

1-2-2019

PMLSM without Position Sensing Control of Double Forgetting Kalman Filter

Zhu Jun

School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China;

Xiangjun Li

School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China;

Rongbing Fu

School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China;

Yuhang Wu

School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China;

See next page for additional authors

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.

PMLSM without Position Sensing Control of Double Forgetting Kalman Filter

Abstract

Abstract: Using extended Kalman filter (EKF) to estimate the position of permanent magnet linear synchronous motor (PMLSM), the model is not accurate, the noise properties are uncertain, and may lead to the problem of filtering divergence. A double forgetting Kalman filter (DFKF) method was proposed. Adaptive fading factor on the basis of EKF was introduced to achieve the first forgetting, and the Sage-Husa adaptive filter algorithm was introduced to realize the second forgetting. The experiments show that DFKF diminishes according to the law of sine regardless of synchronous speed change or load mutation; the stable error is 0.469% or 0.943% before or after the load mutation; the final error stabilizes near 0.167%; the effects will be better with the longer time of the simulation.

Keywords

PMLSM, Kalman filter, adaptive fading factor, Sage-Husa adaptive filter, DFKF

Authors

Zhu Jun, Xiangjun Li, Rongbing Fu, Yuhang Wu, and Tian Miao

Recommended Citation

Zhu Jun, Li Xiangjun, Fu Rongbing, Wu Yuhang, Tian Miao. PMLSM without Position Sensing Control of Double Forgetting Kalman Filter[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(2): 672-678.

双重遗忘卡尔曼滤波 PMLSM 无位置传感控制研究

朱军, 李香君, 付融冰, 吴宇航, 田淼

(河南理工大学电气工程与自动化学院, 河南 焦作 454000)

摘要: 针对 EKF 估计 PMLSM 位置存在模型不精确、噪声统计特性不确定时估计精度不高, 且有可能导致滤波发散的问题, 提出一种双重遗忘卡尔曼滤波法, 它是在 EKF 的基础上引入自适应渐消因子, 实现第一重遗忘, 引入 Sage-Husa 自适应滤波法, 实现第二重遗忘。实验表明: 该方法不论是同步速度还是负载突变, 均按正弦规律递减, 负载突变前、后速度稳定误差最大值分别为 0.469%、0.943%, 最终将稳定在 0.167% 附近, 跟踪效果随仿真时间的加长而更好。

关键词: PMLSM; 卡尔曼滤波; 自适应渐消因子; Sage-Husa 自适应滤波; 双重遗忘卡尔曼滤波

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2018) 02-0672-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201802037

PMLSM without Position Sensing Control of Double Forgetting Kalman Filter

Zhu Jun, Li Xiangjun, Fu Rongbing, Wu Yuhang, Tian Miao

(School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: Using extended Kalman filter (EKF) to estimate the position of permanent magnet linear synchronous motor (PMLSM), the model is not accurate, the noise properties are uncertain, and may lead to the problem of filtering divergence. A double forgetting Kalman filter (DFKF) method was proposed. Adaptive fading factor on the basis of EKF was introduced to achieve the first forgetting, and the Sage-Husa adaptive filter algorithm was introduced to realize the second forgetting. The experiments show that DFKF diminishes according to the law of sine regardless synchronous speed change or load mutation; the stable error is 0.469% or 0.943% before or after the load mutation; the final error stabilizes near 0.167%; the effects will be better with the longer time of the simulation.

Keywords: PMLSM; Kalman filter; adaptive fading factor; Sage-Husa adaptive filter; DFKF

引言

20 世纪 80 年代以来, 随着永磁材料(尤其是钕铁硼)的性价比提高, 以及电力电子器件制造技术、微机控制技术、数字信号处理技术等快速发展, PMLSM 兼永磁电机和直线电机的优势于一体, 在

数控机床、军事领域、交通运输方面都发挥着举足轻重的作用。

由于 PMLSM 存在多变量、强耦合、非线性等一系列问题, 也给其精确控制带来了很大的难度, 电机精确的控制需要知道其位置和速度。20 世纪 70 年代以来, 无位置传感器控制^[1-2]发展迅速, 常用的无传感方法有: 1) 基于状态观测器的方法, 如降阶状态观测器^[3]、全阶状态观测器^[4]、滑模变结构控制^[5]、扩展卡尔曼滤波法^[6-8], 此种方法适用面很广, 稳定性好, 但是计算复杂, 需要高性能的信号处理器; 2) 基于磁链^[9-10]的估计方法, 此种



