

[19] 中华人民共和国国家知识产权局



[12] 发明专利申请公开说明书

[21] 申请号 200510061027.2

[51] Int. Cl.

G06F 17/50 (2006.01)

G06N 3/02 (2006.01)

[43] 公开日 2006 年 3 月 22 日

[11] 公开号 CN 1750010A

[22] 申请日 2005.10.9

[74] 专利代理机构 杭州九洲专利事务所有限公司

[21] 申请号 200510061027.2

代理人 陈继亮

[71] 申请人 万向钱潮股份有限公司

地址 311215 浙江省杭州市萧山经济技术开发区

[72] 发明人 黄建根 宁连利

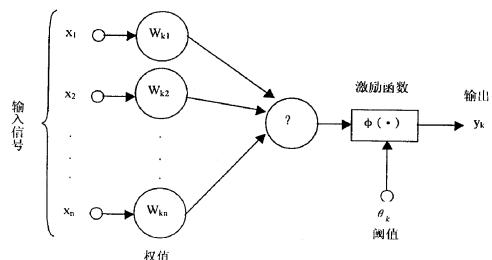
权利要求书 2 页 说明书 7 页 附图 1 页

[54] 发明名称

一种计算机辅助的汽车底盘选型方法

[57] 摘要

本发明主要是涉及一种计算机辅助的汽车底盘选型方法，输入一定的底盘已知条件，通过神经网络算法模拟专家思维，建立单隐层反向传播神经网络(BP 网)，输入层为 13 个节点，隐层为 10 个节点，输出层为 22 个节点。在拥有大量车型数据的数据库的基础上，选择恰当的样本数据库，对目标车辆各总成进行统计、分析，进行神经网络训练，加以推理，得出对于底盘结构型式及其它参数的推理结果，并在此基础上，实现底盘各总成的选型以及关键参数的确定。本发明的有益效果是，对于设计中条件描述不够充分的汽车底盘选型设计问题，提供了有效的计算机支持。



1、一种计算机辅助的汽车底盘选型方法，其特征是：输入一定的底盘已知条件，通过神经网络算法模拟专家思维，建立单隐层反向传播神经网络，在拥有大量车型数据的数据库的基础上，选择样本数据库，对目标车辆各总成进行统计、分析，进行神经网络训练，加以推理，得出对于底盘结构型式及其它参数的推理结果，并在此基础上，实现底盘各总成的选型以及关键参数的确定。

2、根据权利要求1所述的计算机辅助的汽车底盘选型方法，其特征在于：其步骤是：

1) 建立人工神经元模型

它有三个基本要素：一组连接权，连接强度由各连接上的权值表示，权值为正表示激励，为负表示抑制，一个求和单元，用于求取各输入信息的加权和；一个非线性激励函数，起非线性映射作用并限制神经元输出幅度在一定的范围之内；此外还有一个阈值 θ_k ，以上作用可以用数学式表达为

$$\begin{aligned} u_k &= \sum_{j=1}^p w_{kj} x_j \\ v_k &= u_k - \theta_k \\ y_k &= \varphi(v_k) \end{aligned} \quad (1)$$

式中 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_p$ 为输入信号， $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kp}$ 为神经元 k 之权值， u_k 为线性组合结果， θ_k 为阈值。 $\varphi(\bullet)$ 为激励函数， y_k 为神经元 k 的输出；

2) 确定网络结构：采用前馈型神经网络；

确定人工神经网络的学习方法：确定人工神经网络的学习方法：采用监督学习方法，给定训练样本集，学习系统根据已知的输出与实际输出之间的差值来调节系统参数，学习的规则采用 delta 学习规则

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n)$$

其中 $y_k(n)$ 为当输入为 $x_k(n)$ 时，神经元 k 在 n 时刻的实际输出， $d_k(n)$ 表示应有的输出，可由训练样本给出；

3) 建立人工神经网络：

建立了单隐层反向传播神经网络，输入层为 13 个节点，隐层有 10 个节点，输出层有 22

个节点，根据所选的样本数据库，进行神经网络训练；用完成归一化的数据对神经网络进行训练，设置容许误差为 5E-4，样本的选择是根据各种收集到的相关资料基础上，综合国内轿车的相应数据而确定了近千种车型中进行筛选，通过各类型车辆的统计分析，选择出代表性的车型。

