

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.03.041

永磁同步电机伺服系统转动惯量的鲁棒辨识方法

徐健¹, 宋斌¹, 卢少武², 郑世祺³

(1. 深圳市显控科技股份有限公司, 广东 深圳 518038;

2. 武汉科技大学 人工智能与自动化学院, 湖北 武汉 430081;

3. 中国地质大学(武汉) 自动化学院, 湖北 武汉 430074)

摘要:针对复杂工况下伺服系统惯量频繁变化的特点,提出一种基于不等式约束变遗忘因子递归最小二乘(RLS)的惯量在线辨识方法。通过修正后验误差中系统噪声设计自适应遗忘因子,解决传统 RLS 在系统惯量突变时收敛速度过慢的问题。同时,在已知系统惯量范围的基础上,加入状态不等式约束,提出拉格朗日乘数法快速求解系统惯量的受限极值,防止系统惯量辨识错误收敛。仿真与实验结果验证了所提算法的有效性与鲁棒性。

关键词:伺服系统;鲁棒辨识;变遗忘因子;不等式约束

中图分类号:TP273 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2026)03-0209-05

Robust Identification Method for Rotational Inertia of Permanent Magnet Synchronous Motor Servo Systems

XU Jian¹, SONG Bin¹, LU Shaowu², ZHENG Shiqi³

(1. Shenzhen Samkoon Technology Corporation Ltd., Shenzhen 518038 China;

2. School of Artificial Intelligence and Automation, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081 China;

3. School of Automation, China University of Geosciences, Wuhan 430074 China)

Abstract: In response to the frequent variation of inertia in servo systems under complex working conditions, an online inertia identification method based on an inequality-constrained variable forgetting factor recursive least squares (RLS) algorithm is proposed. By modifying the system noise in the posterior error, an adaptive forgetting factor is designed to address the slow convergence problem of traditional RLS when system inertia changes abruptly. Meanwhile, based on the known range of system inertia, a state inequality constraint is introduced, and the Lagrange multiplier method is employed to rapidly solve the constrained extremum of system inertia, preventing erroneous convergence of the inertia identification. Simulation and experimental results verify the effectiveness and robustness of the proposed algorithm.

Keywords: servo system; robust identification; variable forgetting factor; inequality constraint

0 引言

永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)具有高功率密度、高效率和高可靠性的特点,广泛应用于工业领域^[1-2]。然而,由于伺服系统的工作环境复杂,系统惯量不断变化,导致参数变化,这可能引发 PMSM 伺服系统性能下降,甚至在强干扰下影响系统稳定性^[3-5]。

比例积分(PI)控制常用于 PMSM 的速度控制^[6-7],但固定 PI 控制器参数在系统惯量显著变化时难以维持系统性能,速度环的性能对系统惯量先验知识敏感。因此,需要根据实时惯量调整 PI 控制器增益。然而,实时测量伺服系统惯量较

为困难。

过去近十年,许多电机惯量辨识方法已被提出,如模型参考自适应^[8-9]、观测器^[10-12]、递归最小二乘(recursive least squares, RLS)^[13]和扩展卡尔曼滤波器(EKF)^[14]等算法。模型参考自适应方法通过朗道离散时间递归参数辨识估计惯量,尽管其理论简单,但对系统参数变化敏感且要求高采样频率,实际应用困难。基于观测器的方法是另一类重要的参数估计手段,扩展状态观测器(ESO)用于惯量估计,设计简单但鲁棒性较差^[15-16]。滑模观测器(SMO)用于负载惯量的辨识,对参数变化和扰动不敏感但存在抖振^[17-19]。观测器方法依赖低通滤波器提取信号,导致相位

基金项目:国家自然科学基金面上项目(52475525)

