

# 基于知识的纯电动汽车两挡变速器挡位决策研究\*

翟克宁<sup>1</sup> 张静晨<sup>2</sup> 刘永刚<sup>2</sup>

(1.东风柳州汽车有限公司乘用车技术中心,柳州 545005;

2.重庆大学,机械传动国家重点实验室,重庆 400044)

**【摘要】**为了解决采用传统换挡规律时纯电动汽车在不同工况下难以获得最佳换挡性能的问题,提出了一种基于知识的两挡变速器挡位决策方法。首先,建立纯电动汽车动力学模型,通过动态规划获得最优挡位数据,基于支持向量机制定静态两参数换挡规律;然后采集驾驶员手动换挡数据构建专属知识库,基于长短时记忆网络建立智能挡位决策模型,通过空中下载技术实现挡位决策模型更新;最后通过仿真验证所提出方法的有效性。仿真结果表明,长短时记忆网络模型具有较高的挡位决策精度,所提出的基于知识的智能挡位决策方法相较于传统两参数换挡规律具有更好的换挡性能。

**关键词:**纯电动汽车 挡位决策 动态规划 长短时记忆网络

**中图分类号:**U463.21 **文献标识码:**A **DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20220143

## Research on Shift Decision of Two-Speed Transmissions in Battery Electric Vehicles Based on Knowledge

Zhai Kening<sup>1</sup>, Zhang Jingchen<sup>2</sup>, Liu Yonggang<sup>2</sup>

(1. Passenger Car Technology Center of Dongfeng Liuzhou Automobile Co., Ltd., Liuzhou 545005; 2. State Key Laboratory of Mechanical Transmissions, Chongqing University, Chongqing 400044)

**【Abstract】**To solve the problem that the traditional shift schedule of two-speed transmissions for battery electric vehicles cannot obtain the optimal shift performance under different conditions, this paper proposes a knowledge-based method for shift decision-making. Firstly, the dynamic model of battery electric vehicles was established, the optimal shift data was obtained by dynamic programming. The two-parameter shift schedule was extracted based on support vector machine. Secondly, the data of manual shift was collected to build an exclusive database. The intelligent shift decision model was built based on the long short-term memory network, and the shift decision model was updated online by over-the-air technology. Finally the proposed shift decision method was verified by simulation. The results show that long short-term memory network model has high shift decision accuracy, the proposed knowledge-based shift decision method has better shifting performance than traditional two-parameter shift schedule.

**Key words:** Electric vehicle, Shift decision, Dynamic programming, Long short-term memory network

**【引用格式】**翟克宁,张静晨,刘永刚.基于知识的纯电动汽车两挡变速器挡位决策研究[J].汽车技术,2023(4):29-35.

ZHAI K N, ZHANG J C, LIU Y G, et al. Research on Shift Decision of Two-Speed Transmissions in Battery Electric Vehicles Based on Knowledge[J]. Automobile Technology, 2023(4): 29-35.

## 1 前言

近年来,为提高纯电动汽车在低速工况下的动力性和高速工况下的经济性,汽车厂商开始关注纯电动汽车两挡变速器技术研究,但是如果换挡规律标定不合理,就会导致两挡变速器的换挡性能不如固定速比减

速器<sup>[1]</sup>。尽管两挡变速器仅有2个挡位,但驾驶意图、驾驶风格和行驶环境都会对最佳换挡规律产生影响,实际换挡规律标定工作复杂且工作量大<sup>[2]</sup>。

针对车辆建模及换挡规律优化问题,众多学者提出了基于动态规划<sup>[3-4]</sup>、极小值原理<sup>[5-6]</sup>等方法优化循环工况下的换挡规律,同时将驾驶意图<sup>[7-8]</sup>、驾驶风格<sup>[9]</sup>和道

\*基金项目:广西科技计划项目(2020GAAA0402)。

路坡度<sup>[10-11]</sup>作为优化或修正换挡规律的影响因素,进而提出具有更多参数的换挡规律<sup>[12]</sup>。但是相较于智能挡位决策技术,制定静态换挡规律并实时应用时,最多只能考虑4个参数<sup>[13]</sup>。此外,驾驶风格在线识别需要利用一段时间内的行驶数据<sup>[14]</sup>,对运算速度要求较高,而且基于驾驶风格的换挡规律阈值设定强烈依赖专家经验。

