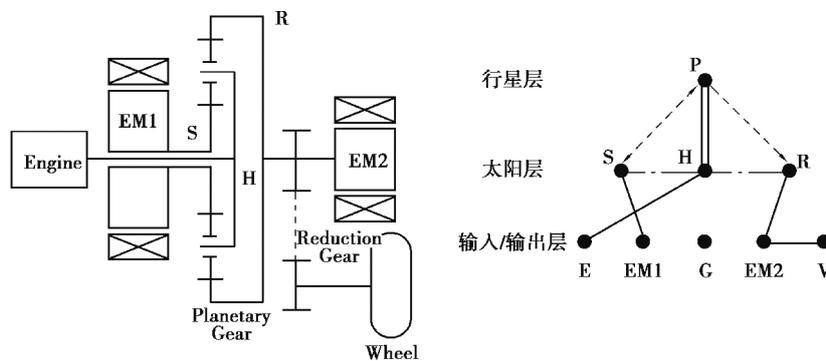


图 1 Prius THS-II 构型简图及图论分层图画模型

Fig. 1 Simplified graph and hierarchical graph model of Prius THS-II

1.2 EVT 构型图论矩阵模型

为了利用数学模型描述混合动力 EVT 系统各个构件之间连接关系,笔者基于图论理论中的邻接矩阵^[8],提出混合动力 EVT 构型的图论矩阵模型。

混合动力 EVT 构型中的连接关系主要有:固定连接(包括传动比为 1 与传动比不为 1 的连接)和离合器/制动器连接。对于这 2 种连接方式在矩阵模型中的表达形式,文中进行如下定义:1 为固定连接;CL 为离合器/制动器连接。

根据丰田 Prius THS-II 混合动力耦合系统分层图画模型,可得其构型矩阵模型,如图 2 所示。

| | V | E | EM1 | EM2 | G | S | G | R |
|-----|---|---|-----|-----|---|---|---|---|
| V | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| E | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| EM1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| EM2 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

图 2 丰田 Prius THS-II 耦合系统矩阵模型

Fig.2 Hybrid EVT matrix model of Prius THS-II

构型矩阵模型将混合动力 EVT 构型图论分层图画模型转化为数学模型,将混合动力 EVT 构型的图形表示转化为计算机可识别的数学语言,为利用计算机进行混合动力 EVT 构型建模计算奠定了基础。

1.3 混合动力 EVT 构型图论建模实例

Prius THS-II 原有构型由于不含离合器/制动器,因此,只有一种固定连接模式,根据密歇根大学 Zhang Xiaowu 和重庆大学裴焕鑫等^[9-10]的研究,在不考虑 2 个电机位置互换的前提下,可以根据 Prius THS-II 构型衍生出 12 种单行星排混合动力 EVT 基础构型,包括 6 种输入分配型构型和 6 种输出分配型构型。

为了进一步探索提高这些构型的燃油经济性,在既有混合动力 EVT 构型基础上通过增加离合器/制动器的方式,为生成神经网络训练测试所需的多样本奠定基础,文中采用在 12 种基础构型中添加离合器/制动器的方式,最终生成 36 种不同的构型方案,这 36 种构型方案中的部分方案的分层图画模型及构型矩阵如表 1 所示。因为神经网络在建立构型与其对应油耗值之间的关系模型时,不仅要能够对优秀构型的油耗做出准确的判断,而且对运动学或动力学不满足要求的不可行构型要予以识别,以便于及时剔除,因此,对于 36 种方案不进行可行性的初步筛选,以保证训练样本的全面性。

2 混合动力 EVT 构型动力学建模

混合动力 EVT 构型的运动和动力学特性建模是系统燃油经济性仿真的基础。以 Prius-II 耦合系统为例,其图论分层图画模型和行星排动力学分析模型如图 3 所示。