3、根据权利要求 2 所述的计算机辅助的汽车底盘选型方法，其特征在于：

激励函数 $\varphi(\bullet)$ 采用 Sigmoid 函数，该函数具有平滑和渐进性，并保持单调性，其函数形式为

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha v)} \quad (2)$$

其中参数 α 可控制其斜率。

一种计算机辅助的汽车底盘选型方法

所属技术领域

本发明涉及计算机技术中的人工智能领域，主要是应用神经网络等人工智能技术的计算机辅助的汽车底盘选型方法。

背景技术

传统的底盘选型方法，是依靠设计者丰富的知识和经验来保证设计的合理性。但是，要在设计的初期将各种因素进行十分全面地分析和考虑，选择合适的底盘各总成型式及关键参数，难度相当大。而且，近年来新式的各底盘总成机构不断出现，新型的各底盘总成机构不断被采用，单纯依靠设计者的个人经验来进行选型和设计的工作方式是不可取的。

发明内容

本发明的目的就是要克服上述不足，而提供一种计算机辅助的汽车底盘选型方法。先进的人工神经网络算法对于那些已拥有大量的数据，但对其内部规律难以找到精确数学描述的问题，具有独特的自学习能力，经过学习和训练的人工神经网络能够提取蕴藏在数据中内部映射和联系。因此，以最新车型数据库作为支持，采用人工神经网络进行底盘各总成选型的尝试，在实际工程应用中有着重要的实际价值。

本发明解决其技术问题所采用的技术方案是：这种计算机辅助的汽车底盘选型方法，输入一定的底盘已知条件，通过神经网络算法模拟专家思维，建立单隐层反向传播神经网络(BP网)，输入层为13个节点，隐层为10个节点，输出层为22个节点。在拥有大量车型数据的数据库的基础上，选择恰当的样本数据库，对目标车辆各总成进行统计、分析，进行神经网络训练，加以推理，得出对于底盘结构型式及其它参数的推理结果，并在此基础上，实现底盘各总成的选型以及关键参数的确定。

本发明的有益效果是，对于设计中条件描述不够充分的汽车底盘选型设计问题，提供了有效的计算机支持。

附图说明

图1是人工神经网络基本单元的神经元模型。

图2是人工神经网络学习示意图。

具体实施方式

下面结合附图和实例对本发明进一步说明。本发明所述的这种基于神经网络的汽车底盘选型方法，其步骤是：

1) 建立人工神经元模型

图1所示为人工神经网络基本单元的神经元模型，它有三个基本要素：一组连接权（对应于生物神经元的突触），连接强度由各连接上的权值表示，权值为正表示激励，为负表示抑制。一个求和单元，用于求取各输入信息的加权和（线性组合）。一个非线性激励函数，起非线性映射作用并限制神经元输出幅度在一定的范围之内（一般限制在[0, 1]或[-1, +1]之间）。此外还有一个阈值 θ_k （或偏置 $b_k = -\theta_k$ ）。以上作用可以用数学式表达为

$$\begin{aligned} u_k &= \sum_{j=1}^p w_{kj} x_j \\ v_k &= u_k - \theta_k \\ y_k &= \varphi(v_k) \end{aligned} \quad (1)$$

式中 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_p$ 为输入信号， $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kp}$ 为神经元 k 之权值， u_k 为线性组合结果， θ_k 为阈值。 $\varphi(\bullet)$ 为激励函数， y_k 为神经元 k 的输出。在本发明中，激励函数 $\varphi(\bullet)$ 采用 Sigmoid 函数，该函数具有平滑和渐进性，并保持单调性，其函数形式为

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha v)} \quad (2)$$

其中参数 α 可控制其斜率。

2) 确定网络结构

神经网络的拓扑结构从连接方式来看主要有两种：前馈型网络和反馈型网络，其中前馈型网络的作用效果主要表现为函数映射，具有较强的模式识别和函数逼近的功能。本发明采用前馈型神经网络，以期达到类似于专家一样对某些特定的数据进行逼近和类比推断。