因此,本文提出一种基于数据挖掘的静态换挡规律提取方法和基于知识的智能挡位决策方法。以某纯电动汽车两挡变速器为研究对象,首先,建立纯电动汽车动力学模型和挡位优化模型,基于动态规划(Dynamic Programming, DP)算法优化得到最优挡位时序数据,构建初始挡位知识库,基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)算法从挡位知识库中提取静态两参数换挡规律。然后,采集驾驶员手动换挡数据,上传至云端并补充至挡位知识库,建立基于长短时记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)的挡位决策模型,通过空中下载(Over-The-Air, OTA)技术更新到实车上。最后,通过仿真验证 LSTM 经济性挡位决策的准确率和耗电量,并与静态两参数换挡规律和其他智能挡位决策方法进行对比。

## 2 纯电动汽车动力学建模

搭载两挡变速器的纯电动汽车动力学模型是最佳挡位数据优化的基础,同时作为仿真模型对所提出的静态两参数换挡规律和智能挡位决策方法进行验证。

车辆行驶方程为:

$$\frac{\eta_i i(k) T_m(k)}{r} = mgf + \frac{C_D A v^2(k)}{21.15} + \delta ma(k) \quad (1)$$

式中,  $T_m(k)$  为电机输出扭矩,制动时超出最大电机负扭矩的部分由制动系统提供;  $i(k)$  为传动比;  $v(k)$  为纵向车速;  $a(k)$  为纵向加速度;  $\eta_i$  为传动系统效率;  $r$  为车轮半径;  $m$  为汽车质量;  $g$  为重力加速度;  $f$  为滚动阻力系数;  $C_D$  为空气阻力系数;  $A$  为迎风面积;  $\delta$  为质量换算系数。

驱动电机输出转速表达式为:

$$n_m(k) = \frac{2.65 i(k) v(k)}{r} \quad (2)$$

驱动电机输出功率表达式为:

$$P_m(k) = \begin{cases} \frac{T_m(k) n_m(k)}{9550 \eta_c(k)}, & T_m(k) \geq 0 \\ \frac{T_m(k) n_m(k) \eta_a(k)}{9550}, & T_m(k) < 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $\eta_c(k)$  为电机发电时电池和电机的总效率;  $\eta_a(k)$  为电机耗电时电池和电机的总效率。

通过试验测得的电池与电机总效率 MAP 如图 1

所示。

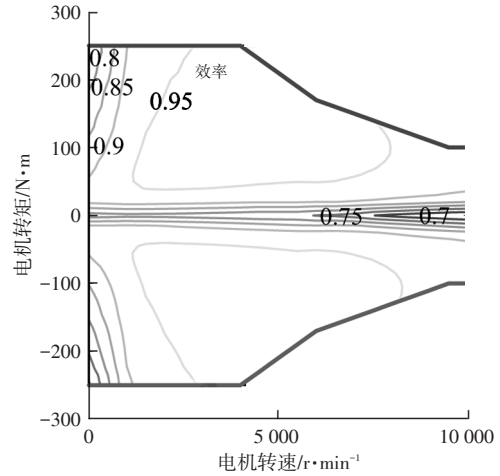


图1 电机与电池总效率 MAP

电池耗电量表达式为:

$$\Delta S_{soc}(k) = \frac{E - \sqrt{E^2 - 4RP_m(k)}}{2RQ_b} \quad (4)$$

式中,  $E$  为电池开路电压;  $R$  为电池内阻;  $Q_b$  为电池总容量。

由于仿真时电池荷电状态(State Of Charge, SOC)在 60%~70% 范围内变化,电池开路电压和内阻几乎不变,可以认为  $E$  和  $R$  为定值。

模型参数如表 1 所示。

表1 模型参数

参数名称	数值	参数名称	数值
1挡传动比	12.1	空气阻力系数	0.46
2挡传动比	7.1	迎风面积/m <sup>2</sup>	2.818
传动系统效率	0.95	质量换算系数	1.2
车轮半径/m	0.337	电池开路电压/V	358.248
汽车质量/kg	2060	电池内阻/Ω	0.11348
滚动阻力系数	0.0078	电池总容量/A·h	150

## 3 最佳挡位数据获取

为了制定最佳两参数换挡规律,利用 DP 算法建模优化获取不同工况下的最佳挡位数据。

首先将循环工况按时间离散为  $N$  个区段,每段时间间隔为 1 s。设定由第  $k$  阶段的电池耗电量  $\Delta S_{soc}(k)$  和后备功率倒数的等效能耗  $E_i(k)$  构成系统的状态变量  $\mathbf{x}(k)$ ,设定第  $k$  阶段的挡位  $N(k)$  为系统的控制量  $u(k)$ ,则系统的状态转移方程可以表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = f(\mathbf{x}(k), u(k)) \\ \mathbf{x}(k) = [\Delta S_{soc}(k) \ E_i(k)]^T \\ u(k) = N(k) \end{cases} \quad (5)$$

