

分类号：TM341

密 级：公开

学校代码：10363

学 号：2220110112



安徽工程大学

Anhui Polytechnic University

# 硕士学位论文

题 目 电动汽车用PMSM无传  
感器控制系统研究

|          |                  |
|----------|------------------|
| 论 文 作 者  | <u>王荣香</u>       |
| 校 内 导 师  | <u>张荣芸（教授）</u>   |
| 校 外 导 师  | <u>魏振亚</u>       |
| 专业学位类别   | <u>机械</u>        |
| 研究方向（领域） | <u>新能源汽车电机控制</u> |

论文提交日期：2025 年 5 月 20 日

分类号：TM341

学校代码：10363

密 级：公开

学 号：2220110112

## 电动汽车用 PMSM 无传感器控制系统研究

### Research on Sensorless Control Systems for Permanent Magnet Synchronous Motors in Electric Vehicle Applications

|      |           |
|------|-----------|
| 学生姓名 | 王荣香       |
| 校内导师 | 张荣芸（教授）   |
| 校外导师 | 魏振亚       |
| 专 业  | 机械        |
| 研究方向 | 新能源汽车电机控制 |

论文答辩日期：2025 年 5 月 10 日

## 安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：王荣

日期：2025年5月15日

## 安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在\_\_\_\_年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：

王荣智

指导教师签名：

张荣芸

日期：2025 年 5 月 15 日

日期：2025 年 5 月 15 日



## 电动汽车用 PMSM 无传感器控制系统研究

### 摘 要

近年来，稀土永磁材料成本逐步下降，以及电机制造技术日益提升，永磁同步电机(Permanent magnet synchronous motor, PMSM)因其功率密度大、效率高的优点，同时具有结构简单和可靠性高等特性，愈发受到关注。这些优势使得 PMSM 广泛应用于家用电器、新能源电动汽车等领域，尤其是在对高效率、高功率密度及高可靠性有迫切需求的场合，PMSM 展现出了更为显著的优势。在传统的电机控制系统中，电机的转子转速和位置信息通常依赖于传感器装置来获取，但传感器装置的使用不仅增加了系统成本，更引入了本身潜在的故障风险，导致系统可靠性降低。因此，无传感器控制策略逐渐发展成为现代电机控制领域的研究热点，而 PMSM 转子转速和位置的准确估计则是其关键。此外，PMSM 工作过程中其参数易受外界因素的影响。因此，为实现 PMSM 高精度控制，对提高电机参数在线识别精度的方法进行研究是有必要的。

对于 PMSM 无传感器控制，本文分别从电机的控制器和观测器两方面对电机系统展开研究。针对上述问题，本文主要工作如下：针对永磁同步电机调速系统中的传统指数趋近律控制器存在抖振较大、控制精度不足且容易受到外界干扰等问题，本文提出了一种新的 PMSM 无传感器控制方法。首先，设计了一种新型指数趋近律，并基于该趋近律构建了一种新的滑模控制器。为了能够使滑模控制器的参数达到最优，本文在遗传算法的变异

过程中融入粒子群算法的位置更新规则，通过将两者算法相结合，提出了一种 GAPSO 混合算法，并对其滑模控制器的相关参数进行整定。其次，针对 PMSM 转子转速和位置信息的准确估计问题，本文基于 Cholesky 三角分解的思想，在强跟踪扩展卡尔曼滤波(Strong Tracking Extended Kalman Filter, STEKF)算法的基础上，推导出了对称强跟踪扩展卡尔曼滤波算法，并命名为 SSTEKF 算法，来对 PMSM 转子转速和位置信息进行估计。此外，为了能够更好地对 PMSM 参数进行在线辨识，本文针对遗忘因子递推最小二乘法(Forgetting factor recursive least squares, FFRLS)在 PMSM 参数辨识中难以兼顾快速性与准确性的问题，通过将理论模型与实际模型的偏差作为变量来构建遗忘因子，从而动态调整参数估计过程中新旧数据的权重分配，提出了一种自适应遗忘因子递推最小二乘法，并命名为 AFFRLS 算法，并通过该算法来对电机电阻、电感和磁链参数进行在线辨识。

最后，在 Matlab/Simulink 软件中搭建模型进行仿真并进行电机台架实验验证，结果表明，与传统的滑模控制器相比，该方法能够有效改善 PMSM 系统转速抖振和超调问题；SSTEKF 算法对电机的转子转速和位置信息估计误差分别为  $0.1\text{r/min}$  和  $0.005\text{rad}$ ，相较于传统的 EKF 算法和 STEKF 算法估计精度更高；AFFRLS 算法对电机电阻、电感和磁链的辨识误差分别为  $0.01\Omega$ 、 $6\times 10^{-6}\text{H}$  和  $4\times 10^{-4}\text{Wb}$ ，相较于 FFRLS 算法辨识精度更高。

**关键词：**永磁同步电机，PMSM 无传感器控制，滑模控制器，对称强跟踪扩展卡尔曼滤波算法，遗忘因子递推最小二乘法

# STATE PARAMETERS ESTIMATION OF ELECTRIC VEHICLE BASED ON PMSM SENSORLESS CONTROL

## ABSTRACT

In recent years, the gradual reduction in production costs of rare-earth permanent magnet materials and continuous advancements in motor manufacturing technologies have significantly increased the prominence of Permanent Magnet Synchronous Motors (PMSMs). Characterized by high power density, superior efficiency, structural simplicity, and enhanced reliability, PMSMs have attracted increasing attention across multiple industrial domains. These advantages have facilitated their widespread adoption in household appliances, new energy electric vehicles, and other applications where stringent requirements for high efficiency, elevated power density, and operational reliability are paramount. Within conventional motor control systems, rotor speed and position information typically rely on sensor-based acquisition mechanisms. However, the integration of sensors not only escalates system costs but also introduces potential failure risks, thereby compromising overall system reliability. Consequently, sensorless control strategies have emerged as a research focus in modern motor control, with accurate estimation of PMSM rotor speed and position constituting a critical technical challenge. Furthermore, PMSM operational parameters are susceptible to variations induced by external environmental factors during operation. To achieve high-precision control of PMSMs, it is imperative to investigate meth-

odologies for improving the accuracy of online parameter identification, thereby ensuring robust performance under dynamic operating conditions.

For PMSM sensorless control, this paper investigates the motor system from two aspects, the controller and the observer of the motor respectively. To address these problems, the main objectives of this study are as follows. Aiming at the traditional exponential convergence law controller in the speed control system of a permanent magnet synchronous motor, which has the problems of large overshooting, insufficient control accuracy, and ease of interference from the outside world, this paper proposes a new sensorless control method for PMSM. First, a new exponential convergence law is designed and a new sliding mode controller is constructed based on this convergence law. In order to optimize the parameters of the sliding mode controller, this paper incorporates the position update rule of particle swarm algorithm into the mutation process of genetic algorithm, and by combining the two algorithms, it proposes a GASPSO hybrid algorithm and rectifies the relevant parameters of its sliding mode controller. Secondly, for the problem of accurate estimation of PMSM rotor speed and position information, this paper derives a symmetric Strong Tracking Extended Kalman Filter (STEKF) algorithm based on the idea of Cholesky's triangular decomposition, and names the SSTEKF algorithm, to estimate the PMSM rotor speed and position information. In addition, in order to better recognize the PMSM parameters online, this paper addresses the problem of the difficulty of the forgetting factor recursive least squares (FFRLS) in recognizing the PMSM

parameters in terms of both speed and accuracy by taking the deviation between the theoretical model and the actual model as a variable to By taking the deviation between the theoretical model and the actual model as a variable to construct the forgetting factor, so as to dynamically adjust the weight allocation between the old and new data in the process of parameter estimation, an adaptive forgetting factor recursive least squares (AFFRLS) algorithm is proposed and named as AFFRLS algorithm, and this algorithm is used to perform the on-line recognition of the resistance, inductance, and chain parameters of the electric motor.

Finally, a simulation model was constructed in MATLAB/Simulink software and validated through motor bench experiments. The results demonstrate that compared with traditional sliding mode controllers, the proposed method effectively mitigates speed chattering and overshoot issues in PMSM systems. The SSTEKF algorithm achieves estimation errors of 0.1 r/min for rotor speed and 0.005 rad for rotor position, exhibiting higher estimation accuracy than conventional EKF and STEKF algorithms. Furthermore, the AFFRLS algorithm demonstrates parameter identification errors of 0.01  $\Omega$  for resistance,  $6 \times 10^{-6}$  H for inductance, and  $4 \times 10^{-4}$  Wb for flux linkage, achieving superior identification precision compared to the FFRLS algorithm.

**KEY WORDS:** Permanent magnet synchronous motor; PMSM sensorless control; sliding mode controller; symmetric strong tracking extended Kalman filter-

ing algorithm; adaptive forgetting factor recursive least squares method

# 目录

|                                                 |    |
|-------------------------------------------------|----|
| 第 1 章 绪论 .....                                  | 1  |
| 1.1 课题背景及研究意义 .....                             | 1  |
| 1.2 PMSM 国内外研究现状 .....                          | 5  |
| 1.2.1 PMSM 控制策略研究 .....                         | 5  |
| 1.2.2 PMSM 无传感器控制研究 .....                       | 7  |
| 1.2.3 PMSM 在线参数辨识研究 .....                       | 10 |
| 1.3 研究内容和章节安排 .....                             | 11 |
| 1.3.1 研究内容 .....                                | 11 |
| 1.3.2 章节安排 .....                                | 12 |
| 第 2 章 PMSM 数学模型及系统控制策略 .....                    | 14 |
| 2.1 PMSM 的分类 .....                              | 14 |
| 2.2 PMSM 数学模型 .....                             | 15 |
| 2.3 SVPWM 技术 .....                              | 19 |
| 2.4 PMSM 矢量控制策略 .....                           | 26 |
| 2.5 本章小结 .....                                  | 29 |
| 第 3 章 基于滑模控制器参数优化与改进 SSTEKF 算法的 PMSM 控制系统 ..... | 31 |
| 3.1 滑模控制基本原理 .....                              | 31 |
| 3.2 PMSM 新型滑模控制器 .....                          | 33 |
| 3.2.1 传统滑模趋近律 .....                             | 33 |
| 3.2.2 新型滑模趋近律 .....                             | 34 |
| 3.3 遗传粒子群算法 .....                               | 36 |
| 3.3.1 粒子群算法 .....                               | 36 |
| 3.3.2 遗传算法 .....                                | 37 |
| 3.3.3 遗传粒子群混合算法整定滑模控制器参数 .....                  | 38 |
| 3.4 改进强跟踪扩展卡尔曼滤波算法 .....                        | 41 |
| 3.4.1 扩展卡尔曼滤波算法 .....                           | 41 |
| 3.4.2 强跟踪扩展卡尔曼滤波算法 .....                        | 43 |
| 3.4.3 对称强跟踪扩展卡尔曼滤波算法 .....                      | 44 |

|                                                    |    |
|----------------------------------------------------|----|
| 3.5 建模与仿真分析 .....                                  | 46 |
| 3.6 本章小结 .....                                     | 50 |
| 第 4 章 基于遗忘因子递推最小二乘法的 PMSM 参数辨识 .....               | 52 |
| 4.1 最小二乘参数辨识算法 .....                               | 52 |
| 4.1.1 最小二乘法 .....                                  | 52 |
| 4.1.2 递推最小二乘法 .....                                | 53 |
| 4.1.3 带遗忘因子的递推最小二乘法 .....                          | 55 |
| 4.1.4 改进的遗忘因子递推最小二乘法 .....                         | 57 |
| 4.2 基于自适应遗忘因子递推最小二乘法的 PMSM 参数辨识 .....              | 57 |
| 4.3 PMSM 参数在线辨识仿真与分析 .....                         | 59 |
| 4.4 本章小结 .....                                     | 64 |
| 第 5 章 PMSM 台架实验 .....                              | 65 |
| 5.1 电机实验台架设计 .....                                 | 65 |
| 5.2 基于 GAPSO 优化滑模控制器参数和 SSTEKF 算法的 PMSM 控制实验 ..... | 66 |
| 5.3 基于 AFFRLS 算法的 PMSM 控制实验 .....                  | 71 |
| 5.4 本章小结 .....                                     | 75 |
| 第 6 章 总结与展望 .....                                  | 76 |
| 6.1 总结 .....                                       | 76 |
| 6.2 不足和展望 .....                                    | 76 |
| 参考文献 .....                                         | 78 |
| 攻读学位期间发表的学术论文目录 .....                              | 86 |
| 致谢 .....                                           | 87 |



