

3-18-2021

## Neural Network Optimized Sensorless Permanent Magnet Synchronous Motor Control System

Lixin Ma

*School of mechanical engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;*

Yongjie Zhu

*School of mechanical engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;*

Leyan Ji

*School of mechanical engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# Neural Network Optimized Sensorless Permanent Magnet Synchronous Motor Control System

## Abstract

**Abstract:** In order to solve the poor accuracy of the speed and rotor position of permanent magnet synchronous motor caused by sensor, a sensorless control system is proposed to calculate the speed and rotor position of PMSM with extended Kalman filtering algorithm. BP *neural network algorithm is used to optimize the covariance matrix  $Q$  and  $R$  of EKF*, which improves the accurate calculation values of rotational speed and rotor position. At the same time, *the speed sliding mode controller combined with the current feed-forward decoupling unit* are used to improve the stability of the whole control system. The simulation results show that the system can accurately calculate speed and rotor position and the deviation value of rotor position fluctuates around  $\pm 0.3$  rad. Compared with the traditional PI control, the speed recovery time is shortened by 50%, and the overshoot is very small, the robustness is stronger. It has strong practical application value in motor control.

## Keywords

permanent magnet synchronous motor, extended Kalman filtering, BP(Back-Propogation) neural network, speed sliding mode, feed-forward decoupling

## Recommended Citation

Ma Lixin, Zhu Yongjie, Ji Leyan. Neural Network Optimized Sensorless Permanent Magnet Synchronous Motor Control System[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(3): 622-630.

## 神经网络优化的无感永磁同步电机控制系统

马立新, 朱勇杰, 季乐延

(上海理工大学 机械工程学院, 上海 200093)

**摘要:** 针对永磁同步电机(Permanent Magnet Synchronous Motor, PMSM)转速和转子位置容易受到传感器传输信号精度不佳的问题, 提出了扩展卡尔曼滤波算法来测算电机转速和转子位置的无传感控制系统, 采用 BP (Back-Propogation)神经网络算法优化 EKF (Extended Kalman Filter)算法的协方差矩阵, 提高了转速、转子位置测算值的精确度。同时采用速度滑模控制器结合电流前馈解耦单元, 改善整个控制系统的稳定性。仿真结果表明了该套系统可以对转速、转子位置进行精确测算, 转子位置偏差值在 $\pm 0.3$  rad 左右波动, 与传统 PI 控制相比, 转速恢复时间缩短了 50%, 超调极小, 具有更强的鲁棒性, 在电机控制中有较强的实际应用价值。

**关键词:** 永磁同步电机; 扩展卡尔曼滤波; BP (Back-Propogation)神经网络; 速度滑模; 前馈解耦  
中图分类号: TM383.4; TP391 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X (2021) 03-0622-09  
DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-0562

## Neural Network Optimized Sensorless Permanent Magnet Synchronous Motor Control System

Ma Lixin, Zhu Yongjie, Ji Leyan

(School of mechanical engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** In order to solve the poor accuracy of the speed and rotor position of permanent magnet synchronous motor caused by sensor, a sensorless control system is proposed to calculate the speed and rotor position of PMSM with extended Kalman filtering algorithm. BP neural network algorithm is used to optimize the covariance matrix  $Q$  and  $R$  of EKF, which improves the accurate calculation values of rotational speed and rotor position. At the same time, the speed sliding mode controller combined with the current feed-forward decoupling unit are used to improve the stability of the whole control system. The simulation results show that the system can accurately calculate speed and rotor position and the deviation value of rotor position fluctuates around  $\pm 0.3$  rad. Compared with the traditional PI control, the speed recovery time is shortened by 50%, and the overshoot is very small, the robustness is stronger. It has strong practical application value in motor control.

**Keywords:** permanent magnet synchronous motor; extended Kalman filtering; BP(Back-Propogation) neural network; speed sliding mode; feed-forward decoupling

## 引言

永磁同步电机(Permanent Magnet Synchronous Motor, PMSM)具有结构简单、运行可靠、高速运转时转矩脉动较小的特点<sup>[1]</sup>, 广泛运用于各种高精

度控制的交流伺服领域。传统的电机控制系统中, 电机转子位置的精确测量依赖于光电编码器传递的信号, 这也导致电机笨重, 成本增加, 不适用于灵巧型的场合<sup>[2]</sup>。因此无传感技术很好的解决了这一问题, 通过模型估计来预测电机的转速以及转子

收稿日期: 2019-10-25 修回日期: 2019-12-06

基金项目: 国家自然科学基金(6120576)

第一作者: 马立新(1960-), 男, 博士, 教授, 研究方向为电力系统稳定性与优化运行、电机控制、智能电网等。E-mail: 1022151953@qq.com

位置。常用的估计模型有模型参考自适应(Model Reference Adaptive Control, MRAS)、滑模观测器(Sliding Mode Observer, SMO)、扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman Filter, EKF)、模糊理论和人工神经网络等等<sup>[2-4]</sup>。

在众多估计模型中,其中扩展卡尔曼滤波器应用范围较广。然而在 EKF 算法中,其噪声协方差矩阵  $Q$  和  $R$  的值和估计算法的精确度直接关联,因此需要取到最优值。文献[4]采用了传统的 EKF 计算方法,然而由于传统算法的延迟效应,导致转速转子位置估算精度不佳。文献[5]提出了用遗传算法(GA)来优化协方差矩阵  $Q$  和  $R$ ,文献[6]利用改进 GSO 算法对协方差矩阵  $Q$  和  $R$  的选取过程进行优化,精确电机的转速估计。