3) 确定人工神经网络的学习方法

在本发明中采用监督学习（有导师学习），这种学习方式需要对给定一组的输入提供应有的输出结果，这组已知的输入—输出结果称为训练样本集，神经网络的学习系统可根据已知的输出与实际输出之间的差值来调节系统参数。

学习的规则采用 delta 学习规则，也称为误差纠正学习。它的数学表达为

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \quad (3)$$

其中 $y_k(n)$ 为当输入为 $x_k(n)$ 时，神经元 k 在 n 时刻的实际输出， $d_k(n)$ 表示应有的输出（可由训练样本给出）。

误差纠正学习的最终目的是使某一基于 $e_k(n)$ 的目标函数达到最小，以使网络中每一输出单元的实际输出在某种统计意义上逼近应有输出。一旦选定了目标函数形式，误差纠正学习就变成了一个典型的最优化问题，目标函数是均方误差极小，因此定义误差平方和的均值为

$$J = E\left[\frac{1}{2} \sum_k e_k^2(n)\right] \quad (4)$$

其中 E 为期望算子，上式的前提要求学习的过程是宽平稳的，具体的方法可用最优梯度下降法。直接用 J 作为目标函数是需要知道整个过程的统计特性，为解决这一问题，采用 J 在时刻 n 的瞬时值 $\xi(n)$ 代替 J，即

$$\xi(n) = \frac{1}{2} \sum_k e_k^2(n) \quad (5)$$

问题变为求 $\xi(n)$ 对权值 w 的极小值，根据梯度下降法可得

$$\Delta w_{kj} = \eta e_k(n) x_j(n) \quad (6)$$

其中 η 为学习步长。

在本发明中，所建立的神经网络希望能够通过训练达到象专家一样，能够提供给用户一种比较满意的答案。在最初设计过程中，仅知道少量的参数就可以确定出整车设计中的主要参数。在神经网络中具体来说设网络有 p 个输入，q 个输出，则其作用可看作是由 p 维欧氏空间到 q 维欧氏空间的一个非线性映射。令 $\varphi(\bullet)$ 为有界、非常量的单调增连续函数， I_p 代表 p 维单位超立方体 $[0,1]^p$ ， $C(I_p)$ 表示定义在 I_p 上连续函数构成的集合，则给定任何函数 $f \in C(I_p)$ 和 $\varepsilon > 0$ ，存在整数 M 和一组实常数 α_i 、 θ_i 和 w_{ij} ，其中 $i=1, \dots, M$ ， $j=1, 2, \dots, p$ ，使网络输出为

$$F(x_1, \dots, x_p) = \sum_{i=1}^M \alpha_i \varphi\left(\sum_{j=1}^p w_{ij} x_j - \theta_i\right) \quad (7)$$

可任意逼近函数 $f(\bullet)$ ，即

$$|F(x_1, x_2, \dots, x_p) - f(x_1, x_2, \dots, x_p)| < \varepsilon \quad (8)$$

$$\forall (x_1, \dots, x_p) \in I_p$$

上述结果说明只含一个隐层的前馈网络是一种通用函数逼近器，为逼近一个连续函数一个隐层是足够的。

多层网络可以解决非线性可分问题这一结论早已有了，由于有隐层后学习比较困难，限制了多层网络的发展。通过反向传播（Back Propagation）算法解决了这一困难。该方法其中有两种信号在流通：

工作信号（用实线表示），它是施加输入信号后向前传播直到在输出端产生实际输出的信号，是输入和权值的函数。

误差信号（用虚线表示），网络实际输出与应有输出间的差值即为误差，它由输出端开始逐层向后传播。

设在第 n 次迭代中输出端的第 j 个单元的输出为 $y_j(n)$ ，则该单元的误差信号为

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (9)$$

定义单元 j 的平方误差为 $\frac{1}{2}e_j^2(n)$ ，则输出端总的平方误差的瞬时值为

$$\xi(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in c} e_j^2(n) \quad (10)$$

