



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109591659 A

(43)申请公布日 2019.04.09

(21)申请号 201910030094.X

(22)申请日 2019.01.14

(71)申请人 吉林大学

地址 130000 吉林省长春市前进大街2699号

(72)发明人 王少华 郭孔辉 杨悦

(74)专利代理机构 北京远大卓悦知识产权代理事务所(普通合伙) 11369

代理人 姜美洋

(51)Int.Cl.

B60L 58/18(2019.01)

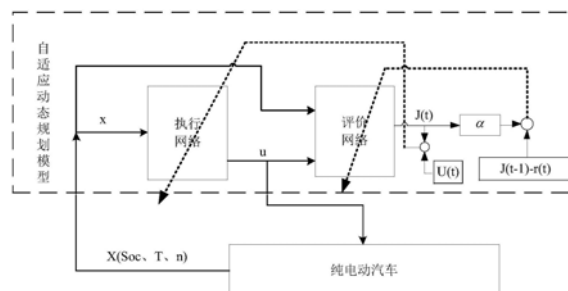
权利要求书2页 说明书7页 附图2页

(54)发明名称

一种智能学习的纯电动汽车能量管理控制方法

(57)摘要

本发明公开了一种智能学习的纯电动汽车能量管理控制方法,包括:通过加速踏板开度曲线,了解驾驶员意图并获得电机的需求功率,通过数据总线获取动力电池组的温度状态以及经过状态估计得到的荷电状态;根据上述获得的车辆信息,建立基于自适应动态规划的纯电动汽车能量管理模型;通过自适应动态规划方法中双网络的智能学习来对能量管理模型进行求解,得到最优的分配功率给动力电池热管理系统。本发明采用自适应动态规划,能够实时地将纯电动汽车动力电池组功率进行最优的分配,既解决了常规动态规划不能在线实时控制的问题,又克服了门限控制和离线模糊控制的优化程度低问题,在满足汽车正常行驶的基础上,对动力电池组进行有效的温控保护。



1. 一种智能学习的纯电动汽车能量管理控制方法,其特征在於,包括如下步骤:

步骤一、根据电机需求转速 n 、电池组的温度 T 和电池组荷电状态 Soc ,得到分配给热管理系统的功率系数 k_{T-M} ;

步骤二、根据所述电机需求转速 n 、所述电池组的温度 T 、所述电池组荷电状态 Soc 及所述分配给热管理系统的功率系数 k_{T-M} 得到代价函数 J ,并且使所述代价函数 J 趋近于效用函数 $r(t)$;

步骤三、重复完成所述步骤一和所述步骤二,使所述效用函数 $r(t)$ 趋近于0,得到分配给热管理系统的功率系数 k_{T-M} 的最优值;

其中,所述效用函数 $r(t)$ 为:

$$r(t) = f_{tm}(x, u) + f_{motor}(x, u);$$

其中, t 表示采样周期, $f_{tm}(x, u)$ 表示热管理系统的能量损耗函数; $f_{motor}(x, u)$ 表示驱动电机系统的能量损耗函数。

2. 根据权利要求1所述的智能学习的纯电动汽车能量管理控制方法,其特征在於,所述热管理系统的能量损耗函数为:

$$f_{tm}(x, u) = k_{T-M} P_{tm} \eta(T);$$

其中, P_{tm} 表示热管理系统最大可利用功率; $\eta(T)$ 表示热管理系统的效率;

所述驱动电机系统的能量损耗函数为:

$$f_{motor}(x, u) = [P_b(Soc, T) - f_{tm}(x, u)] \eta(n);$$

其中, P_b 表示电池组可提供的输出功率; $\eta(n)$ 表示驱动电机的效率。

3. 根据权利要求1所述的智能学习的纯电动汽车能量管理控制方法,其特征在於,在所述步骤三中,通过评价网络得到所述代价函数 J ,通过更新所述评价网络的权值,使所述代价函数 J 趋近于效用函数 $r(t)$;并且所述评价网络采用梯度下降法进行权值更新,使:

$$w_c(t+1) = w_c(t) - l_c(t) \left[\frac{\partial E_c(t)}{\partial w_c(t)} \right],$$

$$\text{其中, } \frac{\partial E_c(t)}{\partial w_c(t)} = \left[- \frac{\partial E_c(t)}{\partial J(t)} \frac{\partial J(t)}{\partial w_c(t)} \right];$$