收稿日期: 2016-01-09 修回日期: 2016-03-14;
基金项目: 河南省教育厅科学技术重点研究项目 (12A470004), 河南省高校基本科研业务费专项资金 (NSFRF140115);
作者简介: 朱军(1984-), 男, 内蒙古, 博士, 副教授, 研究方向为特种电机无传感驱动与控制。

<http://www.china-simulation.com>

方法原理简单, 计算量小, 容易实现, 但是并不适用于零速或低速, 且需要在线辨识电机参数; 3) 电感法^[11], A.B.Kulkarni 等人提出的间接电感法, 需求解自然对数, 计算量大, 且对隐极式电机并不适用; 4) 其他位置估计方法, 如反电势法^[12]、模型参考自适应法^[13]、神经网络控制^[14-16]等智能控制算法。随着新型智能控制算法的改进优化, 电机无传感控制将会更可靠、计算量更小、应用范围更广。

其中, 卡尔曼滤波是一种无偏的线性最小方差估计算法^[17], 在电机的无传感控制中应用较多, 但是, PMLSM 由于自身固有的一些特点, 以及运行过程中参数的变化、系统噪声的不确定性、观测的不准确等, 都有可能使滤波失去最优, 出现滤波发散的现象。为此, 文献[18]在此基础上引入渐消因子, 使滤波器在估计过程中更相信量测值, 使滤波效果有了一定的改善; 周东华教授在 1997 提出强跟踪滤波^[19], 它具有较强的关于模型不确定性的鲁棒性和极强的关于突变状态的跟踪能力, 可以很好地克服 EKF 的不足; Sage-Husa 自适应滤波^[19]原理简单, 实时性好, 在惯性导航中应用广泛。

为实现 PMLSM 更精确的位置、速度估算, 本文提出双重遗忘卡尔曼滤波法用于 PMLSM 无位置传感器控制研究, 即在 EKF 的基础上引入自适应渐消因子, 实现第一重遗忘, 然后将 Sage-Husa 自适应滤波引入到算法中, 实现第二重遗忘, 将电机运行过程中的一切不确定性归结为噪声, 通过时间更新和量测更新, 实时更新新息, 随着观测数据的增加, 新测量值占得比重越来越大, 估计结果越来越精确。仿真结果表明: 本文采用双重遗忘滤波算法, 既结合了衰减记忆滤波法又结合了 Sage-Husa 自适应滤波的优点。

1 PMLSM 数学模型

假设忽略铁芯饱和; 初次级气隙均匀; 不考虑初级铁芯磁滞、涡流效应; 反电势为正弦波。PMLSM 在两相静止坐标系 α 、 β 下数学模型^[8]可以描述为:

$$\begin{cases} \frac{di_{\alpha}}{dt} = -\frac{R}{L}i_{\alpha} + \frac{k_e}{L}v \sin\left(\frac{\pi}{\tau}x\right) + \frac{U_{\alpha}}{L} \\ \frac{di_{\beta}}{dt} = -\frac{R}{L}i_{\beta} - \frac{k_e}{L}v \cos\left(\frac{\pi}{\tau}x\right) + \frac{U_{\beta}}{L} \\ \frac{dv}{dt} = \frac{k_f}{m}(i_{\beta} \cos\left(\frac{\pi}{\tau}x\right) - i_{\alpha} \sin\left(\frac{\pi}{\tau}x\right)) - \frac{B}{m}v - \frac{FL}{m} \\ \frac{ds}{dt} = v \end{cases} \quad (1)$$

式中: U_{α} 、 U_{β} 、 i_{α} 、 i_{β} 分别为 α 、 β 轴电压、电流; v 、 s 分别为电机速度和直线位置; $k_e = \pi\psi_f/\tau$ 、 $k_f = 3\pi\psi_f/2\tau$ 分别为反电势常数和推力常数; R 、 L 、 τ 、 m 、 FL 、 B 分别为电机每相绕组电阻、相电感、极距、运动部分质量、负载、粘滞摩擦系数。