# 第 1 章 绪论

## 1.1 课题背景及研究意义

自 19 世纪 80 年代燃油汽车问世以来，其对全球产生了深远的影响。燃油汽车不仅极大地方便了人们的出行，还加速了信息、商品、资金和人员的流动，从而提升了社会整体运行效率，具有划时代的重要意义。然而，燃油汽车的普及也带来了诸多挑战，温室气体浓度的持续升高与化石燃料消耗存在显著相关性，其中道路交通领域产生的排放源尤为突出，燃油车尾气作为主要人为排放源之一，其释放的尾气对全球气候环境造成了严峻的压力<sup>[1]</sup>。因此，汽车尾气排放导致的环境问题需引起高度关注，而积极推动电动汽车的研发和应用，不仅有助于节约资源，减少污染排放，还对实现社会的可持续发展具有重要现实意义。

随着新能源汽车技术的不断进步，电动汽车近年来在全球市场实现了规模化普及，其产业化进程对关键材料领域产生深远影响。稀土永磁材料作为现代电驱动系统的核心要素，在新能源汽车技术演进过程中持续发挥关键作用，从早期单一动力模式到当前多元技术路线(涵盖纯电驱动、混合动力及燃料电池技术)，永磁驱动系统始终处于关键位置，这为我国稀土永磁产业的升级转型提供了重要契机。此外，我国在全球稀土供应链中占据重要地位，已探明稀土储量约占全球总储量的 23%。更为关键的是，依托持续的技术研发投入，我国在稀土材料精炼工艺及高端应用领域已处于全球前沿水平。这种资源与技术双重优势的协同效应，推动着新能源汽车驱动系统的创新发展。其中，稀土永磁材料主要应用于以下几种电动机类型：第一种是无刷直流电机(BLDC)，稀土永磁材料作为转子材料，为其提供了高效的动力输出和较长的使用寿命；第二种是永磁同步电机(PMSM)，该类型电机通常使用稀土永磁材料作为转子，具有高效率、高功率密度以及稳定运行性能等优点，被广泛应用于电动汽车中<sup>[2]</sup>。

在电力系统技术革新的推动下，能源生产模式正经历结构性转变。以太阳能光伏为代表的清洁能源，正在逐步替代化石燃料主导的能源结构。这种能源结构的转型与电动汽车产业形成技术协同效应，为车辆动力供给提供了低碳化解决方案<sup>[3]</sup>。此外，随着驱动电机关键技术的突破与充电基础设施的体系化建设，电动汽车产业已进入全球化发展阶段。市场参与主体呈现多元化特征，既包含具有百年技术沉淀的欧洲汽车制

造商，如宝马、奔驰、大众等，也涌现出以智能化、网联化技术实现差异化竞争优势的本土科技企业，如比亚迪、奇瑞、吉利等。

电动汽车的核心驱动系统是电机，特别是永磁同步电机，凭借其卓越性能指标已经成为了各大汽车厂商首选的电动汽车驱动电机<sup>[4]</sup>。该类型电机继承传统电励磁同步电机技术基础并进行创新性改进，通过永磁体励磁机制取代传统电刷励磁系统，在取消励磁绕组与集电环等机械装置后显著简化驱动系统结构。相较于传统动力装置，其技术优势主要体现在：转子动力学设计优化形成的紧凑型结构，配合转矩输出特性提升带来的高功率密度，以及精准调速能力和快速响应机制<sup>[5]</sup>。其次，低转速区间的大扭矩输出特性有效降低电能损耗，直接作用于整车轻量化设计与续航里程提升。该电机类型在能量转化效率方面的突破性进展，已推动其占据全球电动汽车驱动系统技术路线的主导地位<sup>[6]</sup>。

分别列举了比亚迪、蔚来、特斯拉和吉利车企搭载 PMSM 的车型，如图 1-1 所示。

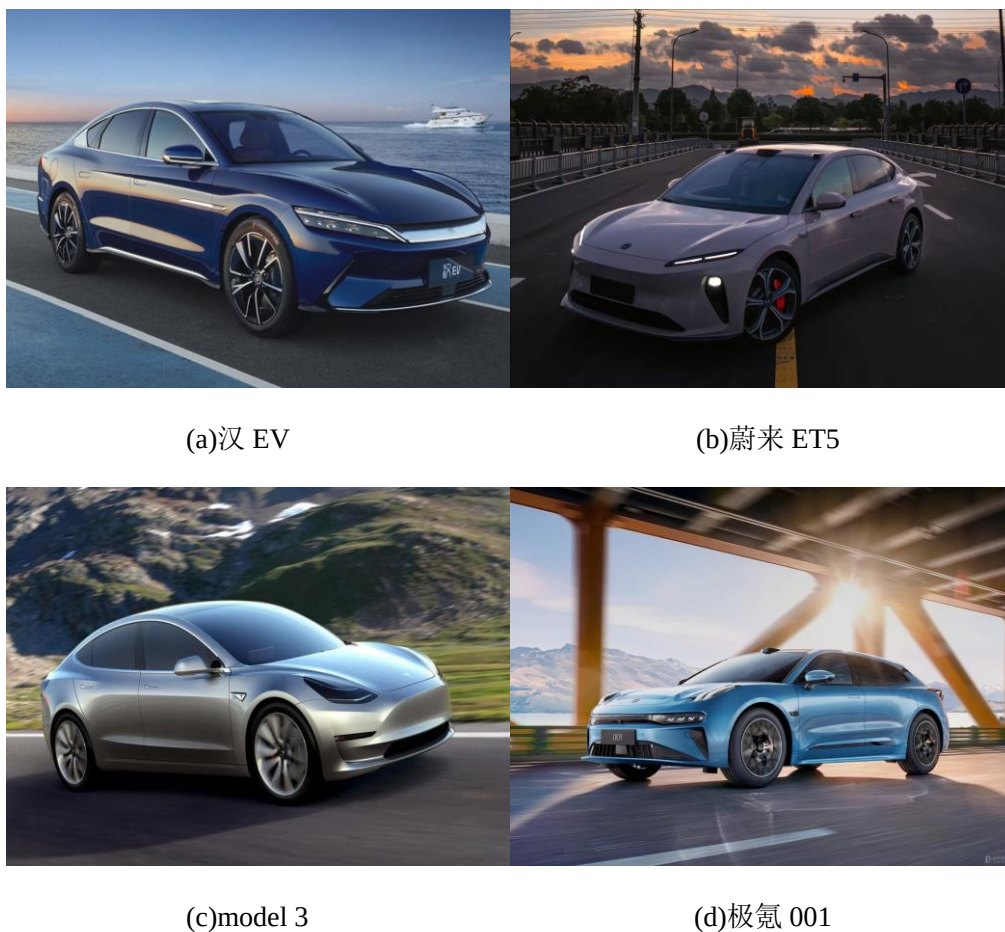


图 1-1 搭载 PMSM 的汽车

分别列举了几种不同电机的性能对比，如表 1-1 所示。

表 1-1 不同电机对比

| 类型    | 直流电机   | 异步电机   | 开关磁阻电机 | 永磁同步电机 |
|-------|--------|--------|--------|--------|
| 重量    | 重      | 中      | 轻      | 轻      |
| 体积    | 大      | 中      | 小      | 小      |
| 转矩性能  | 一般     | 好      | 好      | 好      |
| 负荷效率  | 80-87% | 90-92% | 78-86% | 85-97% |
| 功率密度  | 低      | 中      | 高      | 高      |
| 控制复杂度 | 低      | 中      | 极高     | 高      |
| 结构坚固性 | 低      | 高      | 高      | 较高     |
| 可靠性   | 中      | 高      | 较高     | 高      |
| 调速性能  | 好      | 中      | 好      | 好      |
| 电机成本  | 低      | 低      | 中      | 高      |
| 控制器成本 | 低      | 低      | 中      | 高      |

直流电机结构简单、调速性能优异，但存在电刷和换向器易磨损、效率较低、维护成本高的缺点；异步电机结构坚固、成本低、可靠性高，但功率密度和效率相对较低，且依赖变频器实现调速；开关磁阻电机结构简单、耐高温、容错能力强，但存在转矩脉动大、噪音显著、控制算法复杂的短板。相比之下，永磁同步电机凭借稀土永磁材料的高磁能积特性，具备功率密度大、效率高(尤其在轻载时仍能保持高效)、动态响应快、控制精度高的突出优势，且体积紧凑、噪音低，非常适用于对能效和空间敏感的场景(如新能源汽车、精密工业驱动)。尽管其永磁体存在高温退磁风险且成本较高，但通过优化热管理技术和稀土材料工艺的进步，永磁同步电机已成为高性能、高可靠性电力驱动系统的首选方案。

然而，在电动汽车驱动电机的闭环控制过程中，准确获取电机转子的位置和速度是至关重要的。传统电机控制中，一般采用常规机械式传感器(如旋转编码器或霍尔传感器)来获取电机转子的位置和速度信息，以实现精确控制。但机械式传感器的接口电路以及器件本身存在发生故障的问题，其使用也会增加系统的复杂性、成本以及潜在的可靠性等问题，尤其是在电动汽车这种苛刻的应用环境中，传感器容易受到震动、温度变化和电磁干扰等因素的影响<sup>[7]</sup>。因此，为了克服这些问题，通过使用无传感器控制技术代替传统的机械式传感器控制技术，已逐步成为电动汽车驱动电机控制的主要研究热点。无传感器控制技术实现对电机精确控制的关键之处在于通过采集电机的电压、电流等信号，并结合电机模型，估算出转子的速度和位置信息。这种控制策略不但维护简单、系统成本较低，而且能提升系统的可靠性，是电动汽车电机控制系统的一个重要发展方向<sup>[8-10]</sup>。

研究无传感器控制技术具有以下意义：

(1)提升可靠性和耐用性：采用无传感器控制系统可以有效避免传感器故障，从而提高电动汽车驱动系统的可靠性和耐用性，特别是在严苛的工作条件下(如高温、高湿、强震动以及电磁干扰等)。

(2)提高电机控制精度和动态性能：无传感器控制技术通过精确估算转子位置和速度，能够优化电机的控制性能，使电动汽车在加速、爬坡、制动等复杂工况下实现更好的驱动性能和更高的能效。

(3)简化控制系统设计：无传感器控制技术可以简化电机控制系统的设计，减少对额外硬件的依赖。例如，采用无传感器矢量控制方法，能够在没有物理传感器的情况下通过电流和电压的反馈信息实时估算转子位置和速度，从而提高系统的精度和响应速度，进一步提升控制系统的稳定性和精确性。

(4)促进新能源汽车的普及：随着全球对能源节约与环保要求的提高，电动汽车被视为替代传统燃油车的主要解决方案。通过研究无传感器控制系统，不仅能够提升电动汽车驱动系统的性能，还能有效降低成本，推动新能源汽车在市场上的普及，符合环保和能源高效利用的趋势。

(5)创新技术发展：无传感器控制技术是电动机控制领域的前沿技术，具有较高的学术价值。深入研究这一技术可以推动电机控制算法的创新，特别是在电动汽车及其他高端应用领域，如智能机器人、电动航空器等方面的应用，具有重要的理论和实践意义。

(6)增强中国新能源汽车产业竞争力：研究并推广电动汽车用 PMSM 无传感器控制技术，不仅能够提升国内电动汽车产业的技术水平，还能帮助中国企业在全球新能源汽车市场中占据更有利的位置，进一步提其升国际竞争力。

尽管无传感器控制技术在永磁同步电机驱动系统中展现出显著优势，但其实际应用仍面临诸多技术挑战。在无传感器控制中，获取准确的电机参数对控制精度也是至关重要的<sup>[11]</sup>。PMSM 的关键参数(如电阻、电感、永磁体磁链等)会随着温度变化、工作条件和老化等因素发生变化，若电阻、电感或磁链参数不匹配可能导致控制算法(如矢量控制)中的数学模型与实际电机不吻合，从而引发振荡、发散或不稳定现象。此外，参数辨识可减少了对物理传感器的依赖，提升系统在极端工况下的生存能力。在永磁同步电机无传感器控制中，参数的精确辨识不仅决定了控制算法的有效性，还直接影响系统的稳定性、效率、鲁棒性和寿命。随着电机应用场景向高精度、高可靠性领域(如

电动汽车、航空航天、精密制造)扩展, 参数辨识技术已成为无传感器控制研究的核心课题之一<sup>[12]</sup>。因此, 基于电机参数高精度辨识的无传感器控制系统的研究具有重要意义<sup>[13]</sup>。

## 1.2 PMSM 国内外研究现状

### 1.2.1 PMSM 控制策略研究

随着 PMSM 控制系统的不断发展和完善, 各种控制方法也随之被提出, 常见的控制方法有以下几种:

#### (1)PI 控制

PI 控制<sup>[14-15]</sup>和 PID 控制<sup>[16-17]</sup>是常见的反馈控制算法, 广泛应用于自动化控制系统中, 用于调节和控制动态系统的输出, 使其尽可能接近设定目标值。两者都是基于误差反馈的经典控制策略。对于 PMSM 系统的控制, 特别是在矢量控制(FOC)中<sup>[18-19]</sup>, PI 控制因其简单、高效和良好的稳态性能成为首选。如果在一些特定场合需要更高的动态响应或抑制超调, PID 控制可以作为一种改进方案, 但在大多数工业应用中, PI 控制已能够提供足够的控制效果。但该控制策略的性能高度依赖于比例增益和积分增益的参数选择, 不适当的参数调节可能导致系统响应不理想。文献[20]提出了一种基于改进蜣螂优化算法的 BP 神经网络 PID 控制器, 该控制器由 BP 神经网络通过自适应方法来调整权重系数, 解决了 PID 无法在线调节参数的缺点, 使系统在转速和负载突变的情况下都有较强的鲁棒性。文献[21]提出了一种新的 PI 控制方法, 通过在传统的 PSO 算法中引入柯西变异, 并对 PI 相关参数进行优化。该方法通过推导 PMSM 离散数学模型的转速环传递函数, 以此作为适应度函数, 并在传统的 PSO 算法上融入柯西变异, 对 PI 控制器的参数进行优化, 改善了 PMSM 的控制效果。虽然 PI 控制结构简单、参数整定较为直观, 应用较为广泛, 但面对复杂非线性系统和强扰动场景时, 调节能力有限。

#### (2)反步控制

反步控制在电机控制、汽车动力学控制、机器人控制等领域有广泛应用<sup>[22]</sup>。特别是在电机控制中, 反步控制能够有效应对电机系统的非线性特性, 如磁饱和、摩擦力等。其控制方法通过改进自适应律来消除系统受到外界扰动的影响, 使系统达到稳态。文献[23]提出一种基于新型伸缩因子的新型反步控制策略, 通过引入转速误差积分值来

对系统电流进行补偿，并设计出了一种新的变论域伸缩因子，对反馈增益和自适应增益参数进行在线整定，缩短了系统响应时间，具有良好的鲁棒性。文献[24]提出了一种带有非线性扰动观测器的新型反步位置跟踪控制方法，该方法通过设计自适应收敛增益并构建了自适应反步滑模控制器，降低电机响应下的过冲，并通过设计估计扰动的非线性扰动观测器，对自适应反步滑模控制器提供前馈补偿，减小了系统误差。反步控制是一种用于非线性系统控制的设计方法。它通过逐步设计控制器，解决复杂的非线性系统控制问题<sup>[25]</sup>。能有效处理复杂动态特性，无需依赖线性化近似，对模型的误差和扰动具有较强的鲁棒性，但其控制策略依赖精确的系统模型，需要额外引入自适应律或扰动观测器，增加了系统设计复杂度。

### (3)自抗扰控制

自抗扰控制作为一种复合型控制器，其核心架构由三大关键模块构成：扩张状态观测器(Extended State Observer, ESO)、跟踪微分器及基于状态误差的反馈控制律<sup>[26-28]</sup>。文献[29]提出了一种改进自抗扰速度环的控制策略，通过设计一种级联非线性扩张状态观测器来估计系统总扰动，减小了系统的观测误差，并设计了一种 *newfal* 非线性函数并应用到级联 NESO 的改进结构中，结果表明该控制策略具有较好的鲁棒性。文献[30]针对传统自抗扰控制中 *fal* 函数在原点周围不平滑，易引起抖振的问题，设计了新的 *fal* 函数以及一种新型趋近律和新型控制函数，提出了一种改进的滑模自抗扰控制策略，能够有效保证系统的鲁棒性。该控制策略通过对系统进行较为深入的建模，并通过扩张状态观测器对外部扰动进行实时估计和补偿来提高系统的稳定性和可靠性，但实时估计和补偿需要更多的计算资源，如果系统计算能力不足，则可能会影响控制系统的性能。

### (4)滑模控制

滑模控制作为一类基于变结构控制理论的非线性控制策略，在系统强鲁棒性控制领域具有显著优势<sup>[31-33]</sup>。该控制策略具有很强的鲁棒性和适应性，能够有效解决诸如电机控制中的不确定性、摩擦、模型误差和外部扰动等问题。在 **PMSM** 控制中，其作为一种非线性控制技术，能够提供快速响应和优良的抗干扰性能。其核心思想是通过设计合适的滑模面，使得系统状态在有限时间内到达该滑模面，并沿着该面滑行，从而保证系统的动态性能和鲁棒性。一般步骤为设计适当的滑模面、设计控制律以及 Lyapunov 稳定性理论分析。文献[34]通过引入系统状态变量和指数项，解决了系统在

滑模面趋近速度慢的问题，提高系统的鲁棒性和动态性。文献[35]通过引入状态变量的双曲正弦值和幂次项，加快了系统趋近速度，并抑制系统的抖振，提高了系统的响应速度。

相比之下，滑模控制凭借其强鲁棒性、快速响应特性以及对参数和外部扰动的天然不敏感性，在复杂不确定系统中表现突出，但其固有的高频抖振问题需要进一步改进。因此，本文针对传统滑模控制器存在的抖振现象，设计了一种新型指数趋近律，并以此构建了新型滑模控制器。此外，为了更好地得到其参数的最优值，通过遗传算法和粒子群算法相结合，提出了一种 GAPSO 算法来对其参数进行整定。

### 1.2.2 PMSM 无传感器控制研究

由于传统的机械式位置传感器不仅会增加系统的成本，还会增加系统的体积以及复杂性问题，因此，许多学者致力于无传感器控制方法研究。电机无传感器控制按照速度范围进行划分时，可分为零低速无传感器控制和中高速无传感器控制<sup>[36-38]</sup>。

电机的运行速度可以分为零低速和中高速，在零低速下工作状态下，无传感器控制方法主要可以采用旋转高频电压信号注入法<sup>[39-40]</sup>和脉振高频电压信号注入法<sup>[41-42]</sup>。而对于中高速下的无传感器控制来说，目前常用的算法包括模型参考自适应算法<sup>[43-45]</sup>、滑模观测器算法<sup>[46-49]</sup>以及扩展卡尔曼滤波算法<sup>[50-53]</sup>。

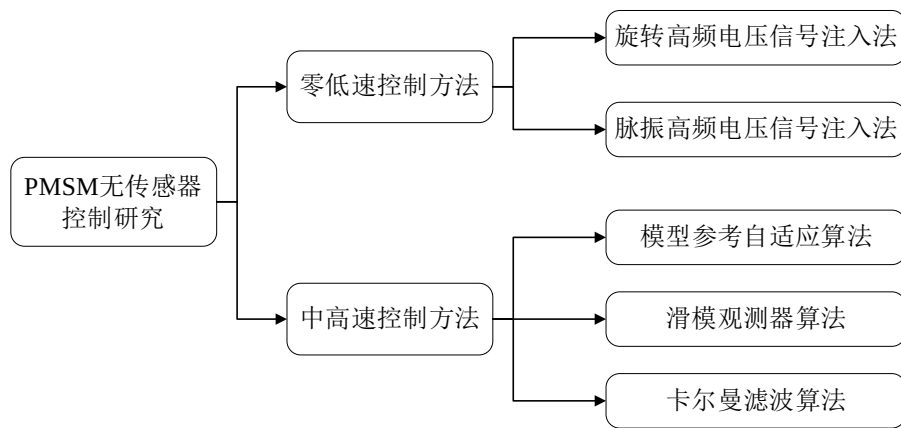


图 1-2 电机不同速度下的无传感器控制方法分类

#### (1) 旋转高频电压信号注入法

目前，旋转高频电压信号注入法是最常用的一种高频信号注入法<sup>[54]</sup>，如图 1-3 所示。旋转高频电压注入法通过注入旋转高频信号实现无位置传感器控制，具有零低速观测稳定性强的优点，但对电机参数敏感，易引入高频噪声，此外，在采用高频旋转

矢量注入策略时，转子  $q$  轴会产生周期性电流波动分量，这种电流谐波分量不仅会激发电磁转矩的周期性扰动现象，还会在系统能量传递过程中产生显著的损耗。

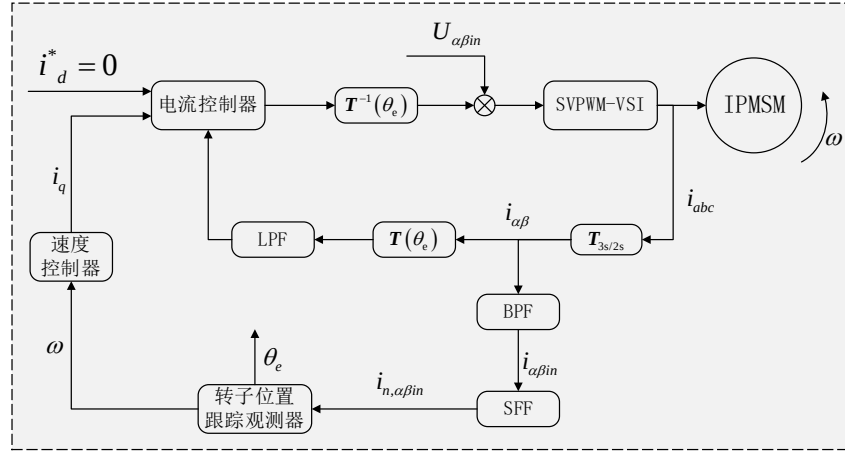


图 1-3 旋转高频电压信号注入的无传感器控制系统框图

### (2) 脉振高频电压信号注入法

高频脉振电压注入法是一种在零速和低速运行时，用来判断电机转子位置的方法<sup>[55]</sup>，如图 1-4 所示。此方法通过将高频电压信号注入到转子，通过采集转子凸极导致的高频信号，从而实现对电机转子转速和位置信息的估计。其优点是结构简单，能避免因信号注入而产生的损耗，但存在信号解调延迟和稳态误差问题，且在位置误差信号解耦过程中，实现过程较为复杂。

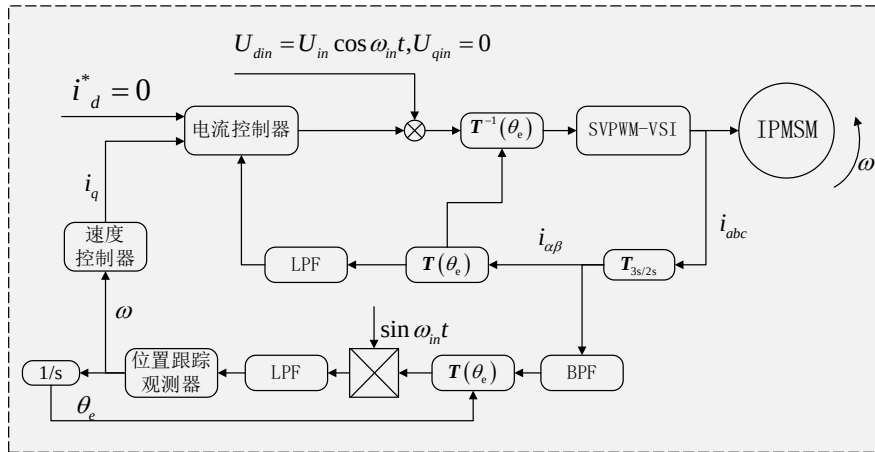


图 1-4 脉振高频电压信号注入的无传感器控制系统框图

### (3) 模型参考自适应算法

模型参考自适应算法的核心模块由三部分组成，分别为参考模型、可调模型以及参数自适应律<sup>[56]</sup>，如图 1-5 所示。该算法通过设计具有理想动态响应的参考模型作为基准，并实时根据可调模型与参考模型的输出差异，再利用基于李雅普诺夫稳定性理论的自适应律在线调整其参数，迫使系统动态特性渐进收敛至参考模型轨迹，使误差



趋近于零。该算法具有动态响应快等特点，但其依赖精确的电机模型，参数自适应律较为复杂难以确定，且系统鲁棒性较差。

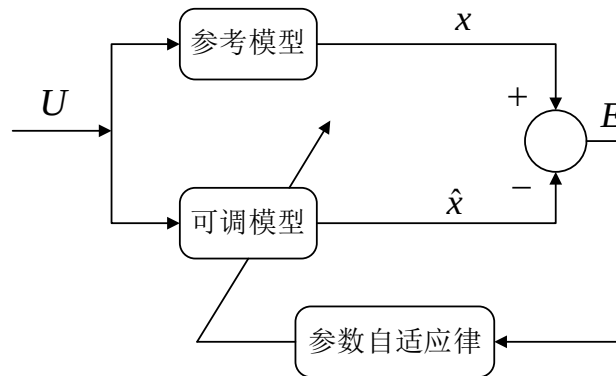


图 1-5 模型参考自适应系统的基本结构

#### (4)滑模观测器算法

滑模观测器是一种应用非常广泛的观测器。原理是根据 PMSM 的数学模型建立滑模观测器，在开关函数的控制下，利用观测到的电流与实际电流之间的误差，使系统稳定运行在滑模面上，从而使观测到的电流能够实时跟踪实际电流，通过电流的估计误差，重构反电动势，再利用反电动势来估计转子转速和位置<sup>[57-58]</sup>。但滑模观测器的滑模面设计较为困难，对系统模型的准确性要求较高，需要预先知道系统的结构和参数，而在实际应用中，固有的抖振现象会降低系统稳态精度。