其中 c 包括所有输出单元。设训练集中样本总数为 N 个，则平方误差的均值为

$$\xi_{AV} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \xi(n) \quad (11)$$

ξ_{AV} 为学习的目标函数，学习的目的应使 ξ_{AV} 达到极小， ξ_{AV} 是网络所有权值和阈值以及输入信号的函数。下面就逐个样本学习的情况来推导 BP 算法，第 j 个单元接收到前一层信号并产生误差信号的过程，令单元 j 的净输入为：

$$net_j(n) = v_j(n) = \sum_{i=0}^p w_{ij}(n)y_i(n) \quad (12)$$

p 为加到单元 j 上输入的个数，则有

$$y_j(n) = \varphi_j(v_j(n)) \quad (13)$$

求 $\xi(n)$ 对 w_{ji} 的梯度

$$\frac{\partial \xi(n)}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial \xi(n) \cdot \partial e_j(n) \partial y_j(n) \partial v_j(n)}{\partial e_j(n) \partial y_j(n) \partial v_j(n) \partial w_{ji}(n)} \quad (14)$$

由于

$$\frac{\partial \xi(n)}{\partial e_j(n)} = e_j(n), \quad \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} = -1, \quad \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = \varphi'_j(v_j(n)), \quad \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} = y_{ji}(n) \quad (15)$$

所以 $\frac{\partial \xi(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -e_j(n) \varphi'_j(v_j(n)) y_{ji}(n) \quad (16)$

权值 w_{ji} 的修正量为

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial \xi(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -\eta \delta_j(n) y_{ji}(n) \quad (17)$$

负号表示修正量按梯度下降方向，其中

$$\delta_j(n) = -\frac{\partial \xi(n) \partial e_j(n) \partial y_j(n)}{\partial e_j(n) \partial y_j(n) \partial v_j(n)} = e_j(n) \varphi'_j(v_j(n)) \quad (18)$$

称为局部梯度。下面分两种情况讨论：

单元 j 是一个输出单元，则

$$\delta_j(n) = (d_j(n) - y_j(n)) \varphi'_j(v_j(n)) \quad (19)$$

单元 j 是隐单元，则

$$\delta_j(n) = -\frac{\partial \xi(n)}{\partial y_j(n)} \varphi'_j(v_j(n)) \quad (20)$$

当 k 为输出单元时有

$$\xi(n) = \frac{1}{2} \sum_{k \in C} e_k^2(n) \quad (21)$$

将此式对 $y_j(n)$ 求导，

$$\frac{\partial \xi(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_k e_k(n) \frac{\partial e_k(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_k e_k(n) \frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k(n)} \cdot \frac{\partial v_k(n)}{\partial y_j(n)} \quad (22)$$

由于 $e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) = d_k(n) - \varphi_k(v_k(n))$ ，所以

$$\frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k(n)} = -\varphi'_k(v_k(n)) \quad (23)$$

而

$$v_k(n) = \sum_{j=0}^q w_{kj}(n) y_j(n) \quad (24)$$

其中 q 为单元 k 的输入端个数。该式对 $y_j(n)$ 求导，得

$$\frac{\partial v_k(n)}{\partial y_j(n)} = -\sum_k e_k(n) \varphi'_k(n) \cdot (v_k(n)) w_{kj}(n) = -\sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (25)$$

于是有

$$\delta_j(n) = \varphi'_j(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n), \quad j \text{ 为隐单元。}$$

根据以上推导，权值 w_{ji} 的修正量可表示为

$$\begin{pmatrix} \text{权值修正量} \\ \Delta w_{ji} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{学习步长} \\ \eta \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \text{局部梯度} \\ \delta_j(n) \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \text{单元} j \text{ 的输入信号} \\ y_i(n) \end{pmatrix}$$