由于传统 EKF 算法需要通过不断试凑,寻找最合适协方差参数矩阵  $Q$  和  $R$ ,耗费大量的实验时间,因此本文就此提出了一套基于 BP 神经网络算法优化 EKF 的转速转子位置估计系统,同时将传统速度 PI 调节替换为滑模速度(SMC)调节,由于反馈时电机  $d$ - $q$  轴电流会出现耦合现象,增加电流前馈解耦环节。仿真结果表明,此套系统响应时间短、调速性能好以及稳定性强。

## 1 PMSM 模型

本文选取的是三相表贴式永磁同步电机作为研究对象。电机的模型分为 2 种,同步旋转坐标系下和静止坐标系下的数学模型。由于旋转坐标系非线性强,且递推公式复杂,运算时间长,不利于估算的实时准确性,所以选用静止坐标系<sup>[7]</sup>。其电流方程为

$$\begin{cases} \frac{di_{\alpha}}{dt} = -\frac{R_s}{L_s}i_{\alpha} + \omega_e \frac{\varphi_f}{L_s} \sin \theta_e + \frac{u_{\alpha}}{L_s}, \\ \frac{di_{\beta}}{dt} = -\frac{R_s}{L_s}i_{\beta} - \omega_e \frac{\varphi_f}{L_s} \cos \theta_e + \frac{u_{\beta}}{L_s}, \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $u_{\alpha}$ ,  $u_{\beta}$  分别为  $\alpha$ ,  $\beta$  轴上的定子电压;  $i_{\alpha}$ ,  $i_{\beta}$  分别为  $\alpha$ ,  $\beta$  轴上的定子电流;  $\omega_e$  为转子角速度;  $\theta_e$  为转子电角度;  $R_s$  为定子电阻;  $L_s$  为定子电感;

$\varphi_f$  为永磁体磁链。

由于  $\omega_e$  和  $\theta_e$  有如下的关系式:

$$\begin{cases} \frac{d\omega_e}{dt} = 0 \\ \frac{d\theta_e}{dt} = \omega_e \end{cases} \quad (2)$$

因此, PMSM 的非线性状态方程如下:

$$\begin{cases} \frac{d}{dt}x = f(x) + Bu \\ y = Cx \end{cases} \quad (3)$$

$$\text{其中, } f(x) = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_s}i_{\alpha} + \omega_e \frac{\varphi_f}{L_s} \sin \theta_e \\ -\frac{R_s}{L_s}i_{\beta} - \omega_e \frac{\varphi_f}{L_s} \cos \theta_e \\ 0 \\ \theta_e \end{bmatrix}, \quad x = \begin{bmatrix} i_{\alpha} \\ i_{\beta} \\ \omega_e \\ \theta_e \end{bmatrix},$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad u = \begin{bmatrix} u_{\alpha} \\ u_{\beta} \end{bmatrix}, \quad y = \begin{bmatrix} i_{\alpha} \\ i_{\beta} \end{bmatrix},$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

## 2 速度滑模设计

滑模控制是一种变结构控制策略,与常规控制最明显的区别在于控制规律的不连续性,这种性质使得系统在一定控制规律下,其状态轨迹会沿着滑模面作小幅度的上下运动,即“滑动模式”<sup>[8]</sup>。

三相表贴式永磁同步电机在  $d$ - $q$  轴坐标系下的数学模型为:

$$\begin{cases} u_q = R_s i_q + L_s \frac{di_q}{dt} + p_n \omega_e L_s i_d + p_n \omega_e \varphi_f, \\ u_d = R_s i_d + L_s \frac{di_d}{dt} - p_n \omega_e L_s i_q, \end{cases} \quad (4)$$

其负载转矩方程为

$$T_L = \frac{3}{2} p_n \varphi_f i_q - J \frac{d\omega_e}{dt}, \quad (5)$$

式中:  $u_d$ ,  $u_q$  分别为  $d$ ,  $q$  轴上的定子电压;  $i_d$ ,  $i_q$  分别为  $d$ ,  $q$  轴上的定子电流;  $p_n$  为电机极对数;

$T_L$  为负载转矩;  $J$  为转动惯量。

表贴式 PMSM 采用  $i_d=0$  的矢量控制方法可以获得较好的控制效果, 将式(4)~(5)的方程整理可得:

$$\begin{cases} \frac{di_q}{dt} = \frac{1}{L_s}(-R_s i_q - p_n \varphi_f \omega_e + u_q), \\ \frac{d\omega_e}{dt} = \frac{1}{J}(-T_L + \frac{3}{2} p_n \varphi_f i_q), \end{cases} \quad (6)$$

定义 PMSM 的系统状态变量:

$$\begin{cases} x_1 = \omega_{ref} - \omega_e, \\ x_2 = \dot{x}_1 = -\dot{\omega}_e, \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\omega_{ref}$  为电机的额定转速, 通常是一个常量。