基于 α 、 β 两相静止坐标系, 以及 PMLSM 数学模型, 计入过程噪声 $\omega(t)$ 和观测噪声 $v(t)$, 选取状态变量、输入变量、输出变量分别为: $x = [i_{\alpha} \ i_{\beta} \ v \ s]^T$ 、 $u = [U_{\alpha} \ U_{\beta}]^T$ 、 $y = [i_{\alpha} \ i_{\beta}]^T$ 系统对应的非线性方程表示如下:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f[x(t)] + Bu(t) + \omega(t) \\ y(t) = Hx(t) + v(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中:

$$f[x(t)] = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L}i_{\alpha} + \frac{k_e}{L}v \sin\left(\frac{\pi}{\tau}x\right) \\ -\frac{R}{L}i_{\beta} - \frac{k_e}{L}v \cos\left(\frac{\pi}{\tau}x\right) \\ \frac{k_f}{m}(i_{\beta} \cos\left(\frac{\pi}{\tau}x\right) - i_{\alpha} \sin\left(\frac{\pi}{\tau}x\right)) - \frac{B}{m}v - \frac{FL}{m} \\ v \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{L} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

假设采样周期为 $T=1e-6$, 采用泰勒一阶截断的方法将其线性化、离散化后,

$$B(k) \approx B \cdot T = \begin{bmatrix} \frac{T}{L} & 0 \\ 0 & \frac{T}{L} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\phi_k \approx I + F[x(t)] \cdot T = \begin{bmatrix} 1 - \frac{R}{L}T & 0 \\ 0 & 1 - \frac{R}{L}T \\ -\frac{k_f}{m} \sin\left(\frac{\pi}{\tau}x\right)T & \frac{k_f}{m} \cos\left(\frac{\pi}{\tau}x\right)T \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \frac{k_e}{L} \sin\left(\frac{\pi}{\tau}x\right)T & \frac{k_e\pi}{L\tau} \cos\left(\frac{\pi}{\tau}x\right)T \\ -\frac{k_e}{L} \cos\left(\frac{\pi}{\tau}x\right)T & \frac{k_e\pi}{L\tau} \sin\left(\frac{\pi}{\tau}x\right)T \\ 1 - \frac{B}{m}T & -\frac{k_f\pi}{m\tau} \left(i_\beta \sin\left(\frac{\pi}{\tau}x\right) + i_\alpha \cos\left(\frac{\pi}{\tau}x\right) \right) T \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

则 PMLSM 线性化、离散化后的模型可表示为:

$$\begin{cases} x_{k+1} = \phi_k x_k + B_k u_k + \omega_k \\ y_k = Hx_k + v_k \end{cases} \quad (5)$$

2 EKF 与双重遗忘卡尔曼滤波

2.1 扩展卡尔曼滤波 PMLSM 无位置传感控制

扩展卡尔曼滤波(EKF), 该算法简单易行、应用范围广, 是一种线性、无偏, 且具有最小误差方差的最优估计算法, 通过递推运算, 在一个滤波周期内经过时间更新和观测更新两个过程, 实时估计

和修正系统状态, 由于采样时间足够小, 控制信号在采样间隔内基本不变。

(1) 预测:

一步状态预测: 根据 $k-1$ 时刻的最优状态估计 \hat{x}_{k-1} , 根据式(6)求出 k 时刻的状态预测值 $\hat{x}_{k/k-1}$, $\hat{x}_{k/k-1} = \hat{x}_{k-1} + [f(\hat{x}_{k-1}) + B_{k-1}u_{k-1}]T$ (6)

一步预测均方差:

$$P_{k/k-1} = \phi_{k-1} P_{k-1} \phi_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (7)$$

计算滤波增益:

$$K_k = P_{k/k-1} H_k^T (H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \quad (8)$$

(2) 状态更新:

状态估计: 由滤波增益 K_k 及 k 时刻的输出测量值 y_k 进行状态更新:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k/k-1} + K_k (y_k - H_k \cdot \hat{x}_{k/k-1}) \quad (9)$$

