基于 PnP 和自适应线性卡尔曼滤波的实时位姿估计

吴春平[1]，胡　洁[2]
(1. 上海工业自动化仪表研究院有限公司,上海　200233;
2. 上海交通大学 机械工程学院,上海　200240)

摘　要：针对实时位姿估计中扩展卡尔曼滤波(EKF)线性化引入非线性误差和依赖已知噪声分布的缺点,提出一种基于 PnP 的自适应线性卡尔曼滤波位姿估计求解方法。将 PnP 位姿估计求解策略引入卡尔曼滤波观测方程,通过对动态方程误差统计参数实时估计,自适应调节卡尔曼滤波递推参数。所提算法求解精度高,固定了观测方程的观测向量维度,提高了算法实用性。通过仿真试验,比较了该算法与 EKF 的位姿估计精度,通过量化误差分析,证明了该方法可以提高三维运动位姿估计精度,也验证了该方法的有效性。

关键词：位姿估计；自适应卡尔曼滤波；三维运动
中图分类号：TP 242　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1673-6540(2018)07-0061-06

Real-Time Pose Estimation Based on PnP and Adaptive Linear Kalman Filter

WU Chunping[1]，*HU Jie*[2]
(1. Shanghai Institute of Process Automation Instrumentation Co., Ltd., Shanghai 200233, China;
2. School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Aimed at problems of extended Kalman filter (EKF) linearization exists nonlinear error and dependence on known noise distribution in real-time pose estimation, an adaptive linear Kalman filtering based on PnP for pose estimation was proposed. The PnP pose estimation solution strategy was introduced into the Kalman filter observation equation, and the Kalman filter recursive parameters were adaptively adjusted by real-time estimation of the statistical error parameters of the dynamic equation. The proposed algorithm had high accuracy, fixed the observation vector dimension of the observation equation, and improves the practicality of the algorithm. Through simulation experiments, the accuracy of pose estimation of this algorithm and EKF was compared. Through quantization error analysis, it was proved that this method can improve the precision of three-dimensional motion pose estimation and verified the effectiveness of the method.

Key words: pose estimation; adaptive Kalman filter; three-dimensional movement

0　引　言

实时位姿估计是视觉控制的关键组成部分,对许多领域都有重要的研究价值,包括视觉伺服[1]、机器人抓取[2]、自动视频监控[3]等。但是,实时位姿估计精度受多种因素影响,摄像头视觉标定中标定模型和标定方法会引入模型误差和标定参数估计误差,特征提取和匹配带来关键点位置检测误差,同时,实时位姿估计线性化引入的非线性化误差导致位姿估计精度依赖已知的噪声统计分布、高采样频率和精确的初始化位姿估计。因此,如何消减估计误差获得鲁棒稳定的实时位姿估计成为国内外研究的热点。

国内外学者在实时位姿估计的求解算法研究方面做了大量研究。文献[4]在位姿估计中以摄像头小孔成像模型作为观测模型引入卡尔曼滤

作者简介：吴春平(1979—),女,硕士研究生,高级工程师,研究方向为智能制造和人工智能。

波,通过将非线性观测模型线性化建立扩展卡尔曼滤波递推模型,获得实时位姿估计求解算法。文献[1]针对 EKF 在位姿估计方法中引入的非线性化误差导致估计精度低的问题,提出一种基于迭代自适应的 EKF 方法,该方法通过自适应估计误差统计参数并利用迭代机制弥补线性化引入的非线性化误差,从而大幅度提高了位姿估计精度。文献[5]同样采用 EKF 算法融合多目视觉进行位姿估计。多目融合位姿估计方法利用多目测量能够获得更高精度,同时多目视觉能够减轻传感器误差影响,提高位姿估计容错率,具有更高的位姿估计鲁棒性。相比于基于 EKF 进行实时位姿估计的方法,摄像头外参数估计方法,也就是 PnP 方法[6],具有原理简单、求解精确等优点,近年来在实时定位与全景成像[7]领域取得了迅速发展。

本文针对实时位姿估计的求解问题,首先,建立摄像头小孔成像模型,以 PnP 模型作为位姿求解策略带入线性卡尔曼滤波观测模型,避免 EKF 线性化导致的非线性化误差;然后,分析求解误差来源并引入自适应噪声估计参数,提出基于自适应线性卡尔曼滤波实时位姿估计求解方法;最后构建仿真环境,完成所提 PnP-ALKF(Adaptive Linear Kalman Filter)位姿估计算法有效性和精度对比的仿真试验验证。