第一作者简介:徐健(1992—),男,江西宜春人,硕士,研究方向为电机驱动技术,xujian@samkoon.com.cn。

滞后,影响估计速度和精度。RLS 和 EKF 作为流行的自适应滤波器,尽管在高度相关的输入下具备较快收敛性,但对噪声和系统参数变化较为敏感,难以辨识时变惯量。固定阶递归频域最优参数算法^[20-21]提供了另一种惯量估计方法,使用负载转矩观测器提高精度,但该算法复杂且假设系统转动惯量恒定。

当系统转动惯量频繁变化时,现有方法难以准确辨识。为此,本文提出了一种针对转动惯量变化的 PMSM 惯量在线自适应辨识方法。针对传统固定遗忘因子 RLS 算法在收敛速度与辨识精度之间的矛盾,提出了一种变遗忘因子 RLS 算法,通过修正后验误差信号中的系统噪声自动调整遗忘因子。基于已知的惯量范围,引入不等式状态约束。仿真与实验结果表明该方法收敛更快、精度更高,并对系统噪声具有更强鲁棒性。

1 PMSM 数学模型

PMSM 磁场定向矢量控制采用级联控制结构,包含一个速度环和两个电流环^[22]。当电流环控制器工作良好且 $i_d \approx i_d^* = 0$ 时,PMSM 运动方程表示为

$$J\dot{\omega} = T_e - T_l - b_m \omega = K_t i_q - T_l - b_m \omega \quad (1)$$

式中 i_d 、 i_q 、 T_l 、 T_e 、 b_m 、 ω 、 J 和 K_t 分别为 d 轴和 q 轴定子电流、负载转矩、电磁转矩、黏性摩擦因数、转子角速度、转动惯量和转矩系数。

对式(1)进行离散化处理,可得

$$\omega(k) = e^{-\frac{b_m T_s}{J}} \omega(k-1) + \frac{1 - e^{-\frac{b_m T_s}{J}}}{b_m} [T_e(k-1) - T_l(k-1)] \quad (2)$$

选择 $m = -e^{-\frac{b_m T_s}{J}}$, $n = \frac{1+m}{b_m}$ 和 $l = nT_l(k-1)$, 设 $\omega(k)$ 为系统输出, $\phi(k) = [T_e(k-1), -\omega(k-1), -1]^T$ 为系统输入, $\theta^T(k) = [n, m, l]$ 为估计参数, 得到

$$m = -e^{-\frac{b_m T_s}{J}} \approx \lim_{b_m T_s \rightarrow 0} -e^{-\frac{b_m T_s}{J}} = -1 \quad (3)$$

$$n = \frac{1+m}{b_m} = \frac{1 - e^{-\frac{b_m T_s}{J}}}{b_m} \approx \frac{T_s}{J} \quad (4)$$

2 变遗忘因子递归最小二乘算法

RLS 是通过每次采样新的观测数据,不断更新估计参数^[23]。传统带遗忘因子的递归 RLS 算法为

$$\begin{cases} K(k) = \frac{P(k-1)\phi(k)}{\lambda + \phi^T(k)P(k-1)\phi(k)} \\ e(k) = y(k) - \hat{\theta}^T(k-1)\phi(k) \\ \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)e(k) \\ P(k) = \frac{1}{\lambda} [I - K(k)\phi^T(k)]P(k-1) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $0 < \lambda \leq 1$ 为遗忘因子; $K(k)$ 为卡尔曼滤波增益矩阵; $e(k)$ 为先验误差; $P(k)$ 为估计误差协方差矩阵; $\hat{\theta}(k)$ 为估计参数。

为了更好地平衡辨识速度与精度之间的矛盾,采用变遗忘因子 RLS (VFF-RLS) 算法,能够在提供快速跟踪能力的同时维持低误差调整。

式(5)中的先验误差 $e(k)$ 由 $k-1$ 时的估计参数计算,类似地,后验误差定义为

$$\begin{aligned} \varepsilon(k) &= y(k) - \hat{\theta}^T(k)\phi(k) \\ &= y(k) - [\hat{\theta}(k-1) + K(k)e(k)]^T \phi(k) \\ &= e(k) [1 - \phi^T(k)K(k)] \end{aligned} \quad (6)$$

