



# (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111198501 A

(43)申请公布日 2020.05.26

(21)申请号 202010039719.1

(22)申请日 2020.01.14

(71)申请人 浙江工业大学

地址 310014 浙江省杭州市下城区潮王路  
18号浙江工业大学科技处

(72)发明人 余世明 马包胜 何德峰 仇翔  
宋秀兰

(74)专利代理机构 杭州浙科专利事务所(普通  
合伙) 33213

代理人 吴秉中

(51)Int.Cl.

G05B 13/04(2006.01)

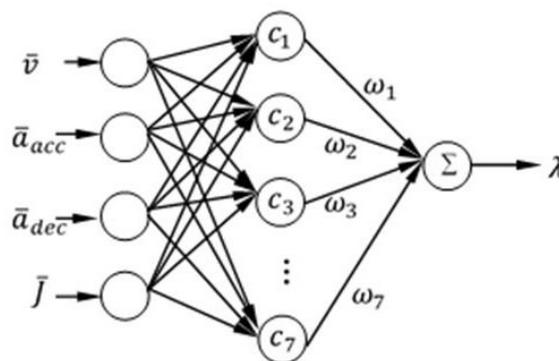
权利要求书2页 说明书4页 附图1页

## (54)发明名称

一种由RBF神经网络确定燃油等效因子的方法

## (57)摘要

本发明公开了一种由RBF神经网络计算燃油等效因子的方法。庞特里亚金极小值原理应用于混合动力汽车能量管理时,可以根据整车动力模型构建基于燃油经济性的哈密顿函数,其中的协状态变量可以视为将瞬时电量消耗折合成瞬时油耗的燃油等效因子。针对难以确定最优燃油等效因子使整车燃油经济性达到全局最优的问题,本发明采用了RBF神经网络优化燃油等效因子。以平均速度、平均加速度、平均减速度和平均冲击度为神经网络的输入层,燃油等效因子为输出。相比于仅通过车辆所处工况的类型确定燃油等效因子的方法,本发明的方法能得到更优的等效因子;相比于通过智能优化算法计算燃油等效因子的方法,本发明提出的方法计算量更小,实时性更强。



1. 一种由RBF神经网络确定燃油等效因子的方法,其特征在于包括如下步骤:

在离线环境中,从已有的工况库中选取有效的行车片段,计算它们的最优燃油等效因子,构建RBF神经网络来拟合车况基本信息和最优燃油等效因子之间的映射关系;

当RBF神经网络训练完成后,在实时在线环境下,从行车记录中提取相应的特征参数计算燃油等效因子。

2. 根据权利要求1所述的一种由RBF神经网络确定燃油等效因子的方法,其特征在于,在离线情况下,从已有的工况库中选取有效的600s工况片段,分别计算它们的平均速度 $\bar{v}$ 、平均加速度 $\bar{a}_{acc}$ 、平均减速度 $\bar{a}_{dec}$ 和平均冲击度 $\bar{J}$ ,冲击度定义为

$$J(t) = \left| \frac{d^2v(t)}{dt^2} \right|$$

依据庞特里亚金极小值原理,根据混合动力汽车数学模型构建哈密顿函数

$$H(x(t), u(t), \lambda(t), t) = \dot{m}_f(u(t), t) + \lambda(t) \cdot f(x(t), u(t), t);$$