#### (5)卡尔曼滤波算法

目前，基于卡尔曼滤波算法已有多种算法被提出，其中包括扩展卡尔曼滤波(EKF)算法、无迹卡尔曼滤波(UKF)算法以及容积卡尔曼滤波(CKF)算法。

UKF 算法的优点为确定性采样策略实现非线性系统状态的递推估计，具有泰勒展开二阶近似的非线性逼近精度。其缺点为在处理高维状态空间(维度 $\geq 4$ )时，Sigma 采样点集的概率分布特性与真实后验分布产生显著偏差，导致系统估计精度下降。

CKF 算法的优点为算法收敛较快、估计精度较高，其缺点为采用三阶球面径向容积准则时，高阶截断误差项被系统忽略，导致后验协方差矩阵难以满足拟一致性条件。

EKF 算法是一种基于卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)原理的非线性滤波算法，用于估计非线性系统的状态。卡尔曼滤波器最初是针对线性系统设计的，但现实中许多动态系统是非线性的，因此，扩展卡尔曼滤波应运而生，它通过线性化非线性系统来实现状态估计，适用于系统动态和观测模型为非线性函数的情况<sup>[59]</sup>。其优点为适用于非线性系统，且算法相对简单，收敛速度较快。缺点是初始误差较大时，算法精度会降

低并伴有发散现象。文献[60]通过建立互联式多参数耦合补偿辨识模型来降低测量噪声和参数耦合误差对辨识精度的影响，并使用自适应方法对扩展卡尔曼观测器进行动态调整来对参数进行在线辨识，能够有效提高算法的辨识精度。文献[61]通过结合 PMSM 数学模型，采用 Popov 超稳定理论设置自适应律，将模型参考自适应算法辨识出的转动惯量输入扩展卡尔曼滤波算法，以此实现对电机电感和磁链在线辨识，该方法收敛速度快、误差较小且稳定性好，在负载变化时能够实时修正辨识结果。

相比之下，扩展卡尔曼滤波算法通过状态空间模型与协方差矩阵的递推更新，将电机非线性动态方程离散化后进行最优估计，能够实时修正模型误差与量测噪声的统计特性。本文采用 EKF 算法对电机转子转速和位置信息进行估计，并基于 Cholesky 三角分解的思想，在 STEKF 算法的基础上，推导出了 SSTEKF 算法，提高对 PMSM 转子转速和位置信息的估计精度，为无传感器控制系统提供高精度、强鲁棒的方案。

### 1.2.3 PMSM 在线参数辨识研究

永磁同步电机在实际应用中，其参数会受到温度、负载变化和磁饱和等因素的影响，因此，精确掌握电机的实时参数对控制系统的性能至关重要<sup>[62]</sup>。传统上，PMSM 的参数一般在设计阶段通过静态测试获得，但由于系统运行条件的不确定性，电机参数会发生变化。若能在电机运行过程中对其参数进行在线辨识，则可以进一步提高系统鲁棒性和控制精度<sup>[63]</sup>。因此，其成为了当前研究的热点。常见的电机参数在线辨识主要有以下几种方法：

#### (1)滑模观测器

滑模观测器是一种鲁棒性较强的观测器，可以有效地估计 PMSM 的参数<sup>[64]</sup>。文献[65]提出了一种基于双复合滑模面的滑模观测器，在对异步电机转子电阻进行参数辨识时，与传统的单复合滑模面滑模观测器相比，双复合滑模面滑模观测器在辨识电机转子电阻时的精度更高。文献[66]提出了一种基于双滑模的观测器，通过将电机谐波面和基波面解耦，分别构建滑模观测器，并将第一滑模观测器辨识结果加载至基波面上的第二滑模观测器，实现转子电阻和转子时间常数的在线观测，继而有效克服外界因素对转子参数的影响，进一步提高无传感器控制的精度。其通过构造滑模面，实现对电机状态和参数的实时估计，特别适用于参数变化较大的情况，能抵抗系统噪声和扰动，具有较强的鲁棒性，适合不确定和非线性系统。但受切换函数不连续性的固有特性影响，系统易在滑模面附近产生高频振荡，这种抖振效应会降低状态估计精度。

## (2) 递推最小二乘法

递推最小二乘法(Recursive Least Squares, RLS)是一种常见的参数估计方法,常用于估计线性系统的参数<sup>[67-70]</sup>。文献[71]提出了一种动态折息 RLS 的 PMSM 参数辨识方法。该方法对 RLS 引入动态折息因子,通过估计误差对其实时调整,克服了传统 RLS 数据饱和与估计精度较差问题。与普通的最小二乘法相比,RLS 的优点在于它可以实时更新参数估计,且对初始条件不敏感。其基本思想是在每一步迭代中,根据新的数据点调整参数估计,使得过去所有数据点的预测误差平方和最小,并通过最小化模型输出与实际测量之间的误差来优化参数。在 PMSM 中,可以基于电机的输入输出数据使用最小二乘法在线估计定子电阻和电感等参数。

## (3) 其他智能算法

针对 PMSM 参数辨识的研究,目前许多学者提出了各种参数辨识智能算法<sup>[72-76]</sup>。文献[77]提出在 PMSM 在复杂工况下,基于 Adaline 神经网络设计出了一种新型参数辨识器,通过在传统的权值调整算法基础上,引入动态混合最小均方算法,避免了因参数失配而导致系统性能变差。Adaline 神经网络擅长非线性逼近且自适应性好,但在实际应用中,其实现难度较大,并依赖大量数据且训练耗时较长。

相比之下,递推最小二乘法则兼具在线实时更新能力、计算效率高和对线性参数敏感的优势。在电机参数辨识场景中,RLS 算法凭借其快速收敛性和低计算复杂度的动态追踪能力,能够高效实现高精度参数辨识,同时避免神经网络的高复杂度与滑模观测器的抖振干扰,因此本文采用递推最小二乘法作为核心辨识算法,并基于该算法,本文通过将理论模型与实际模型的偏差作为变量来构建遗忘因子,从而动态调整参数估计过程中新旧数据的权重分配,提出了一种 AFFRLS 参数辨识算法,并通过该算法来对电机电阻、电感和磁链参数进行在线辨识。

## 1.3 研究内容和章节安排

### 1.3.1 研究内容

本文研究内容如下:

(1) 阅读 PMSM 相关参考文献,概述了 PMSM 的控制策略研究、PMSM 无传感器控制研究以及 PMSM 参数辨识研究,并引出本文的研究内容。

(2) 针对传统的滑模控制器存在的问题,本文设计一种新型指数趋近律,并以此构

建一种新型滑模控制器。同时，为了获得滑模控制器参数的最优值，将遗传算法与粒子群算法相结合用于整定所提出的新型滑模控制器的参数，最后搭建模型并进行仿真分析。

(3)针对传统的扩展卡尔曼滤波算法存在发散以及学者提出的强跟踪扩展卡尔曼滤波算法精度不足的问题，本文在扩展卡尔曼滤波算法的基础上，基于 Cholesky 三角分解的思想并结合了强跟踪算法策略，提出了一种对称强跟踪扩展卡尔曼滤波算法，并以该算法代替机械式传感器来对 PMSM 的转速和转子位置进行估计。

(4)针对 PMSM 的电阻、电感以及磁链的准确估计问题，本文在递推最小二乘法的基础上，通过将理论模型与实际模型的偏差作为变量来构建遗忘因子，从而动态调整参数估计过程中新旧数据的权重分配，提出了一种自适应遗忘因子递推最小二乘参数辨识算法，并通过该算法来对电机电阻、电感和磁链参数进行在线辨识。

(5)搭建 PMSM 实验平台，对本文采用的 GAPSO 算法整定新型滑模控制器参数、SSTEKF 算法对 PMSM 转速和转子位置信息进行估计以及 AFFRLS 算法对 PMSM 参数进行辨识的实验验证与分析。

### 1.3.2 章节安排

第 1 章：绪论。概述所研究课题的背景及意义，总结了 PMSM 控制策略、无传感器控制以及参数在线辨识的国内外研究现状，并概括了全文的研究内容与章节安排。

第 2 章：PMSM 数学模型及系统控制策略。本章对 PMSM 进行了分类，详细介绍并分析了 PMSM 的数学模型，包括 Clark 变换、反 Clark 变换、Park 变换和反 Park 变换以及 SVPWM 技术，并在此基础上搭建了 PMSM 矢量模型并进行了仿真分析。

第 3 章：基于 GAPSO 算法整定滑模控制器参数以及改进的 SSTEKF 算法的 PMSM 控制系统。首先介绍了传统滑模控制器的缺陷和不足，针对其存在的缺陷进行了改进，设计出了新的指数趋近律，并构建了新型滑模控制器。为了能够获得滑模控制器参数最优值，将 GA 算法与 PSO 算法相结合，提出了一种 GAPSO 算法，并利用该算法对控制器参数进行整定。此外，介绍了扩展卡尔曼滤波算法、强跟踪扩展卡尔曼滤波算法以及本文所提出的对称强跟踪扩展卡尔曼滤波算法，最后，建立了 PMSM 无传感器控制模型并进行仿真分析。

第 4 章：PMSM 的电阻、电感、磁链在线参数辨识。本章介绍了最小二乘法、递推最小二乘法以及带遗忘因子的递推最小二乘法。并针对以上算法的不足，推导出了

一种自适应遗忘因子的递推最小二乘法，称为 AFFRLS 算法，并对 PMSM 的电阻、电感以及磁链进行辨识。最后搭建模型，并进行分析。

第 5 章：PMSM 台架实验。本章搭建了基于 GAPSO 算法整定滑模控制器参数和对称强跟踪扩展卡尔曼滤波算法以及自适应遗忘因子递推最小二乘法的无传感器控制系统的试验台架，进行验证和分析。

第 6 章：总结和展望。总结了本文研究中所做的工作内容，并提出了存在的不足之处以及未来的研究方向。

## 第 2 章 PMSM 数学模型及系统控制策略

PMSM 凭借其高功率密度、高效率、高转矩输出及快速动态响应的优势，成为高性能驱动领域的核心选择。其数学模型通过坐标变换建立了定子电压方程、电磁转矩方程和运动方程，将复杂的非线性系统转化为线性可控形式，为控制策略设计奠定了基础。此外，在 PMSM 矢量控制系统中，构建准确的数学模型是实现 PMSM 高精度、高效率的前提<sup>[78]</sup>。

### 2.1 PMSM 的分类

PMSM 与其他电机的基本结构类似，由定子和转子两部分组成，但其独特之处在于转子使用了永磁材料。PMSM 分为表贴式永磁同步电机(SPMSM)和内置式永磁同步电机(IPMSM)，二者结构如图 2-1 所示<sup>[79]</sup>。

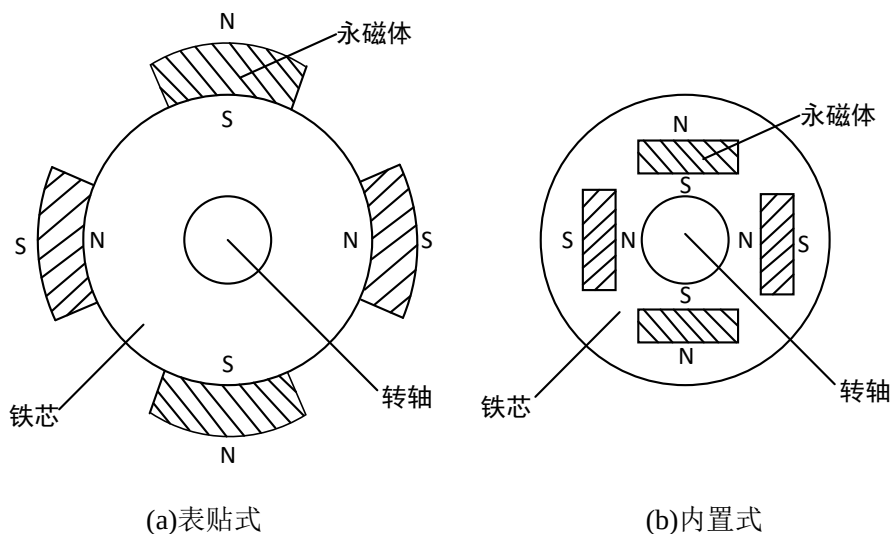


图 2-1 PMSM 转子结构

对于 SPMSM，永磁体安装在转子表面，通常直接贴附在转子表面，该类型电机凭借结构简单、气隙磁场均匀且易于控制，具有低转矩脉动和高功率密度的优势，受到广泛应用，且永磁体位于转子外表，电机的扭矩密度和转子表面的磁场密度相对较高，这使得它的高转速下的性能表现较为优异。此外，SPMSM 转子结构中的永磁体极易于实现最优设计，能使电机的气隙磁密波形趋于正弦波分布，进而提高电机的运行性能。而 IPMSM 永磁体嵌入转子内部，通常是通过一定的结构将永磁体嵌入转子的铁芯中，通过磁阻转矩提升效率与高速性能，但其结构复杂，需要复杂的弱磁控制且制造成本