根据 BenFord 等^[11]的研究及图 3 中的转速分析,行星齿轮齿圈 R,行星架 H 和太阳轮 S 之间的转速关系为

$$\dot{\omega}_{EM1}S + \dot{\omega}_{out}R = \dot{\omega}_e(R + S), \tag{1}$$

式中: R, S 分别为齿圈和太阳轮的齿数。

表 1 混合动力 EVT 构型方案图论分层图画及构型矩阵

Table 1 Hierarchical graph and configuration matrices of hybrid EVT configurations

| 方案名称及编号 | 方案图论分层图画 | 方案构型矩阵 |
|-----------------------------|----------|--|
| 基础方案 A (Prius THS-II 构型) | | $\begin{matrix} & V & E & EM1 & EM2 & C & S & H & R \\ V & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ E & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ EM1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ EM2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ G & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix}$ |
| 拓展方案 A-1 | | $\begin{matrix} & V & E & EM1 & EM2 & C & S & H & R \\ V & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ E & 0 & 0 & CL & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ EM1 & 0 & CL & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & CL \\ EM2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ G & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & CL \end{matrix}$ |
| 拓展方案 A-2 | | $\begin{matrix} & V & E & EM1 & EM2 & C & S & H & R \\ V & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ E & 0 & 0 & CL & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ EM1 & 0 & CL & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ EM2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ G & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & CL \end{matrix}$ |
| | | |

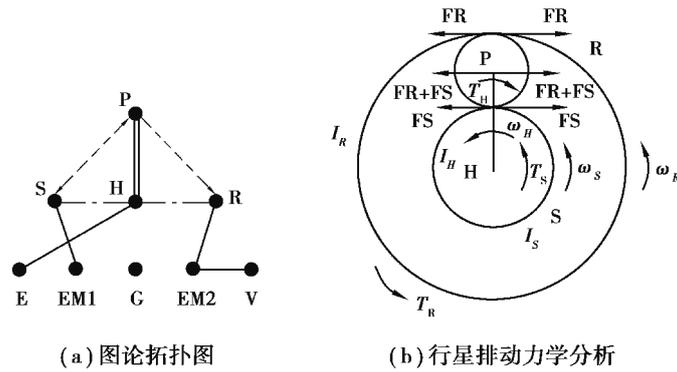


图 3 Prius-II 耦合系统图论动力学分析模型
Fig. 3 Hybrid EVT dynamic analysis model of Prius-II

根据 Zhang 等^[12-13]的研究,分别对太阳层和输入/输出层对应连接构件进行分析:
以电机 EM1、太阳轮 S 为研究对象,为

$$(I_{EM1} + I_S)\dot{\omega}_{EM1} = FS + T_{EM1}, \quad (2)$$

以发动机 E、行星架 H 为研究对象,为

$$(I_e + I_H)\dot{\omega}_e = T_e - FS - FR, \quad (3)$$

以动力输出端 V、电机 EM2、齿圈 R 为研究对象,为

$$(I_v + I_{EM2} + I_R)\dot{\omega}_{out} = T_{EM2} + FR - T_v. \quad (4)$$

将式(1)~式(4)写成矩阵形式,就可以得到 Prius THS-II 的动力学矩阵,为

$$\begin{bmatrix} I_R + I_v + I_{EM2} & 0 & 0 & -R \\ 0 & I_H + I_e & 0 & R + S \\ 0 & 0 & I_S + I_{EM1} & -S \\ -R & R + S & -S & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\omega}_{out} \\ \dot{\omega}_e \\ \dot{\omega}_{EM1} \\ F \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T_{EM2} - T_v \\ T_e \\ T_{EM1} \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中: $\dot{\omega}$ 为相应动力部件的角加速度; I 为相应部件的转动惯量; T 为相应部件的转矩。

由于 Prius THS-II 只有一种固定连接模式,该构型只对应一个动力学矩阵。在 36 种方案中,由于在构型中添加了离合器/制动器,因此,每一个构型方案在不同离合器/制动器的启闭状态切换下都可以在 2 个及以上的不同模式间切换,每个模式均对应一个动力学矩阵。文中按照上述过程对 36 种构型方案的全部模式进行了动力学建模。

3 神经网络油耗模型研究

3.1 混合动力 EVT 构型样本燃油经济性分析

动态规划 DP 算法(dynamic programming)作为一种基于全局最优的能量管理策略,是分析混合动力 EVT 构型在特定工况下最佳燃油经济性的理想工具^[14]。为了获取神经网络模型训练集中混合动力 EVT 构型在最优工作条件下的油耗值,笔者采用 DP 算法对 36 种混合动力 EVT 构型方案在 NEDC 工况下的油耗值进行仿真。仿真车型及参数采用丰田 Prius THS-II 搭载的混合动力汽车系统及其相关参数^[15-16]。