1　小孔成像模型和 PnP

1.1　小孔成像模型

物体通过摄像头光轴中心点投射到成像平面,建立摄像机模型,称为小孔模型,如图 1 所示。

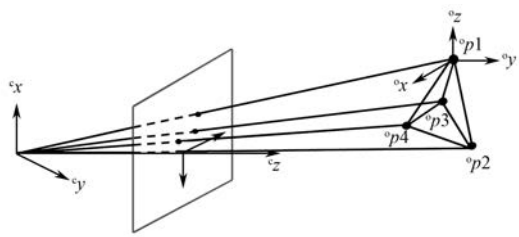

图 1　小孔成像模型与 PnP 示意图

物体坐标下的任意一点坐标表示为 $^{o}P=(^{o}x,^{o}y,^{o}z)^{T}$,在摄像机坐标系下同一点坐标为 $^{c}P=(^{c}x,^{c}y,^{c}z)^{T}$,其投影在成像平面上的像素坐标为 $p=(u,v)^{T}$。鉴于摄像头内参数和镜头畸变参数可以通过标定获得[8],在已知摄像头内参数和畸变的情况下,可以矫正图像去除镜头畸变,因此本文采用标准小孔成像模型:

$$p=\mathrm{Project}(K,T_t,^{o}P)=K\begin{pmatrix}\frac{^{c}x}{^{c}z}\\ \frac{^{c}y}{^{c}z}\\ 1\end{pmatrix} \tag{1}$$

$$^{c}P=T_t\,^{o}P \tag{2}$$

式中:T_t——物体坐标系到摄像头坐标系的转换,$T_t\in SE(3)$;

K——内参数矩阵,可由摄像头标定获得。

$$K=\begin{pmatrix}\alpha_u f & 0 & u_0\\ 0 & \alpha_v f & v_0\end{pmatrix} \tag{3}$$

式中:α_u、α_v——图像横轴和纵轴投影的放大系数;

f——焦距;

u_0、v_0——光心投影点像素值。

1.2　PnP 位姿求解

已知相机内参数 K、物体点坐标和对应像素值,根据 3D-2D 匹配求解摄像头外参数矩阵的过程即为 PnP 问题,即求解式(2)转换矩阵 $\boldsymbol{T}_t$,此过程表示为

$$[t_x,t_y,t_z,\phi,\alpha,\varphi]=\mathrm{PnPsolve}(p_N,P_N,K) \tag{4}$$

其中:$[t_x,t_y,t_z,\phi,\alpha,\varphi]$ 为物体坐标系相对于摄像机坐标系的位姿,且 $\boldsymbol{T}_t=\begin{bmatrix}R(\phi,\alpha,\varphi) & (t_x,t_y,t_z)^{T}\\ 0 & 1\end{bmatrix}$,$p_N$ 为图像像素点对,P_N 为物体坐标系下对应位置点对,N 为点对个数。

联立式(1)和式(2),1 对匹配点提供 2 个非线性方程组,由于位姿涉及到 6 个独立变量,因此至少需要 3 个匹配点才能求解位姿。由于 3 个点会存在多解[9],通常 $N\geqslant 4$。本文 PnP 求解不是重点,采用 Lepetit 提出的 EPnP(Efficient Perspective-n-Point)[6]方法。该方法算法时间复杂度 $O(n)$,无需迭代计算,求解效率高且能达到较高精度。

2　自适应线性卡尔曼滤波

2.1　线性卡尔曼滤波模型

实时连续位姿估计下 PnP 易受特征点匹配精度影响,存在位姿估计误差,而卡尔曼滤波算法

优点突出,是一种高效递归滤波器,一方面能够消除 PnP 因特征点匹配导致的错误估计,另一方面可以通过估计物体运动状态,进一步提高位姿估计精度。本文提出基于 PnP 的自适应卡尔曼滤波位姿估计求解算法,算法以 PnP 位姿求解策略作为观测方程,同时引入噪声统计分布参数,通过实时估计噪声参数,自适应调整卡尔曼滤波递推参数。卡尔曼滤波以目标物体在摄像头坐标系下的位姿、速度和加速度为状态变量,即

$$\boldsymbol{x} = [t_x, \dot{t}_x, \ddot{t}_x, t_y, \dot{t}_y, \ddot{t}_y, t_z, \dot{t}_z, \ddot{t}_z, \phi, \dot{\phi}, \ddot{\phi}, \alpha, \dot{\alpha}, \ddot{\alpha}, \varphi, \dot{\varphi}, \ddot{\varphi}]^{\mathrm{T}} \tag{4}$$

