

基于BP神经网络的中低速磁浮列车速度估计算法

刘少克¹, 张文雅²

(1. 国防科技大学, 湖南 长沙 410073; 2. 63999部队, 北京 100094)

摘要: 提出结合磁浮列车牵引用直线感应电机特点, 利用BP神经网络算法, 实现对磁浮列车的运行速度观测。通过对一直线感应电机动态模拟实验台进行研究, 理论估算和实测速度相吻合, 初步表明该方法是可行的。该方法的实现, 节省了现有磁浮列车速度检测系统昂贵的成本, 减少了系统硬件设备的复杂性, 提高了整个磁浮列车系统工作的可靠性。

关键词: 磁浮列车; 直线感应电机; 神经网络; 无速度传感器

中图分类号: TM306

文献标识码: A

文章编号: 1673-9833(2007)05-0055-03

On Estimation Algorithm for Low Speed Maglev Train Based on BP Neural Network

Liu Shaoke¹, Zhang Wenya²

(1. National University of Defense Technology, Changsha 410073, China; 2. Army 63999, Peking 100094, China)

Abstract: Maglev train is a new vehicle without support wheel and its movement speed is gained by means of a special measure equipment. By using BP neural network arithmetic, the maglev train speed can be estimated by means of combining characteristics of its traction linear induction motor. Based on a dynamic simulation experiment, real speed measure result is near to theory calculation. This shows the method is feasible. In view of the method, it can economize expensive cost for speed measurement of maglev train, reduce system equipment complexity, and also advance work reliability of entire train system.

Key words: maglev train; linear induction motor; neural network; speed sensorless

0 引言

中低速磁浮列车是一种面向城市、城郊的新兴交通工具, 它依靠电磁力将列车浮起, 依靠直线感应电机推进, 其运行速度检测对列车安全至关重要。与普通列车相比, 磁浮列车无支撑轮, 运行时列车与轨道不接触, 故不能采用传统轮轨铁路方法对磁浮列车进行速度检测。国内外现有的磁浮列车速度检测主要有雷达、“计数轨枕”和交叉感应回线3种方法, 这3种方法都必须附加专门的速度检测设备, 测速系统成本高、维护麻烦, 测速方式尚待发展。

目前中低速磁浮列车采用直线感应电机作为牵引动力, 本文提出通过深入研究直线感应电机的模型特点、参数辨识方法、无速度传感器速度观测算法, 实

现对磁浮列车的运行速度观测。该方法的实现, 节省了现有磁浮列车速度检测系统昂贵的成本, 减少了系统硬件设备的复杂性, 提高了整个磁浮列车系统工作的可靠性。

1 速度观测原理

中低速磁浮列车推进系统采用短初级、长次级的普通直线感应电机, 带绕组的短初级固定在车上, 长次级采用钢、铝复合结构, 并沿轨道铺设, 故此直线感应电机的运行速度即是磁浮列车的运行速度。与普通旋转感应电机相比, 直线感应电机既具有一定的相似性, 又有其特殊性, 其工作气隙大, 存在端部效应, 在列车运行过程中, 电机参数受多种因素影响, 很难

收稿日期: 2007-08-12

作者简介: 刘少克(1963-), 男, 湖南湘潭人, 国防科技大学教授, 博士, 主要研究方向为磁悬浮控制, 电机检测与控制。

准确建立其数学模型。故此，传统的依赖于电机参数的速度估计算法并不适合磁浮列车用直线感应电机。由于神经网络具有自适应和自学习性，在处理复杂的非线性系统模型方面具有独特的优点，将神经网络用于磁浮列车直线感应电机速度的辨识，毋需考虑模型结构和参数，只需输入输出数据，对样本进行训练，是一种理想的速度估计算法。

神经网络速度观测原理见图 1。

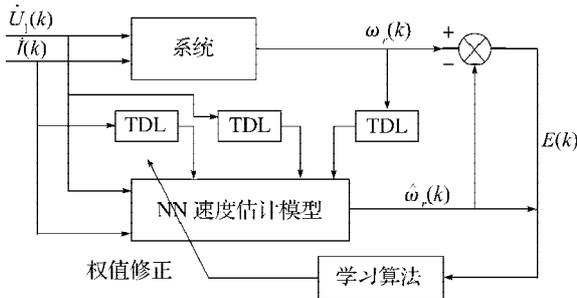


图 1 神经网络速度观测原理

Fig. 1 Speed estimate principle based on neural network theory

图 1 中的“TDL”表示单位延迟环节，“系统”为磁浮列车直线感应电机系统，“NN 速度估计模型”可以选择不同的神经网络结构，当采用 BP 网络时，其网络结构如图 2 所示，它由输入层、隐层和输出层节点组成，隐层可一层，也可以是多层（图 2 中是单隐层），前层至后层节点通过权连接。

