

复杂环境下计及传输中继和乘性噪声影响的 永磁同步电机远程状态估计

张红光¹, 吴硕果², 孟尧³, 赵广社², 杜鲁鲁², 于利群³

(1. 兖矿能源集团股份有限公司 山东煤炭科技研究院分公司, 山东 济南 250000;

2. 兖煤菏泽能化有限公司 赵楼煤矿, 山东 菏泽 274000;

3. 山东科技大学 电气与自动化工程学院, 山东 青岛 266590)

摘要:针对工业现场环境复杂、安全问题突出的情况,提出一种具有放大-转发中继策略和乘性噪声的永磁同步电机远程状态估计方法。该方法针对潮湿环境及粉尘等复杂因素对电机的影响,能对设备运行状态实时监控。利用乘性噪声表示永磁同步电机量测模型的不确定性,并引入放大-转发中继策略以解决电机量测信号在远程传输中的衰减问题。综合考虑中继传输和乘性噪声的影响,设计递推扩展卡尔曼滤波算法来保证状态估计性能。仿真结果表明,所提出的滤波算法能够在复杂环境下准确估计永磁同步电机运行状态。

关键词:复杂环境;永磁同步电机;远程状态估计;放大-转发中继;递推扩展卡尔曼滤波;乘性噪声

中图分类号:TN929.5

文献标志码:A

Remote state estimation for PMSM with transmission relays and multiplicative noises in complex environment

ZHANG Hongguang¹, WU Shuoguo², MENG Yao³, ZHAO Guangshe², DU Lulu², YU Liquan³

(1. Shandong Coal Science and Technology Research Institute Branch, Yankuang Energy Group Co., Ltd., Jinan 250000, China;

2. Zhaolou Coal Mine, Yanmei Heze Energy and Chemical Co., Ltd., Heze 274000, China;

3. College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract: A remote state estimation method is proposed for permanent magnet synchronous motor (PMSM) with the amplify-and-forward relay strategy and multiplicative noises in a complex industrial environment with obvious security issues. Considering the impact of complex factors such as humid environments and dust on the motor, this method can monitor the equipment operation states in real time. Based on the established state space model of the permanent magnet synchronous motor, multiplicative noises are utilized to describe the model uncertainty, and an amplify-and-forward relaying strategy is adopted to address the fading of measurement signals from the motor in remote transmissions. By considering the impact of relay transmissions and multiplicative noises, a recursive extended Kalman filtering algorithm was designed to guarantee the state estimation performance. Simulation results indicated that the proposed filtering algorithm can achieve the accurate state estimation for the permanent magnet synchronous motor in the complex environment.

Key words: complex environment; permanent magnet synchronous motor; remote state estimation; amplify-and-forward relay; recursive extended Kalman filter; multiplicative noise

收稿日期:2024-01-26

基金项目:国家自然科学基金项目(62273211)

作者简介:张红光(1975—),男,山东金乡人,高级工程师,硕士,主要从事矿山机电及智能供电、控制方面的研究。

孟尧(1990—),男,山东菏泽人,讲师,博士,主要从事矿山机电监测、电机设计及故障诊断的研究,本文通信作者。

E-mail:mengyao@sdust.edu.cn

随着我国“双碳”战略的稳步推进以及传统化石能源的枯竭,能源问题日益突出,寻求新的节能技术成为未来社会发展的重要问题。我国60%的电能被工业电机消耗,提高电机效率对推动节能减排和绿色发展具有重要意义^[1]。永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)因其具备体积小、质量轻、效率高、动作响应速度快等优势被广泛应用于工业生产中,特别是煤矿生产领域^[2],大幅降低了工业设备的能耗。但部署电机的工业现场通常环境复杂,易发生设备故障和安全事故。为保障设备和人员安全以及企业的经济效益,需要对PMSM进行准确的状态监测^[3]。由于PMSM量测信号在复杂环境中极易受到温度、振动和噪声等因素的影响,因此常利用状态估计技术从不准确的量测信息中获得准确的系统运行状态^[4-5]。

当前,各种状态估计方法在PMSM领域得到广泛应用,包括扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filtering, EKF)、递推扩展卡尔曼滤波(recursive extended Kalman filtering, REKF)、无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filtering, UKF)以及粒子滤波(particle filtering, PF)算法^[6-7]。文献[8]将EKF算法与自适应线性主动干扰抑制控制相结合,提出一种双自由度控制策略,能快速响应且具有较强的抗干扰能力。为了减少PMSM控制系统谐波干扰对驱动器的危害,提高控制系统的精度,文献[9]提出一种基于渐近消隐记忆卡尔曼滤波(fading memory Kalman filtering, FMKF)的谐波注入控制方法,通过引入衰减记忆因子来替代卡尔曼滤波器中的固定增益,能够修正系统误差,有效防止滤波器发散,进而增强系统的稳定性。文献[10]提出一种强跟踪UKF算法,解决传统UKF算法在PMSM受到扰动时状态跟踪能力下降的问题。文献[11]利用机械设备转速中的谐波,提出一种基于PF算法的新型磁通量估计方法,改善了PMSM状态监测和驱动性能。

现有的PMSM状态估计研究在一定条件下能够保证系统的估计精度,然而有些工业环境更复杂、恶劣,信号量测和传输过程更容易受到各种复杂因素的影响,导致远程滤波器接收不到完整的量测信息。近年来,研究者开始致力于研究面向复杂工业环境的状态估计问题。文献[12]研究了复杂煤矿井下信号衰减和未知噪声统计影响下的人员定位问题,提出一种改进自适应UKF算法,以提高井下人员定位精度。文献[13]针对矿山井下无线传感器节点的能量供应受限以及未知但有界噪声影响,设计了一种基于事件触发机制的集员滤波算法,旨在节约能量的同时保证人员定位精度。在复杂环境下,PMSM状态监测过程中同样会受到各种干扰,导致网络化诱导现象频繁发生。例如,量测信号的远距离传输和多径效应导致的信号衰减,甚至是数据丢失,降低了系统的状态估计性能^[14]。