根据文献[6],求式(6)的均值

$$E(\varepsilon(k)^2) = E\{e^2(k) [1 - \phi^T(k)K(k)]^2\} = \sigma_v^2 \quad (7)$$

式中 $E(\varepsilon(k)^2)$ 为系统噪声的功率。

假设 $E(e(k)^2) = \sigma_e^2$ 是先验误差信号的功率,将式(5)中 $K(k)$ 代入式(7)可得

$$E\left\{\left[1 - \frac{q(k)}{\lambda + q(k)}\right]^2\right\} = \frac{\sigma_v^2}{\sigma_e^2} \quad (8)$$

式中 $q(k) = \phi^T(k)P(k-1)\phi(k)$ 。

在式(8)中,假设遗忘因子是确定的,并且随时间变化。通过求解式(8),可变遗忘因子为

$$\lambda = \frac{\sigma_q \sigma_v}{\sigma_e - \sigma_v} \quad (9)$$

在实际中,功率估计值的计算方法为

$$\hat{\sigma}_e^2(k) = \alpha \hat{\sigma}_e^2(k-1) + (1-\alpha)e^2(k) \quad (10)$$

$$\hat{\sigma}_q^2(k) = \alpha \hat{\sigma}_q^2(k-1) + (1-\alpha)q^2(k) \quad (11)$$

式中 $\alpha = 1 - \frac{1}{K_\alpha L}$ 为权重因子且 $K_\alpha > 2$ 。实际噪声的功率可以通过使用较长的指数窗口来估算,即

$$\hat{\sigma}_v^2(k) = \beta \hat{\sigma}_v^2(k-1) + (1-\beta)e^2(k) \quad (12)$$

式中 $\beta = 1 - \frac{1}{K_\beta L}$ 且 $K_\beta \geq K_\alpha$, L 为待辨识参数数量。

理论上,式(9)存在 $\sigma_e \geq \sigma_v$ 。与最小均方算法(存在梯度噪声,导致 $\sigma_e \geq \sigma_v$)相比, $\lambda \approx 1$ 的 RLS 算法得到 $\sigma_e \approx \sigma_v$ 。显然,当 $\hat{\sigma}_e \leq \hat{\sigma}_v$ 时,可以

设 $\lambda = \lambda_{\max}$, 其中, $\lambda_{\max}$ 非常接近或等于 1。然而, 这可能存在限制, 因为在算法的稳定状态下, $\hat{\sigma}_e$ 在 $\hat{\sigma}_v$ 附近变化。一个更合理的解决方案是规定 $\lambda = \lambda_{\max}$, 当 $\hat{\sigma}_e \leq \gamma \hat{\sigma}_v$, 其中, $1 < \gamma \leq 2$ 。否则, 所提的 VFF-RLS 算法遗忘因子为

$$\lambda = \min \left(\frac{\hat{\sigma}_q \hat{\sigma}_v}{\xi + |\hat{\sigma}_e - \hat{\sigma}_v|}, \lambda_{\max} \right) \quad (13)$$

式中 ξ 是一个小的正数, 防止分母为 0。

由此可知, 在辨识算法收敛前或系统发生突变时, $\hat{\sigma}_e > \hat{\sigma}_v$ 。因此, 式(13)中 λ 趋于较低的值, 具有快速收敛和跟踪的能力。当辨识算法收敛到稳态解时, λ 趋于 $\lambda_{\max}$, 具有较高的辨识精度。