其中:变量 $\dot{x}$ 和 $\ddot{x}$ 分别代表 $\boldsymbol{x}$ 的一阶和二阶导数。

构建动态运动模型方程

$$x_k = Ax_{k-1} + w_k \tag{5}$$

式中:w_k——高斯白噪声干扰为动态模型误差;

下标 $k-1$、k——前一时刻和当前时刻。

状态转移矩阵 $\boldsymbol{A}$ 是一个(18×18)块对角矩阵,记 T 为采样周期,则:

$$\boldsymbol{A} = \mathrm{diag}\left\{\begin{bmatrix} 1 & T & 0.5T^2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \cdots, \begin{bmatrix} 1 & T & 0.5T^2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}\right\} \tag{6}$$

由上述 EPnP 计算的包含噪声的测量序列,构建观测方程:

$$z_k = Hx_{k-1} + v_k \tag{7}$$

其中:$\boldsymbol{z}^{\mathrm{T}} = [t_x, t_y, t_z, \phi, \alpha, \varphi] = \mathrm{PnPsolve}(p_N, P_N, K)$,$v_k$ 为高斯白噪声干扰,为测量误差。

测量矩阵 H 为(6 × 18) 矩阵:

$$\boldsymbol{H} = \mathrm{diag}\{[1\ \ 0\ \ 0], \cdots, [1\ \ 0\ \ 0]\} \tag{8}$$

由以上推导可知,观测向量 z_k 维度始终是 6,不同于基于 EKF[1, 4, 10]位姿估计算法中观测向量维度依赖特征个数的特点,因此可以避免因多个特征点使得观测向量维度增加而导致的观测矩阵恶化现象。

2.2　自适应估计

上文提到,w_k 和 v_k 为独立、非静态高斯白噪声,具有以下统计特性:

$$\begin{cases} E[w_k] = q_k \\ E[v_k] = r_k \\ E[(w_k - q_k)(w_l - q_l)^{\mathrm{T}}] = Q_k\delta_{kl} \\ E[(v_k - r_k)(v_l - r_l)^{\mathrm{T}}] = R_k\delta_{kl} \end{cases} \tag{9}$$

测量模型噪声统计特性可通过标定试验的方式获得,误差统计特性不变,也不会因物体速度变化而变化,故假设其满足 $r_k = 0$,$R_k = R$。进行位姿估计的物体是三维随机运动且存在速度突变,所以物体运动方程中噪声统计特性未知。本文主要对动态模型误差进行自适应估计,即实时更新估计 q_k 和 Q_k。统计特性估计的隐含假设为在 N 次采样时间上,噪声具有相同分布,所以将当前时刻前 N 次噪声看作同一高斯分布,估计其统计参数。根据式(5)线性动态方程可知,时刻 k 的动态误差近似估计为

$$\delta_k = x_k - Ax_{k-1} \tag{10}$$

动态误差在 N 次采样周期内满足独立且同一高斯分布,其均值的无偏估计为

$$q_k = \frac{1}{N}\sum_{i=k-N+1}^{k}\delta_i \tag{11}$$

协方差无偏估计为

$$Q_k = \frac{1}{N-1}\sum_{i=k-N+1}^{k}\left\{(\delta_i - q_k)(\delta_i - q_k)^{\mathrm{T}} - \frac{N-1}{N}\Delta_i\right\} \tag{12}$$

其中:$\Delta_i = \boldsymbol{A}P_{i,i-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} - P_{i,i}$,$P_{i,i}$ 为状态量的协方差,$P_{i,i-1}$ 为预测协方差。

在 N 次采样周期内,动态误差服从均值为 q_k、协方差为 Q_k 的高斯分布。综合式(11)和式(12),给出了动态噪声统计特性的自适应估计方法。

2.3　递归自适应线性卡尔曼滤波

卡尔曼滤波初始化输入为 x_0、P_0、q_0、Q_0、R。由上文可知,动态误差统计在 N 次采样周期内独立同分布,在 N 次滤波之前 q_k、Q_k 分别为 q_0、Q_0。通过以下步骤进行自适应卡尔曼滤波估计。