根据式(6)~(7)可知:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = -\dot{\omega}_e = \frac{1}{J}(T_L - \frac{3}{2} p_n \varphi_f i_q), \\ \dot{x}_2 = -\ddot{\omega}_e = -\frac{3 p_n \varphi_f}{2 J} i_q = -D i_q, \end{cases} \quad (8)$$

因此可得

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ -D \end{bmatrix} i_q. \quad (9)$$

定义 PMSM 系统的滑模面函数:

$$s = c x_1 + x_2, \quad (10)$$

式中:  $c>0$  为设计参数。对式(10)求导:

$$\dot{s} = c \dot{x}_1 + \dot{x}_2 = c x_2 + \dot{x}_2 = c x_2 - D i_q. \quad (11)$$

由于按照速度滑模控制的基本原理, 正常运动阶段需要满足滑动模态的条件  $s\dot{s} < 0$ , 才能实现系统由任意未知的初始状态到达滑模面。因此, 可以设计各种趋近律函数来保证正常运动阶段的品质<sup>[9]</sup>。为了使得表贴式 PMSM 驱动系统拥有良好

的动态特性, 采用指数趋近律方法, 如式(12):

$$\dot{s} = -\varepsilon \operatorname{sgn}(s) - qs, \quad \varepsilon, q > 0, \quad (12)$$

所以 PMSM 的控制器表达式为

$$\dot{i}_q = \frac{1}{D}[c x_2 + \varepsilon \operatorname{sgn}(s) + qs]. \quad (13)$$

从而得出  $q$  轴的电流参考值为

$$i_q = \frac{1}{D} \int_0^t [c x_2 + \varepsilon \operatorname{sgn}(s) + qs] d\tau. \quad (14)$$

从式(14)看出, 由于控制器中有积分项的存在, 一方面削弱了滑模面的抖振现象, 另一方面也减小了 PMSM 系统的稳态误差, 提高了控制系统的动态特性。经检验, 系统在条件  $s\dot{s} < 0$  下是渐进稳定的。在 MATLAB 中搭建的仿真如图 1 所示。

### 3 d-q 轴电流解耦设计

由公式(4)可知, 定子电流  $i_q, i_d$  会分别在  $q$  轴、 $d$  轴方向产生互相交叉耦合的电动势, 降低了电机的动态稳定性, 因此, 需要对其进行解耦设计<sup>[3]</sup>。

将定子电流  $i_q, i_d$  完全解耦, 则其电压方程可改写为

$$\begin{cases} u_{q0} = u_q - \omega_e(L_s i_d + \varphi_f) = R_s i_q + L_s \frac{d}{dt} i_q, \\ u_{d0} = u_d + \omega_e L_s i_q = R_s i_d + L_s \frac{d}{dt} i_d, \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $u_{q0}, u_{d0}$  分别是电流完全解耦后的  $q, d$  轴电压。

对式(15)进行拉普拉斯变换后, 可得:

$$Y(s) = G(s)U(s). \quad (16)$$

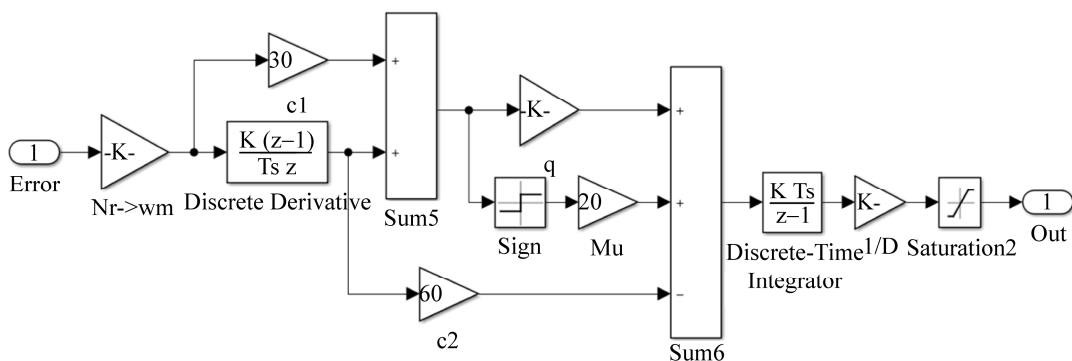


图 1 速度滑模控制器仿真图

Fig. 1 Simulation diagram of speed sliding mode controller

$$\text{式中: } G(s) = \begin{bmatrix} R_s + sL_s & 0 \\ 0 & R_s + sL_s \end{bmatrix}^{-1}, Y(s) = \begin{bmatrix} i_d(s) \\ i_q(s) \end{bmatrix},$$

$$U(s) = \begin{bmatrix} u_{d0}(s) \\ u_{q0}(s) \end{bmatrix}.$$

利用前馈解耦控制策略, 并结合常规的电流 PI 调节环, 可得  $d$ - $q$  轴的电压方程:

$$\begin{cases} u_q^* = \left( K_{pq} + \frac{K_{iq}}{s} \right) (i_q^* - i_q) + \omega_e (L_s i_d + \varphi_f), \\ u_d^* = \left( K_{pd} + \frac{K_{id}}{s} \right) (i_d^* - i_d) - \omega_e L_s i_q, \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $K_{pq}$ ,  $K_{pd}$  分别为  $q$ ,  $d$  轴电流 PI 控制器的比例增益,  $K_{iq}$ ,  $K_{id}$  分别为  $q$ ,  $d$  轴电流 PI 控制器的积分增益。如图 2 所示, 为  $d$ - $q$  轴电流前馈解耦的控制结构框图。