3 状态不等式约束

考虑到惯量的实际物理特性, 辨识前通常需大致了解惯量的范围。因此, 采用不等式状态约束, 以防止辨识的假收敛性并提高辨识的准确性。

如果设 $D = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_s} & 0 & 0 \end{bmatrix}$, $\theta(k) = [n, m, l]^T$, $d = -\frac{1}{J_m}$, 则得到约束条件

$$D\theta(k) \leq d \quad (14)$$

假设 $\tilde{x}$ 是加入不等式约束后的辨识结果, 采用投影法可将问题转化为

$$\tilde{x} = \arg \min_{\tilde{x}} (\tilde{x} - \hat{x})^T W (\tilde{x} - \hat{x}), D\tilde{x} \leq d \quad (15)$$

式中 W 是任意对称正定权重矩阵。假设最小化标量函数

$$G(x) = (\tilde{x} - \hat{x})^T W (\tilde{x} - \hat{x}) \quad (16)$$

满足不等式约束^[24], 可表示为

$$\min G(x), \text{ 满足 } f(x) \leq 0 \quad (17)$$

式中 $f(x)$ 为约束条件。

具有不等式状态约束的辨识算法可归纳为

1) 如果 $D\hat{x} < d$, 则使用 VFF-RLS 获得的辨识结果最优, $\tilde{x} = \hat{x}$;

2) 如果 $D\hat{x} > d$, 则 $\tilde{x} = \arg \min_{\tilde{x}} (\tilde{x} - \hat{x})^T W (\tilde{x} - \hat{x})$ 。利用拉格朗日乘数法解决这个受限极值问题

$$L = (\tilde{x} - \hat{x})^T W (\tilde{x} - \hat{x}) + 2\lambda^T (D\tilde{x} - d) \quad (18)$$

将最小值的一阶条件表述为

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \lambda} = D\tilde{x} - d = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \tilde{x}} = (W + W^T)(\tilde{x} - \hat{x}) + 2D^T \lambda = 0 \end{cases} \quad (19)$$

如果 W 是对称矩阵, 则式(19)可变换为

$$W(\tilde{x} - \hat{x}) + D^T \lambda = 0 \quad (20)$$

得到解

$$\lambda = (DW^{-1}D^T)^{-1}(D\hat{x} - d) \quad (21)$$

因此, x 的最优值为

$$\tilde{x} = \hat{x} - W^{-1}D^T \lambda = \hat{x} - W^{-1}D^T(DW^{-1}D^T)^{-1}(D\hat{x} - d) \quad (22)$$

此外, 在式(5)中, 估计误差协方差 P 矩阵为

$$P(k) = \frac{1}{\lambda} [I - K(k)\phi^T(k)]P(k-1) \quad (23)$$

进一步, 令 $W = P^{-1}$, 可得

$$\tilde{x} = \hat{x} - PD^T(DPD^T)^{-1}(D\hat{x} - d) \quad (24)$$

4 仿真与实验结果

4.1 仿真结果

为了验证所提算法的有效性, 使用伺服系统对其进行验证, PMSM 相关参数如表 1 所示。建立了 MATLAB 仿真系统如图 1 所示。

表 1 PMSM 参数

参数	数值	参数	数值
额定功率/W	750	转矩常数/(N · m/A)	0.54
极对数	5	电机惯量/(kg · m ²)	1.3 × 10 ⁻⁴
额定转速/(r/min)	3 000	额定转矩/(N · m)	2.39

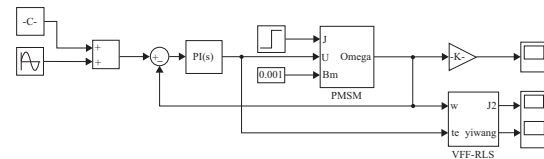


图 1 MATLAB 仿真系统

速度指令信号为 $n^* = (800 + 200\sin 20\pi t)$ r/min, 采样时间为 $T_s = 500 \mu s$ 。在 VFF-RLS 算法中, 算法参数设置为

$$K(0) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}^T, P(0) = I, \hat{\theta}(0) = \begin{bmatrix} 0.1 & -0.999 & 0.01 \end{bmatrix}^T \quad (25)$$

$$\hat{\sigma}_e = \hat{\sigma}_q = \hat{\sigma}_v = 0, \alpha = \frac{5}{6}, \beta = \frac{17}{18}, \xi = 1.5, \lambda(0) = 0.95 \quad (26)$$

$$J = \begin{cases} J_0 = 0.00013 \text{ kg} \cdot \text{m}^2 & t < 0.5 \text{ 或 } t > 1 \\ J_0 + J_N = 0.00413 \text{ kg} \cdot \text{m}^2 & 0.5 \leq t \leq 1 \end{cases} \quad (27)$$