针对量测信号的远距离传输问题,中继传输策略提供了有效的解决方案^[15-16]。放大-转发(amplify-and-forward, AF)中继由于具有结构简单、易于实现等优点得到了广泛应用。AF中继策略通过对传感器量测值进行功率放大并转发给远程估计器,延长了信号的传输距离,提高了信号传输的可靠性^[17]。目前,基于中继传输策略的状态估计问题在各个领域被广泛研究。然而,大多数研究将信号传输功率设定为固定值。现实情况下,传感器及中继器能量供应的波动会导致传输功率随机变化,因而恒定传输功率的模型已不能满足需要^[18]。为描述这一随机现象,本研究建立了服从一定概率分布的中继传输模型。乘性噪声作为一种特殊的随机扰动,广泛存在于无线通信等工程应用中,与加性噪声类似,乘性噪声也会对系统产生随机干扰^[19-20]。不同的是,乘性噪声直接作用于信号的幅度,导致信号幅度出现较大随机变化,影响信号的整体特性。此外,乘性噪声通常与系统状态呈非线性关系,给滤波器设计带来更大挑战^[21-22]。在实际系统中,仅针对加性噪声无法全面描述系统噪声情况,需根据系统的时变性和信号传输特性,引入乘性不确定性,使模型更贴合实际系统工作情况^[23]。因此,在PMSM的远程状态估计中,同时考虑AF中继传输机制和乘性噪声能更好地满足实际工程需求。

本研究针对复杂工业环境下传输中继和乘性噪声的PMSM远程状态估计问题,首先建立考虑乘性噪声的PMSM状态空间模型,通过引入具有随机传输功率的AF中继传输策略,实现PMSM量测信号的远距离传输;然后利用数学归纳法设计了REKF算法,并通过最小化估计误差协方差上界获得滤波器增益;最后通过仿真验证所提滤波算法的有效性。

1 问题描述

1.1 状态空间模型

k 时刻三相永磁同步电机在 d - q 坐标系下的状态方程和量测方程分别为^[24]:

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k) + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k, \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_k = (\mathbf{C}_k + \mathbf{m}_k) \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k. \quad (2)$$

式中:状态量 $\mathbf{x}_k \triangleq [i_{d,k} \ i_{q,k} \ \omega_k]^T$; 控制量 $\mathbf{u}_k \triangleq [u_{d,k} \ u_{q,k}]^T$; 量测量 $\mathbf{y}_k \triangleq [i_{d,k} \ i_{q,k} \ \omega_k]^T$; $i_{d,k}$ 、 $i_{q,k}$ 为三相绕组在 d 轴和 q 轴的电流分量; ω_k 为电机的角速度; $u_{d,k}$ 、 $u_{q,k}$ 为三相绕组在 d 轴和 q 轴的电压分量; $\mathbf{m}_k$ 描述量测过程中出现的乘性噪声现象; $\mathbf{w}_k$ 、 $\mathbf{v}_k$ 和 $\mathbf{m}_k$ 为零均值,协方差分别为 $\mathbf{Q}_k$ 、 $\mathbf{R}_k$ 和 γ_k 的高斯白噪声,且彼此相互独立; $\mathbf{B}_k$ 和 $\mathbf{C}_k$ 为已知的具有适当维数的系数矩阵。

1.2 放大-转发中继策略

PMSM 传感器部署于复杂工业现场环境中,用于实时采集电机设备的电压、电流和转速等信号。首先将带有噪声的量测信号通过无线网络传输到中继节点,继而由中继器对接收信号功率进行放大并转发至上层服务器,最后在监控中心设计合适的滤波算法实现对 PMSM 运行状态的准确估计,量测信号的传输过程如图 1 所示。

中继器和滤波器接收到的量测信号分别为 $\mathbf{z}_k$ 和 $\bar{\mathbf{z}}_k$:

$$\mathbf{z}_k = \sqrt{\varphi_{s,k}} \mathbf{h}_s \mathbf{y}_k + \mathbf{v}_{s,k}, \quad (3)$$

$$\bar{\mathbf{z}}_k = \sqrt{\varphi_{r,k}} \mathbf{h}_r \mathbf{z}_k + \mathbf{v}_{r,k}. \quad (4)$$

式中: $\mathbf{v}_{s,k}$ 和 $\mathbf{v}_{r,k}$ 为传感器-中继器以及中继器-滤波器信道的零均值白噪声,协方差分别为 $\mathbf{\Gamma}_{s,k}$ 和 $\mathbf{\Gamma}_{r,k}$; $\mathbf{h}_s$ 和 $\mathbf{h}_r$ 为信道增益; $\varphi_{s,k}$ 和 $\varphi_{r,k}$ 分别为传感器和中继器的传输功率,满足如下概率分布:

$$\Pr\{\varphi_{s,k} = \varphi_{s,k}^i\} = \bar{\varphi}_{s,k}^i, i=1,2,\dots,\phi; \quad (5)$$

$$\Pr\{\varphi_{r,k} = \varphi_{r,k}^i\} = \bar{\varphi}_{r,k}^i, i=1,2,\dots,\psi. \quad (6)$$

式中: $\varphi_{s,k}^i \geq 0$ 表示第 i 个传感器的传输功率;

$\varphi_{r,k}^i \geq 0$ 为第 i 个中继器的传输功率; $\bar{\varphi}_{s,k}^i$ 和 $\bar{\varphi}_{r,k}^i$

为介于 0 和 1 之间的已知标量,满足 $\sum_{i=1}^{\phi} \bar{\varphi}_{s,k}^i = 1$, $\sum_{i=1}^{\psi} \bar{\varphi}_{r,k}^i = 1$ 。

2 滤波器设计

在本研究中,假设所有的噪声信号 $\mathbf{w}_k$ 、 $\mathbf{v}_k$ 、 $\mathbf{m}_k$ 、 $\mathbf{v}_{s,k}$ 和 $\mathbf{v}_{r,k}$ 彼此相互独立。基于 PMSM 的状态空间模型式(1)和式(2),设计滤波器为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} = f(\hat{\mathbf{x}}_k) + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k, \quad (7)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \mathbf{K}_{k+1} (\bar{\mathbf{z}}_{k+1} - \bar{\varphi}_{r,k+1} \bar{\varphi}_{s,k+1} \mathbf{h}_r \mathbf{h}_s \mathbf{C}_{k+1} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}). \quad (8)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1}$ 分别为 $\mathbf{x}_{k+1}$ 在 $k+1$ 时刻的一步预测值和估计值; $\mathbf{K}_{k+1}$ 为待设计的滤波器增益;