后备功率倒数等效能耗表达式为:

$$E_i(k) = \frac{E - \sqrt{E^2 - \frac{4R}{P_{sb}(k)}}}{2RQ_b} \quad (6)$$

式中,  $P_{sb}(k)$  为后备功率, 为电机能够输出的最大功率与需求功率之差。

$\Delta S_{soc}(k)$  和  $E_i(k)$  均越小越好, 因此对两者进行加权, 并对换挡次数进行惩罚, 构建目标函数。当  $0 \leq k \leq N-1$  时, 目标函数表达式为:

$$J(k) = \lambda \Delta S_{soc}(k) + (1 - \lambda) E_i(k) + c S(k) + J(k+1) \quad (7)$$

式中,  $S(k)$  为挡位是否改变的逻辑判断值, 挡位改变时取 1, 挡位不变时取 0;  $\lambda$  为经济性加权系数;  $c$  为惩罚因子。

该变速器仅有 2 个挡位, 因此应对控制量进行约束:

$$N(k) \in \{1, 2\} \quad (8)$$

在挡位优化过程中, 为了保证车辆平稳运行, 还应该对电机输出转速和转矩进行约束:

$$\begin{cases} n_{\min} \leq n_m(k) \leq n_{\max} \\ T_{\min} \leq T_m(k) \leq T_{\max} \end{cases} \quad (9)$$

式中,  $n_{\min}$ 、 $n_{\max}$  分别为电机转速的最小值和最大值;  $T_{\min}$ 、 $T_{\max}$  分别为电机当前转速下的最小扭矩和最大扭矩。

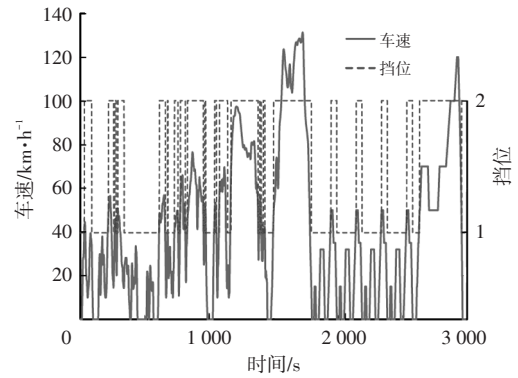
优化过程所采用的循环工况设定为新欧洲驾驶循环(New European Driving Cycle, NEDC)工况和全球统一轻型车辆测试循环(Worldwide Light-duty Test Cycle, WLTC)工况的组合工况, 然后基于 DP 算法对优化问题进行求解。DP 算法求解过程分为 2 个步骤: 逆向求解, 从第  $N$  阶段至起始阶段逐个计算对应的控制变量以及目标函数的最优解; 正向寻优, 根据计算过程中保存的最优解提取最优挡位序列。

将经济性加权系数  $\lambda$  在 0~1.0 范围内每间隔 0.1 取一个值, 基于 DP 算法进行优化, 得到 11 组优化结果, 如表 2 所示。

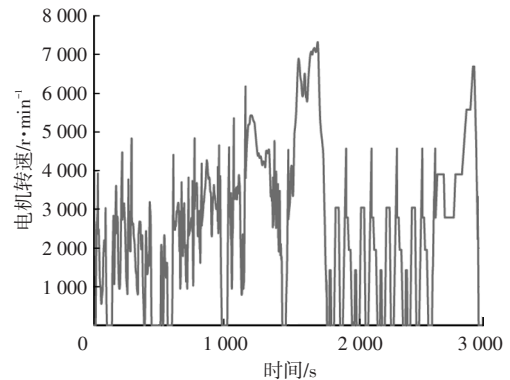
表 2 不同经济性加权系数优化结果

$\lambda$	$\Delta S_{soc}(k)/kW \cdot h$	$E_i(k)/kW \cdot h$	$\lambda$	$\Delta S_{soc}(k)/kW \cdot h$	$E_i(k)/kW \cdot h$
0	5.730 5	153.025 9	0.6	5.548 7	153.123 2
0.1	5.730 5	153.025 9	0.7	5.540 7	153.129 5
0.2	5.636 4	153.080 6	0.8	5.533 2	153.133 3
0.3	5.619 5	153.092 3	0.9	5.532 9	153.133 5
0.4	5.570 5	153.104 2	1.0	5.532 9	153.133 7
0.5	5.561 4	153.112 1			