更高<sup>[80]</sup>。综上所述，本文选取表贴式 PMSM 作为研究对象。

## 2.2 PMSM 数学模型

以表贴式 PMSM 作为研究对象，为了简化分析，假设：

- (1)忽略电机的磁滞损耗和涡流；
- (2)忽略电机的铁芯饱和；
- (3)电流为对称的三相正弦波电流。

则，PMSM 的电压方程为：

$$U_{3s} = R_{3s} i_{3s} + \frac{d}{dt} \psi_{3s} \quad (2-1)$$

$$\psi_{3s} = L_{3s} i_{3s} + \psi_f F_{3s}(\theta_e) \quad (2-2)$$

式中： $U_{3s}$  为三相绕组的电压； $R$  为三相绕组的电阻； $i_{3s}$  为三相绕组的电流； $\psi_f$  为永磁体磁链； $\psi_{3s}$  为三相绕组的磁链； $\theta_e$  为实际转角，且符合：

$$\begin{aligned} U_{3s} &= \begin{bmatrix} U_A \\ U_B \\ U_C \end{bmatrix}; R_{3s} = \begin{bmatrix} R & 0 & 0 \\ 0 & R & 0 \\ 0 & 0 & R \end{bmatrix}; \psi_{3s} = \begin{bmatrix} \psi_A \\ \psi_B \\ \psi_C \end{bmatrix} \\ i_{3s} &= \begin{bmatrix} i_A \\ i_B \\ i_C \end{bmatrix}; F_{3s}(\theta_e) = \begin{bmatrix} \sin \theta_e \\ \sin(\theta_e - 2\pi/3) \\ \sin(\theta_e + 2\pi/3) \end{bmatrix} \\ L_{3s} &= L_{m3} \begin{bmatrix} 1 & \cos 2\pi/3 & \cos 4\pi/3 \\ \cos 2\pi/3 & 1 & \cos 2\pi/3 \\ \cos 4\pi/3 & \cos 2\pi/3 & 1 \end{bmatrix} + L_{l3} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

其中： $L_{m3}$  为定子互感； $L_{l3}$  为定子漏感。

机械运动方程：

$$J \frac{d\omega_m}{dt} = T_e - T_L - B\omega_m \quad (2-3)$$

式(2-3)中： $J$  为转动惯量； $T_e$  为电磁转矩； $\omega_m$  为机械角速度； $B$  为阻尼系数； $T_L$  为负载转矩。

转矩方程：

$$T_e = \frac{1}{2} P_n \frac{\partial}{\partial \theta_m} (i_{3s}^T \psi_{3s}) \quad (2-4)$$

式(2-4)中：  $P_n$  为极对数；  $\theta_m$  为机械角。

通过对上文进行分析，可以得到三相 PMSM 在自然坐标系下的数学模型呈现出一种复杂、且具有强耦合特性的多变量系统结构。正是由于该电机具备较高的复杂性，因此，为了能有效地降低该系统控制的难度，便于后期控制器的设计，有必要选择适宜的坐标变换方法对原有数学模型加以降阶处理与解耦转换。

为了简化 PMSM 数学模型，通常会采用一些坐标变换方法，如静止坐标变换，被称为 Clark 变换，以及同步旋转坐标变换，被称为 Park 变换。这两种变换之间具有一定的联系，其关系如图 2-2 所示，其中， $\alpha$ - $\beta$  代表静止坐标系， $ABC$  代表自然坐标系， $d$ - $q$  代表同步旋转坐标系。

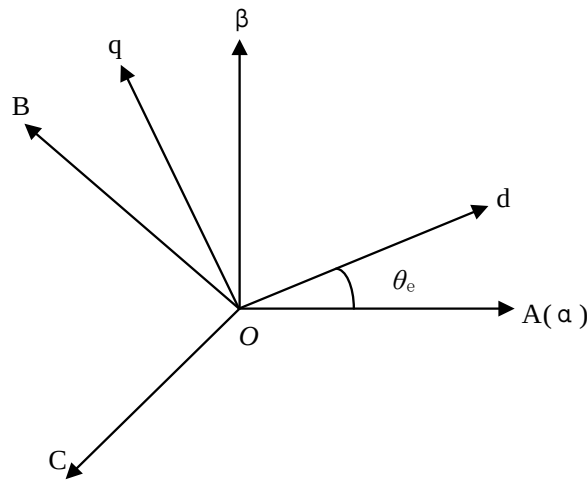


图 2-2  $\alpha$ - $\beta$ 、 $ABC$  和  $d$ - $q$  三种坐标系之间关系

#### (1) Clark 变换

由图 2-2 所示，Clark 变换是将  $ABC$  坐标系转换为  $\alpha$ - $\beta$  坐标系，即：

$$\begin{bmatrix} f_\alpha & f_\beta & f_0 \end{bmatrix}^T = T_{3s/2s} \begin{bmatrix} f_A & f_B & f_C \end{bmatrix}^T \quad (2-5)$$

$$T_{3s/2s} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (2-6)$$



式中：  $T_{3s/2s}$  代表坐标系变换矩阵；  $f$  分别代表电压、电流和磁链。

若将  $\alpha$ - $\beta$  坐标系转换为  $ABC$  坐标系则称为反 Clark 变换，即：

$$\begin{bmatrix} f_A & f_B & f_C \end{bmatrix}^T = T_{2s/3s} \begin{bmatrix} f_\alpha & f_\beta & f_0 \end{bmatrix}^T \quad (2-7)$$

$$T_{2s/3s} = T_{3s/2s}^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} & 1 \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} & 1 \end{bmatrix} \quad (2-8)$$

## (2) Park 变换

由图 2-2 所示，Park 变换是将  $\alpha$ - $\beta$  坐标系转换为  $d$ - $q$  坐标系，即。

$$\begin{bmatrix} f_d & f_q \end{bmatrix}^T = T_{2s/2r} \begin{bmatrix} f_\alpha & f_\beta \end{bmatrix}^T \quad (2-9)$$

式(2-9)中：  $T_{2s/2r}$  代表坐标系变换矩阵：

$$T_{2s/2r} = \begin{bmatrix} \cos \theta_e & \sin \theta_e \\ -\sin \theta_e & \cos \theta_e \end{bmatrix} \quad (2-10)$$

若将  $d$ - $q$  坐标系转换成  $\alpha$ - $\beta$  坐标系则称为反 Park 变换，即

$$\begin{bmatrix} f_\alpha & f_\beta \end{bmatrix}^T = T_{2r/2s} \begin{bmatrix} f_d & f_q \end{bmatrix}^T \quad (2-11)$$

同理，将  $ABC$  坐标系转换为  $d$ - $q$  坐标系，即：

$$\begin{bmatrix} f_d & f_q & f_0 \end{bmatrix}^T = T_{3s/2r} \begin{bmatrix} f_A & f_B & f_C \end{bmatrix}^T \quad (2-12)$$

其中：

$$T_{3s/2r} = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \cos \theta_e & \cos(\theta_e - 2\pi/3) & \cos(\theta_e + 2\pi/3) \\ -\sin \theta_e & -\sin(\theta_e - 2\pi/3) & -\sin(\theta_e + 2\pi/3) \\ 1/2 & 1/2 & 1/2 \end{bmatrix} \quad (2-13)$$

相反，将  $d$ - $q$  坐标系转换为  $ABC$  坐标系，即：

$$\begin{bmatrix} f_A & f_B & f_C \end{bmatrix}^T = T_{2r/3s} \begin{bmatrix} f_d & f_q & f_0 \end{bmatrix}^T \quad (2-14)$$

其中：

$$T_{2r/3s} = T_{3s/2r}^{-1} = \begin{bmatrix} \cos \theta_e & -\sin \theta_e & 1/2 \\ \cos(\theta_e - 2\pi/3) & -\sin(\theta_e - 2\pi/3) & 1/2 \\ \cos(\theta_e + 2\pi/3) & -\sin(\theta_e + 2\pi/3) & 1/2 \end{bmatrix} \quad (2-15)$$

以上简单分析了  $\alpha$ - $\beta$ 、 $ABC$  和  $d$ - $q$  三种坐标系之间关系，本文采用幅值不变作为约束条件，即可得到变换矩阵系数为  $2/3$ 。

PMSM 的数学模型，经过坐标变换后，在  $d$ - $q$  坐标系下为：

$$\begin{cases} U_d = Ri_d + L_s \frac{di_d}{dt} - P_n \omega_m L_s i_q \\ U_q = Ri_q + L_s \frac{di_q}{dt} + P_n \omega_m (\psi_f + L_s i_d) \end{cases} \quad (2-16)$$

机械运动方程：

$$J \frac{d\omega_m}{dt} = T_e - T_L - B\omega_m \quad (2-17)$$

电磁转矩方程：

$$T_e = 1.5 P_n i_q [i_d (L_d - L_q) + \psi_f] \quad (2-18)$$

对于表贴式 PMSM，定子电感满足  $L_d = L_q$ ，则电磁转矩方程为：

$$T_e = 1.5 P_n \psi_f i_q \quad (2-19)$$

将同步旋转坐标系  $d$ - $q$  下的方程变换到静止坐标系  $\alpha$ - $\beta$ ，即可得到静止坐标系  $\alpha$ - $\beta$  下的基本方程：

$$\begin{cases} U_\alpha = Ri_\alpha + L_s \frac{di_\alpha}{dt} - P_n \omega_m \psi_f \sin \theta_e \\ U_\beta = Ri_\beta + L_s \frac{di_\beta}{dt} + P_n \omega_m \psi_f \cos \theta_e \\ J \frac{d\omega_m}{dt} = T_e - T_L - B\omega_m \\ \theta_m = \int \omega_m dt \end{cases} \quad (2-20)$$

式中： $U_d$  代表  $d$  轴定子电压； $U_q$  代表  $q$  轴定子电压； $U_\alpha$  代表  $\alpha$  轴定子电压； $U_\beta$  代表  $\beta$  轴定子电压； $i_d$  代表  $d$  轴定子电流； $i_q$  代表  $q$  轴定子电流； $i_\alpha$  代表  $\alpha$  轴定子电流、 $i_\beta$  代表  $\beta$  轴定子电流； $R$  代表定子电阻； $P_n$  代表极对数； $\omega_m$  代表机械角速度； $L_s$  代表定子电感； $\psi_f$  代表永磁体磁链； $\theta_e$  代表电角度； $\omega_e$  代表电角速度； $J$  为转动惯量； $T_e$  代表电磁转矩； $T_L$  代表负载转矩； $B$  代表阻尼系数。

## 2.3 SVPWM 技术

SVPWM 控制策略是一种针对三相电压源逆变器的控制策略，其通过合成空间电压矢量来趋近目标电压波形，并利用特定开关序列与矢量作用时间的优化组合，实现对电机绕组的精准励磁控制<sup>[81]</sup>。此外，SVPWM 是一种高效的脉宽调制技术，广泛应用于逆变器控制、永磁同步电机驱动、电动汽车电驱系统等领域，具有重要意义。其相较于 SPWM 算法的优点有：(1)SVPWM 通过优化开关序列，使谐波能量主要集中在高频区域，优化谐波程度比较高。而 SPWM 的谐波分布相对分散，可能导致更高的电机损耗和噪音。(2)SVPWM 算法对电压利用率更高。(3)SVPWM 算法更适用于高性能电机驱动以及新能源逆变器。

在三相 DC/AC 逆变器和 AC/DC 变流器控制中，若对三相变量分别描述，则较为繁琐。如何能够在保持数据完整前提下，用一个合成量来表示三相中的 3 个标量，将三相问题转为单相问题，值得我们研究。

若 3 个标量为  $x_a$ 、 $x_b$  以及  $x_c$ ，并满足  $x_a + x_b + x_c = 0$ ，则引入变换：

$$X_{\text{out}} = x_a + \sigma x_b + \sigma^2 x_c \quad (2-21)$$

其中： $\sigma = e^{j\frac{2}{3}\pi}$ ,  $\sigma^2 = e^{-j\frac{2}{3}\pi}$ 。

对于式(2-21)，用一个复数  $X_{\text{out}}$  来表示 3 个变量，如图 2-3 所示，实部和虚部分别为：

$$\text{Re } X_{\text{out}} = x_a + x_b \cos \frac{2}{3}\pi + x_c \cos(-\frac{2}{3}\pi) \quad (2-22)$$

$$\text{Im } X_{\text{out}} = x_b \sin \frac{2}{3}\pi + x_c \sin(-\frac{2}{3}\pi) \quad (2-23)$$