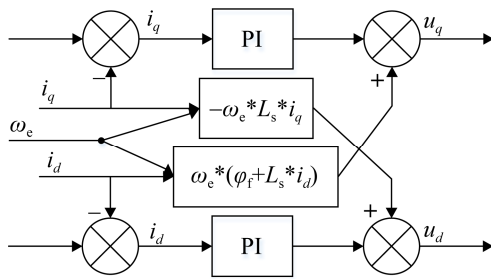


图 2  $d$ - $q$  轴电流前馈解耦控制

Fig. 2  $d$ - $q$  axis current feedforward decoupling control

## 4 BP 神经网络优化的 EKF 设计

### 4.1 扩展卡尔曼滤波(EKF)

卡尔曼滤波可以对线性系统的状态进行估计。但如果直接将其应用于非线性系统中, 则会耗费大量时间。这是因为在非线性系统中, 状态变量的方程在每一步中都会发生变化, 所以在迭代计算过程中不能进行预计算。这一不足可以通过 EKF 方法来解决。

根据式(3)可知, PMSM 的状态方程是非线性的, 所以需要采用 EKF 算法, 其离散化的数学模型为

$$\begin{cases} x(k+1) = f[x(k)] + B(k)u(k) + V(k) \\ y(k) = C(k)x(k) + W(k) \end{cases} \quad (18)$$

式中:  $V(k)$  为系统噪声;  $W(k)$  为测量噪声, 且均为

高斯白噪声。

EKF 算法的递推计算过程中, 不直接采取噪声矢量  $V$ ,  $W$  计算, 而是  $V$  和  $W$  的协方差矩阵  $Q$  和  $R$  进行计算,  $Q$ ,  $R$  的定义为

$$\begin{cases} \cos(V) = E\{VV^T\} = Q, \\ \cos(W) = E\{WW^T\} = R. \end{cases} \quad (19)$$

传统的 EKF 状态估计由 2 个部分组成, 其中, 第 1 部分为预测阶段; 第 2 部分为校正阶段, 其步骤具体为<sup>[10]</sup>:

(1) 对状态矢量进行预估, 由输入量  $u(k)$  和上次的状态估计量  $\hat{x}(k)$  来预测  $k+1$  时刻的状态矢量, 应为

$$\tilde{x}(k+1) = \hat{x}(k) + T_s [f(\hat{x}(k)) + B(k)u(k)], \quad (20)$$

式中:  $T_s$  为采样周期, 单位 ms; “ $\hat{\cdot}$ ” 为状态估计; “ $\tilde{\cdot}$ ” 为预测。

(2) 计算此预测量与之相对应的输出量  $\tilde{y}(k+1)$  的值, 即

$$\tilde{y}(k+1) = C\tilde{x}(k+1) \quad (21)$$

(3) 计算误差协方差矩阵, 即

$$\tilde{P}(k+1) = \hat{P}(k) + T_s [F(k)\hat{P}(k) + \hat{P}(k)F^T(k)] + Q, \quad (22)$$

式中:  $F(k)$  为公式(3)线性化后的雅可比(Jacobian)矩阵, 其计算公式为:

$$F(k) = \left. \frac{\partial f(x)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}(k)} = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_s} & 0 & \frac{\varphi_f}{L_s} \sin \hat{\theta}_e(k) & \hat{\omega}_e(k) \frac{\varphi_f}{L_s} \cos \hat{\theta}_e(k) \\ 0 & -\frac{R_s}{L_s} & -\frac{\varphi_f}{L_s} \cos \hat{\theta}_e(k) & \hat{\omega}_e(k) \frac{\varphi_f}{L_s} \sin \hat{\theta}_e(k) \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

(4) 计算 EKF 的增益矩阵  $K(k+1)$ , 即

$$K(k+1) = \tilde{P}(k+1)C^T [C\tilde{P}(k+1)C^T + R]^{-1}. \quad (23)$$

(5) 对预测的状态矢量  $\hat{x}(k+1)$  进行反馈校正, 也称为“滤波”, 以此可以获得优化的状态估计  $\hat{x}(k+1)$ , 即

$$\hat{x}(k+1) = \hat{x}(k+1) + K(k+1)[y(k+1) - \tilde{y}(k+1)]. \quad (24)$$

(6) 为了进行下一次的估计, 更新估计误差的协方差矩阵, 即

$$\hat{p}(k+1) = \tilde{p}(k+1) - \mathbf{K}(k+1)\mathbf{C}\tilde{p}(k+1) \quad (25)$$

### 4.2 EKF 参数优化

EKF 设计的核心是能够获得滤波器的参数, 尤其是协方差矩阵  $\mathbf{Q}$  和  $\mathbf{R}$ 。矩阵  $\mathbf{Q}$  反映了系统的不确定性和扰动, 矩阵  $\mathbf{R}$  反映了由电流传感器等引入的测量噪声<sup>[11]</sup>。在扩展卡尔曼滤波 EKF 中, 噪声变量  $\mathbf{Q}$  和  $\mathbf{R}$  的协方差其实是模型误差与测量误差的大小, 是模型预测值与测量值的加权。举例而言,  $\mathbf{R}$  固定,  $\mathbf{Q}$  越大, 代表越信任测量值,  $\mathbf{Q}$  无穷代表只用测量值; 反之,  $\mathbf{Q}$  越小代表越信任模型预测值,  $\mathbf{Q}$  为 0 则是只用模型预测。