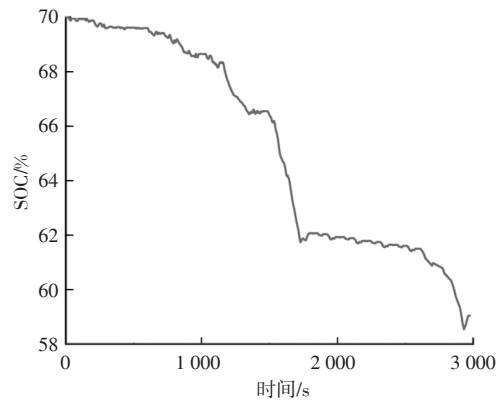
其中, 当  $\lambda$  为 0.9 和 1.0 时耗电量相同, 均达到了最佳经济性, 但是  $\lambda=0.9$  时后备功率更大, 因此设定  $\lambda=0.9$  时为最佳经济性换挡, 详细结果如图 2 所示。



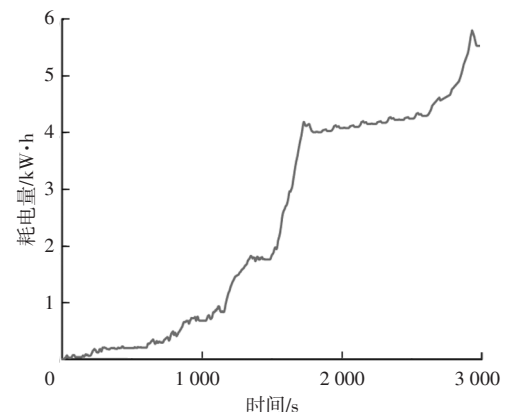
(a) 车速与挡位



(b) 电机转速



(c) SOC



(d) 耗电量

图 2 动态规划优化结果仿真曲线

由图 2 可以看出, DP 算法优化结果的耗电量为

5.532 9 kW·h。该车型原装固定速比减速器在相同循环工况下的耗电量为5.787 6 kW·h,搭载两挡变速器并进行DP算法优化后耗电量降低了4.6%。

利用优化后的挡位数据构建初始挡位知识库,其中部分数据如图3所示。所建立的知识库保存了车速、油门踏板开度、制动主油压、电机转速、SOC、经济性加权系数及对应的挡位信息,为后续基于数据挖掘提取两参数换挡规律和训练基于知识的智能挡位决策模型奠定基础。

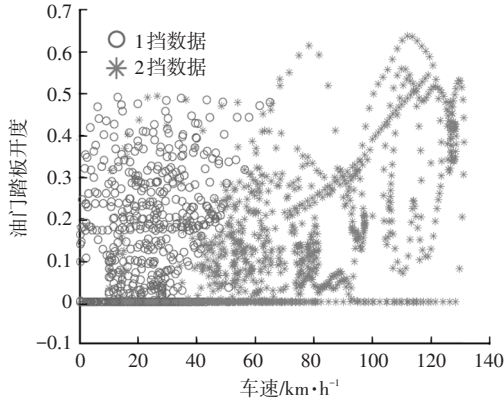


图3 初始挡位知识库部分数据

#### 4 静态两参数换挡规律设定

为了验证基于知识的智能挡位决策方法的优势,利用相同知识库中的数据集通过数据挖掘制定传统静态两参数换挡规律。首先将挡位数据按照不同经济性加权系数划分为多个数据集,然后以油门踏板开度和车速为特征,基于SVM算法针对每个数据集制定不同的两参数换挡规律。

如图4所示,当特征为2维时,SVM算法可以找到一条最优分割线将数据分为两类,同时使得每一类的支持向量与分割线几何间隔最大。其中,支持向量为平面内每一类距离分割线最近的点,也就是每一类的分类边界,这些点可以用于拟合升挡线和降挡线。

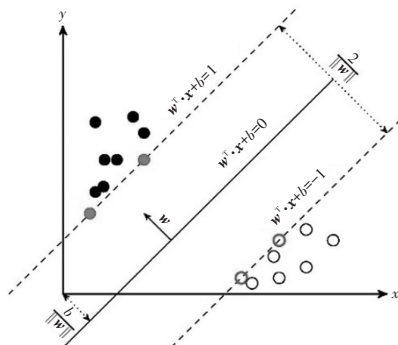


图4 SVM原理示意

需要寻求的最优分割线表达式为:

$$w^T x + b = 0 \quad (10)$$

式中, $w$ 为分割线的法向量; $b$ 为分割线的偏移量。

第 $j$ 个样本与分割线之间的函数间隔为:

$$\gamma_j = y_j (w^T x_j + b) \quad (11)$$

式中, $y_j$ 为第 $j$ 个样本的标签; $x_j$ 为第 $j$ 个样本的特征。

样本中支持向量与分割线的几何间隔为:

$$d = \frac{|w^T x_{s_j} + b|}{\|w\|} = \frac{1}{\|w\|} \quad (12)$$

式中, $x_{s_j}$ 为支持向量,其与分割线之间的函数间隔为-1时,代表1挡支持向量,函数间隔为1时,代表2挡支持向量。

在1挡支持向量和2挡支持向量之间仍存在难以分类的点,在目标函数中引入惩罚项及松弛变量可以解决此问题。最终,建立求解最优分割线与支持向量的优化问题模型,表达式为:

$$\begin{aligned} \min_{w,b,\xi_j} & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{j=1}^n \xi_j \\ \text{s.t.} & y_j (w^T x_j + b) - 1 + \xi_j \geq 0, 1 \leq j \leq n \\ & \xi_j \geq 0, 1 \leq j \leq n \end{aligned} \quad (13)$$

式中, $C$ 为惩罚因子; $\xi_j$ 为松弛变量; $n$ 为样本容量。

由式(13)可知,引入惩罚项及松弛变量后可以允许某些点与分割线的函数间隔小于1,即允许某些点存在于支持向量与分割线之间,容许程度由惩罚因子调整。

上述优化问题通过拉格朗日乘子法变换为对偶问题,然后使用序列最小优化求解器进行求解,最终计算可得支持向量。将1挡数据的部分支持向量插值得到降挡线,将2挡数据的部分支持向量插值得到升挡线,构成该条件下的静态两参数换挡规律。其中,从经济性加权系数为0.9对应的DP优化结果中提取的两参数换挡规律如图5所示。