在 DP 算法中将 NEDC 工况划分为 N 个阶段,通过多阶段决策,计算整个工况下的混合动力 EVT 构型油耗。在此过程中,取发动机转速 ω_e 、电池 SOC 及构型工作模式 Mode 作为仿真的状态变量,取电机 EM1 转矩 T_{EM1} 及构型工作模式 Mode 作为控制变量^[17]。DP 算法满足的约束条件如式(6)所示。

$$\begin{cases} \omega_{e_min} \leq \omega_e(k) \leq \omega_{e_max}, \\ \omega_{EM1_min} \leq \omega_{EM1}(k) \leq \omega_{EM1_max}, \\ T_{EM1_min} \leq T_{EM1}(k) \leq T_{EM1_max}, \\ \omega_{EM2_min} \leq \omega_{EM2}(k) \leq \omega_{EM2_max}, \\ T_{EM2_min} \leq T_{EM2}(k) \leq T_{EM2_max}, \\ SOC_{min} \leq SOC(k) \leq SOC_{max}, \\ P_{batt_charge} \leq P_{batt}(k) \leq P_{batt_discharge}, \end{cases} \quad (6)$$

式中:下标 min 和 max 分别表示对应变量的最小和最大值; P_{batt_charge} , P_{batt} , $P_{batt_discharge}$ 分别为电池充电功率、实际功率和放电功率。

其目标函数由 3 部分组成:发动机油耗函数、SOC 惩罚函数及模式切换惩罚函数,为

$$\begin{cases} J = q + f_{p_soc} + f_{p_mode}, \\ q = \sum_{k=0}^{N-1} \dot{m}_f[\omega_e(k), T_e(k)], \\ f_{p_soc} = \sum_{k=0}^{N-1} \alpha [SOC(k) - SOC_{des}], \\ f_{p_mode} = \sum_{k=0}^{N-1} \beta |Mode(k+1) - Mode(k)|, \end{cases} \quad (7)$$

式中: J 为构型在 NEDC 工况下的仿真油耗值; q 为发动机油耗值,根据发动机转速 ω_e 和转矩 T_e 从发动机油耗模型 \dot{m}_f 中插值得出; f_{p_soc} 为 SOC 惩罚函数,用于保证汽车在电机驱动模式下高效使用电池电量; f_{p_mode} 为模式切换惩罚函数,避免在运行过程中模式切换过于频繁; α 和 β 分别为 SOC 惩罚函数和模式切换惩罚函数的权重系数; SOC_{des} 为电池 SOC 期望值。

利用 36 个构型动力学模型分别对相应构型方案进行 DP 仿真,得到其油耗值(油耗单位:L/100 km),部分构型的油耗值如表 2 所示。

表 2 部分样本油耗值

| Table 2 Fuel consumption of some configurations | | L/100 km | | | |
|---|-----|----------|---------|---------|-----|
| 构型编号 | A-1 | A-2 | B-1 | B-2 | ... |
| 油耗值 | NaN | NaN | 3.824 2 | 3.989 5 | ... |

在仿真时,部分构型的油耗值为 NaN,即构型不满足要求,没有油耗值输出。通过对构型方案和仿真算法设计的分析,出现这种结果的原因主要有以下 2 种:

1) 构型能够实现的模式与电池参数不匹配,导致 SOC 无法维持在要求的范围内,且车辆因不具备充电模式,满足不了驾驶工况要求。

2) 构型参数与 2 电机、发动机型号的不匹配。在一些特定时段,发动机或者电机无法提供满足驾驶循环工况所需要的转速或转矩,即工况对于发动机或电机的需求转速或者转矩大于该状态下它能够达到的最大转速或转矩,导致 DP 算法在对应状态下无法获得可行决策。

3.2 神经网络油耗模型

广义回归神经网络(GRNN, general regression neural network)最早是由 Specht 博士于 1991 年提出,属于径向基神经网络 RBF(radial basis function)的一个分支,是一种基于非线性回归理论的前馈式网络模型,具有良好的非线性逼近性能^[18]。