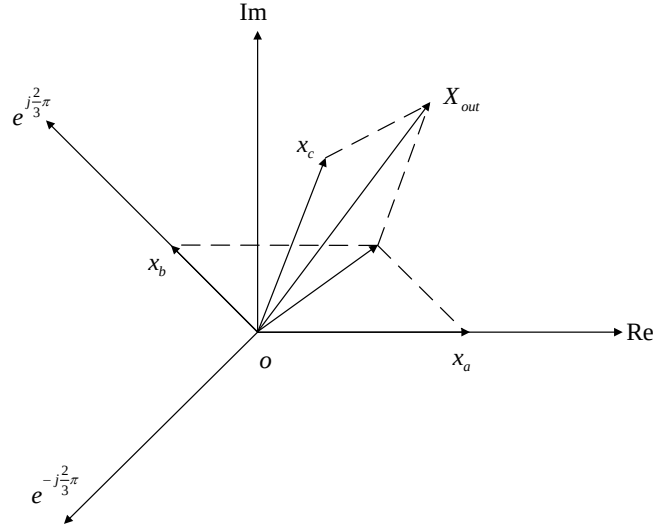


图 2-3 3 个变量到空间矢量的变换

将式(2-22)、式(2-23)和  $x_a + x_b + x_c = 0$  等式并联，即：

$$\begin{bmatrix} \text{Re } X_{out} \\ \text{Im } X_{out} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \quad (2-24)$$

当  $X_{out}$  已知条件下，即可得出  $x_a$ 、 $x_b$  和  $x_c$ ：

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} & 1 \\ -\frac{1}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \text{Re } X_{out} \\ \text{Im } X_{out} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2-25)$$

三相对称正弦相电压的瞬时值可表示为：

$$\begin{cases} u_a = U_m \sin \omega t \\ u_b = U_m \sin(\omega t - \frac{2}{3}\pi) \\ u_c = U_m \sin(\omega t + \frac{2}{3}\pi) \end{cases} \quad (2-26)$$

式(2-26)： $\omega=2\pi f$ 代表相电压角频率； $U_m$ 代表相电压幅值。引入式(2-21)，则：

$$U_{out} = u_a + \sigma u_b + \sigma^2 u_c \quad (2-27)$$

式中： $U_{out}$ 代表电压矢量。由式(2-22)和式(2-23)可知， $U_{out}$ 的实部和虚部分别为：

$$\begin{aligned}\operatorname{Re} U_{\text{out}} &= u_a + u_b \cos \frac{2}{3} \pi + u_c \cos(-\frac{2}{3} \pi) \\ &= \frac{3}{2} U_m \sin \omega t\end{aligned}\quad (2-28)$$

$$\begin{aligned}\operatorname{Im} U_{\text{out}} &= u_b \sin \frac{2}{3} \pi + u_c \sin(-\frac{2}{3} \pi) \\ &= -\frac{3}{2} U_m \cos \omega t\end{aligned}\quad (2-29)$$

电压空间矢量  $U_{\text{out}}$  为式(2-30)，其运动轨迹如图 2-4：

$$\begin{aligned}U_{\text{out}} &= \operatorname{Re} U_{\text{out}} + j \operatorname{Im} U_{\text{out}} \\ &= \frac{3}{2} U_m e^{j(\omega t - \frac{\pi}{2})}\end{aligned}\quad (2-30)$$

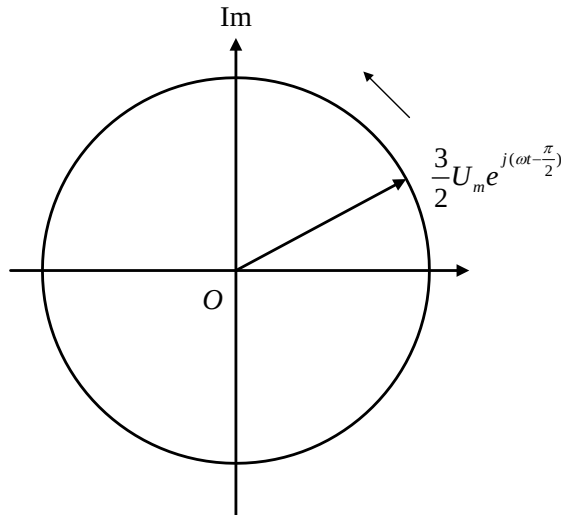


图 2-4 电压空间矢量  $U_{\text{out}}$  的运动轨迹

从图 2-4 可以看出，经过空间矢量变换后，可用一个矢量控制代替 3 个标量控制。

两电平三相电压源逆变器电路的原理图如图 2-5 所示<sup>[82]</sup>。设定  $s_a$ 、 $s_b$ 、 $s_c$  和  $s_a'$ 、 $s_b'$ 、 $s_c'$  分别代表 6 个开关的不同开关状态。若开关状态  $s_a$ 、 $s_b$  或  $s_c$  为 0，即  $s_a'$ 、 $s_b'$ 、或  $s_c'$  为 1 时，在逆变器电路中，其下桥臂开关打开，上桥臂开关关闭。若  $s_a'$ 、 $s_b'$ 、或  $s_c'$  为 0，即  $s_a$ 、 $s_b$  或  $s_c$  为 1 时，其下桥臂开关关闭，上桥臂开关打开。由于在同一桥臂时，上桥臂和下桥臂开关不能同时打开，因此，逆变器三路逆变桥的开关状态有 8 种，则对应 8 个电压空间矢量，每个矢量为：

$$U_{\text{out}} = \frac{2U_{\text{dc}}}{3} (s_a + s_b e^{j\frac{2}{3}\pi} + s_c e^{-j\frac{2}{3}\pi}) \quad (2-31)$$

式(2-31)中：  $U_{\text{dc}}$  代表直流母线电压。

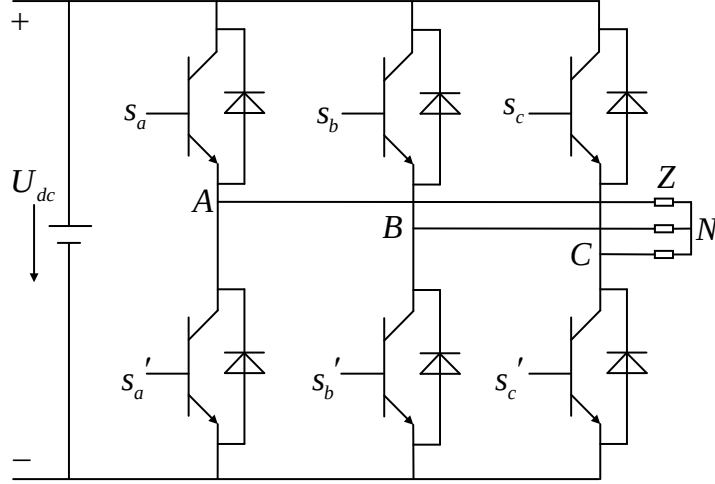


图 2-5 两电平三相电压源逆变器的原理图

开关函数与交流侧向电压  $V_{\text{AN}}$ 、 $V_{\text{BN}}$ 、 $V_{\text{CN}}$  的关系为<sup>[83]</sup>：

$$\begin{cases} V_{\text{AN}} = \frac{1}{3}U_{\text{dc}}(2s_a - s_b - s_c) \\ V_{\text{BN}} = \frac{1}{3}U_{\text{dc}}(2s_b - s_a - s_c) \\ V_{\text{CN}} = \frac{1}{3}U_{\text{dc}}(2s_c - s_a - s_b) \end{cases} \quad (2-32)$$

将 8 种开关状态函数组合带入式(2-32)中，则得到表 2-1。

表 2-1 开关组合与电压的关系

| $s_a$ | $s_b$ | $s_c$ | $V_{\text{AN}}$     | $V_{\text{BN}}$     | $V_{\text{CN}}$     | $V_{\text{ab}}$  | $V_{\text{bc}}$  | $V_{\text{ca}}$  | $U_{\text{out}}$              |
|-------|-------|-------|---------------------|---------------------|---------------------|------------------|------------------|------------------|-------------------------------|
| 0     | 0     | 0     | 0                   | 0                   | 0                   | 0                | 0                | 0                | 0                             |
| 1     | 0     | 0     | $2U_{\text{dc}}/3$  | $-U_{\text{dc}}/3$  | $-U_{\text{dc}}/3$  | $U_{\text{dc}}$  | 0                | $-U_{\text{dc}}$ | $2U_{\text{dc}}/3$            |
| 0     | 1     | 0     | $-U_{\text{dc}}/3$  | $2U_{\text{dc}}/3$  | $-U_{\text{dc}}/3$  | $-U_{\text{dc}}$ | $U_{\text{dc}}$  | 0                | $2U_{\text{dc}}e^{j2\pi/3}/3$ |
| 1     | 1     | 0     | $U_{\text{dc}}/3$   | $U_{\text{dc}}/3$   | $-2U_{\text{dc}}/3$ | 0                | $U_{\text{dc}}$  | $-U_{\text{dc}}$ | $2U_{\text{dc}}e^{j\pi/3}/3$  |
| 0     | 0     | 1     | $-U_{\text{dc}}/3$  | $-U_{\text{dc}}/3$  | $2U_{\text{dc}}/3$  | 0                | $-U_{\text{dc}}$ | $U_{\text{dc}}$  | $2U_{\text{dc}}e^{j4\pi/3}/3$ |
| 1     | 0     | 1     | $U_{\text{dc}}/3$   | $-2U_{\text{dc}}/3$ | $U_{\text{dc}}/3$   | $U_{\text{dc}}$  | $-U_{\text{dc}}$ | 0                | $2U_{\text{dc}}e^{j5\pi/3}/3$ |
| 0     | 1     | 1     | $-2U_{\text{dc}}/3$ | $U_{\text{dc}}/3$   | $U_{\text{dc}}/3$   | $-U_{\text{dc}}$ | 0                | $U_{\text{dc}}$  | $2U_{\text{dc}}e^{j\pi}/3$    |
| 1     | 1     | 1     | 0                   | 0                   | 0                   | 0                | 0                | 0                | 0                             |

用如图 2-6 所示的复平面来表示表 2-1 中的 8 种组合的基本空间电压，其中包括 2 个零矢量  $U_0(000)$  和  $U_7(111)$  以及 6 个非零矢量  $U_1(001)$ 、 $U_2(010)$ 、 $U_3(011)$ 、

$U_4(100)$ 、 $U_5(101)$ 和 $U_6(110)$ ，复平面被等分成 6 个相同的扇区。

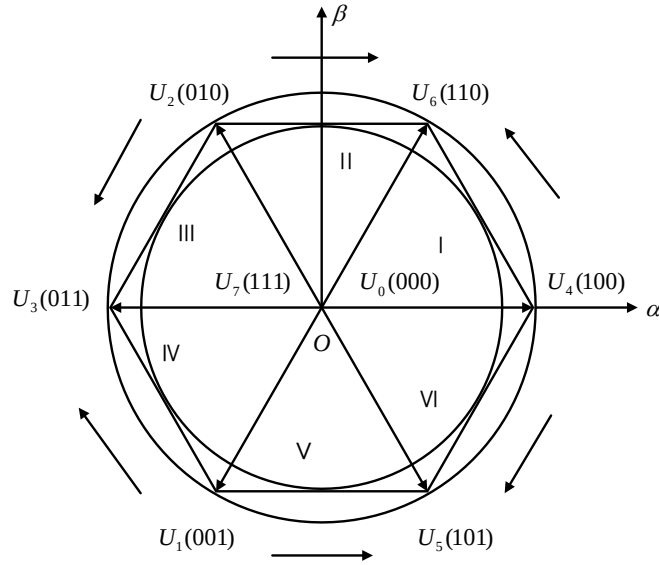


图 2-6 电压空间矢量图

此外，SVPWM 算法的理论基础是平衡等效原则，其原理为在一个特定的开关周期 $T_s$ 之内，通过将基本电压矢量进行合理调配和组合，以致能使其平均值逼近或达到与给定电压矢量相同的程度。

以图 2-6 中的 I 扇区为例，其空间矢量合成图如图 2-7 所示，根据上述平衡等效原则<sup>[84]</sup>，则：

$$T_s U_{\text{out}} = T_4 U_4 + T_6 U_6 + T_0 (U_0 \text{ 或 } U_7) \quad (2-33)$$

$$T_4 + T_6 + T_0 = T_s \quad (2-34)$$

$$\begin{cases} U_1 = \frac{T_4}{T_s} U_4 \\ U_2 = \frac{T_6}{T_s} U_6 \end{cases} \quad (2-35)$$

