

基于神经网络的 PMSM 速度和位置 自适应观测器的设计

李鸿儒, 顾树生

(东北大学信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110006)

NEURAL-NETWORK-BASED ADAPTIVE OBSERVER OF POSITION AND SPEED OF PMSM

LI Hong-ru, GU Shu-sheng

(Northeastern University, Shenyang 110006, China)

ABSTRACT: A neural network-based nonlinear adaptive observer is designed through a nonlinear transformation of mathematical model of permanent magnet synchronous motor (PMSM) in a stationary $a-b$ reference frame. Furthermore, the Lyapunov function is created, and on-line learning rules are given for the network weight matrix, such that the stability of observer is proved. Theoretical analysis and simulation results show that the proposed strategy has stronger robustness and satisfactory performance.

KEY WORDS: permanent magnet synchronous motor (PMSM), neural network, sensorless control, observer

摘要: 在对永磁同步电机 (PMSM) $a-b$ 坐标系下的数学模型进行非线性坐标变换的基础上, 提出了一种基于神经网络的无传感器控制方法及非线性自适应观测器设计方法; 利用 Lyapunov 理论设计了网络权系数阵的在线学习规则, 并证明了观测器的稳定性。理论分析和仿真结果表明, 所提出的 PMSM 无传感器控制方法具有较强的鲁棒性和令人满意的性能。

关键词: 永磁同步电机; 神经网络; 无传感器控制; 观测器

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A

1 引言

在传统的交流矢量变换控制系统中, 速度传感器是必不可少的。若实现永磁同步电机 (PMSM) 的矢量控制, 使定子电流的方向与永磁体产生的磁通方向在空间正交, 还需要位置传感器, 以确定转子磁极位置。电机速度和磁极位置的检测, 多采用

光电编码器或旋转变压器等机械传感器, 在实际应用中, 存在传感器安装、维护困难, 价格昂贵等问题。因此, PMSM 的无传感器控制策略的研究在国际上受到了普遍重视^[1~5]。

从有关 PMSM 无传感器控制策略的研究文献看, 方法大概有 3 种: 直接测量反电动势, 根据反电动势来确定电机位置^[1], 这种方法线路简单, 技术成熟, 成本低, 但由于反电动势在电机低速和停止期间非常弱, 难以测量, 故不能应用。根据磁路结构和磁饱和特性, 通过测量转子的空间凸极来得到转子位置^[2], 但这种方法一般需要特殊的硬件和信号处理技术才能得到转子位置。基于观测器的方法^[3~5], 根据电机模型, 通过测量定子电压和电流来推导速度和位置。这种方法电路简单, 启动转矩大, 应用范围宽, 但由于 PMSM 的数学模型是非线性的, 观测器的稳定性分析非常困难, 加之对电机参数的依赖, 这种方法必须解决速度和位置推算对电动机参数和负载扰动的自适应问题以及对测量噪声的敏感性问题, 这是当前人们十分关注的研究课题。神经网络优越的逼近能力和自适应、自学习特性, 可以在 PMSM 的速度和位置的观测上找到用武之地。本文将神经网络技术与观测器设计理论相结合, 对 PMSM 系统提出一种基于神经网络的非线性观测器设计方法, 利用 Lyapunov 定理, 设计神经网络在线自适应学习规则, 并将证明所提方法设计的状态观测器是稳定的。

基金项目: 辽宁省自然科学基金资助项目 (002011)。

2 PMSM 新的状态空间模型

采用 $\alpha - \beta$ 坐标系的 PMSM 动态模型为

$$\dot{i}_\alpha = -\frac{R}{L}i_\alpha + \frac{\Psi_f}{L}\omega \sin\theta + \frac{u_\alpha}{L} \quad (1)$$

$$\dot{i}_\beta = -\frac{R}{L}i_\beta - \frac{\Psi_f}{L}\omega \cos\theta + \frac{u_\beta}{L} \quad (2)$$

$$\dot{\theta} = \omega \quad (3)$$

$$\dot{\omega} = -\frac{B}{J}\omega + \frac{P_n^2\Psi_f}{L}i_\beta \cos\theta - \frac{P_n^2\Psi_f}{L}i_\alpha \sin\theta - \frac{P_n}{J}T_L \quad (4)$$