3.2.1 GRNN 神经网络结构

GRNN 神经网络一般由输入层、隐含层和输出层组成,如图 4 所示。其中,输入层仅接受样本的输入,不参与运算;隐含层的神经元个数等于训练集样本个数,该层的权值函数为欧式距离函数,用 $||dist||$ 表示,其

作用为计算网络输入与权值 W^1 之间的距离, b_1 为隐含层的阈值, 隐含层的传递函数为径向基函数, 通常采用高斯函数; 输出层为线性输出, 其函数为规范化点积权函数, 用 $nprod$ 表示。计算网络的向量为 n^2 , 它的每个元素就是向量 a^1 与权值矩阵 W^2 中每行元素的点积再除以向量 a^1 的各个元素之和得到; 最终将结果 n^2 提供给线性传递函数 $a^2 = purelin(n^2)$ 即可计算得到网络输出^[19]。

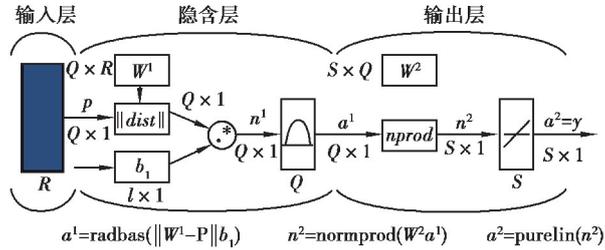


图 4 GRNN 神经网络结构

Fig. 4 GRNN structure

3.2.2 GRNN 神经网络油耗模型

搭建 GRNN 神经网络模型, 需要确定神经网络的输入量和输出量。由于构型矩阵与混合动力 EVT 构型为一一对应关系, 故将构型矩阵作为神经网络的输入, 而对应混合动力 EVT 构型 DP 仿真油耗值作为神经网络的输出。

在 GRNN 神经网络中, Spread 参数对于网络性能有重要影响。目前, Spread 的选择较为常用且效果较好的为留一法, 它是交叉验证法的特殊形式, 适用于样本数量较小的神经网络参数调整, 文中采用留一法调整 Spread。

为了评价神经网络油耗模型准确性, 文中引入 2 个指标: 相对误差 E_k 和决定系数 R^2 。

相对误差 E_k 表示神经网络的输出油耗值与构型 DP 仿真油耗值之间的差异程度, 为

$$E_k = \frac{|z_k - y_k|}{y_k}, \quad (8)$$

式中: z_k 为第 k 样本的神经网络计算值; y_k 为第 k 样本的 DP 仿真输出值。由于 y_k 作为分母, 其值不能为 NaN, 因此, 为了增强神经网络的泛化能力, 可以对每个构型进行油耗计算, 文中做如下设定: 对于仿真结果 NaN 的构型, 取 10 L/100 km 作为其油耗值, 选取 10 L/100 km 是由于与其他构型油耗值数量级相同, 同时又存在明显的差别, 对应此油耗值的构型效果明显很差, 在筛选过程中可以直接剔除。通过这种数值变动可以增强神经网络对不可行构型方案的学习泛化能力, 避免相对误差的计算因分母 NaN 而出现错误。

决定系数 R^2 表征的是计算结果和仿真结果的一种相关关系, 它的范围为 $[0, 1]$, 愈接近于 1, 表明模型性能愈好; 反之, 愈接近于 0, 表明模型性能愈差^[20], 其计算公式为

$$R^2 = \frac{\left(l \sum_{k=1}^l z_k y_k - \sum_{k=1}^l z_k \sum_{k=1}^l y_k \right)^2}{\left(l \sum_{k=1}^l z_k^2 - \left(\sum_{k=1}^l z_k \right)^2 \right) \left(l \sum_{k=1}^l y_k^2 - \left(\sum_{k=1}^l y_k \right)^2 \right)}, \quad (9)$$

式中, l 为测试样本数量。

用调整好 Spread 的 GRNN 神经网络对 36 个构型学习结果如图 5 所示。

从学习结果来看, GRNN 神经网络有很好地学习能力, 能够对 36 个学习样本方案进行很好地学习。结果显示, 神经网络对于样本的学习决定系数等于 1, 平均相对误差接近 0。