当哈密顿函数有最小值时,整车有最佳功率分配,燃油等效因子 $\lambda$ 取到最优值时,整车有最优燃油经济性,以步进法确定各个工况片段的最优等效因子。

3. 根据权利要求1所述的一种由RBF神经网络确定燃油等效因子的方法,其特征在于,构建RBF神经网络拟合基本车况信息(平均速度 $\bar{v}$ 、平均加速度 $\bar{a}_{acc}$ 、平均减速度 $\bar{a}_{dec}$ 、平均冲击度 $\bar{J}$ )和最优等效因子 $\lambda$ 之间的关系;RBF神经网络分为三层,包括输入层、隐层和输出层,隐层以高斯径向基函数作为激活函数:

$$(\mathbf{x}, c_i) = e^{-\frac{\|\mathbf{x}-c_i\|^2}{\sigma_i^2}}$$

其中, $c_i$ 为径向基函数中心, $\sigma$ 为径向基函数宽度, $\mathbf{x}$ 为输入层参数;输出层为隐层神经元输出以不同权重的线性组合

$$\mathbf{y} = \sum_{i=1}^k \omega_i \phi(\mathbf{x}, c_i)$$

其中, $\omega_i$ 为权重系数, $\mathbf{y}$ 为输出层的输出值。

4. 根据权利要求1所述的一种由RBF神经网络确定燃油等效因子的方法,其特征在于,对输入层的参数进行归一化处理,然后再进行加权处理

$$(\bar{v}, \bar{a}_{acc}, \bar{a}_{dec}, \bar{J}) \leftarrow (\bar{v}, \bar{a}_{acc}, \bar{a}_{dec}, \bar{J}) \cdot \text{diag}(a_1, a_2, a_3, a_4)$$

$$a_1 + a_2 + a_3 + a_4 = 1$$

其中, $a_1, a_2, a_3, a_4$ 为权重系数, $\leftarrow$ 为赋值符号。以梯度下降法训练RBF神经网络,使得以输出的均方误差为目标函数达到最小

$$\omega_i \leftarrow \omega_i + \Delta \omega_i, c_i \leftarrow c_i + \Delta c_i, \sigma_i \leftarrow \sigma_i + \Delta \sigma$$

$$\Delta \omega_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_i} = \eta e \phi(\mathbf{x}, c_i)$$

$$\Delta c_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial c_i} = \eta \frac{\omega_i}{\sigma_i^2} e \phi(\mathbf{x}, c_i) (\mathbf{x} - c_i)$$

$$\Delta \sigma_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial \sigma_i} = \eta \frac{\omega_i}{\sigma_i^3} e \phi(\mathbf{x}, c_i) \|\mathbf{x} - c_i\|^2$$

其中, $\leftarrow$ 为赋值符号, $\eta$ 为学习率。

5. 根据权利要求1所述的一种由RBF神经网络确定燃油等效因子的方法,其特征在于,当RBF神经网络训练完成后,在实时在线情况下,从最近120s的行车记录中提取基本车况信息,包括平均速度 $\bar{v}$ 、平均加速度 $\bar{a}_{acc}$ 、平均减速度 $\bar{a}_{dec}$ 、平均冲击度 $\bar{j}$ ,代入RBF神经网络计算燃油等效因子,每3秒更新一次燃油等效因子。

## 一种由RBF神经网络确定燃油等效因子的方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及汽车领域,对基于庞特里亚金极小值原理的混合动力汽车能量管理方法进行优化,尤其涉及一种通过RBF神经网络计算燃油等效因子的方法。

### 背景技术

[0002] 在新能源汽车取代传统燃油汽车之前,混合动力汽车作为一种过渡车型将存在很长一段时间,混合动力汽车的能量管理策略是解决其燃油经济性、尾气排放等问题的关键。针对混合动力汽车这类非线性时变系统,可应用庞特里亚金极小值原理设计能量管理策略。依据整车的动力学模型,可以构建哈密顿函数,其中的协状态变量可以视为将瞬时电量消耗转为瞬时燃油消耗的燃油等效因子。

[0003] 基于庞特里亚金极小值的能量管理方法是全局优化算法,同时它可以通过哈密顿函数将能量管理转为瞬时问题,其关键便是燃油等效因子,最优的燃油等效因子可以确保整车有最佳的燃油经济性。仅根据车辆所处的工况类型或驾驶者的驾驶风格确定燃油等效因子这类方法会忽略其他车况信息对燃油等效因子的影响,难以获取最佳燃油等效因子。通过智能优化算法寻找最优燃油等效因子这种方法的计算量较大,实时性较差。