首先,计算状态向量和协方差矩阵的先验预测:

$$x_{k,k-1} = \boldsymbol{A}x_{k-1,k-1} + q_{k-1} \tag{13}$$

$$P_{k,k-1} = \boldsymbol{A}P_{k-1,k-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} + Q_{k-1} \tag{14}$$

其次,计算卡尔曼滤波增益:

$$K_k = P_{k,k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}P_{k,k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} + R)^{-1} \tag{15}$$

由式(4)可得 z_k,状态更新为

$$x_{k,k} = x_{k,k-1} + K_k(z_k - \boldsymbol{H}x_{k,k-1}) \tag{16}$$

协方差更新为

$$P_{k,k} = [I_{18} - K_k\boldsymbol{H}]P_{k,k-1} \tag{17}$$

最后,由式(11)和式(12)可以进一步构建递

归自适应估计方法:

$$q_k = q_{k-1} + \frac{1}{N}(\delta_k - \delta_{k-N}) \tag{18}$$

$$Q_k = Q_{k-1} + \frac{1}{N-1}\{(\delta_k - q_k)(\delta_k - q_k)^{\mathrm{T}} - (\delta_{k-N} - q_{k-N})(\delta_{k-N} - q_k)^{\mathrm{T}} + \frac{1}{N}(\delta_k - \delta_{k-N})(\delta_k - \delta_{k-N})^{\mathrm{T}} + \frac{N-1}{N}(\Delta_{k-N} - \Delta_k)\} \tag{19}$$

3 仿真试验

本文使用 MATLAB 构建仿真环境来验证所提算法精度和有效性。通过随机生成物体三维运动并根据小孔成像模型得到物体投影图像坐标。如图 2 所示,自动生成物体三维运动轨迹,以此作为真值比较所提算法位姿估计准确性。从图 2 中曲线可以看出,生成的三维运动比较光滑,速度有一定程度突变,适合用来评估算法的效果。

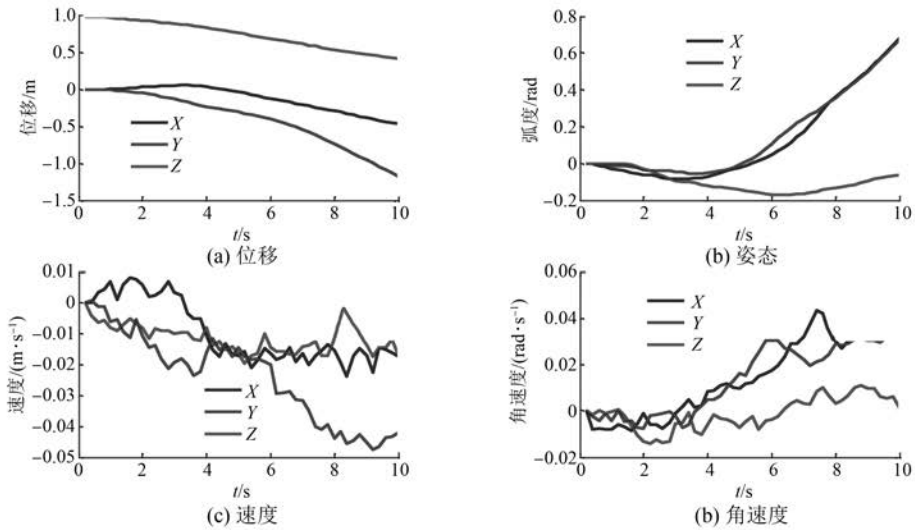

图 2　物体三维运动轨迹

本文采用均方误差作为位姿估计准确性评价标准。算法初值 x_0 通过 PnP 估计, $P_0 = I_{18}$, $Q_0 = 1.0 \times 10^{-2} I_{18}$, $R = 5.0 \times 10^{-3} I_6$, $q_0 = 0$, 仿真时间为 10 s,仿真重复进行 20 次,以平均估计值进行比较。图 3 给出了其中一次仿真结果,表 1 显示了这 20 次仿真的平均结果。仿真比较了 3 种算法精度:自适应 EKF 算法[11],计作 AEKF;本文提出的基于 PnP 的自适应线性卡尔曼滤波算法,计作