为了测试训练好的神经网络的泛化能力, 文中选取 4 个待判别的典型 EVT 构型, 其中包括丰田 Prius THS-II 和通用 Volt 无离合器/制动器构型, 同时还包括密歇根大学 Zhang 等^[21] 优化之后的 Prius+ 与 Volt-2 个含离合器/制动器构型, 这 4 个构型的图论分层图画及其构型矩阵如表 3 所示。

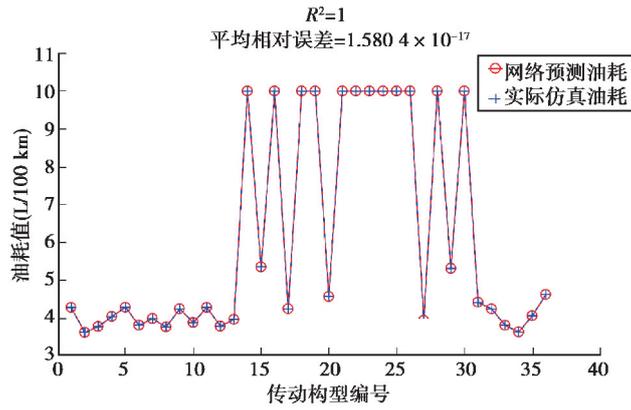


图 5 GRNN 网络学习结果比较

Fig. 5 Comparison of GRNN learning results

表 3 待判别的构型分层图画及构型矩阵

Tabel 3 Hirarchical graph and configuration matrices to be discriminated

| 构型分层图画 | 构型矩阵 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|---------------------|--|----|-----|-----|-----|-----|----|----|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|---|---|---|---|---|-----|---|----|---|---|---|---|---|----|-----|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|----|
| <p>Prius THS-II</p> | <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>V</th> <th>E</th> <th>EM1</th> <th>EM2</th> <th>C</th> <th>S</th> <th>H</th> <th>R</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>V</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>E</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>EM1</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> <td>0</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>EM2</th> <td>1</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> </tr> <tr> <th>C</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> </tr> </tbody> </table> | | V | E | EM1 | EM2 | C | S | H | R | V | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | E | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | EM1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | EM2 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | C | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| | V | E | EM1 | EM2 | C | S | H | R | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| V | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| E | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| EM1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| EM2 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| C | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| <p>Volt</p> | <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>V</th> <th>E</th> <th>EM1</th> <th>EM2</th> <th>C</th> <th>S</th> <th>H</th> <th>R</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>V</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>E</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>CL</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>EM1</th> <td>0</td> <td>CL</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>CL</td> </tr> <tr> <th>EM2</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> <td>0</td> <td>1</td> </tr> <tr> <th>C</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>CL</td> </tr> </tbody> </table> | | V | E | EM1 | EM2 | C | S | H | R | V | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | E | 0 | 0 | CL | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | EM1 | 0 | CL | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | CL | EM2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | C | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | CL |
| | V | E | EM1 | EM2 | C | S | H | R | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| V | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| E | 0 | 0 | CL | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| EM1 | 0 | CL | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | CL | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| EM2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| C | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | CL | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| <p>Prius+</p> | <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>V</th> <th>E</th> <th>EM1</th> <th>EM2</th> <th>C</th> <th>S</th> <th>H</th> <th>R</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>V</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>E</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>EM1</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> <td>0</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>EM2</th> <td>1</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> </tr> <tr> <th>C</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>CL</td> <td>0</td> </tr> </tbody> </table> | | V | E | EM1 | EM2 | C | S | H | R | V | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | E | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | EM1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | EM2 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | C | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | CL | 0 |
| | V | E | EM1 | EM2 | C | S | H | R | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| V | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| E | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| EM1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| EM2 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| C | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | CL | 0 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| <p>Volt-</p> | <table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>V</th> <th>E</th> <th>EM1</th> <th>EM2</th> <th>C</th> <th>S</th> <th>H</th> <th>R</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>V</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>E</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>EM1</th> <td>0</td> <td>1</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> </tr> <tr> <th>EM2</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>1</td> <td>0</td> <td>0</td> </tr> <tr> <th>C</th> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>0</td> <td>CL</td> </tr> </tbody> </table> | | V | E | EM1 | EM2 | C | S | H | R | V | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | E | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | EM1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | EM2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | C | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | CL |
| | V | E | EM1 | EM2 | C | S | H | R | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| V | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| E | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| EM1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| EM2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| C | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | CL | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |

用训练好的 GRNN 神经网络对以上 4 个构型进行油耗值的计算,同时通过 DP 算法,得到以上 4 个构型在 NEDC 工况下的 DP 仿真油耗值,将神经网络计算结果与 DP 仿真结果进行对比,结果如图 6 所示。

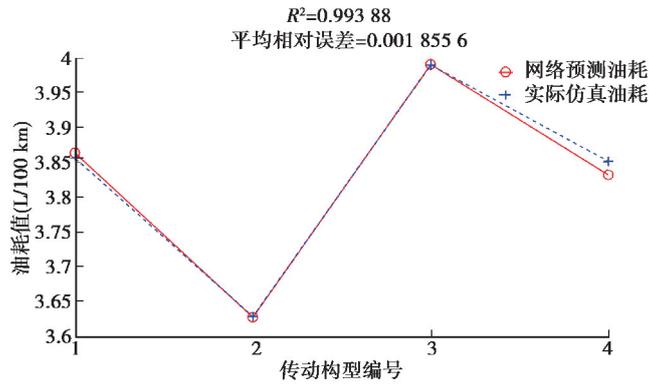


图 6 GRNN 网络计算结果比较

Fig. 6 Comparison of GRNN calculation results

预测结果与实际油耗的具体数值对比及误差分析如表 4 所示。

表 4 混合动力 EVT 构型油耗结果及误差分析

| 待判定构型 | DP 油耗 | GRNN 油耗 | 相对误差 |
|--------|---------|---------|-----------|
| Prius | 3.859 3 | 3.867 8 | 0.002 202 |
| Prius+ | 3.628 1 | 3.628 4 | 0.000 083 |
| Volt | 3.989 5 | 3.989 5 | 0 |
| Volt- | 3.847 5 | 3.827 3 | 0.005 250 |

从图 6 和表 4 的结果分析可知,基于 GRNN 神经网络建立的混合动力 EVT 系统油耗模型具有很好的计算和泛化性能。对比神经网络对 4 个典型混合动力 EVT 构型油耗的计算结果,平均相对误差 0.001 8,相关系数为 0.994,准确率可以达到 99.81%。

4 结 论

1) 在混合动力 EVT 系统分层图论模型的基础上提出混合动力 EVT 系统构型矩阵模型,为神经网络油耗模型的建立奠定基础;

2) 基于 GRNN 神经网络算法,提出一种快速判别混合动力 EVT 系统油耗模型。通过该 GRNN 神经网络油耗模型对 4 个典型混合动力 EVT 耦合系统方案进行油耗计算,并将结果与 DP 仿真结果进行比较,其准确率达到 99.81%,验证了该方法的有效性。

参考文献:

- [1] 杨亚联, 蒲斌, 胡晓松, 等. ISG 型速度耦合混合动力系统全局最优控制方法[J]. 重庆大学学报, 2013, 36(9): 71-77.
YANG Yalian, PU Bin, HU Xiaosong, et al. Study on global optimization control strategy of ISG velocity coupling hybrid electric vehicle[J]. Journal of Chongqing University(Natural Science Edition), 2013, 36(9): 71-77.(in Chinese)
- [2] Sabri M F M, Danapalasingam K A, Rahmat M F. A review on hybrid electric vehicles architecture and energy management strategies[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 53: 1433-1442.
- [3] Liao Y G, Chen M Y. Analysis of multi-speed transmission and electrically continuous variable transmission using lever analogy method for speed ratio determination[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2017, 9(8): 1687814017712948.