为了获取较为精准的  $\mathbf{Q}$ ,  $\mathbf{R}$  协方差矩阵, 传统的方法是试凑法, 即如果不确切知道  $\mathbf{Q}$ ,  $\mathbf{R}$  的准确先验信息, 应适当增大  $\mathbf{Q}$  的取值, 以增大对实时量测值的利用权重, 俗称调谐<sup>[12]</sup>。但是调谐存在盲目性, 无法知道  $\mathbf{Q}$  要调到多大才行, 其试凑耗费时间长, 且精度不够高, 对 PMSM 系统的预测误差较大。因此本文提出了基于 BP 神经网络算法的 EKF 参数优化。其系统结构框图如图 3 所示。

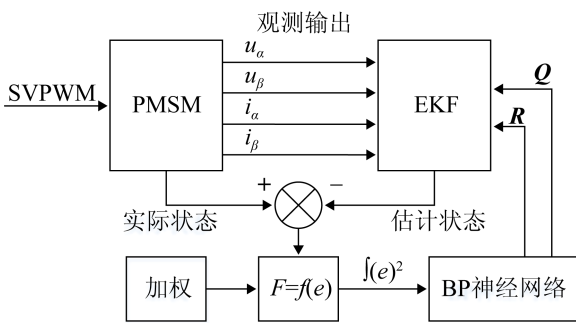


图 3 BP 优化 EKF 参数的结构框图

Fig. 3 The structural block diagram of BP optimization EKF parameters

将 EKF 状态估计的转子转速  $v_{est}$ 、转子电角度  $\theta_{est}$  与实际值的误差的平方作为积分项, 加权后作为目标函数  $F$ , 求其最小值:

$$F = w_1 \int (v_{act} - v_{est})^2 + w_2 \int (\theta_{act} - \theta_{est})^2 \quad (26)$$

式中:  $v_{act}$  为转子转速的真实值;  $\theta_{act}$  为转子电角度的真实值;  $v_{est}$  为转子转速的估计值;  $\theta_{est}$  为转子电角度的估计值;  $w_1$ ,  $w_2$  为权重。

采用 4 个输入层、5 个隐藏层和 2 个输出层的 BP 神经网络, 输入层为  $v_{act}$ ,  $v_{est}$ ,  $\theta_{act}$ ,  $\theta_{est}$ , 输出层为  $\mathbf{Q}$ ,  $\mathbf{R}$ 。设定迭代次数  $n$ , 学习率  $\mu$ , 矫正率  $\nu$ 。以公式(26)为目标函数, 采用梯度下降法来计算目标函数的最小值。其主要流程如下:

输入: 样本  $D$ ; 迭代次数  $n$ ; 学习率  $\mu$ ;

过程:

1. 在(0, 1)范围内随机初始化网络中所有连接权和阈值;
2. repeat:
3. for all 训练样本 do;
4. 根据  $v_{act}$ ,  $v_{est}$ ,  $\theta_{act}$ ,  $\theta_{est}$  计算样本的输出  $\mathbf{Q}$ ,  $\mathbf{R}$ ;
5. 计算输出层神经元的梯度项;
6. 计算隐含层神经元的梯度项;
7. 更新连接权与阈值;
8. end for;
9. until 达到迭代次数  $n$ ;

输出: 3 层前馈神经网络, 以及  $\mathbf{Q}$ ,  $\mathbf{R}$  矩阵的值。

其中, 样本  $D$  为电机一次仿真运行的数据  $v_{act}$ ,  $v_{est}$ ,  $\theta_{act}$ ,  $\theta_{est}$ , 设定学习率  $\mu=0.05$ , 矫正率  $\nu=0.1$ , 改变迭代次数  $n$ , 得到不同的  $\mathbf{Q}$ ,  $\mathbf{R}$  矩阵的值如表 1 所示。

表 1  $\mathbf{Q}$ ,  $\mathbf{R}$  矩阵结果  
Tab. 1  $\mathbf{Q}$ ,  $\mathbf{R}$  matrix results

试验序号	$n$	$\mathbf{Q}$	$\mathbf{R}$
1	50	diag[0.09 0.08 0.9 0.08]	diag[0.9 0.8]
2	200	diag[0.03 0.03 0.4 0.03]	diag[0.3 0.2]
3	500	diag[0.01 0.01 0.1 0.01]	diag[0.1 0.1]

将不同迭代次数下获得的协方差矩阵  $\mathbf{Q}$ ,  $\mathbf{R}$  的值输入到永磁同步电机的仿真模型中, 观测电机的速度曲线波形如图 5, 当  $\mathbf{Q}=\text{diag}[0.01 0.01 0.1 0.01]$ ,  $\mathbf{R}=\text{diag}[0.1 0.1]$  时, 速度波形最平稳, 此时的  $\mathbf{Q}$ ,  $\mathbf{R}$  为最优值。