考虑到传感器和中继器传输功率的随机性,引入平均传输功率 $\bar{\varphi}_{r,k+1} \triangleq \sum_{i=1}^{\psi} \sqrt{\varphi_{r,k+1}^i} \bar{\varphi}_{r,k+1}^i$ 和 $\bar{\varphi}_{s,k+1} \triangleq$

$$\sum_{i=1}^{\phi} \sqrt{\varphi_{s,k+1}^i} \bar{\varphi}_{s,k+1}^i.$$

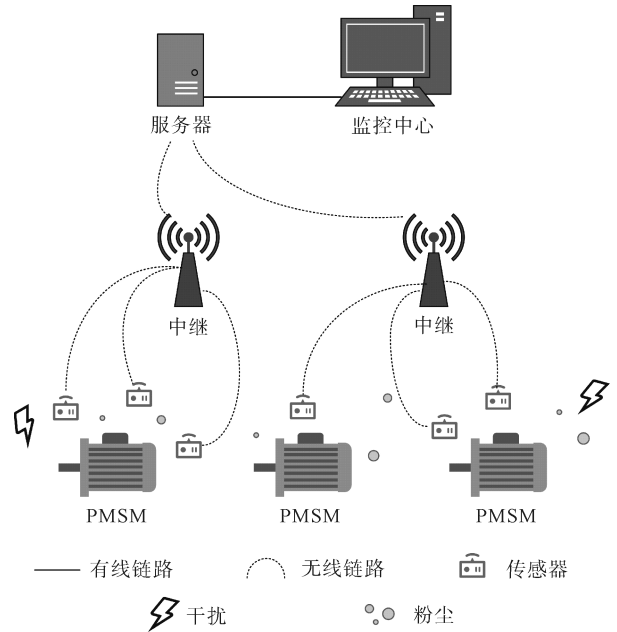


图 1 复杂工业环境中量测信号传输过程

Fig. 1 Transmission process of the measurement signals in the complex industrial environment

考虑到状态方程的非线性特征,将函数 $f(\mathbf{x}_k)$ 在估计值 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 处进行泰勒级数展开:

$$f(\mathbf{x}_k) = f(\hat{\mathbf{x}}_k) + (\mathbf{F}_k + \mathbf{M}_k \mathbf{\Delta}_k \mathbf{L}_k) \mathbf{e}_k. \quad (9)$$

式中: $\mathbf{F}_k \triangleq \partial f(\mathbf{x}) / \partial \mathbf{x} \big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_k}$, $\mathbf{M}_k$ 和 $\mathbf{L}_k$ 为已知矩阵,未知时变矩阵 $\mathbf{\Delta}_k$ 满足 $\mathbf{\Delta}_k \mathbf{\Delta}_k^T \leq \mathbf{I}$, $\mathbf{e}_k$ 为 k 时刻的估计误差。

引理 1 给定维数相容的矩阵 $\mathbf{N}$ 、 $\mathbf{T}$ 、 $\mathbf{Z}$ 和 $\mathbf{L}$, 其中 $\mathbf{L}$ 满足 $\mathbf{L}\mathbf{L}^T \leq \mathbf{I}$ 。设矩阵 $\mathbf{W}$ 为对称正定矩阵, 存在一个正标量 b , 使 $b^{-1}\mathbf{I} - \mathbf{Z}\mathbf{W}\mathbf{Z}^T > 0$, 则以下不等式成立^[25]:

$$(\mathbf{N} + \mathbf{T}\mathbf{L}\mathbf{Z})\mathbf{W}(\mathbf{N} + \mathbf{T}\mathbf{L}\mathbf{Z})^T \leq \mathbf{N}(\mathbf{W}^{-1} - b\mathbf{Z}^T\mathbf{Z})^{-1}\mathbf{N}^T + b^{-1}\mathbf{T}\mathbf{T}^T. \quad (10)$$

引理 2 对于向量 $\mathbf{U}$ 、 $\mathbf{V}$ 和一个正标量 μ , 下列不等式成立^[26]:

$$\mathbf{U}\mathbf{V}^T + \mathbf{V}\mathbf{U}^T \leq \mu\mathbf{U}\mathbf{U}^T + \mu^{-1}\mathbf{V}\mathbf{V}^T. \quad (11)$$

定义 $k+1$ 时刻的一步预测误差和估计误差分别为 $\mathbf{e}_{k+1|k} \triangleq \mathbf{x}_{k+1} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}$ 和 $\mathbf{e}_{k+1} \triangleq \mathbf{x}_{k+1} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1}$, 结合式(1)和式(7)~(9), 可得:

$$\mathbf{e}_{k+1|k} = (\mathbf{F}_k + \mathbf{M}_k \mathbf{\Delta}_k \mathbf{L}_k) \mathbf{e}_k + \mathbf{w}_k, \quad (12)$$

$$\mathbf{e}_{k+1} = \mathbf{e}_{k+1|k} - \mathbf{K}_{k+1} (\bar{\mathbf{z}}_{k+1} - \bar{\varphi}_{r,k+1} \bar{\varphi}_{s,k+1} \mathbf{h}_r \mathbf{h}_s \mathbf{C}_{k+1} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}). \quad (13)$$

将式(2)~(4)代入式(13), 可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_{k+1} = & (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \boldsymbol{\zeta}_{1,k+1} \mathbf{C}_{k+1}) \mathbf{e}_{k+1|k} - \mathbf{K}_{k+1} (\boldsymbol{\zeta}_{2,k+1} + \boldsymbol{\zeta}_{3,k+1}) \mathbf{C}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1} - \\ & \mathbf{K}_{k+1} \boldsymbol{\zeta}_{4,k+1} \mathbf{m}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{K}_{k+1} (\boldsymbol{\zeta}_{4,k+1} \mathbf{v}_{k+1} + \sqrt{\varphi_{r,k+1}} \mathbf{h}_r \mathbf{v}_{s,k+1} + \mathbf{v}_{r,k+1}). \end{aligned} \quad (14)$$