### 发明内容

[0004] 为了解决现有技术中存在的上述技术问题,本发明提出了一种由RBF神经网络确定燃油等效因子的方法以快速获取接近最优的燃油等效因子,提升整车燃油经济性。

[0005] 本发明解决上述问题的技术方案如下:

[0006] 1) 工况数据预处理(离线)。从已有的行车记录工况库中提取若干600s的工况片段,由哈密顿函数计算各个工况片段的最优功率分配,由枚举法确定燃油等效因子 $\lambda$ 。并计算各个工况片段的平均速度 $\bar{v}$ 、平均加速度 $\bar{a}_{acc}$ 、平均减速度 $\bar{a}_{dec}$ 和平均冲击度 $\bar{J}$ 。

[0007] 2) 训练RBF神经网络(离线)。以平均速度 $\bar{v}$ 、平均加速度 $\bar{a}_{acc}$ 、平均减速度 $\bar{a}_{dec}$ 和平均冲击度 $\bar{J}$ 为输入层参数,以最优燃油等效因子 $\lambda$ 为输出,通过梯度下降法训练RBF神经网络。

[0008] 3) 计算燃油等效因子(在线)。从本车记录的行驶工况中提取最近120s的工况,计算平均速度 $\bar{v}$ 、平均加速度 $\bar{a}_{acc}$ 、平均减速度 $\bar{a}_{dec}$ 和平均冲击度 $\bar{J}$ ,然后通过训练完成的RBF神经网络计算燃油等效因子。

[0009] 所述步骤1中,冲击度为加速度变化率的大小

$$[0010] \quad J(t) = \left| \frac{d^2 v(t)}{dt^2} \right|$$

[0011] 其中, $v(t)$ 是当前行驶速度。

[0012] 所述步骤1中,哈密顿函数为

$$[0013] \quad H(x(t), u(t), \lambda(t), t) = \dot{m}_f(u(t), t) + \lambda(t) \cdot f(x(t), u(t), t)$$

[0014] 其中,  $x(t)$  为系统的状态变量, 这里指电池SOC状态;  $u(t)$  为系统的控制变量, 这里指电机转矩  $T_m$ 。  $\dot{m}_f(u(t), t)$  为发动机瞬时油耗,  $\lambda(t) \cdot f(x(t), u(t), t)$  为电机等效油耗,  $f(x(t), u(t), t) = -S\dot{O}C$ ,  $\lambda(t)$  为燃油等效因子。当哈密顿函数最小时, 有最优的发动机和电机的功率分配。使整车燃油经济性达到最佳的燃油等效因子为最优等效因子。

[0015] 所述步骤2中, RBF神经网络包含输入层、隐层和输出层。以高斯径向基函数作为隐层的激活函数

$$[0016] \quad \phi(x, c_i) = e^{-\frac{\|x-c_i\|^2}{\sigma_i^2}}$$

[0017] 其中,  $c_i$  为径向基函数中心,  $\sigma$  为径向基函数宽度,  $x$  为输入层参数; 输出层为隐层神经元输出以不同权重的线性组合

$$[0018] \quad y = \sum_{i=1}^k \omega_i \phi(x, c_i)$$

[0019] 其中,  $\omega_i$  为权重系数,  $y$  为输出层的输出值。

[0020] 所述步骤2中, 以梯度下降法调整神经网络的各项系数。以输出的均方误差为目标函数, 因为本发明构建的是单输出RBF神经网络, 所以有:

$$[0021] \quad E = \frac{1}{2} (\hat{y} - y)^2 = \frac{1}{2} e^2$$

$$[0022] \quad e = \sum_{i=1}^k \omega_i \phi(x, c_i) - y$$

[0023] 其中,  $e$  为输出误差,  $y$  为实际值,  $\hat{y}$  为由RBF神经网络输出值。为了使目标函数最小, 以负梯度方向对各个参数进行调整, 有