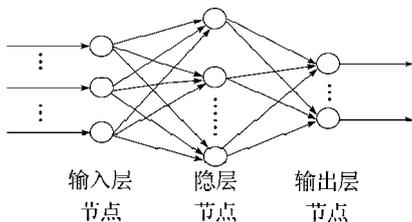


图 2 BP 神经网络结构

Fig. 2 BP neural network structure

2 速度观测算法

2.1 BP 网络函数

BP 网络输入层输入训练样本，隐层作用函数采用对称型 S 函数，选定隐层节点个数 $S_1=20$ ；输出层作用函数为纯线性函数，输出层个数 S_2 即网络的输出个数。对应的 BP 网络结构如图 3 所示。利用 MATLAB 环境，用 newff 函数来创建前馈网络，BP 网络的函数调用格式为：

$$net=newff(\min \max (P), [S_1, S_2] \{ ' \tan \operatorname{sig}' , ' \operatorname{purelin}' \}, ' \operatorname{training_algorithm}'), (1)$$

式 (1) 中， P 为网络的输入样本， $\tan \operatorname{sig}$ 表示隐层 S 型函数， $\operatorname{purelin}$ 表示输出层线性函数， $\operatorname{training_algorithm}$ 表示学习算法。设定训练误差目标（均方差 MSE）

$\operatorname{net.trainParam.goal}=0.001$ 和学习率 $\operatorname{net.trainParam.lr}=0.1$ 。

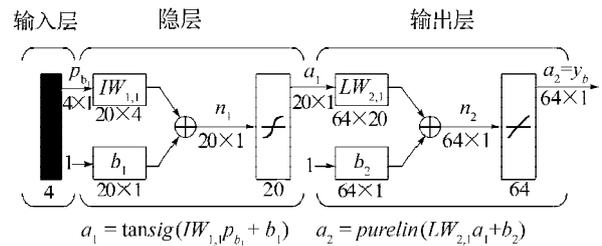


图 3 用于速度估计的 BP 网络结构

Fig. 3 BP neural network structure for speed estimation

2.2 学习算法

BP 神经网络的学习算法，根据更新网络权值和阈值的方式不同又分为多种。最简单的学习算法，是沿网络目标函数的梯度下降方向，经迭代运算更新权值和阈值。权值的调整公式为：

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial J(t)}{\partial w_{ij}(t)} = w_{ij}(t) - \eta \sum_{p=1}^L \frac{\partial E_p(t)}{\partial w_{ij}(t)} = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t), \quad (2)$$

式 (2) 中， $w_{ij}(t+1)$ 表示神经元 j 到神经元 i 的连接权经 $t+1$ 次调整后的值， $E_p(t)$ 表示第 p 组样本输入时的网络目标函数， η 为步长。

另一种学习算法是 Levenberg-Marquardt 算法，它是沿网络目标函数的两次微分方向，经迭代运算对权值和阈值进行更新，最终达到规定的网络训练误差。目标函数的两次微分用 Hessian 矩阵 H 表示，但是 H 矩阵的求解非常复杂，很难求出。故以下采用 Jacobian 矩阵 J 近似 H 矩阵计算，有：

$$H = J^T J. \quad (3)$$

矩阵 J 体现了网络训练误差对于网络权值和阈值的一阶微分， e 为网络的误差矢量， J 的计算同梯度下降法。最终权值的调整公式为：

$$X_{k+1} = X_k - [J^T J + \eta I]^{-1} J^T e, \quad (4)$$

式 (4) 中， X_{k+1} 表示 $k+1$ 次迭代计算后，网络权值和阈值的矢量， η 为步长。

3 速度观测实例

速度观测的基本方法为，利用容易测量的直线电机参数，通过神经网络训练估计电机的运行速度。这里的电参数有供电频率、电压和电流，它们作为神经网络的输入样本，其中，实时检测的电压和电流信息包括幅值和相位；神经网络的输出样本为速度。

为了验证神经网络速度估计算法，作者利用一台磁浮列车用模拟直线感应电机动态实验台，进行了理论计算与实测数据的对比。该动态实验台采用短初级结构，次级固定在一旋转圆盘上，且圆盘半径远大于