式中, $\boldsymbol{\zeta}_{1,k+1} \triangleq \bar{\varphi}_{r,k+1} \bar{\varphi}_{s,k+1} \mathbf{h}_r \mathbf{h}_s$, $\boldsymbol{\zeta}_{2,k+1} \triangleq (\sqrt{\varphi_{r,k+1}} - \bar{\varphi}_{r,k+1}) \sqrt{\varphi_{s,k+1}} \mathbf{h}_r \mathbf{h}_s$, $\boldsymbol{\zeta}_{3,k+1} \triangleq (\sqrt{\varphi_{s,k+1}} - \bar{\varphi}_{s,k+1}) \cdot \bar{\varphi}_{r,k+1} \mathbf{h}_r \mathbf{h}_s$, $\boldsymbol{\zeta}_{4,k+1} \triangleq \sqrt{\varphi_{r,k+1}} \sqrt{\varphi_{s,k+1}} \mathbf{h}_r \mathbf{h}_s$ 。

定义预测误差协方差和估计误差协方差分别为 $\mathbf{P}_{k+1|k} \triangleq \mathbf{E}\{\mathbf{e}_{k+1|k} \mathbf{e}_{k+1|k}^T\}$ 和 $\mathbf{P}_{k+1} \triangleq \mathbf{E}\{\mathbf{e}_{k+1} \mathbf{e}_{k+1}^T\}$, 可得:

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = (\mathbf{F}_k + \mathbf{M}_k \mathbf{\Delta}_k \mathbf{L}_k) \mathbf{P}_k (\mathbf{F}_k + \mathbf{M}_k \mathbf{\Delta}_k \mathbf{L}_k)^T + \mathbf{Q}_k, \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k+1} = & \mathbf{S}_{1,k+1} \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{S}_{1,k+1}^T + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{S}_{2,k+1} + \mathbf{S}_{3,k+1}) \mathbf{C}_{k+1} \mathbf{E}\{\mathbf{x}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1}^T\} \mathbf{C}_{k+1}^T \mathbf{K}_{k+1}^T + \\ & \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{S}_{4,k+1} \boldsymbol{\gamma}_{k+1} \mathbf{E}\{\mathbf{x}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1}^T\} \mathbf{K}_{k+1}^T + \mathbf{K}_{k+1} \boldsymbol{\Theta}_{k+1} \mathbf{K}_{k+1}^T - \boldsymbol{\delta}_{1,k+1} - \boldsymbol{\delta}_{1,k+1}^T - \\ & \boldsymbol{\delta}_{2,k+1} - \boldsymbol{\delta}_{2,k+1}^T + \boldsymbol{\zeta}_{3,k+1} + \boldsymbol{\delta}_{3,k+1}^T. \end{aligned} \quad (16)$$

式中, $\mathbf{S}_{1,k+1} \triangleq \mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \boldsymbol{\zeta}_{1,k+1} \mathbf{C}_{k+1}$, $\mathbf{S}_{2,k+1} \triangleq (\bar{\psi}_{r,k+1} - \bar{\varphi}_{r,k+1}^2) \bar{\psi}_{s,k+1} \mathbf{h}_r^2 \mathbf{h}_s^2$, $\mathbf{S}_{3,k+1} \triangleq (\bar{\psi}_{s,k+1} - \bar{\varphi}_{s,k+1}^2) \bar{\varphi}_{r,k+1}^2 \mathbf{h}_r^2 \mathbf{h}_s^2$, $\mathbf{S}_{4,k+1} \triangleq \bar{\psi}_{r,k+1} \bar{\psi}_{s,k+1} \mathbf{h}_r^2 \mathbf{h}_s^2$, $\bar{\psi}_{r,k+1} \triangleq \sum_{i=1}^{\psi} \varphi_{r,k+1} \bar{\varphi}_{r,k+1}^i$, $\bar{\psi}_{s,k+1} \triangleq \sum_{i=1}^{\varphi} \varphi_{s,k+1} \bar{\varphi}_{s,k+1}^i$, $\boldsymbol{\Theta}_{k+1} \triangleq \mathbf{S}_{4,k+1} \mathbf{R}_{k+1} + \bar{\psi}_{r,k+1} \mathbf{h}_r^2 \boldsymbol{\Gamma}_{s,k+1} + \boldsymbol{\Gamma}_{r,k+1}$, $\boldsymbol{\delta}_{1,k+1} \triangleq \mathbf{E}\{\mathbf{S}_{1,k+1} \mathbf{e}_{k+1} (\mathbf{K}_{k+1} (\boldsymbol{\zeta}_{2,k+1} + \boldsymbol{\zeta}_{3,k+1}) \mathbf{C}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1})^T\}$, $\boldsymbol{\delta}_{2,k+1} \triangleq \mathbf{E}\{\mathbf{S}_{1,k+1} \mathbf{e}_{k+1} (\mathbf{K}_{k+1} \boldsymbol{\zeta}_{4,k+1} \mathbf{m}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1})^T\}$, $\boldsymbol{\zeta}_{3,k+1} \triangleq \mathbf{E}\{\mathbf{K}_{k+1} (\boldsymbol{\zeta}_{2,k+1} + \boldsymbol{\zeta}_{3,k+1}) \mathbf{C}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1} (\mathbf{K}_{k+1} \boldsymbol{\zeta}_{4,k+1} \mathbf{m}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1})^T\}$, $\mathbf{E}\{\cdot\}$ 表示求期望。

根据引理 1, 存在一个正标量 α , 使一步预测误差协方差满足不等式:

$$\mathbf{P}_{k+1|k} \leq \mathbf{F}_k (\mathbf{P}_k^{-1} - \alpha \mathbf{L}_k^T \mathbf{L}_k)^{-1} \mathbf{F}_k^T + \alpha^{-1} \mathbf{M}_k \mathbf{M}_k^T + \mathbf{Q}_k \triangleq \boldsymbol{\Xi}_{k+1|k}. \quad (17)$$