$$[0024] \quad \omega_i \leftarrow \omega_i + \Delta \omega_i, c_i \leftarrow c_i + \Delta c_i, \sigma_i \leftarrow \sigma_i + \Delta \sigma$$

$$[0025] \quad \Delta \omega_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_i} = \eta e \phi(x, c_i)$$

$$[0026] \quad \Delta c_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial c_i} = \eta \frac{\omega_i}{\sigma_i^2} e \phi(x, c_i) (x - c_i)$$

$$[0027] \quad \Delta \sigma_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial \sigma_i} = \eta \frac{\omega_i}{\sigma_i^3} e \phi(x, c_i) \|x - c_i\|^2$$

[0028] 其中,  $\leftarrow$  为赋值符号,  $\eta$  为学习率。

[0029] 所述步骤3中, 当RBF神经网络训练完成后, 其各项系数  $\omega_i$ 、 $c_i$ 、 $\sigma_i$  已是确定值, 此时将平均速度  $\bar{v}$ 、平均加速度  $\bar{a}_{acc}$ 、平均减速度  $\bar{a}_{dec}$  和平均冲击度  $\bar{f}$  代入便能计算得到燃油等效因子。

[0030] 相比于现有的确定燃油等效因子的方法, 本发明有以下优点: 充分考虑了各项车况信息对燃油等效因子的影响, 通过RBF神经网络构建基本车况信息与最优燃油等效因子之间的映射关系, 在实时环境下可以较快的得到接近最优的燃油等效因子。

## 附图说明

[0031] 图1是RBF神经网络结构图。

[0032] 图2是基于PMP的混合动力汽车能量管理流程图。

## 具体实施方式

[0033] 下面结合附图对本发明做进一步说明。

[0034] 图1为RBF神经网络的结构图。如图2所示,本发明从行车记录中提取特征参数由RBF神经网络计算燃油等效因子,结合需求功率由哈密顿函数计算发动机和电机的功率分配。

[0035] 本发明的由RBF神经网络确定燃油等效因子的方法,包括如下步骤:

[0036] 步骤1:工况数据预处理(离线)。从已有的工况库中提取600s的行车片段,计算它们的平均速度 $\bar{v}$ 、平均加速度 $\bar{a}_{acc}$ 、平均减速度 $\bar{a}_{dec}$ 和平均冲击度 $\bar{J}$ 。冲击度即为加速度的变化率的大小,如式1所示:

$$[0037] \quad J(t) = \left| \frac{d^2 v(t)}{dt^2} \right| \quad (1)$$

[0038] 由哈密顿函数确定最佳功率分配,使整车燃油经济性最佳的燃油等效因子为该段工况最优燃油等效因子,可以通过步进法确定最优燃油等效因子。哈密顿函数如式2所示:

$$[0039] \quad H(x(t), u(t), \lambda(t), t) = \dot{m}_f(u(t), t) + \lambda(t) \cdot f(x(t), u(t), t) \quad (2)$$

[0040] 其中, $x(t)$ 为系统的状态变量,这里指电池SOC状态; $u(t)$ 为系统的控制变量,这里指电机转矩 $T_m$ 。 $\dot{m}_f(u(t), t)$ 为发动机瞬时油耗, $\lambda(t) \cdot f(x(t), u(t), t)$ 为电机等效油耗, $f(x(t), u(t), t) = -S\dot{O}C$ , $\lambda(t)$ 为燃油等效因子。当哈密顿函数最小时,有最优功率分配。