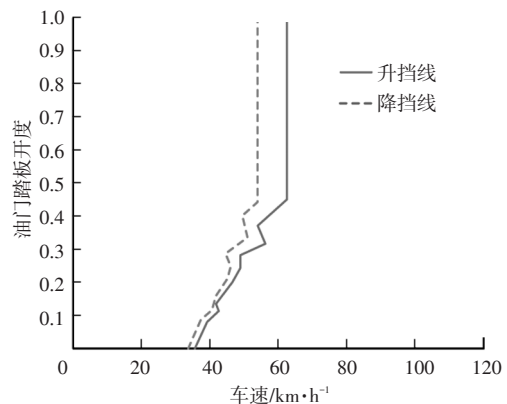


图5  $\lambda=0.9$ 时的两参数换挡规律

以最佳经济性换挡为例,将 $\lambda=0.9$ 时基于SVM提取汽车技术

的两参数换挡规律代入仿真模型中,在NEDC与WLTC组合工况下进行仿真,仿真结果如图6所示。

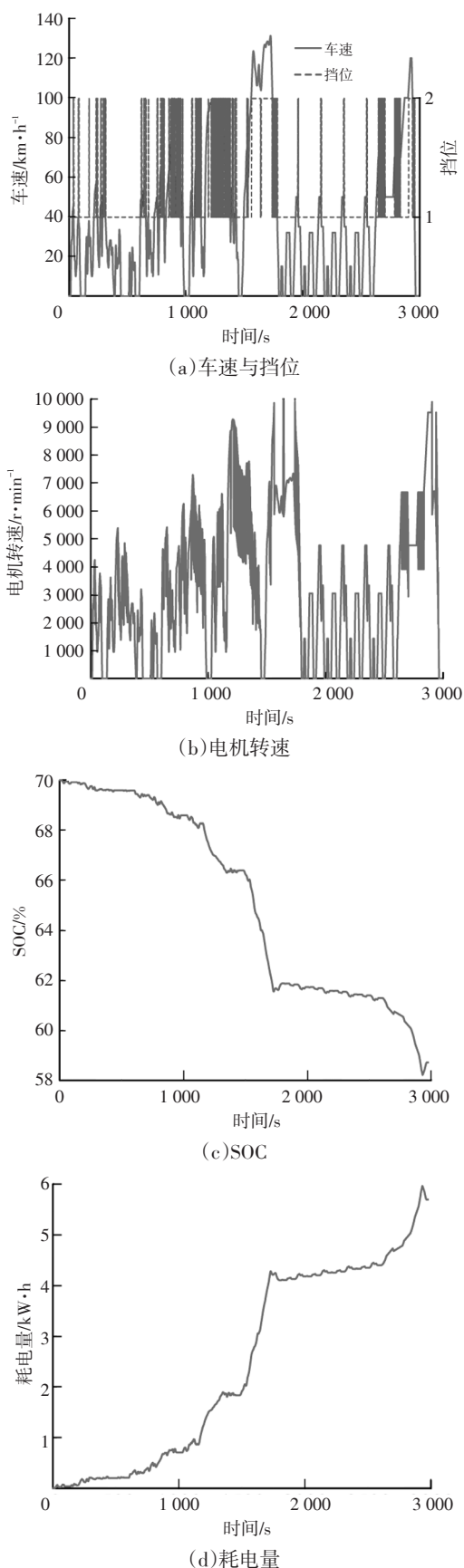


图6 两参数换挡规律仿真结果

从图6中可以看出,耗电量为 $5.696 \text{ kW}\cdot\text{h}$ ,由于驱动电机有很长一段时间工作在 $7000 \text{ r/min}$ 以上的低效率区间,导致耗电量相较于DP算法原始优化结果增加了3%。此外,换挡次数明显增多。这种现象产生的原因是静态两参数换挡规律存在升挡线和降挡线,位于升、降挡线之间的点应该选取哪个挡位还取决于上一时刻的车速与油门踏板开度,难以做到最优决策。

## 5 基于知识的智能挡位决策

通过SVM算法从初始挡位知识库中提取的静态两参数换挡规律难以达到DP算法优化结果的性能。此外,由于制定换挡规律使用的数据为离线优化数据,不包含驾驶员实际手动换挡的数据,难以反映驾驶员的实际驾驶风格。因此,可以在变速器换挡手柄上增加“强制1挡”和“强制2挡”的选项,采集实际驾驶员选择“强制1挡”或“强制2挡”时的行驶数据,将数据补充至挡位知识库,构建该驾驶员的专属挡位知识库。然后设计基于知识的智能挡位决策方法,通过智能挡位决策技术根据当前行驶信息直接计算出目标挡位。最后通过OTA技术将智能挡位决策模块下载到实车上进行更新。受目前条件限制,本文将DP算法优化结果假设为驾驶员专属挡位知识库,用于验证基于知识的智能挡位决策方法的有效性。

以当前行驶信息为输入,基于知识计算目标挡位,这属于多维特征分类问题,可通过监督学习算法实现。LSTM是一种基于深度神经网络的监督学习算法,适用于具有强时序特征的挡位决策过程。LSTM记忆单元包括5个部分:用于保存长期状态的单元状态 $c_t$ 、用于描述当前输入的单元状态 $\tilde{c}_t$ ,以及遗忘门 $f_t$ 、输入门 $i_t$ 和输出门 $o_t$ 。门是一层全连接层,其输入是一个向量,输出是一个0~1范围内的实数向量,在训练期间将更新门的权重向量和偏置项。

选择时间窗为5 s,即LSTM的特征输入为5 s内的车速、油门踏板开度、电机转速、制动主油压和SOC,输出为当前时刻的目标挡位。为了验证LSTM模型在数据覆盖不全面的情况下目标挡位的预测准确率,随机选出85%的样本数据训练LSTM网络,然后用全部样本数据进行验证。预测准确率如图7所示。

两挡变速器目标挡位预测问题是典型的二分类问题,为了验证LSTM的优越性,采用常用监督学习算法对相同训练集进行训练,包括逻辑回归(Logistic Regression, LR)、K最邻近(K-Nearest Neighbor, KNN)算