式中 u_α 和 u_β 分别为 α 、 β 轴定子电压； i_α 和 i_β 分别为 α 、 β 轴定子电流； L 为定子绕组电感； R 为定子电阻； Ψ_f 为永磁体的磁通； P_n 为极对数； T_L 为负载转矩； J 为转动惯量； B 为阻尼系数； ω 为转子速度； θ 为转子位置。 \dot{i}_α 、 \dot{i}_β 、 $\dot{\theta}$ 和 $\dot{\omega}$ 分别为 i_α 、 i_β 、 θ 和 ω 的微分。

进行坐标变换，令

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\Psi_f}{L}\omega \sin\theta \\ -\frac{\Psi_f}{L}\omega \cos\theta \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix}, \quad \mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix}$$

写成状态空间形式有

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ \mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{v} \end{cases} \quad (6)$$

式中 状态量 $\mathbf{x} \in R^2$ ；输出量 $\mathbf{y} \in R^2$ ，输入量 $\mathbf{u} \in R^2$ ； $\mathbf{v} \in R^2$ ； $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 是定义在 $R^2 \times R^2$ 空间一个开集 Θ 上的 2 维函数向量，其函数元素均充分光滑； $\mathbf{A} \in R^{2 \times 2}$ ； $\mathbf{C} = \mathbf{I} \in R^{2 \times 2}$ 是已知定常矩阵，矩阵对 (\mathbf{A}, \mathbf{C}) 可观测；系统输入 \mathbf{u} 、 \mathbf{v} 和输出 \mathbf{y} 可直接测量。

用 \mathbf{x} 来表示各变量，如果 \mathbf{x} 可观测，则可算出速度 ω 和位置角 θ 如下

$$\omega = \frac{\|\dot{\mathbf{x}}\|}{\frac{\Psi_f}{L}} = \frac{L}{\Psi_f} \|\dot{\mathbf{x}}\|, \quad \theta = -\tan^{-1} \frac{x_1}{x_2} = \tan^{-1} \left(\frac{x_1}{-x_2} \right)$$

于是对 ω 、 θ 的观测就转化为对 \mathbf{x} 的观测。

3 神经网络观测器的设计

对式(6)可设计观测器为

$$\begin{cases} \dot{\hat{\mathbf{x}}} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}} + \hat{\mathbf{f}}(\hat{\mathbf{x}}, \mathbf{u}) + \mathbf{K}(\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) \\ \hat{\mathbf{y}} = \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{v} \end{cases} \quad (7)$$

式中 \mathbf{K} 是使矩阵 $\mathbf{A}_m = \mathbf{A} - \mathbf{K}\mathbf{C}$ 渐进稳定的常增益矩阵。 $\hat{\mathbf{x}}$ 、 $\hat{\mathbf{y}}$ 、 $\hat{\mathbf{f}}(\hat{\mathbf{x}}, \mathbf{u})$ 分别为 \mathbf{x} 、 \mathbf{y} 、 $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 的观测值。

假设存在向量函数 $\mathbf{F}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ ，使下式成立

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \mathbf{P}^{-1}\mathbf{C}^T\mathbf{F}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \quad (8)$$

式中 \mathbf{P} 为正定矩阵，满足如下 Lyapunov 方程

$$\mathbf{A}_m^T\mathbf{P} + \mathbf{P}\mathbf{A}_m = -\mathbf{Q} \quad (9)$$

式中 \mathbf{Q} 为正定矩阵。

根据神经网络的逼近性质，式(8)中的连续向量函数 $\mathbf{F}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 可以用神经网络来逼近。神经网络选用准对角递归神经网络^[8]。假设神经网络的理想权值为 $\mathbf{W}^o, \mathbf{W}^d, \mathbf{W}_1^n, \mathbf{W}_2^n$ 。逼近误差向量为 $\boldsymbol{\varepsilon}_0$ ，则

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \mathbf{W}^o\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{W}^d\mathbf{z} + \mathbf{W}_1^n\mathbf{x} + \mathbf{W}_2^n\mathbf{u}) + \boldsymbol{\varepsilon}_0 \quad (10)$$

式中 $\mathbf{W}^o \in R^{2 \times l}$ ； $\mathbf{W}^d \in R^{l \times l}$ ； $\mathbf{W}_1^n \in R^{l \times 2}$ ； $\mathbf{W}_2^n \in R^{l \times 2}$ ； $\boldsymbol{\varepsilon}_0 \in R^2$ ， $\boldsymbol{\varphi}(\cdot)$ 是由 sigmoid 函数构成的 l 维函数列向量。