## 5 仿真验证

由上述公式, 在 MATLAB/SIMULINK 中搭建

PMSM 的 EKF 系统仿真模型, 其整体的结构框图如图 4 所示。

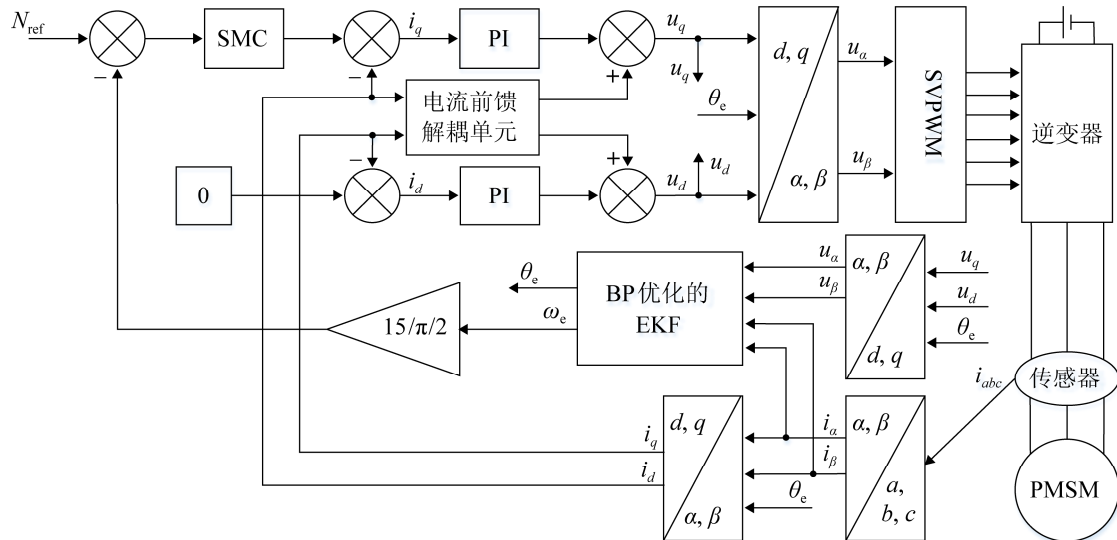


图 4 优化 EKF 的 PMSM 系统框图

Fig. 4 Optimize the block diagram of EKF PMSM system

选用的 PMSM 电机参数如表 2 所示。

表 2 电机模型参数  
Tab. 2 Motor model parameters

参数	数值
定子电阻 $R_s/\Omega$	2.875
定子(转子)电感 $L_s/\text{mH}$	8.5
磁链 $\phi_f/\text{Wb}$	0.175
转动惯量 $J/(\text{kg}\cdot\text{m}^2)$	0.001
阻尼系数 $B/(\text{N}\cdot\text{m}\cdot\text{s})$	0
极对数	4

设定给定转速为 600 r/min, 给定负载转矩为 3 N·m。利用 BP 神经网络优化 EKF 算法, 将不同训练次数下得到的协方差矩阵  $Q, R$  代入仿真中, 得到 EKF 控制系统仿真对比图。如图 5 所示, 拥有最优协方差矩阵  $Q, R$  的控制系统, 其电机速度响应时间短, 波动小, 几乎无超调。

在  $Q, R$  为最优参数矩阵下, 电机的实际转速和卡尔曼估算转速曲线如图 6 所示, 经过 0.08 s 后, 2 条转速曲线重合。

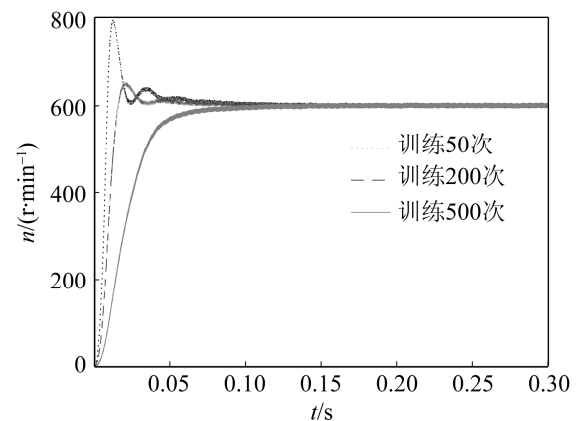


图 5 不同参数矩阵下的速度对比图

Fig. 5 Comparison diagram of speed under different parameter matrix

图 7 为速度误差曲线, 在电机起动阶段, 速度误差最大值为 200 r/min, 由于扩展卡尔曼滤波算法是一种递推运行的算法, 从初始状态为零开始的估算误差较大, 随着算法的逐步递推, 误差就不断缩小, 最终能很好的跟踪电机转速, 实现比较精准的转速测算, 转速偏差值在  $\pm 5$  r/min 左右波动。