法、SVM和随机森林(Random Forest, RF),然后采用相同测试集验证,结果如表3所示。

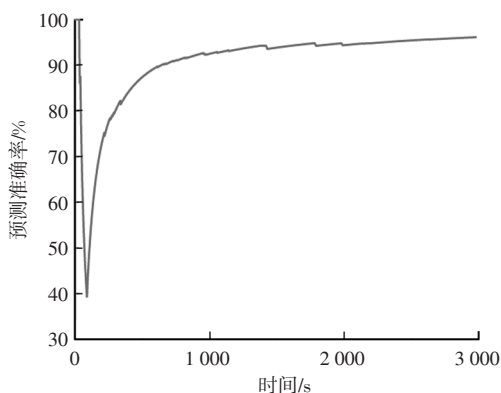


图7 LSTM目标挡位预测准确率

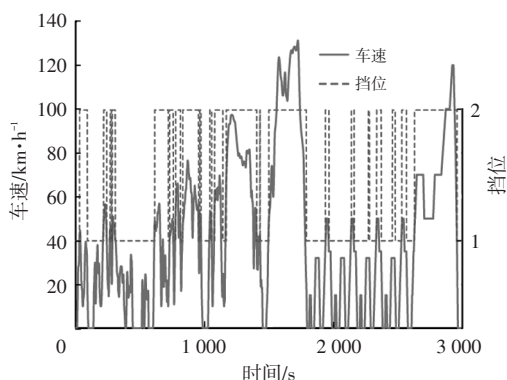
表3 不同方法的目标挡位预测准确率 %

方法	LSTM	LR	KNN	SVM	RF
准确率	96.15	91.06	77.19	90.46	95.24

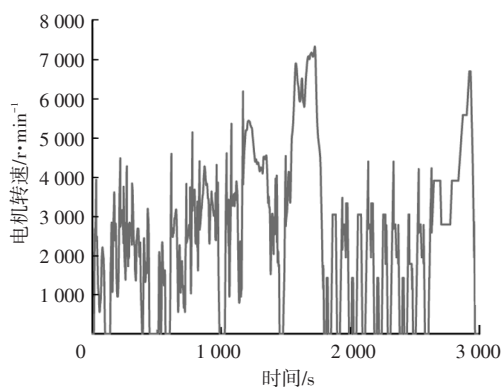
从表3中可以看出,基于LSTM的挡位决策模型预测准确率最高。由于LSTM的特征输入为时序数据,能够考虑时序特征和历史特征,其余监督学习算法的特征输入均为当前时刻数据,所以LSTM算法的预测准确率更高。

由于基于知识的LSTM挡位决策可以直接根据车辆状态计算目标挡位,不存在升、降挡线逻辑判断产生的问题,只要保证LSTM网络的预测准确率,就能获得与训练数据集相同的经济性和动力性。将LSTM挡位决策模块代入仿真模型中,以最佳经济性换挡为例,对 $\lambda=0.9$ 时在NEDC与WLTC组合工况下进行仿真,结果如图8所示。

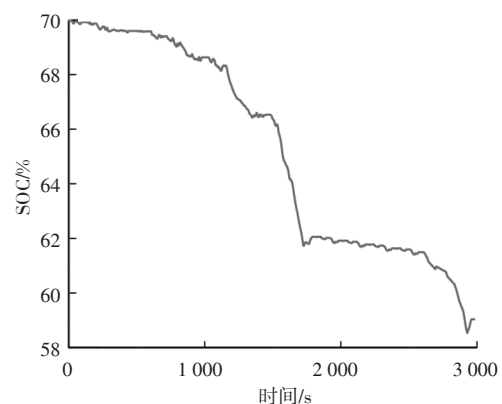
对比图8与图2可以看出,由于LSTM算法预测准确率高,挡位决策错误时仅可能导致提前换挡或延迟换挡1~2 s,因此循环工况下的仿真结果与DP算法优化结果非常接近。LSTM挡位决策的耗电量为5.536 kW·h,相较于DP算法优化结果仅增加了0.056%。



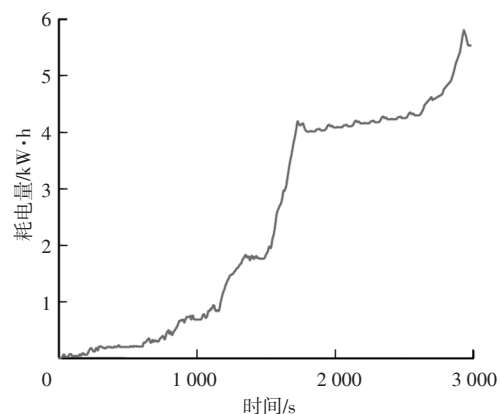
(a) 车速与挡位



(b) 电机转速



(c) SOC



(d) 耗电量

图8 LSTM挡位决策仿真结果

对比图8与图6可以看出,在不考虑驾驶风格的情况下,相较于基于SVM提取的两参数换挡规律,智能挡位决策方法的耗电量降低了2.88%,换挡次数也明显减少,市郊工况下驱动电机基本不会工作在7000 r/min以上的低效率区间。原装固定速比减速器与两挡变速器3种换挡规律的耗电量对比结果如表4所示。

综上所述,本文提出的基于知识的LSTM挡位决策模型具有更高的目标挡位预测准确率,且相较于基于SVM的传统静态两参数换挡规律经济性更佳。在未来的产品开发中,通过DP算法优化训练获得足够多的工况数据集,且包含实际驾驶员手动换挡的数据,即可获

得挡位决策精度高且更符合驾驶员风格的 LSTM 挡位模型,通过 OTA 技术在线升级换挡规律,将会显著提升纯电动汽车两挡变速器智能化水平。

表4 耗电量对比结果 kW·h

变速器及换挡规律		耗电量
固定速比减速器		5.788
两挡变速器	DP算法优化	5.533
	两参数换挡规律	5.696
	基于知识的LSTM挡位决策	5.536