设 \mathbf{W}^o 有界， $\|\mathbf{W}^o\| \leq M_w$ ，逼近误差也有界， $\|\boldsymbol{\varepsilon}_0\| \leq \varepsilon_{\text{sup}}$ 。

式(10)中的理想权值可先离线训练得到。在线训练时，输入层至隐含层单元的权系数矩阵和隐含层的递归权系数矩阵不进行训练，只训练隐含层到输出层的权系数矩阵 \mathbf{W}^o ，为表示简单，用 \mathbf{W} 表示 \mathbf{W}^o 。由于 $\boldsymbol{\varphi}(\cdot)$ 中只有 \mathbf{x} 是不可知的。为表示简单，记 $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) \triangleq \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{W}^d\mathbf{z} + \mathbf{W}_1^n\mathbf{x} + \mathbf{W}_2^n\mathbf{u})$ 。

设对 $\mathbf{F}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 的网络估计为

$$\hat{\mathbf{F}}(\hat{\mathbf{x}}, \mathbf{u}) = \hat{\mathbf{W}}\boldsymbol{\varphi}(\hat{\mathbf{x}}) \quad (11)$$

当前权 $\hat{\mathbf{W}}$ 的在线训练算法在后面给出。其函数估计误差为

$$\tilde{\mathbf{F}} = \mathbf{F} - \hat{\mathbf{F}} = \tilde{\mathbf{W}}\boldsymbol{\varphi}(\hat{\mathbf{x}}) + \mathbf{W}\tilde{\boldsymbol{\varphi}} + \boldsymbol{\varepsilon}_0 \quad (12)$$

记 $\tilde{\mathbf{W}} = \mathbf{W} - \hat{\mathbf{W}}$ ， $\tilde{\boldsymbol{\varphi}} = \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) - \boldsymbol{\varphi}(\hat{\mathbf{x}})$ 。由 $\boldsymbol{\varphi}(\cdot)$ 的性质可知 $\|\mathbf{W}\tilde{\boldsymbol{\varphi}}\|$ 是有界的，假设

$$\|\mathbf{W}\tilde{\boldsymbol{\varphi}}\| \leq M_x, \quad M_x > 0 \quad (13)$$

可设计状态观测器为

$$\begin{cases} \dot{\hat{\mathbf{x}}} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{P}^{-1}\mathbf{C}^T\hat{\mathbf{W}}\boldsymbol{\varphi}(\hat{\mathbf{x}}) + \mathbf{K}(\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) \\ \hat{\mathbf{y}} = \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{v} \end{cases} \quad (14)$$

于是得到状态估计误差 $\tilde{\mathbf{x}}$ 的动态方程为

$$\begin{cases} \dot{\tilde{\mathbf{x}}} = \mathbf{A}_m\tilde{\mathbf{x}} + \mathbf{P}^{-1}\mathbf{C}^T\tilde{\mathbf{W}}\boldsymbol{\varphi}(\hat{\mathbf{x}}) + \mathbf{W}\tilde{\boldsymbol{\varphi}}(\cdot) + \boldsymbol{\varepsilon}_0 \\ \tilde{\mathbf{y}} = \mathbf{C}\tilde{\mathbf{x}} \end{cases} \quad (15)$$

式中 $\tilde{\mathbf{x}}$ 、 $\tilde{\mathbf{y}}$ 、 $\tilde{\mathbf{W}}$ 和 $\tilde{\boldsymbol{\varphi}}(\cdot)$ 分别为 \mathbf{x} 、 \mathbf{y} 、 \mathbf{W} 和 $\boldsymbol{\varphi}(\cdot)$

的实际值与观测值的误差。

4 观测器稳定性分析

利用 Lyapunov 稳定理论设计网络系数矩阵的在线学习规则，取网络权矩阵的学习规则为

$$\dot{\hat{W}} = \begin{cases} \Gamma \tilde{y} \varphi^T & \|\hat{W}\| < M_w \\ \Gamma \tilde{y} \varphi^T - \delta \cdot \hat{W} & \|\hat{W}\| \geq M_w \end{cases} \quad (16)$$

式中 Γ 和 δ 为设计的正常数。

设计 Lyapunov 函数

$$V = \frac{1}{2} \tilde{x}^T P \tilde{x} + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \tilde{W}) \quad (17)$$

对式(17)进行微分运算有

$$\dot{V} = -\tilde{x}^T Q \tilde{x} + \tilde{y}^T (\tilde{W} \varphi(\hat{x}) + W \tilde{\varphi} + \varepsilon_0) + \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}}) \quad (18)$$