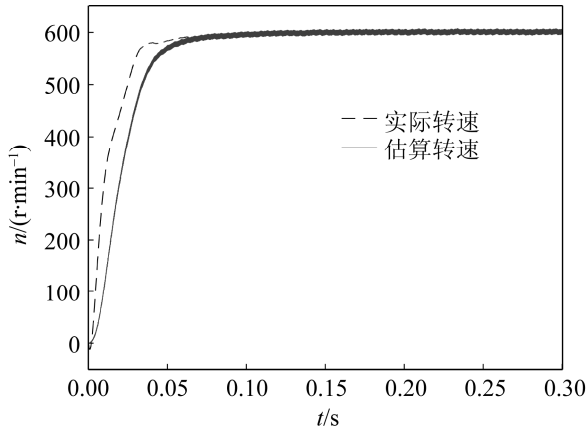


图6 电机实际转速与估算转速曲线

Fig. 6 Actual motor speed and estimated speed curve

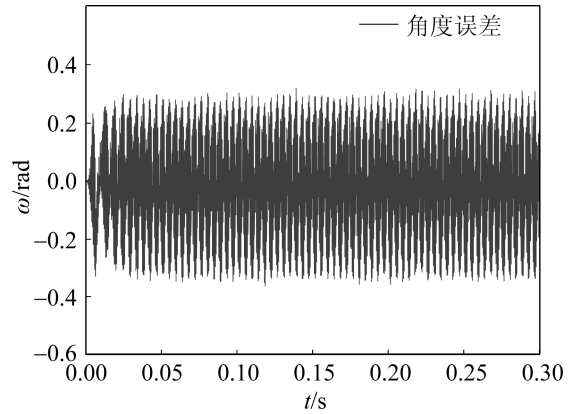


图9 角度误差曲线

Fig. 9 Angular error curve

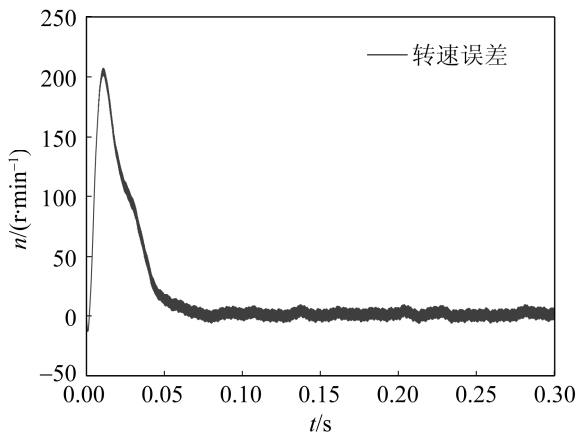


图7 电机速度误差曲线

Fig. 7 Motor speed error curve

图8为电机实际转子角度和EKF估算转子角度的曲线图。图9为两者的误差曲线，角度误差一直在±0.3 rad左右波动。

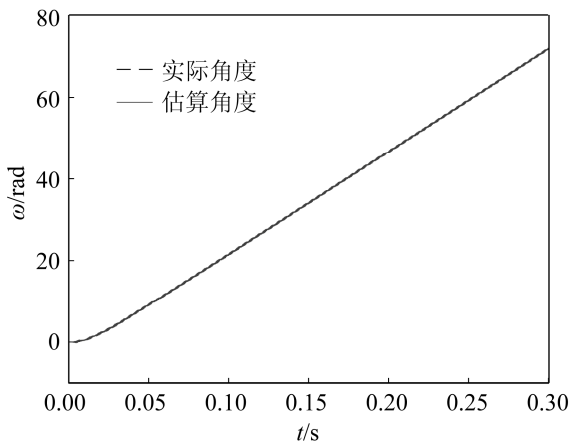


图8 电机实际角度与估算角度曲线

Fig. 8 Motor actual Angle and estimated Angle curve

在给定电机转速为600 r/min, 给定负载转矩为3 N·m的条件下, 分别采用传统PI控制和BP优化的EKF控制, 其转速波形如图10所示。在传统PI控制下, 电机转速在0.15 s左右达到稳定值, 而在BP优化的EKF控制下, 电机转速在0.1 s左右达到稳定值。与传统PI控制相比, BP优化EKF控制的电机达到给定转速的时间缩短了50%。

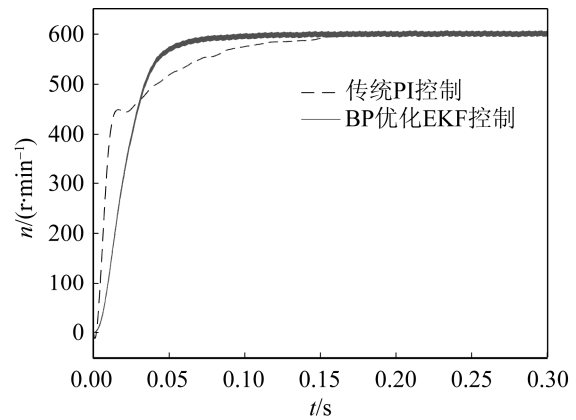


图10 不同控制下的速度对比图

Fig. 10 Comparison diagram of speeds under different controls

当给定转速和负载发生变化时, 两种不同控制下的电机转速变化如图11所示。其中  $t=0.15$  s时, 负载转矩由3 N·m增加至5 N·m, 保持5 N·m转矩不变,  $t=0.3$  s时, 给定转速突变为400 r/min。仿真结果表明, 当转速和负载突变时, 本文提出的神经网络优化的无感永磁同步电机控制系统, 其性能优于传统的PI控制, 电机转速能迅速恢复到稳定状