利用引理 2 对不确定项 $\boldsymbol{\delta}_{1,k+1}$ 、 $\boldsymbol{\delta}_{2,k+1}$ 和 $\boldsymbol{\delta}_{3,k+1}$ 进行处理, 存在正标量 ϵ_1 、 ϵ_2 、 ϵ_3 和 η_1 , 使得下列不等式成立:

$$-\boldsymbol{\delta}_{1,k+1} - \boldsymbol{\delta}_{1,k+1}^T \leq \epsilon_1 \mathbf{S}_{1,k+1} \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{S}_{1,k+1}^T + \epsilon_1^{-1} \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{S}_{2,k+1} + \mathbf{S}_{3,k+1}) \mathbf{C}_{k+1} \mathbf{E}\{\mathbf{x}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1}^T\} \mathbf{C}_{k+1}^T \mathbf{K}_{k+1}^T, \quad (18)$$

$$-\boldsymbol{\delta}_{2,k+1} - \boldsymbol{\delta}_{2,k+1}^T \leq \epsilon_2 \mathbf{S}_{1,k+1} \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{S}_{1,k+1}^T + \epsilon_2^{-1} \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{S}_{4,k+1} \boldsymbol{\gamma}_{k+1} \mathbf{E}\{\mathbf{x}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1}^T\} \mathbf{K}_{k+1}^T, \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\delta}_{3,k+1} + \boldsymbol{\delta}_{3,k+1}^T & \leq \epsilon_3 \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{S}_{2,k+1} + \mathbf{S}_{3,k+1}) \mathbf{C}_{k+1} \mathbf{E}\{\mathbf{x}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1}^T\} \mathbf{C}_{k+1}^T \mathbf{K}_{k+1}^T + \\ & \epsilon_3^{-1} \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{S}_{4,k+1} \boldsymbol{\gamma}_{k+1} \mathbf{E}\{\mathbf{x}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1}^T\} \mathbf{K}_{k+1}^T. \end{aligned} \quad (20)$$

同理, 式(21)~(22)成立:

$$\mathbf{x}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1}^T = (\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \mathbf{e}_{k+1|k}) (\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \mathbf{e}_{k+1|k})^T \leq (1 + \eta_1) \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^T + (1 + \eta_1^{-1}) \mathbf{e}_{k+1|k} \mathbf{e}_{k+1|k}^T, \quad (21)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{E}\{\mathbf{x}_{k+1} \mathbf{x}_{k+1}^T\} & \leq (1 + \eta_1) \mathbf{E}\{\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^T\} + (1 + \eta_1^{-1}) \mathbf{P}_{k+1|k} \\ & \leq (1 + \eta_1) \mathbf{E}\{\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^T\} + (1 + \eta_1^{-1}) \boldsymbol{\Xi}_{k+1|k} \triangleq \bar{\boldsymbol{\omega}}_{k+1}. \end{aligned} \quad (22)$$

基于上述分析, 可得估计误差协方差上界

$$\mathbf{\Xi}_{k+1} = (1 + \epsilon_1 + \epsilon_2) \mathbf{S}_{1,k+1} \mathbf{\Xi}_{k+1|k} \mathbf{S}_{1,k+1}^T + \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{\Phi}_{k+1} \mathbf{K}_{k+1}^T \quad (23)$$

式中, $\mathbf{\Phi}_{k+1} \triangleq (1 + \epsilon_1^{-1} + \epsilon_3)(\mathbf{S}_{2,k+1} + \mathbf{S}_{3,k+1})\mathbf{C}_{k+1}\bar{\mathbf{\omega}}_{k+1}\mathbf{C}_{k+1}^T + (1 + \epsilon_2^{-1} + \epsilon_3^{-1})\mathbf{S}_{4,k+1}\boldsymbol{\gamma}_{k+1}\bar{\mathbf{\omega}}_{k+1} + \mathbf{\Theta}_{k+1}$ 。

接下来,通过最小化估计误差协方差上界来设计滤波器增益。

根据上述求得的估计误差协方差上界,对协方差上界 $\mathbf{\Xi}_{k+1}$ 的迹对 $\mathbf{K}_{k+1}$ 求偏导可得:

$$\frac{\partial \text{tr}\{\mathbf{\Xi}_{k+1}\}}{\partial \mathbf{K}_{k+1}} = -2(1 + \epsilon_1 + \epsilon_2)\mathbf{S}_{1,k+1}\mathbf{\Xi}_{k+1|k}\mathbf{C}_{k+1}^T\boldsymbol{\zeta}_{1,k+1}^T + 2\mathbf{K}_{k+1}\mathbf{\Phi}_{k+1} \quad (24)$$

令式(24)等于0,可推导出估计误差协方差上界取最小值时的增益

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{\Lambda}_{k+1}\mathbf{\Omega}_{k+1}^{-1} \quad (25)$$

式中: $\mathbf{\Lambda}_{k+1} \triangleq (1 + \epsilon_1 + \epsilon_2)\mathbf{\Xi}_{k+1|k}\mathbf{C}_{k+1}^T\boldsymbol{\zeta}_{1,k+1}^T$, $\mathbf{\Omega}_{k+1} \triangleq (1 + \epsilon_1 + \epsilon_2)\boldsymbol{\zeta}_{1,k+1}\mathbf{C}_{k+1}\mathbf{\Xi}_{k+1|k}\mathbf{C}_{k+1}^T\boldsymbol{\zeta}_{1,k+1}^T + \mathbf{\Phi}_{k+1}$ 。

至此,本研究解决了传输中继和乘性噪声影响下的 PMSM 远程状态估计问题。与基于 EKF 和 UKF 算法的 PMSM 状态估计研究相比,本研究算法具有以下优势:①通过加入不确定性项来表示线性化误差,降低了滤波算法的保守性;②在滤波器设计中考虑乘性噪声和中继传输功率的不确定性,增强了滤波器对不确定因素的鲁棒性;③综合考虑非线性误差、乘性噪声和中继传输功率的随机性,并利用放大引理恰当地处理了不确定性交叉项,进而推导出估计误差协方差的上界,确保滤波误差的方差约束。这些优势使得本研究所提算法能够更有效地应对复杂环境下的 PMSM 远程状态估计挑战。