初级长度。实验过程中, 电机供电频率、电压、电流和圆盘旋转速度可实时检测。进行速度估计计算时, 取频率、电压幅值、电流幅值、电压与电流的相位差作为网络的输入样本 P ; 输出样本 T 为电机速度。初始训练样本由若干速度点实测数据构成; 对于实际磁浮列车用直线感应电机, 其初始训练样本可通过理论计算得到。

作为例子, 给定最终电机速度 $n^*=155$ rpm, 图4、图5分别示出了用BP网络梯度下降算法和Levenberg-Marquardt (L-M) 算法对电机起动过程中速度进行估计与实测结果的对比。

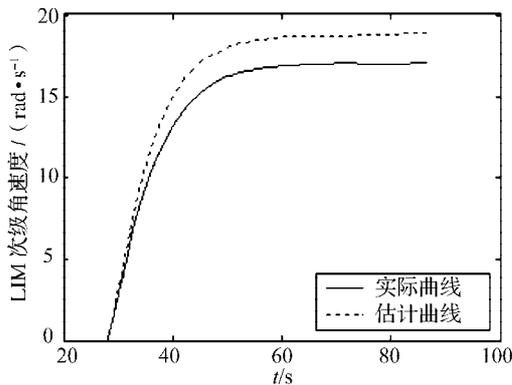


图4 采用梯度下降算法估计与实测速度比较

Fig. 4 Comparison between estimation measure speed with BP network grads drop arithmetic

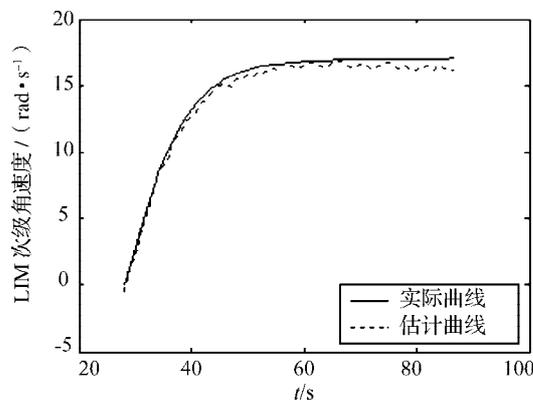


图5 采用L-M算法估计与实测速度比较

Fig. 5 Estimation and measure speed comparing with BP network L-M arithmetic

由图4、5看出, 经过一定的学习训练步骤后, 由BP神经网络算法得到的电机速度与实测速度接近, 它说明采用神经网络对直线感应电机进行速度估计是可

行的。两种BP网络算法中, L-M算法的估计与实测速度更接近。两种不同BP网络算法训练过程的参数比较如表1所示。

表1 两种BP网络算法训练参数比较

Table 1 Training parameter comparing with two BP network arithmetic

算法	学习步数/次	学习时间/s	最终误差/MSE
梯度下降训练算法	500	156.18	2.139 43
L-M 训练算法	32	757.31	0.000 63

从表1可看出, 采用BP网络梯度算法最终训练误差较大, 而采用BP网络Levenberg-Marquardt算法能够达到训练目标, 只是学习时间长一些。

4 结语

磁浮列车速度检测的成本高, 检测系统复杂, 通过对安装在其上的直线感应电机进行速度估计得出列车的运行速度, 可大大降低列车速度检测成本, 提高系统工作的可靠性。直线感应电机模型复杂、运行控制中参数变化大, 将神经网络方法应用于直线感应电机的速度观测, 只需输入输出数据, 对样本进行训练, 无需考虑模型结构和参数, 初步的实验和理论计算比较表明它是可行的。

参考文献:

- [1] 周文武. 电磁型悬浮列车定位技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2002.
- [2] 雷 华, 王明渝. 基于神经网络的速度估计方法[J]. 重庆大学学报: 自然科学版, 2004, 27(2): 107-110.
- [3] 冯焱生, 曾岳南. 无速度传感器矢量控制原理与实践[M]. 北京: 机械工业出版社, 2001.
- [4] 徐丽娜. 神经网络控制[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1999.
- [5] Beck M, Nauin D. A New method for the calculation of the slip frequency for a sensorless speed control of a squirrel-cage induction motor[J]. Proc. IEEE. Int. Symp. Ind. Electron, 1985, 卷(期)不详: 678-683.
- [6] Lin F J, Wai R J. Robust control using neural network uncertainty observer for linear induction motor servo drive[J]. IEEE Trans. On power electronics, 2002, 17(2): 241-254.