为了测试惯量与负载同时变化时的惯量辨识性能,在 $0.5 \sim 1 \text{ s}$ 期间施加负载转矩 $T_1 = 2 \text{ N} \cdot \text{m}$ 。不同工况下的惯量辨识仿真结果如图 2 所示。虚线表示实际惯量值,实线表示惯量辨识值。图 2(a) 为采用传统 RLS 算法的惯量辨识曲线。结果表明,在惯量变化时,传统 RLS 算法收敛到真实值的时间较长。图 2(b) 为采用 VFF-RLS 算法的惯量辨识曲线。当惯量变化时,VFF-RLS 算法的收敛速度比传统 RLS 算法更快。然而,辨识过程中惯量值的波动较大,最大值甚至达到真实值的 140 倍,这在实际应用中是不可接受的。

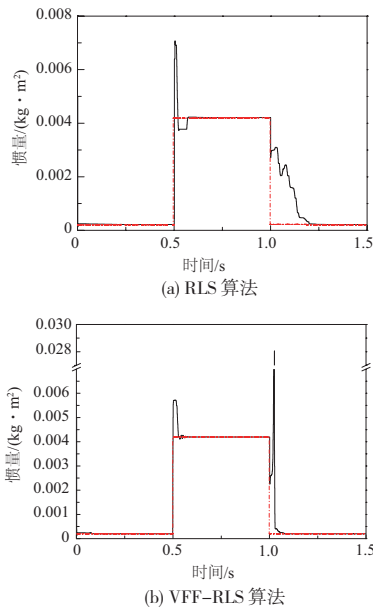


图 2 带负载转矩的惯性辨识仿真结果

为了证明在不同工况下均能有效辨识惯量,分别对带负载与不带负载两种工况进行了惯量辨识测试,仿真结果如图 3 所示。图 3(a) 为采用不等式约束的 VFF-RLS 算法惯量辨识曲线,虚线为惯量约束边界 $J_m = 0.005 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$,收敛速度与 VFF-RLS 算法相同,但辨识结果满足状态约束条件,避免了不可行或非物理的情况出现。图 3(b) 为系统空载状态下的惯量辨识结果,收敛时间短且超调量小。因此,所提方法在两种工况下均能有效辨识惯量,其中带负载时的辨识精度略有下降。与传统 RLS 算法相比,具有不等式约束的 VFF-RLS 算法收敛时间更短(约 0.1 s),且超调量更小。

4.2 实验结果

为了清楚地对比不同惯量辨识方法的性能,实验部分选用不带负载的伺服系统进行验证,在 TwinCat3 平台上进行实验。通过磁粉离合器调节

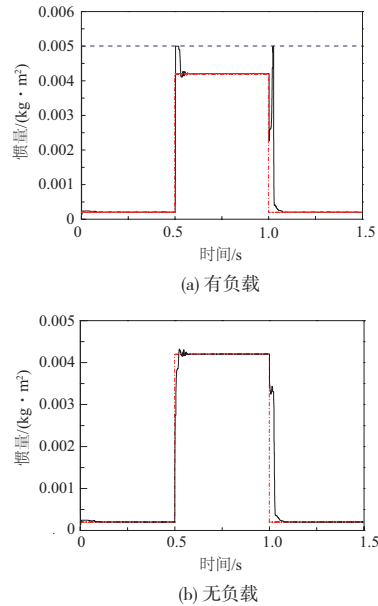
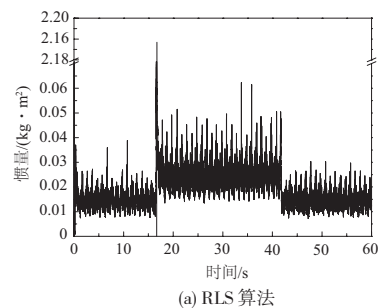