式中, t 表示采样周期, w_c 表示网络的权重值, $E_c(t)$ 表示评价网络的优化目标函数, $l_c(t)$ 表示评价网络的学习速率。

4. 根据权利要求3所述的智能学习的纯电动汽车能量管理控制方法,其特征在於,所述评价网络的优化目标函数为:

$$E_c(t) = \frac{1}{2} e_c^2(t);$$

其中, $e_c(t)$ 表示评价网络的预测误差;

$$e_c(t) = \alpha * J(t) - [J(t-1) - r(t)];$$

式中, α 为折扣因子, $0 < \alpha < 1$ 。

5. 根据权利要求4所述的智能学习的纯电动汽车能量管理控制方法,其特征在於,在所述步骤二中,通过执行网络得到分配给热管理系统的功率系数 k_{T-M} ,并且所述执行网络的权值更新模型为:

$$w_a(t+1) = w_a(t) - l_a(t) \frac{\partial E_a(t)}{\partial w_a(t)},$$

$$\text{其中, } \frac{\partial E_a(t)}{\partial w_a(t)} = \left[-\frac{\partial E_a(t)}{\partial J(t)} \frac{\partial J(t)}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial w_a(t)} \right];$$

式中, w_a 表示执行网络的权重值, $E_a(t)$ 表示执行网络的优化目标函数, $l_a(t)$ 表示执行网络的学习速率。

6. 根据权利要求5所述的智能学习的纯电动汽车能量管理控制方法, 其特征在于, 所述执行网络的优化目标函数为:

$$E_a(t) = \frac{1}{2} e_a^2(t);$$

其中, $e_a(t)$ 为执行网络的预测误差,

$$e_a(t) = J(t) - U(t);$$

式中, $U(t)$ 为系统期望的目标函数值。

7. 根据权利要求6所述的智能学习的纯电动汽车能量管理控制方法, 其特征在于, 所述执行网络和评价网络均采用三层前馈神经网络。

一种智能学习的纯电动汽车能量管理控制方法

技术领域

[0001] 本发明属于纯电动汽车能量管理技术领域,特别涉及一种智能学习的纯电动汽车能量管理控制方法。

背景技术

[0002] 电动汽车能量管理系统属于电动汽车技术的核心。当前关于控制策略的研究主要集中于混合动力汽车,这是因为混合动力汽车有着较为复杂的动力总成系统,相关优化策略的空间较大。例如,串联式混合动力汽车通常采用恒温器策略、功率跟踪式策略和基本规则式策略。并联式混合动力汽车通常采用逻辑门限策略、模糊逻辑控制策略和全局最优能量管理策略等。混联式混合动力汽车通常采用发动机恒定工作点策略、发动机最优工作曲线能量策略等。

[0003] 然而,除了多能量源动力系统的纯电动车能量管理策略方面研究的很少,主要是因为其动力系统比较简单,只有动力电池组提供相应的能量。因此相关控制策略发挥的空间相对有限,目前主要存在两种方法进行纯电动汽车整车能量管理。第一种:只保留车辆行驶必需的高压负载,将有限的功率全部分配到驱动电机系统;第二种:通过热管理系统的应用使电池一直工作在高效能区域。上述方法一忽略了动力电池组的热管理,长时间的高温会加速电池的性能老化,从而影响整车的经济性能。方法二中常用门限控制策略进行能量管理,虽然结构简单稳定,但是不能进行动力电池组能量的最优分配,超过门限管理范围后动力电池组的能量利用率降低。另外模糊控制策略的运用能在一定程度上优化能量的分配,但是模糊控制规则的制定常常受设计者自身的主观因素影响,容易产生一些漏洞,当系统零部件的效率损耗在使用过程中发生变化后,控制策略不能够及时调整相应的规则和参数,容易造成局部最优,再加上长时间的系统累积误差,从而使控制效果不理想。还有考虑动态规划优化的模糊控制策略中,常规的动态规划只能针对特定的行驶工况进行优化,不能考虑汽车行驶的所有工况,并且不能实时在线运行。

发明内容

[0004] 本发明的目的是提供一种智能学习的纯电动汽车能量管理控制方法,其采用自适应动态规划方法,在保证电池高效能的同时进行整车能量的最优分配,提高整车的经济性和动力性。