更新状态估计误差均方差:

$$P_k = (I - K_k H_k) P_{k/k-1} \quad (10)$$

公式(6)~(10)来源于参考文献[6,17]。

该计算过程是一个不断地进行“预测-修正”的过程, 在进行速度与位置估计之前, 只要给定初始值 \hat{x}_0, P_0, Q, R , 由 k 时刻的观测值 y_k , 经过新息更新和量测更新, 就可推导出 k 时刻的最优状态估计值 \hat{x}_k , 必须注意: 选择合适的系统噪声和量测噪声协方差阵 Q, R , 合适的滤波初值 x_0 和初始协方差阵 P_0 , 整个滤波过程中保证协方差阵 P 的非负定性, 来避免滤波的发散, 其计算过程如系统框见图 1。

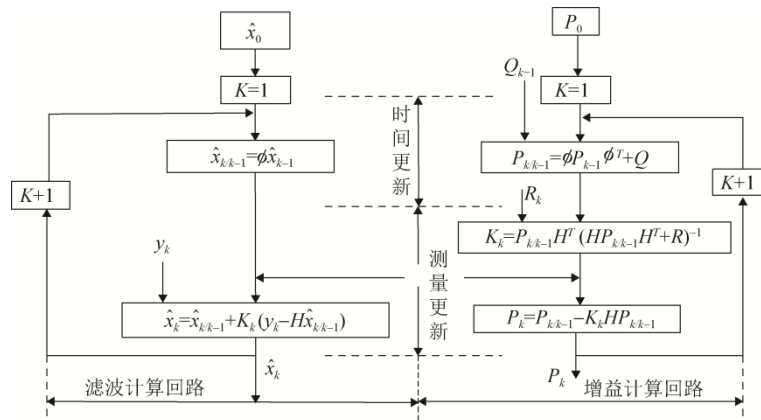


图 1 卡尔曼滤波系统框图
Fig. 1 System diagram of Kalmanfilter

在 PMLSM 无位置估计中, 模型精度有限, 运行过程中参数变化, 噪声统计特性不准确, 未知扰动的不确定性以及随着滤波步数增加、舍入误差积累等, 都有可能使误差方差阵失去非负定性, 增益矩阵逐渐失去合适的加权作用, 这将会严重影响滤波效果, 严重时使得滤波发散, 使估计的位置、速度偏离实际值。

2.2 衰减记忆滤波 PMLSM 无位置传感控制

针对 EKF 用于估计 PMLSM 速度、位置, 可能出现滤波发散的现象, 本文根据文献[17]提出的衰减记忆滤波法中的 s^a 加权衰减记忆滤波, 借鉴强跟踪滤波法, 令 $a = 2$, 加大新观测值在修正预测值中的权重, 相对减小旧观测值在修正预测值中的权重, 以此来抑制滤波的发散。它是在标准卡尔曼滤波的基础上, 引入一个渐消因子 $s^{[17]}$, 即式(7)变为:

$$P_{k/k-1}^* = s^2 \phi_{k-1} P_{k-1}^* \phi_{k-1}^T + Q_{k-1}, \quad s > 1 \quad (11)$$

式(8)变为:

$$K_k^* = P_{k/k-1}^* H_k^T (H_k P_{k/k-1}^* H_k^T + R_k)^{-1} \quad (12)$$

则 $P_{k/k-1}^* > P_{k/k-1}$, $K_k^* > K_k$, 这相当于降低了陈旧数据对 \hat{x}_k 的影响, 可以应对状态估计不确定性, 使滤波器在估计过程中更相信量测值, 对建模误差具有更强的鲁棒性。由 $s > 1$, 经过多次仿真实验确定本文最佳的第一重渐消因子为 1.01。

2.3 双重遗忘卡尔曼滤波 PMLSM 无位置传感控制

EKF 通过试凑的方法确定出系统噪声和观测噪声 Q 、 R , 在滤波估计过程中认为其一直不变, 但是实际仿真系统中, 假设噪声一直不变, 已不再合适。Sage-Husa 自适应滤波是在利用观测数据进行递推滤波的同时, 通过时变噪声统计估值器, 实时估计和修正系统过程噪声和观测噪声的统计特性。但是直接使用该方法, 容易使噪声统计二阶矩的估计 \hat{Q}_k 、 \hat{R}_k 失去半正定性和正定性, 导致滤波发散, 相关文献[19]指出, 不能同时估计出真实的