- [4] Zhang Y, Ma X R, Yin C L, et al. Development and simulation of a type of four-shaft ECVT for a hybrid electric vehicle [J]. *Energies*, 2016, 9(3): 141.
- [5] Zhuang W, Zhang X, Zhao D, et al. Optimal design of three-planetary-gear power-split hybrid powertrains [J]. *International Journal of Automotive Technology*, 2016, 17(2): 299-309.
- [6] Zhuang W C, Zhang X W, Ding Y, et al. Comparison of multi-mode hybrid powertrains with multiple planetary gears [J]. *Applied Energy*, 2016, 178: 624-632.
- [7] 刘振涛. EVT 混合动力传动系统的图论建模与构型综合设计理论研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
LIU Zhentao. Research on graph modeling and configuration synthesis and design of EVT hybrid electric powertrains [D]. Chongqing: Chongqing University, 2016. (in Chinese)
- [8] 林建德, 李润方. 一种齿轮系的图画表示法及其在齿轮系运动分析上的应用[J]. *机械科学与技术*, 2004, 23(1): 60-62,76.
LIN Jiande, LI Runfang. An application of a graph representation to the analysis of the kinematics of general gear trains [J]. *Mechanical Science and Technology*, 2004, 23(1): 60-62,76. (in Chinese)
- [9] Zhang X W, Peng H, Sun J. A near-optimal power management strategy for rapid component sizing of multimode power split hybrid vehicles [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2015, 23(2): 609-618.
- [10] Pei H X, Hu X S, Yang Y L, et al. Configuration optimization for improving fuel efficiency of power split hybrid powertrains with a single planetary gear [J]. *Applied Energy*, 2018, 214: 103-116.
- [11] Benford H L, Leising M B. The lever analogy: A new tool in transmission analysis [J]. *SAE Transactions*, 1981: 429-437.
- [12] Zhang X W, Li S E, Peng H, et al. Design of multimode power-split hybrid vehicles: a case study on the voltec powertrain system [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(6): 4790-4801.
- [13] Yang Y L, Pei H X, Hu X S, et al. Fuel economy optimization of power split hybrid vehicles: A rapid dynamic programming approach [J]. *Energy*, 2019, 166: 929-938.
- [14] 苏岭, 曾育平, 秦大同, 等. 插电式混合动力汽车能量管理策略研究现状和发展趋势 [J]. *东华理工大学学报(自然科学版)*, 2017, 40(2): 10-15.
SU Ling, ZENG Yuping, QIN Datong, et al. Current situation and development trend of plug-in hybrid electric vehicle's energy management strategies [J]. *Journal of Chongqing University*, 2017, 40(2): 10-15. (in Chinese)
- [15] Staunton R H, Ayers C W, Burrell B A, et al. Evaluation of 2004 toyota prius hybrid electric drive system [R]. Office of Scientific and Technical Information (OSTI), 2006. DOI:10.2172/890029.
- [16] Zhuang W C, Zhang X W, Ding Y, et al. Comparison of multi-mode hybrid powertrains with multiple planetary gears [J]. *Applied Energy*, 2016, 178: 624-632.
- [17] Yang Y L, Hu X S, Pei H X, et al. Comparison of power-split and parallel hybrid powertrain architectures with a single electric machine: Dynamic programming approach [J]. *Applied Energy*, 2016, 168: 683-690.
- [18] 王小川, 史峰, 郁磊. MATLAB 神经网络 43 个案例分析 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013.
WANG Xiaochuan, SHI Feng, YU Lei. Analysis of 43 neural network cases based on MATLAB [M]. Beijing: Beijing University Press, 2013. (in Chinese)
- [19] 张强劲, 陈忠华. 基于 GRNN 算法的潜在产出与产出缺口估算模型 [J]. *重庆大学学报(自然科学版)*, 2016, 39(6): 148-154.
ZHANG Qiangjin, CHEN Zhonghua. Potential output and output gap model based on GRNN algorithm [J]. *Journal of Chongqing University(Natural Science Edition)*, 2016, 39(6): 148-154. (in Chinese)
- [20] 徐中明, 吕伟东, 夏小均, 等. 面向行人安全的保险杠结构改进优化 [J]. *重庆大学学报(自然科学版)*, 2017, 40(4): 1-8.
XU Zhongming, LYU Weidong, XIA Xiaojun, et al. Bumper structure optimization for pedestrian leg protection [J]. *Journal of Chongqing University(Natural Science Edition)*, 2017, 40(4): 1-8. (in Chinese)
- [21] Zhang X, Li C T, Kum D, et al. Prius(+) and Volt(-): configuration analysis of power-split hybrid vehicles with a single planetary gear [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2012, 61(8): 3544-3552.