[0005] 本发明提供的技术方案为:

[0006] 一种智能学习的纯电动汽车能量管理控制方法,包括如下步骤:

[0007] 步骤一、根据电机需求转速 n 、电池组的温度 T 和电池组荷电状态 Soc ,得到分配给热管理系统的功率系数 k_{T-M} ;

[0008] 步骤二、根据所述电机需求转速 n 、所述电池组的温度 T 、所述电池组荷电状态 Soc 及所述分配给热管理系统的功率系数 k_{T-M} 得到代价函数 J ,并且使所述代价函数 J 趋近于效用函数 $r(t)$;

[0009] 步骤三、重复完成所述步骤一和所述步骤二,使所述效用函数 $r(t)$ 趋近于0,得到分配给热管理系统的功率系数 k_{T-M} 的最优值;

[0010] 其中,所述效用函数 $r(t)$ 为:

$$[0011] \quad r(t) = f_{tm}(x, u) + f_{motor}(x, u);$$

[0012] 其中, t 表示采样周期, $f_{tm}(x, u)$ 表示热管理系统的能量损耗函数; $f_{motor}(x, u)$ 表示驱动电机系统的能量损耗函数。

[0013] 优选的是,所述热管理系统的能量损耗函数为:

$$[0014] \quad f_{tm}(x, u) = k_{T-M} P_{tm} \eta(T);$$

[0015] 其中, P_{tm} 表示热管理系统最大可利用功率; $\eta(T)$ 表示热管理系统的效率。

[0016] 所述驱动电机系统的能量损耗函数为:

$$[0017] \quad f_{motor}(x, u) = [P_b(\text{Soc}, T) - f_{tm}(x, u)] \eta(n);$$

[0018] 其中, P_b 表示电池组可提供的输出功率; $\eta(n)$ 表示驱动电机的效率。

[0019] 优选的是,在所述步骤三中,通过评价网络得到所述代价函数 J ,通过更新所述评价网络的权值,使所述代价函数 J 趋近于效用函数 $r(t)$;并且所述评价网络采用梯度下降法进行权值更新,使:

$$[0020] \quad w_c(t+1) = w_c(t) - l_c(t) \left[\frac{\partial E_c(t)}{\partial w_c(t)} \right],$$

$$[0021] \quad \text{其中, } \frac{\partial E_c(t)}{\partial w_c(t)} = \left[-\frac{\partial E_c(t)}{\partial J(t)} \frac{\partial J(t)}{\partial w_c(t)} \right];$$

[0022] 式中, t 表示采样周期, w_c 表示网络的权重值, $E_c(t)$ 表示评价网络的优化目标函数, $l_c(t)$ 表示评价网络的学习速率。

[0023] 优选的是,所述评价网络的优化目标函数为:

$$[0024] \quad E_c(t) = \frac{1}{2} e_c^2(t);$$

[0025] 其中, $e_c(t)$ 表示评价网络的预测误差;

$$[0026] \quad e_c(t) = \alpha * J(t) - [J(t-1) - r(t)];$$

[0027] 式中, α 为折扣因子, $0 < \alpha < 1$ 。

[0028] 优选的是,在所述步骤二中,通过执行网络得到分配给热管理系统的功率系数 k_{T-M} ,并且所述执行网络的权值更新模型为:

$$[0029] \quad w_a(t+1) = w_a(t) - l_a(t) \frac{\partial E_a(t)}{\partial w_a(t)},$$

$$[0030] \quad \text{其中, } \frac{\partial E_a(t)}{\partial w_a(t)} = \left[-\frac{\partial E_a(t)}{\partial J(t)} \frac{\partial J(t)}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial w_a(t)} \right];$$

[0031] 式中, w_a 表示执行网络的权重值, $E_a(t)$ 表示执行网络的优化目标函数, $l_a(t)$ 表示执行网络的学习速率。

[0032] 优选的是,所述执行网络的优化目标函数为:

$$[0033] \quad E_a(t) = \frac{1}{2} e_a^2(t);$$

[0034] 其中, $e_a(t)$ 为执行网络的预测误差,

[0035] $e_a(t) = J(t) - U(t)$;

[0036] 式中, $U(t)$ 为系统期望的目标函数值。

[0037] 优选的是, 所述执行网络和评价网络均采用三层前馈神经网络。

[0038] 本发明的有益效果是:

[0039] 本发明提供的智能学习的纯电动汽车能量管理控制方法, 克服了普通门限值控制策略和模糊控制策略的缺点, 通过自适应动态规划的方法, 利用电池组的温度、荷电状态以及汽车行驶工况等信息为输入, 以能量损失最小为目标建立纯电动汽车能量管理模型, 其中自适应动态规划中执行网络和评价网络具有自动学习的能力, 并实时在线进行能量损失成本函数的优化, 保证纯电动汽车在不同的行驶工况中都能高效率运行, 同时对动力电池组进行有效的保护, 增加其使用寿命。

附图说明

[0040] 图1为本发明所述的纯电动汽车能量源及其流动示意图。

[0041] 图2为本发明所述的智能学习的纯电动车能量管理控制策略控制流程图。

[0042] 图3为本发明所述的自适应动态规划中评价网络的结构示意图。

[0043] 图4为本发明所述的自适应动态规划中执行网络的结构示意图。

具体实施方式

[0044] 下面结合附图对本发明做进一步的详细说明, 以令本领域技术人员参照说明书文字能够据以实施。

[0045] 纯电动汽车能量管理系统的功用是在满足整车基本动力性、驾驶平稳性等技术性能和成本等要求的前提下, 根据各高压系统部件的特性及汽车的运行工况, 实现能量在能源转换装置之间按最佳路线流动, 控制整车的能源配比。如图1所示, 纯电动汽车运行由动力电池组提供能量, 主要耗能系统包括驱动电机、热管理系统、低压供电系统这三部分。由于低压供电系统在整车运行过程消耗的能量基本是恒定的, 因此, 本发明提供了一种纯电动汽车能量管理控制方法, 以解决纯电动汽车如何分配给热管理系统和驱动电机最优的功率配比, 使整车能源利用率达到最高。

[0046] 如图2-4所示, 本发明提供的智能学习的纯电动汽车能量管理控制方法, 包括如下步骤:

[0047] 步骤一、驾驶员踩踏加速踏板后, 通过加速踏板开度曲线, 了解驾驶员的驾驶意图, 获得电机需求转速 n , 通过数据总线采集动力电池组的温度 T , 同时获取状态估计得到的电池组荷电状态 Soc ;

[0048] 步骤二、基于自适应动态规划方法, 以纯电动汽车能量损失成本为优化目标建立纯电动汽车的能量管理控制模型。

[0049] 在本实施例中, 自适应动态规划方法包含了神经网络、动态规划和强化学习的理念, 是一种时间正向的计算过程, 在扰动或不确定条件下随时间变化近似贝尔曼动态回归方程中的代价函数, 规避了常规动态规划在非线性系统控制中的计算量问题, 另一方面该方法并不需要精确的系统模型。

[0050] 如图2所示, 自适应动态规划包括执行网络和评价网络, 这两种网络根据实际系统

的要求可以选择合适的神经网络结构。其中,执行网络的输入是系统的状态 x ,输出是当前的控制变量 u ,用于使代价函数 J 最优得到最优控制 u ;评价网络将系统状态 x 、控制变量 u 作为输入,输出是对效用函数 r 的近似,评价网络通过不断的学习使其输出的代价函数 J 近似于效用函数 r ,效用函数又称为局部代价,反映出每一步的控制效果,其可以根据控制目标来定义。自适应动态规划可以按时间正向计算,通过估计代价函数或代价对状态的微分函数来代替每个阶段内对所有状态和控制变量进行精确计算,减少计算量的同时还能够在在线进行学习优化,实现对最优控制策略的逼近。

[0051] 在本实施例中,基于自适应动态规划方法,评价网络和执行网络均采用三层前馈神经网络结构,并以能量损失成本为优化目标函数建立纯电动汽车的能量管理控制模型。

[0052] 步骤三、通过自适应动态规划方法中执行网络和评价网络的智能学习来对能量管理模型进行求解,得到分配给热管理系统的功率系数,然后分别控制热管理系统、驱动电机系统的状态输出;具体过程如下:

[0053] (1) 初始化评价网络和执行网络权值;