图 3 具有不等式约束的 VFF-RLS 算法惯性辨识仿真结果

伺服系统的惯量,并利用磁粉制动器改变负载。同步带的传动比为 $2:1$,因此输出轴的惯量 J_e 转换至电机轴时为 $J_1 = 4J_e$ 。

当磁粉离合器无励磁电流时,PMSM 仅驱动前级旋转。通过调节励磁电流,使前后两级与飞轮同步旋转,从而改变系统惯量。理论上,无励磁电流时伺服系统惯量 $J = 0.0165 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$,有励磁电流时惯量为 $J' = 0.0273 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ 。

速度指令信号与仿真时相同,由于篇幅限制,未给出此时的转速和转矩曲线。传统 RLS 和 VFF-RLS 的实验对比如图 4 所示。图 4(a) 显示,传统 RLS 辨识中存在较大的波动和噪声;图 4(b) 表明,VFF-RLS 算法稳态时波动较小,具备较强的鲁棒性,但在收敛过程中辨识值变化过大,最大值甚至达到实际值的 1356 倍,不适用于实际应用。而带不等式约束的 VFF-RLS 算法成功解决了上述问题,辨识值满足 $J \leq 0.05 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ 的状态约束条件,如图 5 所示。



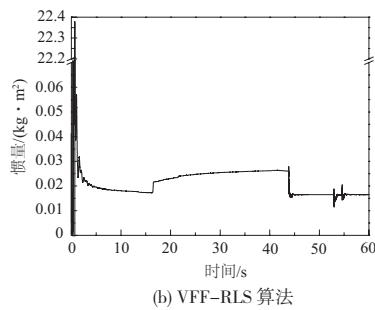


图4 无负载扭矩的惯性辨识实验结果

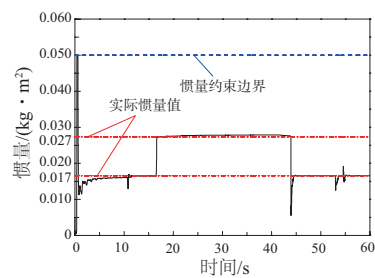


图5 具有不等式约束的 VFF-RLS 算法惯性辨识实验结果

5 结语

本文提出了一种基于不等式约束的 VFF-RLS 鲁棒辨识方法,由于该方法只需要测量转矩和转速,因此适用于各类伺服系统,具备通用性。相比现有方法,该方法具有以下显著优势:1) 能够实时调整遗忘因子,实现辨识速度与精度之间的平衡;2) 通过引入不等式状态约束,将惯量辨识值限制在合理范围内;3) 相较于传统 RLS 算法,具有更强的鲁棒性。仿真和实验结果验证了该算法的可行性和鲁棒性。

参考文献:

- [1] LIU F Y, KANG E L, CUI N Z. Single-loop model prediction control of PMSM with moment of inertia identification[J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2020, 15(4): 577-583.
- [2] CHANG H, LU S W, SONG B, et al. Stable inertia identification considering precise cogging torque under low-speed operation [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2025, 72(4): 3514-3524.
- [3] LI H T, YANG S Y, LE Y. Torque ripple minimization of low-speed gimbal servo system using parameter-optimized ESO [J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2023, 11(2): 2094-2103.
- [4] 段晓伟,叶小晖. 基于模糊 WMR 优化 PID 方法的电机转速控制优化分析[J]. 机械制造与自动化, 2024, 53(2): 239-242.
- [5] 李昌峰,王长坤. 基于 AEKF 观测器的 PMSM 转动惯量与负载转矩在线辨识[J]. 微特电机, 2025, 53(4): 43-48.
- [6] LIN F J, CHEN S G, LI S, et al. Online autotuning technique for IPMSM servo drive by intelligent identification of moment of inertia [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(12): 7579-7590.
- [7] 刘林,曹鑫,钱梦飞,等. 永磁同步电机电流环 PI 控制器参数整定及优化[J]. 电机与控制学报, 2023, 27(10): 131-140.
- [8] LIU K, HOU C, HUA W. A novel inertia identification method and its application in PI controllers of PMSM drives[J]. IEEE Access, 2019, 7: 13445-13454.
- [9] SHE J H, WU L L, ZHANG C K, et al. Identification of moment of inertia for PMSM using improved modelreference adaptive system [J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2022, 20(1): 13-23.
- [10] XIE M Y, SHE J H, LIU Z T, et al. Online estimation of moment of inertia incorporating disturbance estimation[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(7): 7610-7620.
- [11] HUANG Y M, ZHANG G Q, WANG G L, et al. Inertia decoupling identification strategy based on disturbance torque adaptive observation for PMSM drives[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2025, 40(5): 7150-7161.
- [12] TANG S P, CAO Y F, SHI T N, et al. Online estimation of load torque and moment of inertia incorporating extended disturbance observer with trigger [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2025, 40(4): 5731-5742.
- [13] PALEOLOGU C, BENESTY J, CIOCHINA S. A robust variable forgetting factor recursive least-squares algorithm for system identification [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2008, 15: 597-600.
- [14] YANG M, LIU Z R, LONG J, et al. An algorithm for online inertia identification and load torque observation via adaptive Kalman observer-recursive least squares [J]. Energies, 2018, 11(4): 778.
- [15] HOU Q K, DING S H. Finite-time extended state observer-based super-twisting sliding mode controller for PMSM drives with inertia identification [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 8(2): 1918-1929.

(下转第 219 页)

[9] 倪昌. 我国与德国限界标准的异同和特点[J]. 都市快轨交通, 2005, 18(2): 15-20.

- [10] 李儒英,吴积钦,曾明. 基于激光测量的地铁限界检测系统[J]. 都市快轨交通,2007,20(5):70-73.

[11] 杨晓云,李丽,李吉彬. 应用于地铁限界的激光测量系统的工艺研究[J]. 新技术新工艺,2016(3):19-22.

[12] PINTO A M, ROCHA L F, PAULO MOREIRA A. Object recognition using laser range finder and machine learning techniques [J]. Robotics and Computer - Integrated Manufacturing, 2013, 29 (1) : 12-22.

[13] 李论,郭庆耀,王福雨. 轨道车辆静态限界三维视觉测量系统[J]. 制造业自动化,2015,37(8):69-72.

[14] 黄智超,李泷杲,李根,等. 一种视觉靶标标定与位姿解算方法[J]. 机械制造与自动化, 2023, 52(4): 206-208.

[15] 郭寅. 高速列车动态包络线测量方法研究[D]. 天津:天津大学,2013.

收稿日期:2024-02-20

1795-1798.

- [21] TAN B D,ZHAO J B. Data-driven adaptive unscented Kalman filter for time-varying inertia and damping estimation of utility-scale IBRs considering current limiter [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2024,39(6):7331-7345.

[22] CHANG H, LU S W, ZHENG S Q, et al. Integration of predictive control and interconnected structure for autotuning velocity controller [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2023, 28 (6): 3250-3262.

[23] CHANG H, LU S W, ZHENG S Q, et al. Integrated thrust ripple identification and compensation for linear servo system using an MP algorithm [J]. ISA Transactions, 2023, 142: 594-605.

[24] ANDERSSON L E, IMSLAND L, BREKKE E F, et al. On Kalman filtering with linear state equality constraints[J]. Automatica, 2019, 101: 467-470.

收稿日期:2025-04-02