## 6 结束语

本文首先建立了纯电动汽车动力学模型,采用 DP 算法优化得到最优挡位时序数据,构建挡位知识库,基于 SVM 提取不同条件下的静态两参数换挡规律。然后建立基于 LSTM 的挡位决策模型,该模型可通过 OTA 技术更新到实车上,实现基于知识的智能挡位决策。最后,通过对比仿真验证了 LSTM 挡位决策的准确率和耗电量。可得到以下结论:

- 基于 DP 算法优化的纯电动汽车两挡变速器最佳经济性换挡,相较于固定速比减速器耗电量降低约 4.6%。
- 相较于基于其他常见监督学习算法的智能挡位决策, LSTM 算法具有更高的挡位决策准确率。
- 基于知识的智能挡位决策相较于传统两参数换挡规律在换挡性能方面具有明显提升。
- 基于知识的智能挡位决策可通过 OTA 技术在线升级,实现符合驾驶员风格的挡位决策,有效提升纯电动汽车两挡变速器的智能化水平。

### 参 考 文 献

[1] LIN C, ZHAO M J, PAN H, et al. Blending Gear Shift Strategy Design and Comparison Study for a Battery Electric City Bus with AMT[J]. Energy, 2019, 185: 1-14.

[2] LIU Y G, XIE J, QIN D T, et al. Design, Control and Validation of Two-Speed Clutch-Less Automatic Transmission for Electric Vehicle[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2021.

[3] GAO B Z, LIANG Q, XIANG Y, et al. Gear Ratio Optimization and Shift Control of 2-Speed I-AMT in Electric Vehicle[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 50: 615-631.

[4] 高玮, 邹渊, 孙逢春. 纯电动公交车 AMT 双参数换挡最优控制[J]. 汽车工程, 2016, 38(3): 344-349+361.

GAO W, ZOU Y, SUN F C. Two-Parameter Optimal Shifting Control for the AMT of a Battery Electric Bus[J]. Automotive Engineering, 2016, 38(3): 344-394+361.

[5] GUO L L, GAO B Z, LIU Q F, et al. On-Line Optimal Control of the Gearshift Command for Multispeed Electric Vehicles[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2017, 22(4): 1519-1530.

[6] GUO L L, GAO B Z, CHEN H. Online Shift Schedule Optimization of 2-Speed Electric Vehicle Using Moving Horizon Strategy[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2016, 21(6): 2858-2869.

[7] ZHANG L P, ZHANG X H, HAN Z Q, et al. A Novel Multi-Parameter Coordinated Shift Control Strategy for an Automated Manual Transmission Based on Fuzzy Inference[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2016, 231(5): 684-699.

[8] LIU Y G, ZHAO P, QIN D T, et al. Driving Intention Identification Based on Long Short-Term Memory and a Case Study in Shifting Strategy Optimization[J]. IEEE Access, 2019, 7.

[9] XIA G, GAO J, TANG X W, et al. Control Strategy for Shift Schedule Correction Based on Driving Habits for Vehicles with Automatic Transmission[J]. International Journal of Automotive Technology, 2020, 21(2): 407-418.

[10] 卢汉, 阴晓峰, 陈柯序, 等. 适应坡道行驶的多性能综合最优换挡规律[J]. 汽车工程, 2020, 42(9): 1240-1247.

LU H, YIN X F, CHEN K X, et al. Multi-Performance Integrated Optimal Shift Schedule for Ramp Driving[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(9): 1240-1247.

[11] 夏光, 涂波涛, 唐希雯, 等. 基于质量与坡度辨识的汽车自动变速器换挡控制研究[J]. 汽车工程, 2018, 40(3): 305-312+341.

XIA G, TU B T, TANG X W, et al. A research on Shift Control of Vehicle Automatic Transmission Based on Vehicle Mass and Road Slope Identification[J]. Automotive Engineering, 2018, 40(3): 305-312+341.

[12] LI H N, HE H W, PENG J K, et al. Three-Parameter Shift Schedule of Automatic Mechanical Transmission for Electric Bus[J]. Energy Procedia, 2018, 145: 504-509.

[13] 张永明, 徐杰, 田晋跃. 考虑油门开度快速变化的工程车辆四参数换挡策略研究[J]. 机电工程, 2015, 32(11): 1489-1493.

ZHANG Y M, XU J, TIAN J Y. Four Parameters Shift Strategy of Engineering Vehicles Based on Fleetness Changing of Throttle Opening[J]. Mechanical & Electrical Engineering Magazine, 2015, 32(11): 1489-1493.

[14] WANG Q, ZHANG R X, WANG Y T, et al. Machine Learning-Based Driving Style Identification of Truck Drivers in Open-Pit Mines[J]. Electronics, 2019, 9(1).

(责任编辑 斛 畔)

修改稿收到日期为 2022 年 4 月 8 日。