[0054] (2) 将每个采样时刻采集的电池组荷电状态 Soc 、电机需求转速 n 、动力电池组的温度 T 输入执行网络,执行网络输出 k_{T-M} ;其中, k_{T-M} 为分配给热管理系统的功率系数。

[0055] (3) 将每个采样时刻采集的电池组荷电状态 Soc 、电机需求转速 n 、动力电池组的温度 T 和执行网络输出的 k_{T-M} 作为评价网络的输入,得到代价函数 J ;

[0056] (4) 根据评价网络的权值更新方式,更新评价网络的权值,使其输出的代价函数 J 近似等于效用函数 r ;

[0057] (5) 根据执行网络的权值更新方式,更新执行网络的权值;

[0058] (6) 更新并记录上述执行网络和评价网络的权值;

[0059] 循环(2)-(6),直到效用函数 r 趋近于0,完成最优的控制输出 k_{T-M} 。

[0060] 其中,效用函数 $r(t)$ 定义为纯电动汽车热管理系统和电机系统损失功率之和,即:

[0061] $r(t) = f_{tm}(x, u) + f_{motor}(x, u)$ 。

[0062] 式中, $f_{tm}(x, u)$ 表示的是热管理系统的能量损耗函数,其与电池组的系统温度 T 有关; $f_{motor}(x, u)$ 表示的是驱动电机系统的能量损耗函数,其与电机的转速 n 有关。

[0063] 所述热管理系统的能量损耗函数为:

[0064] $f_{tm}(x, u) = k_{T-M} P_{tm} \eta(T)$;

[0065] 其中, P_{tm} 表示热管理系统最大可利用功率, P_{tm} 是一固定值,是根据整车设计需要得到的; $\eta(T)$ 表示热管理系统的效率,通过标定后查表获得;

[0066] 所述驱动电机系统的能量损耗函数为:

[0067] $f_{motor}(x, u) = [P_b(Soc, T) - f_{tm}(x, u)] \eta(n)$;

[0068] 其中, P_b 表示电池组可提供的输出功率,通过基于混合脉冲动力表示特性(HPPC)估计得到; $\eta(n)$ 表示驱动电机的效率,通过标定后查表获得。

[0069] 在步骤三中,评价网络和执行网络的同步智能学习,具体学习过程如下:

[0070] (1) 评价网络的在线学习过程

[0071] 将评价网络的预测误差定义为:

[0072] $e_c(t) = \alpha * J(t) - [J(t-1) - r(t)]$

[0073] 式中, α 定义为折扣因子,反映远期和近期不同阶段的奖惩对总的期望代价的影

响; $0 < \alpha < 1$ 。

[0074] 将评价网络的优化目标函数定义为:

$$[0075] \quad E_c(t) = \frac{1}{2} e_c^2(t)$$

[0076] 评价网络的输入层到隐藏层的输出值为:

$$[0077] \quad q_i(t) = \sum_{j=1}^{n+1} w_{cj}^{(1)}(t) x_j(t);$$

[0078] 式中, $w_{cj}^{(1)}$ 为评价网络输入层到隐藏层的权值矩阵。

[0079] 隐藏层的转移函数选择双曲正切函数:

$$[0080] \quad p_i(t) = \frac{1 - \exp^{-q_i(t)}}{1 + \exp^{-q_i(t)}}$$

[0081] 隐藏层到输出层的输出值为:

$$[0082] \quad J(t) = \sum_{i=1}^N w_{ci}^{(2)}(t) p_i(t)$$

[0083] 式中, $w_{ci}^{(2)}$ 为评价网络隐藏层到输出层的权值矩阵。

[0084] 评价网络中的 w_c 包括输入层与隐藏层之间的权重 $w_{cj}^{(1)}$ 和隐藏层与输出层之间的权重 $w_{ci}^{(2)}$, 具体更新方式分别如下:

$$[0085] \quad w_{ci}^{(2)}(t+1) = w_{ci}^{(2)}(t) - l_c(t) \left[\frac{\partial E_c(t)}{\partial w_{ci}^{(2)}(t)} \right]$$

$$[0086] \quad \frac{\partial E_c(t)}{\partial w_{ci}^{(2)}(t)} = \frac{\partial E_c(t)}{\partial J(t)} \frac{\partial J(t)}{\partial w_{ci}^{(2)}(t)} = \alpha e_c(t) p_i(t)$$