[0041] 步骤2:训练RBF神经网络(离线)。RBF神经网络包含输入层、隐层和输出层,以高斯径向基函数作为隐层的激活函数,如式3所示:

$$[0042] \quad \phi(x, c_i) = e^{-\frac{\|x-c_i\|^2}{\sigma_i^2}} \quad (3)$$

[0043] 其中, $c_i$ 为径向基函数中心, $\sigma$ 为径向基函数宽度, $x$ 为输入层参数,隐层神经元数量为7,通过K-means聚类确定它们的初始径向基函数中心;输出层为隐层神经元输出以不同权重的线性组合,如式4所示:

$$[0044] \quad y = \sum_{i=1}^k \omega_i \phi(x, c_i) \quad (4)$$

[0045] 高斯径向基函数的输出与欧式距离高度相关,为了避免高量级的参数对径向基函数输出产生决定性影响,需要对输入层参数进行归一化处理,使它们处于同一数量级。同时,为了体现各个输入层参数对输出的影响程度的不同,可以对归一化后的参数进行加权处理,如式5所示。

$$[0046] \quad (\bar{v}, \bar{a}_{acc}, \bar{a}_{dec}, \bar{J}) \leftarrow (\bar{v}, \bar{a}_{acc}, \bar{a}_{dec}, \bar{J}) \cdot \text{diag}(a_1, a_2, a_3, a_4) \quad (5)$$

[0047]  $a_1 + a_2 + a_3 + a_4 = 1$  (6) 其中, $a_1, a_2, a_3, a_4$ 为权重系数, $\leftarrow$ 为赋值符号。

[0048] 以梯度下降法调整神经网络的各项系数。以输出的均方误差为目标函数,输出层只有一个参数,为燃油等效因子,所以本发明构建的RBF神经网络为单输出神经网络。式7为目标函数,式8为误差表达式。

$$[0049] \quad E = \frac{1}{2} (\hat{y} - y)^2 = \frac{1}{2} e^2 \quad (7)$$

$$[0050] \quad e = \sum_{i=1}^k \omega_i \phi(\mathbf{x}, c_i) - y \quad (8)$$

[0051] 其中,  $e$  为输出误差,  $y$  为实际值,  $\hat{y}$  为由RBF神经网络输出值。为了使目标函数最小, 以负梯度方向对各个参数进行调整, 有

$$[0052] \quad \omega_i \leftarrow \omega_i + \Delta \omega_i, c_i \leftarrow c_i + \Delta c_i, \sigma_i \leftarrow \sigma_i + \Delta \sigma \quad (9)$$

$$[0053] \quad \Delta \omega_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_i} = \eta e \phi(\mathbf{x}, c_i) \quad (10)$$

$$[0054] \quad \Delta c_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial c_i} = \eta \frac{\omega_i}{\sigma_i^2} e \phi(\mathbf{x}, c_i) (\mathbf{x} - c_i) \quad (11)$$

$$[0055] \quad \Delta \sigma_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial \sigma_i} = \eta \frac{\omega_i}{\sigma_i^3} e \phi(\mathbf{x}, c_i) \|\mathbf{x} - c_i\|^2 \quad (12)$$

[0056] 其中,  $\leftarrow$  为赋值符号,  $\eta$  为学习率。当RBF神经网络输出的等效因子与实际值的误差小于0.03时便可以停止训练。

[0057] 步骤3: 计算等效因子(在线)。从行车记录中提取最近120s的车况信息, 计算平均速度  $\bar{v}$ 、平均加速度  $\bar{a}_{acc}$ 、平均减速度  $\bar{a}_{dec}$  和平均冲击度  $\bar{f}$ , 代入已经训练完成的RBF神经网络计算得到下一段行程所需的燃油等效因子, 然后便可以结合哈密顿函数计算最优功率分配, 每3秒更新一次燃油等效因子。