式中

$$\text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{W}}) = \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma^{-1} [-(\Gamma \tilde{y} \varphi^T - I_m \delta \hat{W})]) = I_m \Gamma^{-1} \delta \cdot \text{tr}(\tilde{W}^T \hat{W}) - \tilde{y}^T \tilde{W} \varphi \quad (19)$$

$$\text{其中 } I_m \Delta \begin{cases} 1 & \|\hat{W}\| \geq M_w \\ 0 & \|\hat{W}\| < M_w \end{cases} \quad (20)$$

于是有

$$\dot{V} = -\tilde{x}^T Q \tilde{x} + \tilde{y}^T (W \tilde{\varphi} + \varepsilon_0) + I_m \Gamma^{-1} \delta \text{tr}(\tilde{W}^T \hat{W}) \quad (21)$$

又因 $\text{tr}(\tilde{W}^T \hat{W}) = \text{tr}[(W - \hat{W})^T \hat{W}] =$

$$\frac{1}{2} [\|W\|^2 - \|\hat{W}\|^2 - \|\tilde{W}\|^2] \quad (22)$$

当 $\|\hat{W}\| \geq M_w > \|W\|$ 时, $\text{tr}(\tilde{W}^T \hat{W}) \leq 0$, 于是

$$\dot{V} \leq -\tilde{x}^T Q \tilde{x} + \tilde{y}^T (W \tilde{\varphi} + \varepsilon_0) \leq -\tilde{x}^T Q \tilde{x} + \|\tilde{y}\| (M_x + \varepsilon_{\text{sup}}) \leq -\lambda_{\min}(Q) \|\tilde{x}\|^2 + \|C\| \|\tilde{x}\| (M_x + \varepsilon_{\text{sup}}) \quad (23)$$

$$\|\tilde{x}\| \geq \frac{\|C\| (M_x + \varepsilon_{\text{sup}})}{\lambda_{\min}(Q)}, \quad \dot{V} \leq 0$$

由 Lyapunov 稳定性理论知, 状态估计误差 \tilde{x} 和权系数矩阵的估计误差 \tilde{W} 是一致最终有界的。

5 仿真研究

为了验证所提出的观测器的效果, 对 PMSM 系统进行了仿真研究, PMSM 的参数见表 1。仿真系统如图 1 所示, 其中, 速度反馈取观测器的输出值, 速度控制器为 PI 控制器, 比例和积分增益分别取为 8.07 和 0.79。实验中, 速度给定为 $600 \text{ rad} \cdot \text{min}^{-1}$, 开始时, 外部负载转矩 $T_L = 0$, 为

了测试负载转矩扰动对观测器的影响, 在 1s 时加入 3N·m 的负载转矩。PMSM 参数在额定情况下, 观测器的仿真结果如图 2 所示。改变 PMSM 系统

表 1 PMSM 的参数
Tab. 1 Parameters of PMSM

PMSM 参数	数值
额定功率 P_N/W	750
额定转速 $\omega_n / (\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	1500
额定电流 I_n/A	3
定子电阻 R/Ω	1.4
定子电感 L/mH	14.5
转动惯量 $J/\text{kg} \cdot \text{ms}^2$	0.0176
阻尼系数 B/s^{-1}	0.0022
极对数 p_n	2
永磁体磁通 Ψ_f/Wb	0.021

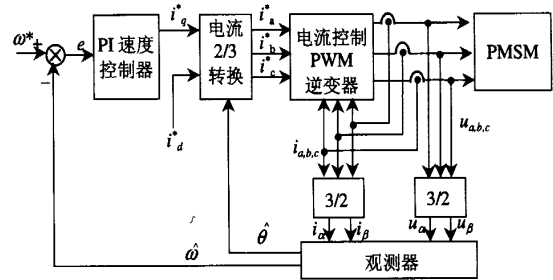


图 1 PMSM 无传感器控制系统框图
Fig. 1 Sensorless control system block diagram of PMSM drive

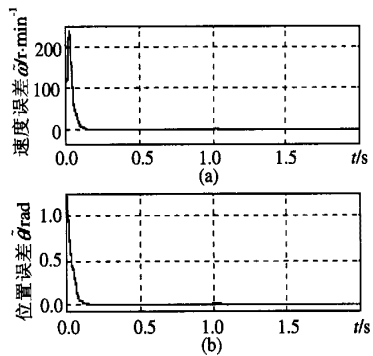


图 2 参数额定情况下的速度和位置误差
Fig. 2 The error of position and speed in

参数, 增大 J 大约 5 倍, B 不变, 观测器的仿真结果如图 3 所示。图 4 给出了稳态情况下 PMSM 无传感器控制系统的实际位置角和观测位置角。仿真结果表明, 所提出的观测器对 PMSM 速度和位置的估计精度较高, 在初始暂态过程之后, 能够收敛到实际值, 而且对参数变化和负载转矩扰动的鲁棒性较强。