$$[0087] \quad w_{cj}^{(1)}(t+1) = w_{cj}^{(1)}(t) - l_c(t) \left[\frac{\partial E_c(t)}{\partial w_{cj}^{(1)}(t)} \right]$$

$$[0088] \quad \frac{\partial E_c(t)}{\partial w_{cj}^{(1)}(t)} = \frac{\partial E_c(t)}{\partial J(t)} \frac{\partial J(t)}{\partial p_i(t)} \frac{\partial p_i(t)}{\partial q_i(t)} \frac{\partial q_i(t)}{\partial w_{cj}^{(1)}(t)} = \alpha e_c(t) w_{ci}^{(2)}(t) \left[\frac{1}{2} (1 - p_i^2(t)) \right] x_j(t)$$

[0089] (2) 执行网络的在线学习过程

[0090] 执行网络的预测误差定义为:

$$[0091] \quad e_a(t) = J(t) - U(t)$$

[0092] 其中, $U(t)$ 定义为系统期望的目标函数值, 本实例中设为 0, 即期望纯电动汽车能量损失最低;

[0093] 执行网络的优化目标函数为:

$$[0094] \quad E_a(t) = \frac{1}{2} e_a^2(t);$$

[0095] 执行网络的输入层到隐藏层的输出值为:

$$[0096] \quad h_i(t) = \sum_{j=1}^n w_{aj}^{(1)}(t)x_j(t);$$

[0097] 式中, $w_{aj}^{(1)}$ 为执行网络输入层到隐藏层的权值矩阵。

[0098] 隐藏层的转移函数选择双曲正切函数:

$$[0099] \quad g_i(t) = \frac{1 - \exp^{-h_i(t)}}{1 + \exp^{-h_i(t)}};$$

[0100] 隐藏层到输出层的输出值为:

$$[0101] \quad v(t) = \sum_{i=1}^N w_{ai}^{(2)}(t)g_i(t);$$

[0102] 式中, $w_{ai}^{(2)}$ 为执行网络隐藏层到输出层的权值矩阵。

[0103] 输出层的转移函数选择双曲正切函数,因此输出层的输出为:

$$[0104] \quad k_{T-M}(t) = \frac{1 - \exp^{-v(t)}}{1 + \exp^{-v(t)}};$$

[0105] 执行网络中 w_a 包括输入层与隐藏层之间的权重 $w_{aj}^{(1)}$ 和隐藏层与输出层之间的权重 $w_{ai}^{(2)}$, 具体更新方式分别如下:

$$[0106] \quad w_{ai}^{(2)}(t+1) = w_{ai}^{(2)}(t) - l_a(t) \left[\frac{\partial E_a(t)}{\partial w_{ai}^{(2)}(t)} \right]$$

$$[0107] \quad \frac{\partial E_a(t)}{\partial w_{ai}^{(2)}(t)} = \frac{\partial E_a(t)}{\partial J(t)} \frac{\partial J(t)}{\partial_i k_{T-M}(t)} \frac{\partial k_{T-M}(t)}{\partial v(t)} \frac{\partial v(t)}{\partial w_{ai}^{(2)}(t)}$$

$$= e_a(t) \left[\frac{1}{2} (1 - k_{T-M}^2(t)) \right] g_i(t) \sum_{i=1}^{N_a} \left[\frac{1}{2} w_{ai}^{(2)}(t) (1 - p_i^2(t)) w_{ai}^{(2)}(t) \right]$$

$$[0108] \quad w_{aj}^{(1)}(t+1) = w_{aj}^{(1)}(t) - l_a(t) \left[\frac{\partial E_a(t)}{\partial w_{aj}^{(1)}(t)} \right]$$

$$[0109] \quad \frac{\partial E_a(t)}{\partial w_{aj}^{(1)}(t)} = \frac{\partial E_a(t)}{\partial J(t)} \frac{\partial J(t)}{\partial_i k_{T-M}(t)} \frac{\partial k_{T-M}(t)}{\partial v(t)} \frac{\partial v(t)}{\partial w_{ai}^{(2)}(t)} \frac{\partial v(t)}{\partial w_{ai}^{(2)}(t)} \frac{\partial h_i(t)}{\partial w_{aj}^{(1)}(t)}$$

$$= e_a(t) \left[\frac{1}{2} (1 - k_{T-M}^2(t)) \right] w_{ai}^{(2)}(t) \left[\frac{1}{2} (1 - g_i^2(t)) \right] x_j(t) \sum_{i=1}^{N_a} \left[\frac{1}{2} w_{ai}^{(2)}(t) (1 - p_i^2(t)) w_{ai}^{(2)}(t) \right]$$