式中： $T_0$  代表  $U_0$  的作用时间； $T_4$  代表  $U_4$  的作用时间； $T_6$  代表  $U_6$  的作用时间。

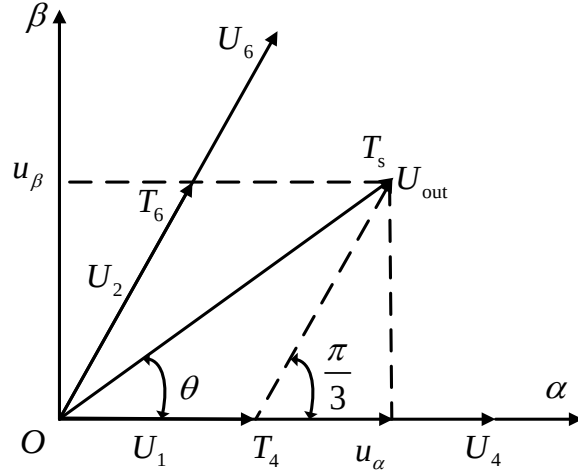


图 2-7 电压空间矢量合成图

由图 2-7 可知：

$$\frac{|U_{out}|}{\sin \frac{2\pi}{3}} = \frac{|U_1|}{\sin(\frac{\pi}{3} - \theta)} = \frac{|U_2|}{\sin \theta} \quad (2-36)$$

$$\begin{cases} u_\alpha = \frac{T_4}{T_s} |U_4| + \frac{T_6}{T_s} |U_6| \cos \frac{\pi}{3} \\ u_\beta = \frac{T_6}{T_s} |U_6| \sin \frac{\pi}{3} \end{cases} \quad (2-37)$$

其中： $\theta$  为主矢量与合成矢量的夹角。

通过简单变换，式(2-37)为：

$$\begin{cases} T_4 = \frac{\sqrt{3}T_s}{2U_{dc}} (\sqrt{3}u_\alpha - u_\beta) \\ T_6 = \frac{\sqrt{3}T_s}{2U_{dc}} u_\beta \end{cases} \quad (2-38)$$

如表 2-2 所示，每个扇区作用时间各不相同，并令其他扇区各矢量的作用时间分别为  $a$ 、 $b$ 、 $c$ ，并表示为：

$$\begin{cases} a = \frac{\sqrt{3}T_s u_\beta}{U_{dc}} \\ b = \frac{\sqrt{3}T_s}{U_{dc}} (\frac{3}{2}u_\alpha + \frac{1}{2}u_\beta) \\ c = \frac{\sqrt{3}T_s}{U_{dc}} (-\frac{\sqrt{3}}{2}u_\alpha + \frac{1}{2}u_\beta) \end{cases} \quad (2-39)$$

表 2-2 每个扇区作用时间



| $N$   | 1                             | 2    | 3    | 4    | 5    | 6    |
|-------|-------------------------------|------|------|------|------|------|
| $T_4$ | $c$                           | $b$  | $-c$ | $-a$ | $a$  | $-b$ |
| $T_6$ | $b$                           | $-a$ | $a$  | $Z$  | $-b$ | $-c$ |
| $T_0$ | $T_0 = (T_s - T_4 - T_6) / 2$ |      |      |      |      |      |

当  $T_4 + T_6 > T_s$  时，进行调制处理：

$$\begin{cases} T_4 = \frac{T_4}{T_4 + T_6} T_s \\ T_6 = \frac{T_6}{T_4 + T_6} T_s \end{cases} \quad (2-40)$$

在实际应用中，若要做到 SVPWM 信号的实时调制，首先需要了解该参考电压矢量  $U_{out}$  所处在哪个特定的区间位置，并通过适当的零矢量以及其相邻的两电压矢量合成为参考电压矢量。

定义  $U_{ref1}$ 、 $U_{ref2}$  和  $U_{ref3}$  这三个变量，并令其分别表示为：

$$\begin{cases} U_{ref1} = u_\beta \\ U_{ref2} = \frac{\sqrt{3}}{2} u_\alpha - \frac{1}{2} u_\beta \\ U_{ref3} = -\frac{\sqrt{3}}{2} u_\alpha - \frac{1}{2} u_\beta \end{cases} \quad (2-41)$$

式(2-41)中： $u_\alpha$  代表  $U_{out}$  在  $\alpha$  轴上的分量； $u_\beta$  代表  $U_{out}$  在  $\beta$  轴上的分量。

此外，定义  $A_1$ 、 $B_1$  和  $C_1$  这三个变量，并令：

当  $U_{ref1} > 0$  时， $A_1 = 1$ ，否则  $A_1 = 0$ ；

当  $U_{ref2} > 0$  时， $B_1 = 1$ ，否则  $B_1 = 0$ ；

当  $U_{ref3} > 0$  时， $C_1 = 1$ ，否则  $C_1 = 0$ 。

此时，令  $M = 4C_1 + 2B_1 + A_1$ ，即可得到  $M$  与各个扇区的对应关系，如表 2-3 所示。

表 2-3  $M$  与各个扇区的对应关系

| $M$  | 5  | 6 | 4  | 5   | 1  | 3 |
|------|----|---|----|-----|----|---|
| 对应扇区 | VI | V | IV | III | II | I |

此外，若  $U_{out}$  角度已经确定，也可按照图 2-8 划分扇区。

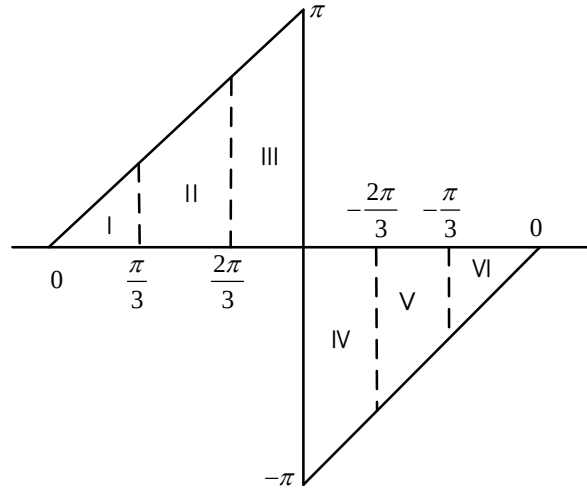


图 2-8  $U_{out}$  与各个扇区之间的关系

## 2.4 PMSM 矢量控制策略

PMSM 矢量控制系统采用  $i_d = 0$  控制策略，其中包括了转速环和电流环两个控制闭环系统，该控制策略均采用 PI 控制器，转速环和电流环通过 PI 控制器得到  $U_d$ 、 $U_q$ ，通过反 Park 变换传输给 SVPWM 控制信号，并通过逆变器电压信号转变为频率和幅值可调的三相交流电，以此来驱动 PMSM 的运行，并通过反馈信号的处理，实现了闭环控制系统。

因此，为了验证 PMSM 矢量控制策略的有效性，在 MATLAB/Simulink 软件中，通过 PMSM 数学模型和 PI 控制搭建了  $i_d = 0$  的矢量控制系统模型，并对其进行仿真验证，系统框图如图 2-9 所示。

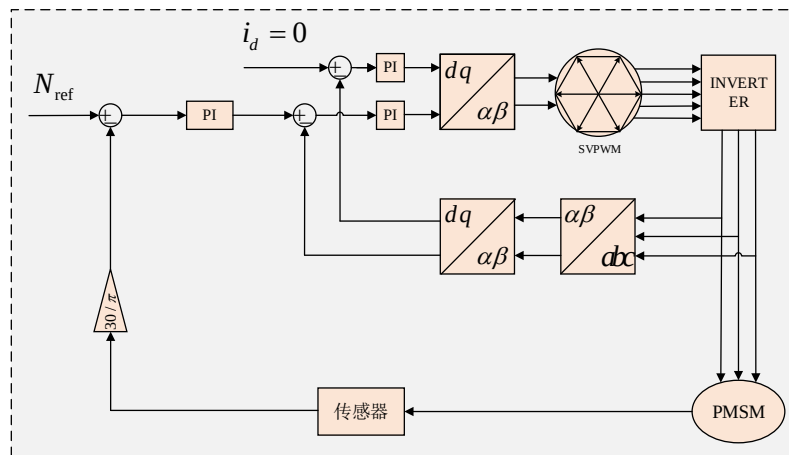


图 2-9 PMSM 矢量控制系统图

电机相关参数设定如表 2-4 所示。

表 2-4 PMSM 参数

| 参数                                                | 符号       | 参数值                  |
|---------------------------------------------------|----------|----------------------|
| 定子电阻/ $\Omega$                                    | $R$      | 2.875                |
| $E$                                               | $L_d$    | $8.5 \times 10^{-3}$ |
| $q$ 轴电感/H                                         | $L_q$    | $8.5 \times 10^{-3}$ |
| 极对数                                               | $P_n$    | 4                    |
| 转动惯量/( $\text{kg} \cdot \text{m}^2$ )             | $J$      | $3 \times 10^{-3}$   |
| 永磁体磁链/Wb                                          | $\psi_f$ | 0.175                |
| 摩擦系数/( $\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}$ ) | $B$      | $2 \times 10^{-3}$   |

仿真工况 1：电机空载启动，运行时间为 0-0.4s，期望转速设置为 1000r/min，仿真结果如图 2-10、图 2-11 所示。

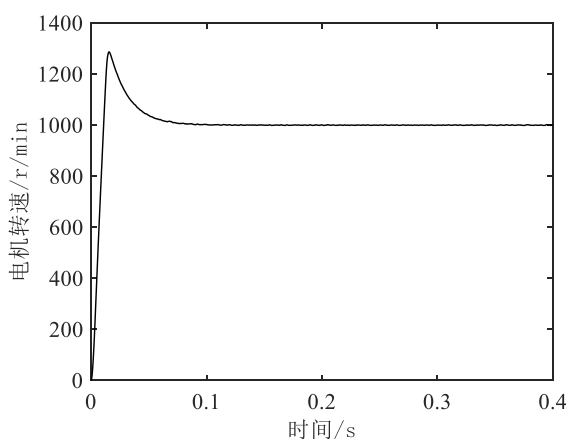


图 2-10 电机转速

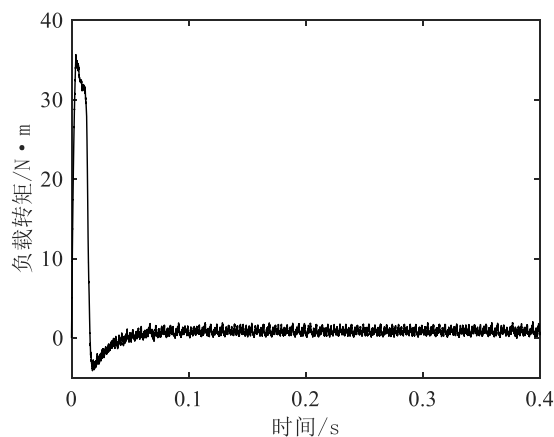


图 2-11 电机负载转矩

图 2-10 和图 2-11 分别为电机空载启动后的转速图和负载转矩图。从图中可以看出，传统的 PI 控制器使得电机转速存在超调现象，超调量达到了 280r/min，且转速缓慢达到稳定状态。负载转矩在电机运行时跃升至 35 N·m 后，能快速回到在 0N·m，随后，系统保持稳定状态。

仿真工况 2：电机空载启动，运行时间为 0-0.4s，期望转速设置为 1000r/min，且在  $t=0.2\text{s}$  时突加  $10\text{N}\cdot\text{m}$  的负载，仿真结果如图 2-12、图 2-13 所示。

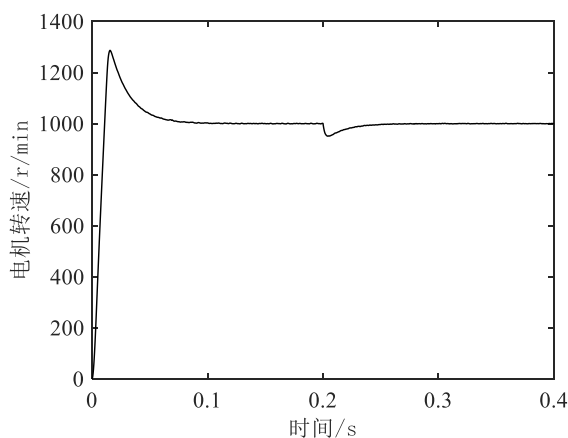


图 2-12 突加负载后电机转速

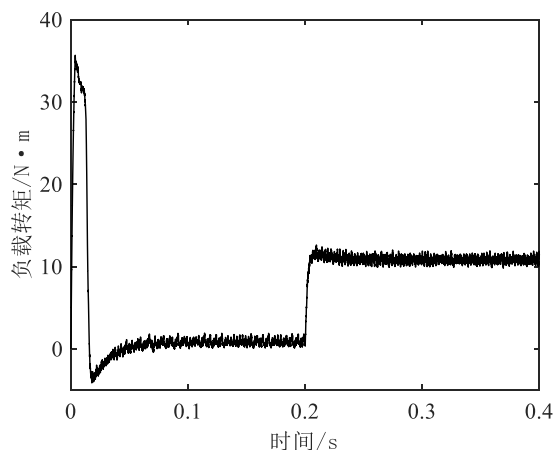


图 2-13 突加负载后电机负载转矩

从图 2-12 为电机转速观测图，从图中可以看出，电机启动时，传统的 PI 控制器使得转速存在超调现象且超调量较大，转速升高约 280r/min 左右且趋近速度较慢，随后稳定，在加入  $10\text{N}\cdot\text{m}$  负载后，转速下降了 60r/min 左右，随后逐渐缓慢趋近于设定转速。图 2-13 为负载转矩观测图，从图中可以看出，在 0.2s 后加入负载后，系统负载跃升为  $10\text{N}\cdot\text{m}$ ，随后系统达到稳定状态。