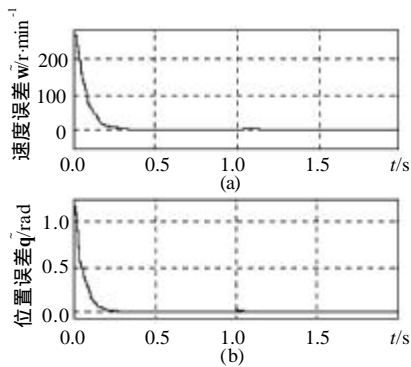


图 3 参数变化情况下的速度和位置误差

Fig. 3 The error of position and speed in the case of parameter variation

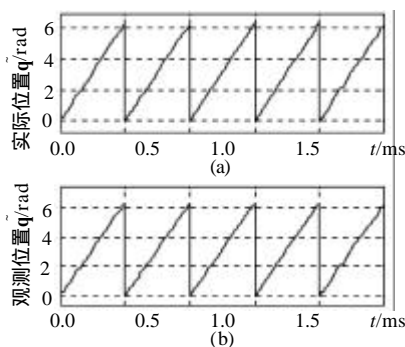


图 4 稳态情况下的实际位置和观测位置

Fig. 4 The actual and observed position under the steady condition

6 结论

对 PMSM 系统提出了一种基于神经网络的无传感器控制方法。利用 Lyapunov 定理, 设计了神经网络在线自适应学习规则, 并证明了依据所提方法设计的状态观测器是稳定的。在理论分析的基础上对所提出的方法进行了仿真研究, 仿真结果表明, 所提出的观测器对 PMSM 速度和位置的估计精度较高, 在初始暂态过程之后, 能够收敛到实际值,

而且对参数变化和负载转矩扰动的鲁棒性较强。

参考文献

- [1] French C, Acarnley P. Control of permanent magnet motor drives using a new position estimation technique[J]. IEEE Trans Ind. Appl., 1996, 32(5): 1089-1097.
- [2] Corley M J, Lorenz R D. Rotor position and velocity estimation for a salient-pole permanent magnet synchronous motor at standstill and high speeds[J]. IEEE Trans Ind. Appl., 1998, 34(4): 784-789.
- [3] Jones L A, Lang J H. A state observer for permanent magnet synchronous motors[J]. IEEE Trans Ind. Electron., 1989, 36(3): 374-382.
- [4] Low T, Lee T, Chang K. A nonlinear speed observer for permanent-magnet synchronous motor[J]. IEEE Trans on Ind. Electron., 1993, 40(3): 307-315.
- [5] Solsona J, Valla M I, Muravchik C. A nonlinear reduced order observer for permanent magnet synchronous motors[J]. IEEE Trans Ind. Electron., 1996, 43(4): 492-497.
- [6] 任雪梅(Ren Xuemei). 用神经网络进行连续时间非线性系统建模的研究 (Neural network identification for continuous time nonlinear systems) [J]. 控制理论与应用 (Control theory and applications), 1999, 16(1): 91-94.
- [7] 武宏伟, 戴琼海, 王普, 等 (Wu Hongwei, Dai Qionghai, Wang Pu, et al). 基于神经网络的非线性系统的观测器设计 (Neural-network-based observers for nonlinear systems) [J]. 清华大学学报 (Journal of Tsinghua University), 2000, 40(3): 44-47.
- [8] 李鸿儒 (Li Hongru). 基于神经网络的永磁同步电机控制策略的研究 (Neural-network-based control strategies for permanent magnet synchronous motor) [D]. 沈阳: 东北大学 (Shenyang: Northeastern University), 2001.

收稿日期: 2002-03-18。

作者简介:

李鸿儒(1968-), 男, 辽宁绥中人, 博士, 副教授, 主要研究方向为神经网络、模糊控制、自适应控制及其在交流传动中的应用。

(责任编辑 喻银凤)