[0110] 得到的分配给热管理系统的功率系数 k_{T-M} 的最优值后, 根据 k_{T-M} 的最优值分别控制热管理系统、驱动电机系统的状态输出。

[0111] 本发明提供的智能学习的纯电动汽车能量管理控制方法, 既解决了常规动态规划不能在线实时控制的问题, 又克服了普通门限值控制策略和模糊控制策略的缺点, 通过自适应动态规划的方法, 利用电池组的温度、荷电状态以及汽车行驶工况等信息为输入, 以能量损失最小为目标建立纯电动汽车能量管理模型, 其中自适应动态规划中执行网路和评价网络具有自动学习的能力, 并实时在线进行能量损失成本函数的优化, 保证纯电动汽车在不同的行驶工况中都能高效率运行, 同时对动力电池组进行有效的控温保护, 增加其使用

寿命。

[0112] 尽管本发明的实施方案已公开如上,但其并不仅仅限于说明书和实施方式中所列运用,它完全可以被适用于各种适合本发明的领域,对于熟悉本领域的人员而言,可容易地实现另外的修改,因此在不背离权利要求及等同范围所限定的一般概念下,本发明并不限于特定的细节和这里示出与描述的图例。

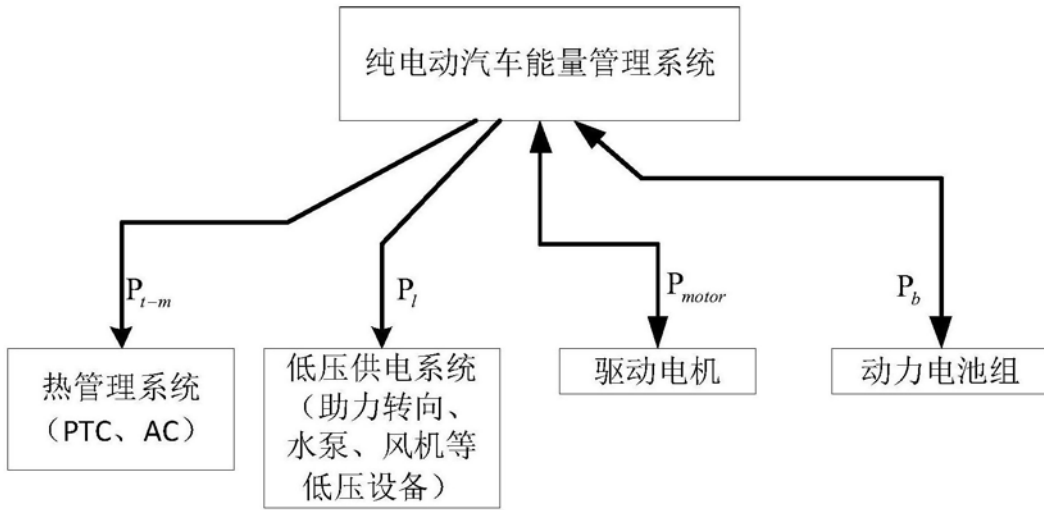


图1

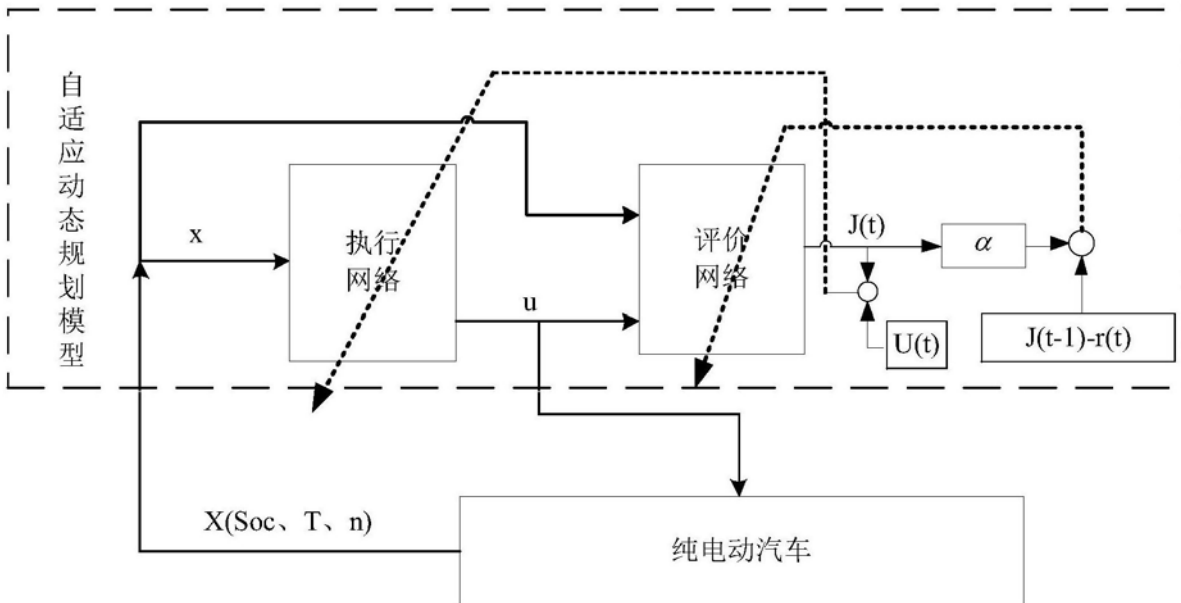


图2

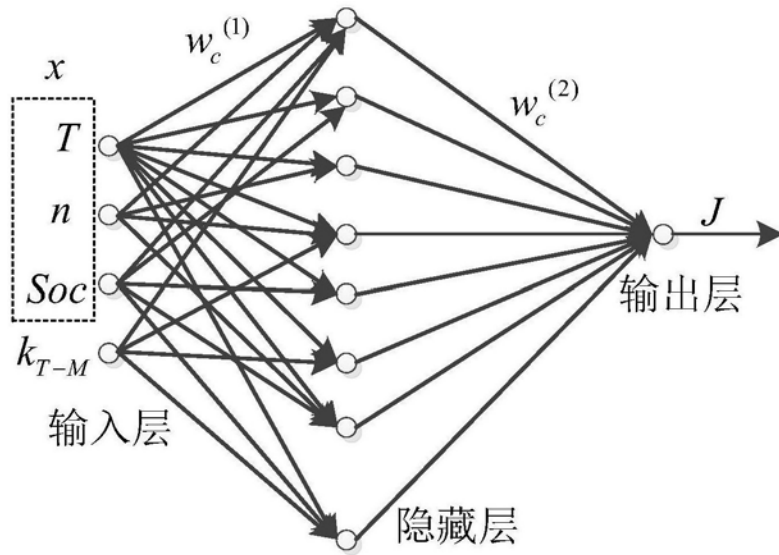


图3

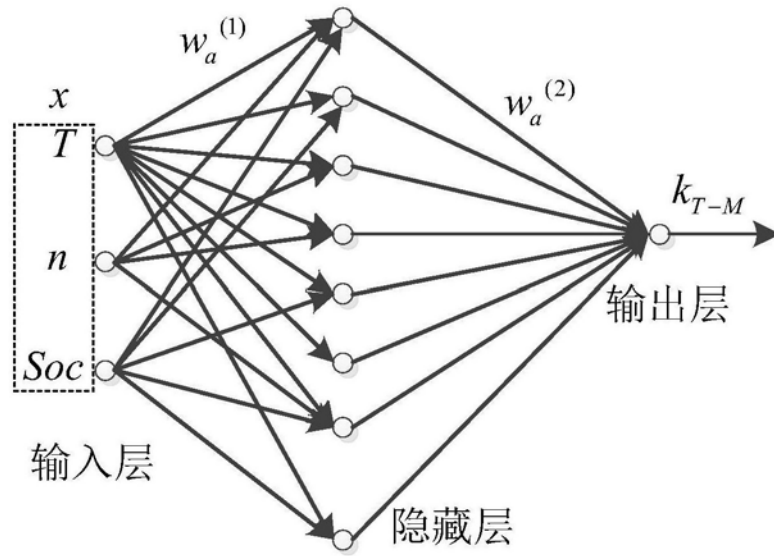


图4