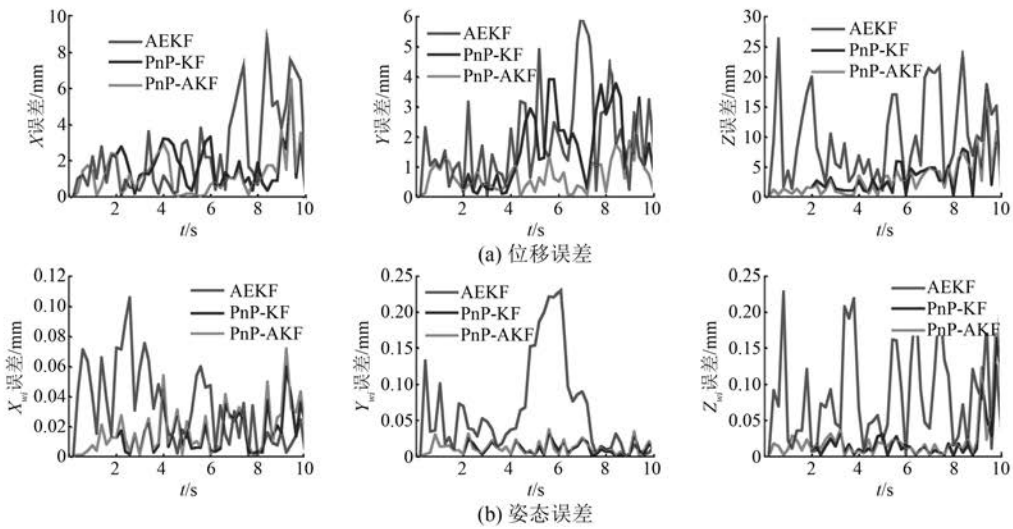

图 3　PnP-ALKF 和 PnP-LKF、AEKF 的比较结果

PnP-ALKF;没有自适应估计的线性卡尔曼滤波算法,计作 PnP-LKF。

从图 3 中可以看出,AEKF 算法幅值较大,会有局部尖峰,对于连续运动估计的应用会产生不良影响。PnP-LKF 整体幅值比 AEKF 要小,局部尖峰数减少,整体比较平稳。通过对动态误差进行自适应估计,PnP-ALKF 位姿估计误差幅值进一步降低,少有局部尖峰。以图 3 为例,幅值基本在 1 mm 以下,没有出现像 AEKF 和 PnP-LKF 的尖峰。从结果可以看出,由于存在线性化误差,扩展卡尔曼滤波会有较大估计误差,例如 Z 轴位移误差,Y 轴和 Z 轴姿态误差,出现较长区域大幅值误差或者大幅值脉冲误差。PnP-LKF 一定程度能够降低线性化带来的误差,位姿估计结果已有显著改善,但仍然会有局部尖峰,例如 Y 轴位移误差仍然较大。PnP-ALEK 通过不断估计动态噪声的统计特性,实时调整误差参数,可以进一步获得更好结果,使得位姿误差整体保持在较低幅值。

表 1　PnP-ALKF、PnP-LKF 和 AEKF 误差详细结果

比较项目		位置误差			姿态误差		
		X/mm	Y/mm	Z/mm	W_x/rad	W_y/rad	W_z/rad
均值	AEKF	1.76	1.41	6.92	0.051	0.048	0.008
	PnP-LKF	1.86	2.56	2.58	0.010	0.009	0.003
	PnP-ALKF	0.75	0.68	1.90	0.011	0.011	0.002
均方差	AEKF	1.46	1.09	5.68	0.047	0.044	0.006
	PnP-LKF	1.40	2.00	2.05	0.008	0.007	0.002
	PnP-ALKF	0.72	0.67	1.92	0.009	0.009	0.002
最大值	AEKF	6.38	4.23	22.93	0.167	0.178	0.028
	PnP-LKF	5.32	6.57	8.56	0.033	0.032	0.011
	PnP-ALKF	3.24	2.82	9.84	0.041	0.040	0.009

表 1 显示了各轴详细位姿误差对比结果,量化了各算法估计误差,可以看出,PnP-LKF 在 X 轴和 Y 轴的估计误差与 AEKF 基本相同,Z 轴有 4 mm 精度的提升。这说明 PnP-LKF 相比较 AEKF 算法弥补了摄像头深度信息的丢失,将 Z 轴位移估计精度提高到 X、Y 相同量级,同时姿态估计精度均提高了一个数量级。PnP-ALKF 算法相对于 PnP-LKF 而言,估计误差又提升了大约 50%,X 轴和 Y 轴误差均控制在 1 mm 以下,姿态误差和 PnP-LKF 基本相同,说明自适应算法主要作用在位移估计上。