Q 、 R , 可以通过相互迭代的方法求出另外一个, 一般情况下, 观测噪声的稳定性比较高。因此, 根据参考文献[19]可以简化时变噪声统计估值器。

$$\hat{q}_k = (1 - d_k) \hat{q}_{k-1} + d_k (x_k - \phi_{k/k-1} \hat{x}_{k-1}) \quad (13)$$

$$\hat{Q}_k = (1 - d_k) \hat{Q}_{k-1} + d_k (K_k \tilde{y}_k \tilde{y}_k^T K_k^T + P_k - \phi_{k/k-1} P_k \phi_{k/k-1}^T) \quad (14)$$

式中: $E[\omega_k] = q_k$; $E[(\omega_k - q_k)(\omega_j - q_j)^T] = Q_k \delta_{kj}$ 。

$$d_k = (1 - b) / (1 - b^{k+1}), \quad 0 < b < 1 \quad (15)$$

b 为遗忘因子, 经过多次仿真确定本文最佳遗忘因子为 0.98。

这样, 将观测噪声的方差估计方程与加入渐消因子的卡尔曼滤波方程联立, 即为带观测噪声时变估值器的双重遗忘卡尔曼滤波方程, 理论上, 它对先验噪声统计特性的依赖性较小, 稳定度与精度较高, 可以有效的避免滤波发散现象的出现, 用于 PMLSM 无位置传感器估计将会更接近实际值。

3 系统性能比较分析

3.1 PMLSM 结构参数

在 PMLSM 系统仿真中, 采用一台单边结构长次级短初级的动初级式 PMLSM, 其在仿真中所用到的参数:

每相绕组 $R_s = 1 \Omega$;

直轴电感、交轴电感 $L_d = L_q = 0.01391 \text{ H}$; 有效磁链 $\psi_f = 0.2324 \text{ Wb}$;

极对数 $n = 3$;

极距 $\tau = 39 \text{ mm}$;

质量 $m = 96 \text{ kg}$;

粘滞摩擦系数 $B = 0.1$ 。

3.2 PMLSM 控制系统

对于 PMLSM, 采用 $i_d^* = 0$ 的矢量控制系统框图如图 2 所示。

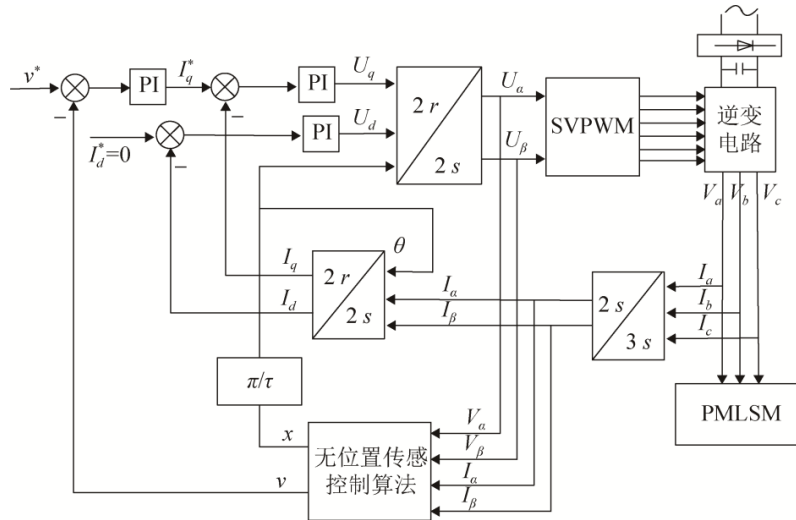


图2 PMLSM 无位置传感矢量控制系统框图

Fig. 2 Vector control system diagram of PMLSM without position sensor

图2 矢量控制系统框图中的无位置传感控制算法包含2种：1) EKF；2) 双重遗忘卡尔曼滤波算法。分2种情形对系统进行仿真：

情形1：在电源频率为6 Hz，直线同步运行速度 $2\tau f$ 为 0.78m/s ，在0.9 s时，负载突然由500 N变为700 N。

情形2：在电源频率为14 Hz，直线同步运行速度 $2\tau f$ 为 1.092m/s ，在0.9 s时，负载突然由500 N变为700 N。

在仿真开始时，根据参考文献[6]的一组仿真数据，反复仿真，逐个调整，最终，给定初始状态： $x_0 = [0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ ，初始状态协方差阵： $P_0 = \text{diag}(0.1, 0.1, 100, 5)$ ，观测噪声： $R = \text{diag}(0.47, 0.47)$ 对于EKF系统噪声： $Q_1 = \text{diag}(400, 400, 1.5, 0.1)$ 对于双重遗忘算法：系统噪声初始值

$$q_0 = [0 \ 0 \ 0 \ 0]^T、Q_2 = \text{diag}(12, 12, 14, 0.1)$$

3.3 仿真结果分析

在情形1时，分别采用EKF与本文所提双重遗忘卡尔曼滤波算法进行对比。其两种算法估算位置与实际位置对比如图3所示，估算速度与实际速度对比如图4所示，算法估计误差百分比如图5所示。