态, 且超调极小, 整个系统的鲁棒性很强。

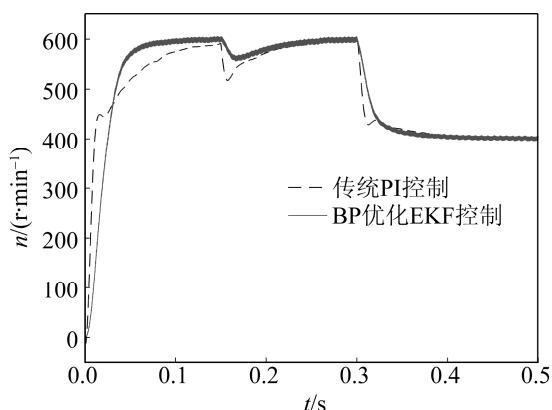


图 11 负载转速变化时的速度曲线

Fig. 11 The speed curve of the changing load speed

## 6 结论

本文设计了一种基于 EKF 的 PMSM 控制系统, 利用 BP 算法计算误差协方差矩阵  $Q$ ,  $R$  的最优值, 提高优化速度与精度。将速度滑模控制器以及  $d$ - $q$  轴电流解耦引入控制系统, 提高系统的鲁棒性。仿真结果表明, 此系统的电机转速及转子位置测算精度高, 转速偏差值在  $\pm 5$  r/min 左右波动, 转子位置偏差值在  $\pm 0.3$  rad 左右波动, 与传统 PI 控制相比, 转速恢复时间缩短了 50%, 超调极小, 其鲁棒性更强, 在电机控制中有较强的实际应用价值。

### 参考文献:

- [1] 李英强, 杨明, 龙江, 等. 基于扩展卡尔曼滤波的永磁同步电机无电流传感器预测控制[J]. 电机与控制应用, 2018, 45(1): 107-113.  
Li Yingqiang, Yang Ming, Long Jiang, et al. Current Sensorless Predictive Control based on Extended Kalman Filter for PMSM Drives[J]. Electric Machines Control Application, 2018, 45(1): 107-113.
- [2] 王鑫, 李伟力, 程树康. 永磁同步电动机发展展望[J]. 微电机, 2007, 40(5): 69-72.  
Wang Xin, Li Weili, Cheng Shukang. Development and Prospect of Permanent Magnet Synchronous Motor [J]. Micromotors, 2007, 40(5): 69-72.
- [3] 周阳, 马立新, 袁沧虎. PMSM 带前馈控制的模型参考自适应矢量控制系统的研究[J]. 电力科学与工程,

2018, 34(5): 18-23.

Zhou Yang, Ma Lixin, Yuan Canghu. Research on Model Reference Adaptive Vector Control System with Feedforward Control in PMSM[J]. Electric Power Science and Engineering, 2018, 34(5): 18-23.

- [4] 谷涛, 李孟秋, 黄庆, 等. 基于 EKF 的永磁同步电机无位置传感器控制[J]. 电源技术, 2016, 40(2): 430-433.

Gu Tao, Li Mengqiu, Huang Qing, et al. Permanent Magnet Synchronous Motor Position Sensorless Control based on EKF[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2016, 40(2): 430-433.

- [5] 余致廷, 邹薇, 董旺华, 等. 扩展卡尔曼滤波结合前馈补偿永磁同步电机位置估计[J]. 控制理论与应用, 2016, 33(10): 1312-1318.

She Zhiting, Zou Wei, Dong Wanghua, et al. Extended Kalman Filters Combined with Feed-forward Compensation for Permanent Magnet Synchronous Motor Position Estimation[J]. Control Theory & Applications, 2016, 33(10): 1312-1318.

- [6] 张相胜, 田佳文, 潘丰. 无传感器 PMSM 中基于 IGSO 优化 EKF 的速度估计方法[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(4): 1006-1009.

Zhang Xiangsheng, Tian Jiawen, Pan Feng. Method of EKF Speed Estimation for Sensorless PMSM based on IGSO Optimizing[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(4): 1006-1009.

- [7] 李冉. 永磁同步电机无位置传感器运行控制技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2012.

Li Ran. Research on the Sensorless Control Technique of Permanent Magnet Synchronous Motor[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012.

- [8] 朱晓虹, 张广明, 梅磊, 等. 基于滑模速度控制器的 PMSM 无速度传感器控制研究[J]. 电机与控制应用, 2016, 43(1): 1-6.

Zhu Xiaohong, Zhang Guangming, Mei Lei, et al. Research on Sensorless Control of PMSM based on Sliding Mode Speed Controller[J]. Electric Machines Control Application, 2016, 43(1): 1-6.

- [9] 董晓光, 邹轩, 张宇慧. 新型 PMSM 速度控制方法设计[J]. 信息技术, 2017, 41(9): 171-176.

Dong Xiaoguang, Zou Xuan, Zhang Yuhui. Design of

- New Speed Control Method for Permanent Magnet Synchronous Motor [J]. Information Technology, 2017, 41(9): 171-176.
- [10] Zarchan P, Musoff H. Fundamentals of Kalman Filtering: A Practical Approach[M]. Reston: American Institute of Aeronautics and Astronautics, Inc. 2015.
- [11] Guo Zizhao, Xiang Guofei, Pu Ming, Dian Songyi. Sensorless drive of Direct-torque-controlled PMSMs based on robust extended Kalman filter[C]// Proc of Control Conference. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2016: 4711-4716.
- [12] 秦永元, 张洪钺, 汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2015: 2.
- Qin Yongyuan, Zhang Hongyue, Wang Shuhua. Kalman Filtering and Integrated Navigation Principles[M]. Xi'an: Northwestern Polytechnic University Press, 2015: 2.