4　结　语

本文针对视觉实时位姿估计,提出了一种基于 PnP 的自适应线性卡尔曼滤波方法。通过将 PnP 位姿估计策略引入卡尔曼滤波观测模型,固定了观测向量维数,解决了在速度突变下 EKF 线性化所带来非线性化误差的问题,同时通过自适应估计动态方程噪声统计特性,进一步提高了位姿估计的准确性。通过仿真试验,比较了该算法和 EKF 算法的位姿估计精度。仿真结果显示,该算法相比 EKF 位姿估计精度有显著提高,验证了本算法的有效性。

综上所述,本文设计了一种有效的实时位姿估计求解方法,计算简单、求解精度高,可应用于视觉控制等多种领域。下一步研究可以和具体应用比如机器人抓取结合,在实际视觉引导抓取中进一步检验该算法的效果。

【参 考 文 献】

[1] JANABI S F, MAREY M. A kalman-filter-based method for pose estimation in visual servoing[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2010, 26(5): 939-947.

[2] ZHU M, DERAPANIS K G, YANG Y, et al. Single image 3d object detection and pose estimation for grasping[C]//2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2014: 3936-3943.

[3] ZANG C, HASHIMOTO K. A flexible visual

inspection system combining pose estimation and visual servo approaches [C] // Robotics and Automation (ICRA), 2012 IEEE International Conference on, IEEE,2012: 1304-1309.

[4] LIPPIELLO V, SICILIANO B, VILLANI L. Position-based visual servoing in industrial multirobot cells using a hybrid camera configuration [J]. IEEE Transactions on Robotics,2007,23(1): 73-86.

[5] ASSA A, JANABI S F. A robust vision-based sensor fusion approach for real-time pose estimation [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 44(2): 217-227.

[6] LEPETIT V, MORENO N F, FUA P. Epnp: an accurate o(n) solution to the pnp problem [J]. International Journal of Computer Vision, 2009, 81(2): 155-166.

[7] 邓非,吴幼丝,胡玉雷,等.球形全景影像位姿估计的改进 EPnP 算法[J].测绘学,2016,45(6): 677-684.

[8] TSAI R Y, LENZ R K. A new technique for fully autonomous and efficient 3D robotics hand/eyecalibration [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation,1989,5(3): 345-358.

[9] CHAUMETTE F, HUTCHINSON S. Visual servo control. I. basic approaches [J]. IEEE Robotics & Automation Magazine,2006,13(4): 82-90.

[10] LIPPIELLO V, SICILIANO B, VILLANI L. Adaptive extended Kalman filtering for visual motion estimation of 3D objects[J].Control Engineering Practice,2007, 15(1): 123-134.

[11] DONG G, ZHU Z H. Autonomous robotic capture of non-cooperative target by adaptive extendedKalman filter based visual servo[J].Acta Astronautica,2016 (122): 209-218.

收稿日期: 2018-03-21

(上接第 60 页)

[4] 王高林,杨荣峰,李刚,等.基于高频信号注入的 IPMSM 无位置传感器控制策略[J].电工技术学报,2012,27(11): 62-68.

[5] PETER H, HAHN I. Determination of differential inductances of permanent magnet synchronous machines for sensorless control [C] // 2011 IEEE International Electric Machines & Drives Conference, 2011: 1579-1554.

[6] WALKER J A, DORRELL D G, COSSAR C. Flux-linkage calculation in permanent-magnet motors using the frozen permeability method[J].IEEE Transaction on Magnetics,2005,41(10): 3946-3948.

[7] LEIDHOLD R, MUTSCHLER P. Improved method for higher dynamics in sensorless position detection [C] // Annual Conference of IEEE Industrial Electronics, 2008: 1240-1245.

[8] ANDREESCU G D, SCHLEZINGER C. Enhancement sensorless control system for PMSM drives using square-wave signal injection[C] // SPEEDAM,2010: 1508-1511.

[9] ZHU Z Q, LI Y, HOWE D, et al. Compensation for rotor position estimation error due to cross-coupling magnetic saturation in signal injection based sensorless control of PM brushless AC motors [J]. IEEE Trans Ind Electron,2007,60(1): 151-159.

[10] 于艳君,柴凤,高宏伟,等.电感参数对 IPMSM 转子位置估算的影响[J].电机与控制学报,2014,18(7): 60-64.

收稿日期: 2017-11-20

欢迎投稿　欢迎订阅　欢迎刊登广告

网上投稿:www.motor-abc.cn