由图3可知，这两种方法对于PMLSM的位置

估计都比较精确，但是由在负载突变时的位置估计局部放大图可知，双重遗忘卡尔曼滤波算法较EKF在位置估计方面精度更高，更接近于实际位置。由图4~5可知，双重遗忘卡尔曼滤波算法速度估计按正弦规律逐渐递减，随着仿真时间加长，数据增多，效果越来越明显，而EKF算法估计，在仿真过程中，没有规律性，最终出现了滤波发散现象。负载突变前，双重遗忘卡尔曼滤波算法，速度估算误差最大为0.469%，在0.9 s，负载由500 N突变到700 N，依旧能实时响应突变，突变时速度最大估计误差百分比控制在0.943%以内，稳定后，速度估计误差控制在0.167%附近，可以看出，本文所提方法在速度估计方面误差较小，且没有发散。

在情形2时，PMLSM速度增加，由 0.78m/s 升高到 1.092m/s 时，分别采用EKF与本文所提双重遗忘卡尔曼滤波算法进行对比，其两种方法与实际位置估计对比如图6所示。

由图6可知，不论是同步速度变化，电源频率由6 Hz升高到14 Hz，PMLSM同步速度由 0.78m/s 升高到 1.092m/s ，还是负载在0.9 s由500 N突变到700 N，由位置估计局部放大图可知，双重遗忘卡尔曼滤波算法在位置估计精度方面依旧较EKF更高，且仿真时间越长，速度、位置估计精度越高，效果越明显。

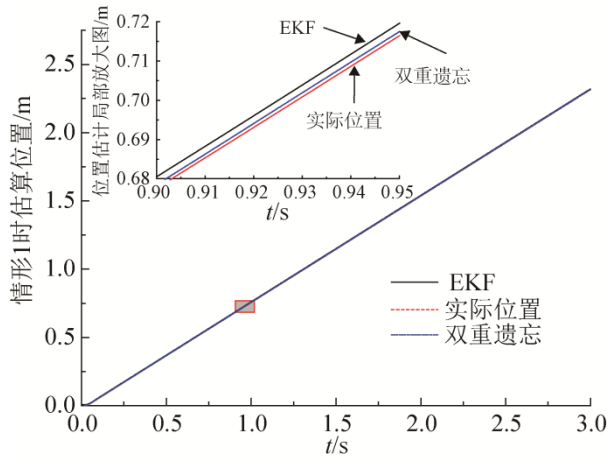


图3 情形1时2种算法与实际位置估计对比图
Fig. 3 Two algorithms compared with actual location estimation at case 1

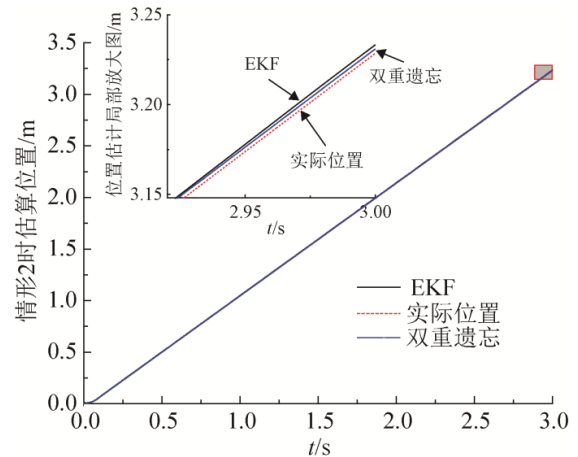


图6 情形2时两种方法与实际位置估计对比图
Fig. 6 Two algorithms compared with actual location estimation at case 2