3 仿真验证

考虑复杂工业环境下带有量测乘性噪声和 AF 中继的三相永磁同步电机系统,设置系统初始状态和初始误差协方差分别为 $\mathbf{x}_0 = [0 \ 0 \ 0]^T$, $\mathbf{P}_0 = \text{diag}(0.01 \ 0.01 \ 0.01)$, 系统过程噪声和量测噪声的协方差分别是 $\mathbf{Q} = 0.03\mathbf{I}$, $\mathbf{R} = 0.2\mathbf{I}$, 标量 $\epsilon_1 = \epsilon_2 = \epsilon_3 = 1$, $\eta_1 = 1$, 对设计的滤波算法进行仿真验证。传感器和中继器的随机传输功率服从以下概率分布:

$\Pr\{\varphi_{s,k} = 1.51\} = 0.2$, $\Pr\{\varphi_{s,k} = 1.53\} = 0.3$, $\Pr\{\varphi_{s,k} = 1.55\} = 0.5$, $\Pr\{\varphi_{r,k} = 1.51\} = 0.3$, $\Pr\{\varphi_{r,k} = 1.53\} = 0.3$, $\Pr\{\varphi_{r,k} = 1.55\} = 0.4$ 。

传输信道的增益设置为 $\mathbf{h}_s = \mathbf{h}_r = 0.55\mathbf{I}$, 传输过程噪声 $\mathbf{v}_s$ 和 $\mathbf{v}_r$ 的协方差为 $\mathbf{\Gamma}_s = \mathbf{\Gamma}_r = 0.06\mathbf{I}$ 。

为了评价滤波器性能,将均方误差(mean-square error, MSE)作为评价指标:

$$M_{SE} \triangleq \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^{n_x} (\mathbf{x}_{i,k} - \hat{\mathbf{x}}_{i,k})^2 \quad (26)$$

式中: M_{SE} 为 $\mathbf{x}_k$ 的均方误差, $N=100$ 为运行蒙特卡洛次数, $n_x = 3$ 为状态变量的维数, $\hat{\mathbf{x}}_{i,k}$ 是 $\mathbf{x}_{i,k}$ 的估计值。

图2展示了真实量测、受乘性噪声影响的量测以及滤波器接收到的量测。由图2可以看出,在 $0 < t < 0.02$ s 时,电机启动处在波动状态,直至 $t = 0.02$ s 时趋于稳定,最终达到设定转速 100 r/min。在复杂工业

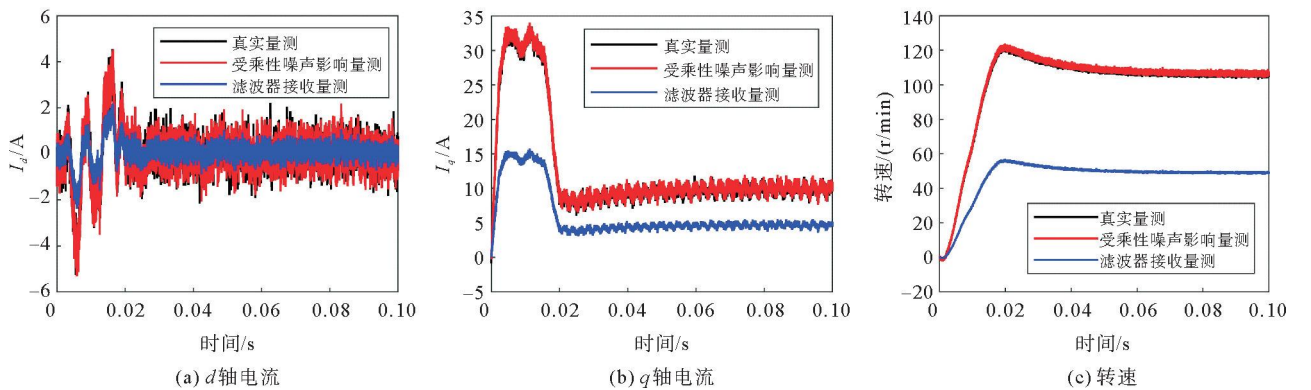


图2 不同情形下量测对比图

Fig. 2 Comparison of measurements in different cases

环境下,信号采集过程容易受到乘性和加性噪声的影响,导致传感器采集到的量测值不够精确。此外,量测信号经过具有随机传输功率的 AF 中继器传输到远程估计器时,可能会受到信道噪声的影响,使得滤波器接收到的量测值偏离真实量测。而利用本研究设计的递推滤波算法可以获得准确的 PMSM 运行状态。

为了验证所提滤波算法的有效性,图 3 和图 4 分别展示了所提 REKF 算法和 EKF 算法的估计结果。由于同时考虑了 AF 中继和乘性噪声的影响,所提算法的均方误差比标准 EKF 算法的更小,具有更优越的滤波性能。同时,由图 4 还可以看出,所提算法的 $\lg M_{SE}$ 始终小于其上界,并且随着仿真时间的增加而趋于稳定状态。