$\delta_j(n)$ 的计算有两种情况：

当 j 是一个输出单元时， $\delta_j(n)$ 为 $\varphi'_j(v_j(n))$ 与误差信号 $e_j(n)$ 之积。

当 j 为一个隐单元时， $\delta_j(n)$ 是 $\varphi'_j(v_j(n))$ 与后面一层的 δ 的加权和之积。

4) 建立人工神经网络

在本发明中，建立了单隐层反向传播神经网络（BP 网）（学习原理见图 2），输入层为 13 个节点，隐层有 10 个节点，输出层有 22 个节点，BP 网算法的优点是算法推导清楚，学习精度较高。根据所选的样本数据库，进行神经网络训练。训练时输入、输出的参数见表 1。用完成归一化的数据对神经网络进行训练，设置容许误差为 5E-4，以减少轴距及轮距计算后返回真实值的误差。样本的选择是根据各种收集到的相关资料基础上，综合国内轿车的相应数据而确定了近千种车型中进行筛选，通过各类型车辆的统计分析，选择出代表性的车型。

序号	字段意义		输入/输出
1	整车	总长	输入
2		总宽	输入
3		总高	输入

4		汽车类型	输入	
5		总质量	输入	
6		轮距	输出	
7		轴距	输出	
8		后车轮胎数	输出	
9		轮胎半径	输出	
10	指标	最高速度	输入	
11		成本	输入	
12	发动机	布置	输入	
13		方向	输入	
14		形状	输入	
15		排量	输出	
16		功率	输出	
17		最高转速	输出	
18	驱动形式		输入	
19	传动系	变速器档数		输出
20		主减速比		输出
21	行驶系	悬架形式	前	输入
22			后	输入
23		弹性元件	前悬架	输出
24			后悬架	输出
25		前轮定位	主销内倾	输出
26			主销后倾	输出
27			车轮外倾	输出
28		后轮定位	主销内倾	输出
29			主销后倾	输出
30			车轮外倾	输出
31	制动系	制动系类型		输入
32		前制动器类型		输出
33		后制动器类型		输出
34	转向系	转弯半径		输出
35		动力转向		输出

表 1

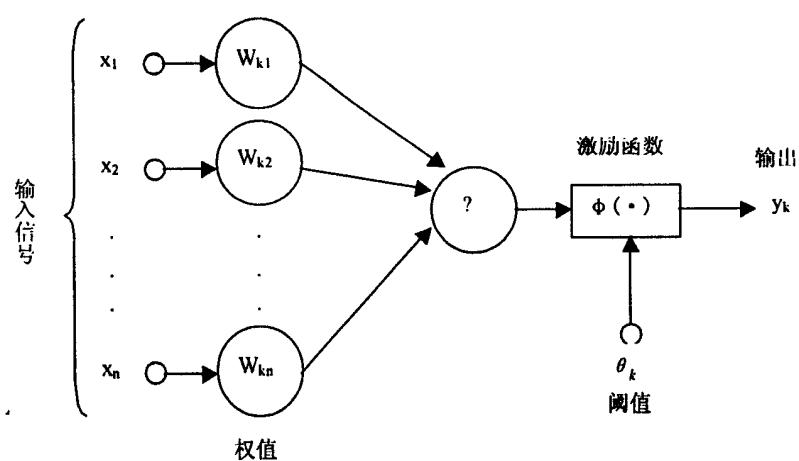


图 1

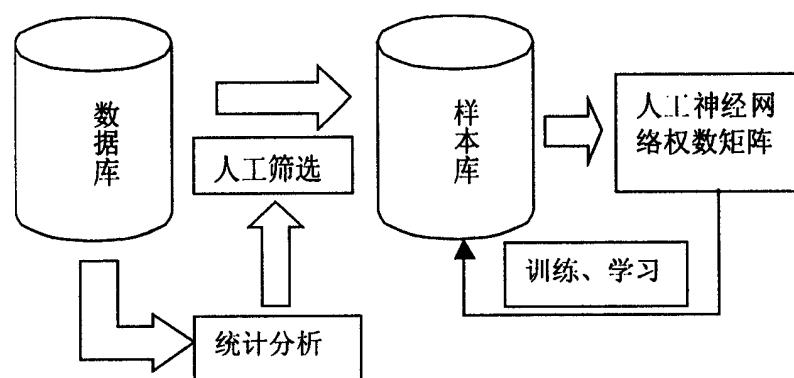


图 2