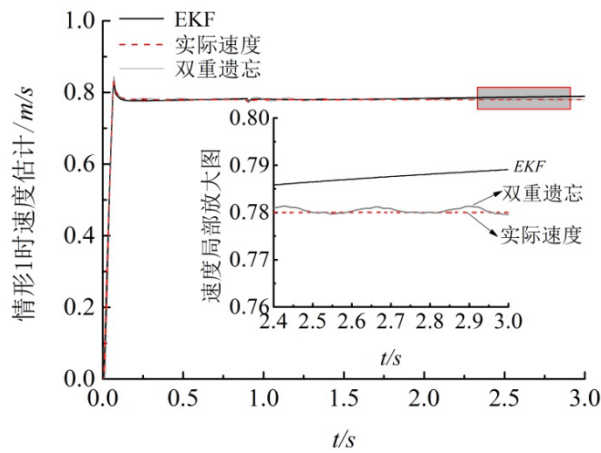


图4 情形1时2种算法与实际速度估计对比图
Fig. 4 Two algorithms compared with actual speed estimation at case 1

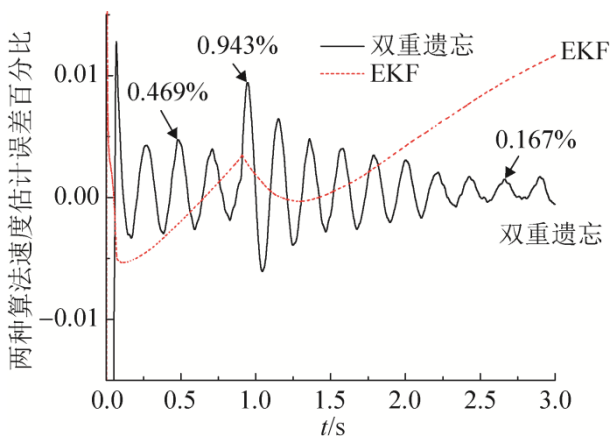


图5 情形1时2种算法速度估计误差百分比
Fig. 5 Speed estimation error percentage of two kinds of algorithm at case 1

4 结论

本文为 PMLSM 更精确的速度、位置估算提供了一种新的方法——双重遗忘卡尔曼滤波算法, 它既结合了衰减记忆滤波法的优点, 又结合了 Sage-Husa 自适应滤波的优点, 可以达到对历史统计数据的遗忘, 又能应对 PMLSM 运行过程中参数变化、环境噪声的影响。仿真结果表明, 不论是在同步速度变化还是负载突变时, 双重遗忘卡尔曼滤波算法均按正弦规律递减, 负载突变前, 双重遗忘算法最大稳定误差在 0.469%, 负载突变后速度最大估计误差百分比控制在 0.943% 以内, 稳定后, 速度估计误差控制在 0.167% 附近, 误差比较小, 并且仿真时间越长, 效果越明显, 最终实现完全跟踪, 且鲁棒性较好。

参考文献:

- [1] 朱军, 韩利利, 汪旭东. 永磁同步电机无位置传感器控制与发展趋势[J]. 微电机, 2013, 46(9): 11-16.
Zhu Jun, Han Lili, Wang Xudong. Status and trends of sensorless control algorithm for PMSM[J]. Micromotors, 2013, 46(9): 11-16.
- [2] 莫会成, 闵琳. 现代高性能永磁交流伺服系统综述——传感装置与技术篇[J]. 电工技术学报, 2015, 30(6): 10-21.
Mo Huicheng, Min Lin. Summary of modern high performance permanent magnet AC servo system-sensor device and technology[J]. Transactions of China