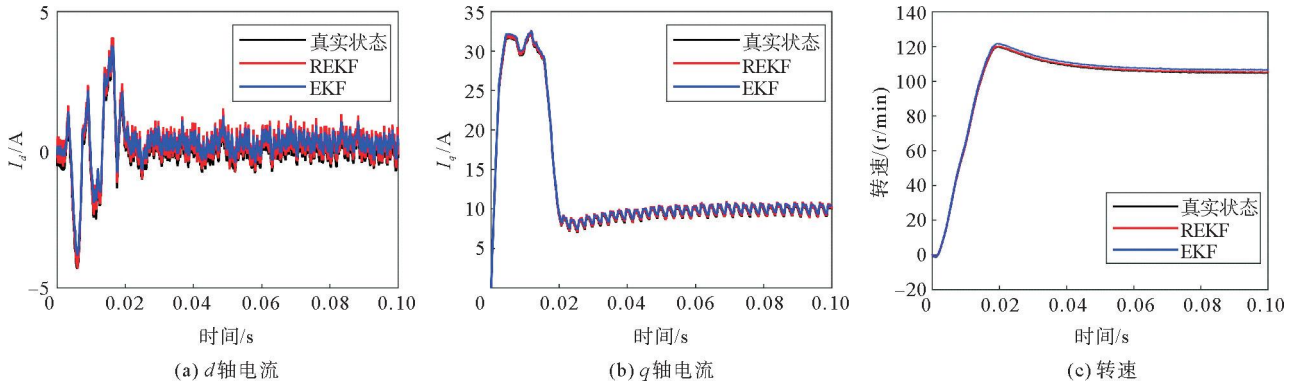


图 3 真实状态及其估计值

Fig. 3 Actual states and its estimates

为了分析乘性噪声对系统的影响,设计了一组仿真实验来比较不同乘性噪声影响下的估计性能。仿真实验中,乘性噪声协方差 γ 分别取 $0.001I$ 、 $0.0005I$ 和 $0.0001I$ 。不同乘性噪声影响下的估计曲线如图 5 所示,可以发现所提算法在三种不同情况下均能准确跟踪上系统状态。从图 6 中可以清楚看出,随着 γ 逐渐减小,状态估计均方误差相应降低,说明乘性噪声大小与状态估计精度呈现负相关。在乘性噪声较大的恶劣条件下,估计误差仍未明显增加,这也进一步验证了所提算法更适用于解决复杂环境影响下的 PMSM 状态估计问题,并能够获得高精度的状态估计结果。在图 6 中,均方

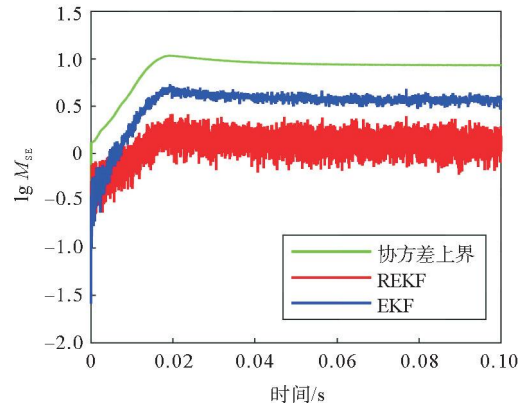


图 4 协方差上界及均方误差

Fig. 4 Upper bound on covariance and MSE

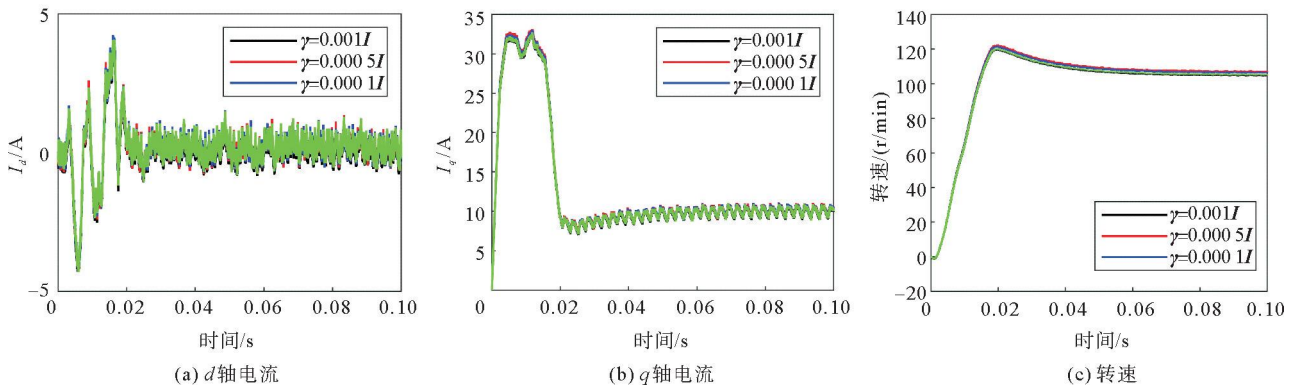


图 5 不同乘性噪声下的估计值

Fig. 5 Estimates under different multiplicative noise

误差曲线围绕一个特定值出现了一定程度的波动,这主要是因为永磁同步电机在复杂环境中容易受到外部因素的干扰,并且噪声具有一定的随机性,导致状态估计的精度难以保持恒定。因此,相应的估计误差不可避免地会围绕某一数值出现一定程度的波动。

4 结论

本研究针对复杂工业环境下 PMSM 在传输中继和乘性噪声影响下的远程状态估计问题,面对传感器传输能力受限问题,采用放大-转发中继传输策略实现了量测信号的远距离无失真传输;在滤波算法设计过程中考虑传感器和中继器的随机传输功率

以及乘性噪声,推导出估计误差协方差的上界和滤波器增益矩阵,进而提出递推扩展卡尔曼滤波算法。通过仿真,验证了所提出的滤波算法相较于传统扩展卡尔曼滤波算法具有更好的滤波效果,并且能够在较大噪声环境下保证 PMSM 的状态估计性能,实现了系统的高精度远程状态估计。

参考文献:

- [1] 郭咏梅,张文灿,杨丽,等.“双碳”背景下我国稀土产业发展路径研究[J]. 稀土信息,2022(10):23-27.
GUO Yongmei,ZHANG Wencan,YANG Li,et al. Study on the development path of China's rare earth industry under the background of "dual carbon"[J]. Rare Earth Information,2022(10):23-27.
- [2] RAFAQ M S,JUNG J W. A comprehensive review of state-of-the-art parameter estimation techniques for permanent magnet synchronous motors in wide speed range[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics,2020,16(7):4747-4758.
- [3] 李标. 基于无线传输的煤矿井下带式输送机监控系统[J]. 煤矿安全,2020,51(3):130-132.
LI Biao. Design of belt system in coal mine based on wireless transmission[J]. Safety in Coal Mines,2020,51(3):130-132.
- [4] BAI X Z,WANG Z D,ZOU L,et al. Target tracking for wireless localization systems with degraded measurements and quantization effects[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2018,65(12):9687-9697.
- [5] 赵忠义,邹磊,宋保业. 具有分布式时滞与一步随机时滞系统的 H_∞ 滤波[J]. 山东科技大学学报(自然科学版),2017,36(4):101-107.
ZHAO Zhongyi,ZOU Lei,SONG Baoye. H_∞ filtering for a class of networked systems with distributed delays and one-step random delays[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science),2017,36(4):101-107.
- [6] ATTAIANESE C,D'ARPINO M,MONACO M D,et al. Model-based detection and estimation of DC offset of phase current sensors for field oriented PMSM drives[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2023,70(6):6316-6325.
- [7] 肖鑫,孙乐,甘辉. 基于抗扰扩展卡尔曼滤波的摇臂伺服控制[J]. 中国电机工程学报,2023,43(20):8102-8114.
XIAO Xin,SUN Le,GAN Hui. Swing servo control based on extended Kalman filter with disturbance-rejection[J]. Proceedings of the CSEE,2023,43(20):8102-8114.
- [8] YANG Z Y,YAN Z D,LU Y F,et al. Double DOF strategy for continuous-wave pulse generator based on extended Kalman filter and adaptive linear active disturbance rejection control[J]. IEEE Transactions on Power Electronics,2022,37(2):1382-1393.
- [9] DU S H,SUN W S,WANG Y,et al. Harmonic injection control of permanent magnet synchronous motor based on fading memory Kalman filtering[J/OL]. Electronics,2023,12(24). DOI:10.3390/electronics12244890.
- [10] 马彦,李军伟,王琳,等. 基于强跟踪无迹卡尔曼滤波的内置式永磁同步电机转子位置估计[J]. 现代电子技术,2020,43(13):130-133.
MA Yan,LI Junwei,WANG Lin,et al. IPMSM's rotor position estimation based on STUKF[J]. Modern Electronics Technique,2020,43(13):130-133.

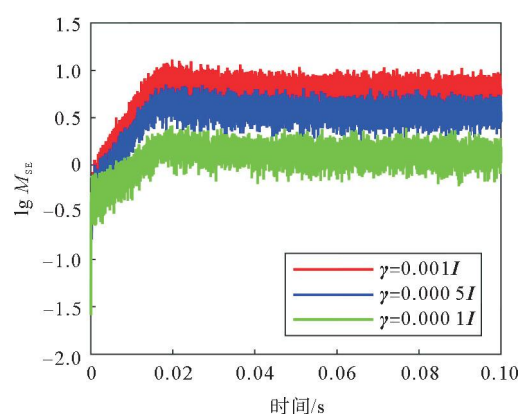


图6 不同乘性噪声下的均方误差

Fig. 6 MSE with different multiplicative noises

- [11] FENG G D, LAI C Y, KAR N C. Particle-filter-based magnet flux linkage estimation for PMSM magnet condition monitoring using harmonics in machine speed[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(3): 1280-1290.
- [12] BAI X Z, XU H X, LI J, et al. Coal mine personnel positioning algorithm based on improved adaptive unscented Kalman filter with wireless channel fading and unknown noise statistics[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2022, 44(6): 1217-1227.
- [13] BAI X Z, WANG Z D, ZOU L, et al. Target tracking for wireless localization systems using set-membership filtering: A component-based event-triggered mechanism[J/OL]. Automatica, 2021, 132. DOI: 10.1016/j.automatica.2021.109795.
- [14] GAO F T, YIN Z G, LI L T, et al. Gaussian noise suppression in deadbeat predictive current control of permanent magnet synchronous motors based on augmented fading Kalman filter[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2023, 38(2): 1410-1420.
- [15] LIU Y, WANG Z D, LIU C J, et al. Auxiliary particle filtering over sensor networks under protocols of amplify-and-forward and decode-and-forward relays[J]. IEEE Transactions on Signal and Information Processing over Networks, 2022, 8: 883-893.
- [16] MENG X Y, WANG Z D, WANG F, et al. Distributed fusion filtering for nonlinear time-varying systems over amplify-and-forward relay networks: An H_∞ quantized framework[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2023, 10(6): 3597-3608.
- [17] HAN F, WANG Z D, LIU H J, et al. A recursive matrix inequality approach to distributed filtering over binary sensor networks: Handling amplify-and-forward relays[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2024, 11(1): 1347-1362.
- [18] 谭海龙. 通讯受限情形下采样数据系统的控制、滤波与信息融合[D]. 上海: 东华大学, 2020.
TAN Hailong. Control, filtering and fusion for sampled-data systems under communication constraints[D]. Shanghai: Donghua University, 2020.
- [19] QU B G, LI N, LIU Y R, et al. Estimation for power quality disturbances with multiplicative noises and correlated noises: A recursive estimation approach[J]. International Journal of Systems Science, 2020, 51(7): 1200-1217.
- [20] YU X K, LI J X. Distributed robust Kalman filters under model uncertainty and multiplicative disturbance[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(2): 973-988.
- [21] WANG M, WANG Z D, CHEN Y, et al. Observer-based fuzzy output-feedback control for discrete-time strict-feedback nonlinear systems with stochastic noises[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 50(8): 3766-3777.
- [22] WANG S Y, WANG Z D, DONG H L, et al. A novel framework for backstepping-based control of discrete-time strict-feedback nonlinear systems with multiplicative noises[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2021, 66(4): 1484-1496.
- [23] 马静, 杨晓梅, 孙书利. 带时间相关乘性噪声多传感器系统的分布式融合估计[J]. 自动化学报, 2023, 49(8): 1745-1757.
MA Jing, YANG Xiaomei, SUN Shuli. Distributed fusion estimation for multi-sensor systems with time-correlated multiplicative noises[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(8): 1745-1757.
- [24] 詹国兵, 宗子皓, 吉智. 采用扩展卡尔曼滤波的永磁同步电机转矩控制[J]. 微电机, 2020, 53(10): 94-98.
ZHAN Guobing, ZONG Zihao, JI Zhi. Direct torque control of PMSM based on extended Kalman filter[J]. Micromotors, 2020, 53(10): 94-98.
- [25] XIE L H, SOH Y C, DE SOUZA C E. Robust Kalman filtering for uncertain discrete-time systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1994, 39(6): 1310-1314.
- [26] HU J, WANG Z D, GAO H J, et al. Extended Kalman filtering with stochastic nonlinearities and multiple missing measurements[J]. Automatica, 2012, 48(9): 2007-2015.

(责任编辑: 齐敏华)