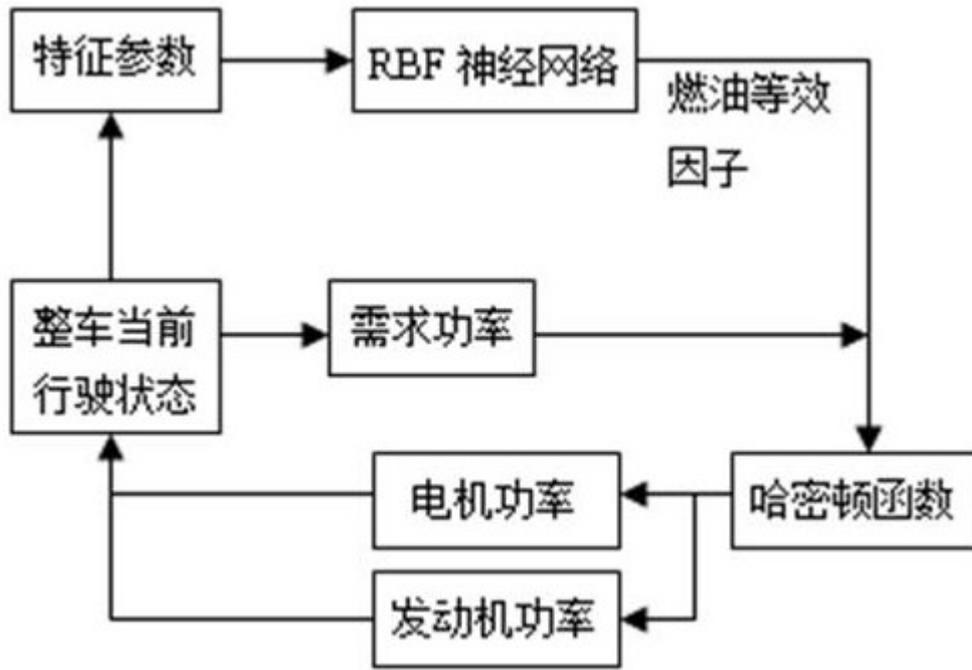


图1

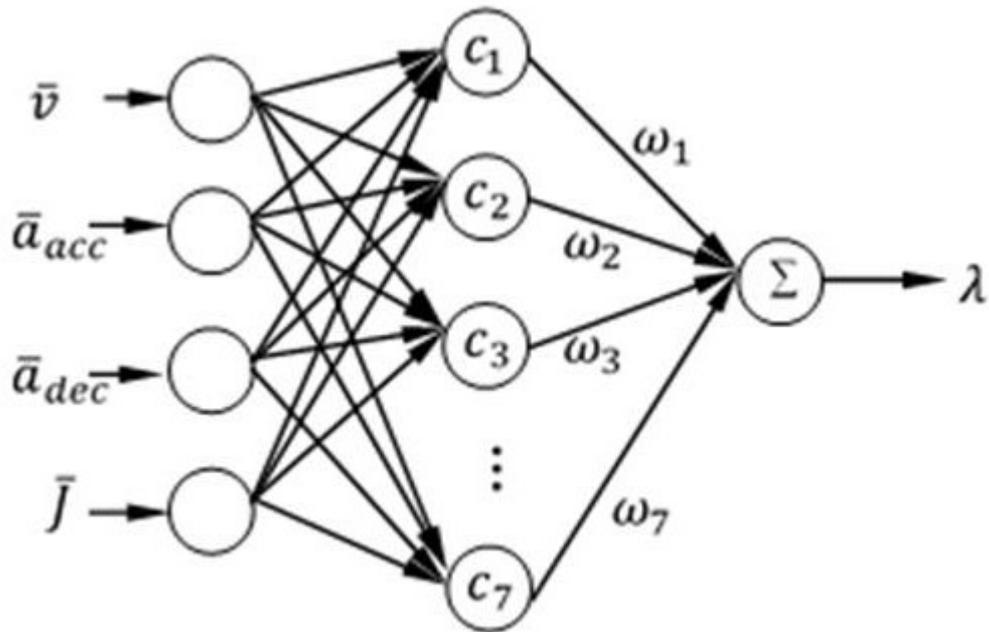


图2