- Electrotechnical Society, 2015, 30(6): 10-21.
- [3] Fuentes Esteban, Kennel, Ralph. Sensorless-predictive torque control of the PMSM using a reduced order extended kalman filter[C]// 2nd Symposium on Sensorless Control for Electrical Drives. Birmingham, United Kingdom, 2011: 123-128.
- [4] Po-Ngam Sakorn, Sangwongwanich, Somboon. Stability and dynamic performance improvement of adaptive full-order observers for sensorless PMSM drive[J]. IEEE Transactions on Power Electronics (S0885-8993), 2012, 27(2): 588-600.
- [5] Kim Hongryel, Son Jubum, Lee Jangmyung. A high-speed sliding-mode observer for the sensorless speed control of a PMSM[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics (S0278-0046), 2011, 58(9): 4069-4077.
- [6] 陆华才, 徐月同. 基于 AEKF 的永磁直线同步电机速度和位置估计算法[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(3): 90-94.
Lu Huacai, Xu Yuetong. Speed and position estimation algorithm of permanent magnet linear synchronous motor based on augmented extended kalman filter[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(3): 90-94.
- [7] Mounir Benadja, Ambrish Chandra. Adaptive Sensorless control of PMSGs-based offshore wind farm and VSC-HVdc stations[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics (S2168-6777), 2015, 3(7): 918-931.
- [8] Yuchao Shi, Kai Sun, Lipei Huang, et al. Online identification of permanent magnet flux based on extended kalman filter for IPMSM drive with position sensorless control[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics (S0278-0046), 2012, 59(11): 4169-4178.
- [9] 王利, 卢琴芬, 叶云岳. 永磁直线同步电机无位置传感器转子位置辨识[J]. 电机与控制学报, 2012, 16(6): 7-12.
Wang Li, Lu Qinfen, Ye Yunyue. Sensorless mover position estimation of permanent magnet linear synchronous motor[J]. Electric machines and control, 2012, 16(6): 7-12.
- [10] 张猛, 肖曦, 李永东. 基于扩展卡尔曼滤波器的永磁同步电机转速和磁链观测器[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(12): 36-40.
Zhang Meng, Xiao Xi, Li Yongdong. Speed and flux linkage observer for permanent magnet synchronous motor based on EKF[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(12): 36-40.
- [11] A B Kulkarni, et al. A novel position sensor elimination technique for the interior permanent-magnet synchronous motor drives[J]. IEEE Transactions on Industry Applications (S0093-9994), 2012, 28(1): 144-150.
- [12] Lee Guen-Bo, Kwon Young-Ahn. High-performance Sensorless-control of PMSM Using Back-EMF and Reactive Power[J]. Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers (S1975-8359), 2010, 59(4): 740-742.
- [13] 郝雯娟, 邓智泉, 王晓琳. 基于增强型自适应观测器的永磁同步电机无速度传感器[J]. 电工技术学报, 2009, 29(3): 41-46.
Hao Wengjuan, Deng Zhiquan, Wang Xiaolin. Enhanced adaptive observer for sensorless PMSM drive system[J]. Transactions of China electrotechnical society, 2009, 29(3): 41-46.
- [14] Chaoui Hicham, Sicard Pierre. Adaptive Lyapunov-based Neural Network Sensorless Control of Permanent Magnet Synchronous Machines[J]. Neural Computing and Applications (S0941-0643), 2011, 20(5): 717-727.
- [15] Jiang Yan, Liu Guohai, Zhao Wenxiang, et al. Interior Permanent-magnet Synchronous Motors Speed Identification by Using Artificial Neural Networks Left-inversion Method[J]. Key Engineering Materials (S1013-9826), 2011, 46(4): 309-312.
- [16] 陈前, 刘国海, 赵文祥. 基于三次谐波检测的直流无刷电机无位置传感器控制系统仿真研究[J]. 微电机, 2011, 44(5): 36-40.
Chen Qian, Liu Guohai, Zhao Wenxiang. Simulation of sensorless control of brushless machines by detecting third harmonic back-EMF[J]. Micromotors, 2011, 44(5): 36-40.
- [17] 张勇刚, 李宁, 奔粤阳. 最优状态估计[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013: 88-103.
Zhang Yonggang, Li Ning, Ben Yueyang. Optimal state estimation-Kalman H_{∞} and nonlinear approaches[M]. Beijing: National defence industry press, 2013: 88-103.
- [18] 余跃, 何凤有, 鲍卫宁. 基于渐消卡尔曼滤波器的永磁同步电机的仿真[J]. 微特电机, 2011, 39(6): 12-14.
Yu Yue, He Fengyou, Bao Weining. Simulation of Permanent Magnet motor based on fading kalman filter [J]. Small and special electrical machines, 2011, 39(6): 12-14.
- [19] 付梦印, 邓志红, 闫莉萍. Kalman 滤波理论及其在导航系统中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 112-143.
Fu Mengyin, Deng Zhihong, Yan Liping. Kalman filtering theory and its application in the navigation system[M]. Beijing: Science press, 2010: 112-143.