仿真工况 3：电机空载启动，运行时间为 0-0.4s，转速设置为 800r/min，且在  $t=0.2\text{s}$  时转速突变为 1000r/min，仿真结果如图 2-14、图 2-15 所示。

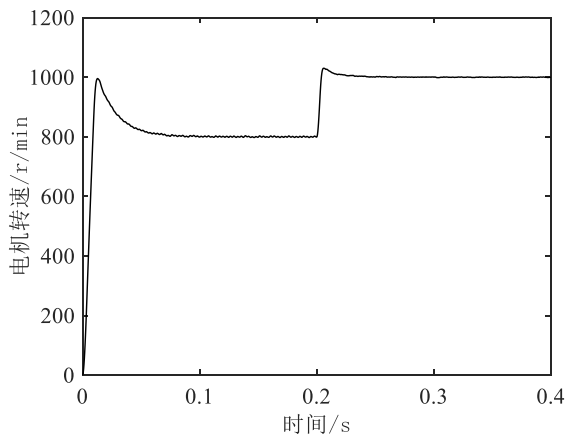


图 2-14 转速突变后电机转速

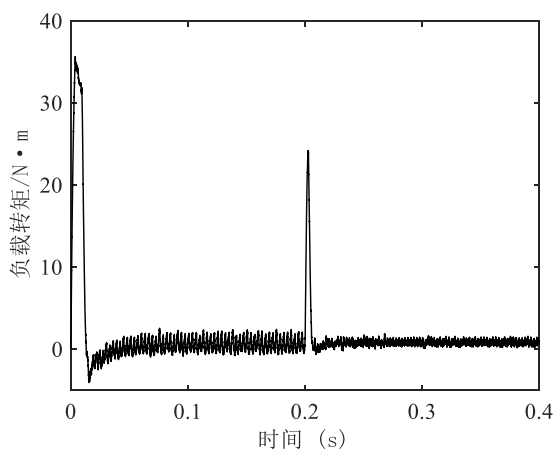


图 2-15 转速突变后电机负载转矩

从图 2-14 为电机转速突变观测图，从图中可以看出，电机启动时，在传统的 PI 控制器下，电机转速存在超调现象且超调量较大，转速升高约 200r/min 左右后趋近到 800r/min，随后稳定，在 0.2s 转速突变后，电机转速能够快速跃升至 1000r/min，并伴随着少量超调，随后转速稳定在 1000r/min，系统保持稳定。图 2-15 为电机转速突变负载转矩观测图，从图中可以看出，在 0.2s 转速发生突变时，系统负载跃升至 25N·m 并快速回到 0N·m，随后，系统达到稳定状态。

综上所述，采用  $i_d = 0$  的矢量控制系统能够满足 PMSM 系统的控制要求，因此，本文在后续在无传感器控制及其电机参数辨识的研究中，均采用  $i_d = 0$  的 PMSM 控制策略。

## 2.5 本章小结

本章首先介绍 PMSM 的转子结构可分为表贴式和内置式，并进行分析对比，选取表贴式 PMSM 作为研究对象，其次，对 PMSM 的数学模型、坐标变换以及 SVPWM

技术进行了详细介绍与分析，并搭建了 PMSM 矢量控制策略模型和仿真分析，验证了该方法的有效性，能够满足 PMSM 的系统运行要求。

## 第3章 基于滑模控制器参数优化与改进 SSTEKF 算法的 PMSM 控制系统

虽然电机的控制方法在不断完善，但 PMSM 本身作为一个非线性显著且变量间存在强耦合特性的复杂系统，在运行工况复杂多变时易引发参数变化，这对实现精准转速跟踪控制提出了严峻挑战。传统 PI 控制器的参数整定通常依赖经验调试且缺乏在线调节能力，当系统遇到参数失配或强扰动时难以维持稳定状态<sup>[85]</sup>。因此，需要提出一种具有稳定性高、鲁棒性强的控制器，确保 PMSM 控制系统在面对复杂工况下依旧能稳定运行。

为此，本章提出了一种新的 PMSM 控制策略。首先，提出了一种新型自适应指数趋近律，以解决传统趋近律的抖振和滑模面趋近时间长的问题，利用新型趋近律进行速度环滑模控制器设计，其电流环采用 PI 控制器。为了进一步提高控制精度，采用基于遗传粒子群混合算法对滑模控制器参数进行整定，能有效提高系统的控制性能；其次，基于 Cholesky 三角分解的思想，在强跟踪扩展卡尔曼算法的基础上，推导出了对称强跟踪扩展卡尔曼算法，对电机的转子转速和位置进行估计，构建了基于 GAPSO 整定新型滑模控制器参数和 SSTEKF 算法的 PMSM 无传感器控制方法。

### 3.1 滑模控制基本原理

滑模控制系统的动态特性主要由趋近率和滑模面两个核心要素决定。在初始阶段，趋近率的合理选择直接影响系统状态向量向滑模面的趋近速度，而滑模面的优化设计可显著抑制不确定性和外界干扰对控制系统的影响，保持良好的鲁棒性。

一般情况下的非线性系统<sup>[86]</sup>：

$$\dot{x} = f(x, u, t) \quad (3-1)$$

式(3-1)：  $u \in R^m$  为系统的控制变量，  $x \in R^n$  为系统的状态变量，  $t$  为时间量。

此外，定义一个滑模面为  $s(x, t)$ ，将上式(3-1)的系统状态分为两部分，即  $s(x, t) > 0$  和  $s(x, t) < 0$ ，如图 3-1 所示，可得到以下三种情况，其中 A 为起始点，B 为滑模面上的一般点，C 为终止点。

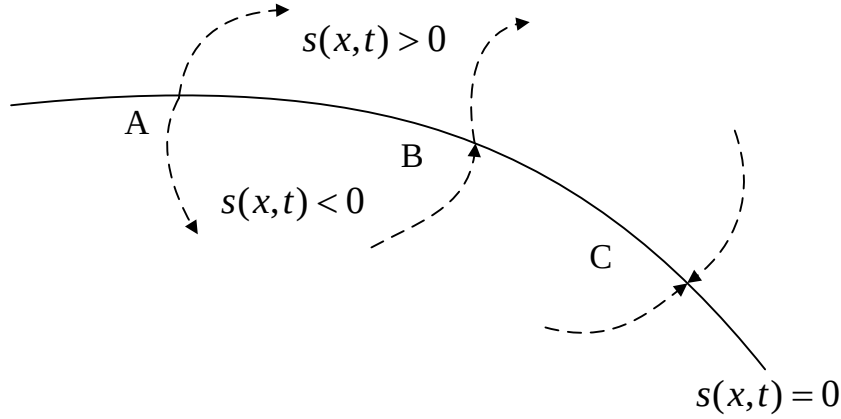


图 3-1 系统在滑模面上的三种情况

(1)在滑模控制系统中，当系统状态首次抵达初始位置 A 时，系统呈现双向发散特性，即向  $s(x,t) < 0$  以及  $s(x,t) > 0$  两个方向运动。

(2)对于滑模面上的一般点 B，当系统状态到达该位置时，由于惯性效应，产生超调现象，最终渐离滑模面。

(3)当系统状态到达终止点 C 时，系统不再呈现发散趋势，转而进入理想运动模式，沿滑模面持续运动。

考虑其系统状态会在滑模面两侧来回穿越，则对于系统状态在滑模面的不同侧时，需要有不同的控制函数，如下：

$$u(x,t) = \begin{cases} u^+(x,t), & s(x,t) > 0 \\ u^-(x,t), & s(x,t) < 0 \end{cases} \quad (3-2)$$

上式中， $u^+(x,t) \neq u^-(x,t)$ ，使得：

- (1)系统需具备滑动模态的生成条件；
- (2)保证全局可达性，即所有初始位于滑模面外的状态轨迹都能够在有限时间内收敛至滑模面；
- (3)维持滑动模态的渐近稳定性；
- (4)符合控制系统设定的动态性能指标。

该控制方法主要包含两个典型运动阶段，即系统趋近阶段和系统滑动阶段，如图 3-2 所示。首先是从 A 点到 B 点的趋近运动，表现为系统状态从滑模面外区域向滑模面趋近的过程；随后是从 B 点到 C 点的滑模运动，其特征为系统沿滑模面向平衡点进



行的渐进式滑动。这种双阶段机制既保证了系统的快速响应特性，又能有效抑制参数扰动和外部干扰的影响。

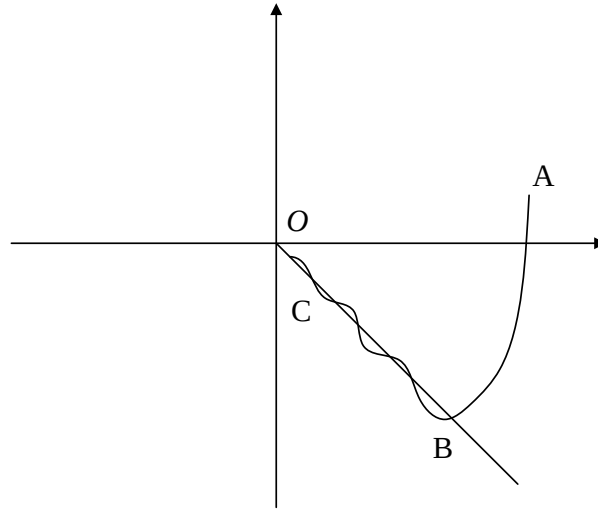


图 3-2 滑模控制系统的两个运动阶段

## 3.2 PMSM 新型滑模控制器

### 3.2.1 传统滑模趋近律

由 3.1 分析可知，滑模趋近律对于控制器的设计至关重要，不仅会影响系统状态的趋近速度，还会影响系统的抖振幅度。因此，可以通过对趋近律的合理设计达到改善 PMSM 系统稳定性和鲁棒性的效果。

常见的传统滑模趋近律有<sup>[87]</sup>：

#### (1) 等速趋近律

$$\dot{s} = -\varepsilon \operatorname{sgn}(s), \varepsilon > 0 \quad (3-3)$$

对于式(3-3)，该趋近律的设计较为简单，但在实际应用中，系统抖振幅度可能较大。其中， $\varepsilon$  代表滑模增益，其值的大小影响系统状态趋近滑模面的速度。其值较大，趋近速度就较大，可能会引起较大抖振现象；其值较小，趋近速度就较小，可能导致系统状态不能很好到达滑模面。

#### (2) 指数趋近律

$$\dot{s} = -\varepsilon \operatorname{sgn}(s) - qs, \varepsilon, q > 0 \quad (3-4)$$

该趋近律通过指数项使系统状态在远离滑模面时快速趋近，同时利用变速项增强对外部扰动的鲁棒性。其收敛速度较快，但符号函数可能导致滑模面附近的高频抖振。

因此，通过合理调节其参数，可在收敛速度与抖振抑制之间实现平衡，常用于电机驱动、航天器姿态控制等对动态响应和抗干扰能力要求较高的场景。

### (3) 幂次趋近律

$$\dot{s} = -q |s|^a \operatorname{sgn}(s), q > 0, 1 > a > 0 \quad (3-5)$$

该趋近律的特点是当系统状态远离滑模面时以较高速度趋近，而在接近滑模面时通过幂次项调节收敛速率，既能在有限时间内实现快速收敛，又能有效削弱传统滑模控制中因高频切换引起的抖振问题，尤其适用于对收敛速度和鲁棒性要求较高的非线性系统控制。

### (4) 一般趋近律

$$\dot{s} = -\varepsilon \operatorname{sgn}(s) - f(s) \quad (3-6)$$

该趋近律设计具有较大的灵活性，可以通过调节函数结构及其参数，平衡趋近速度与抑制抖振能力。

#### 3.2.2 新型滑模趋近律

针对传统滑模控制器因其指数趋近律存在符号函数而易引起抖振的问题，为了提高 PMSM 调速系统的动态品质，本文设计了一种新型自适应指数趋近律来设计滑模控制器，新型自适应指数趋近律如式(3-7)所示：

$$\begin{cases} \dot{s} = -\beta |z| f(s) - \sigma s, \beta, \sigma > 0 \\ f(s) = \frac{2}{1 + \exp(-\alpha s)} - 1 \end{cases} \quad (3-7)$$

式中： $s$  为滑模面函数； $f(s)$  为  $\operatorname{sigmoid}(s)$  边界函数； $\beta$  为大于零的常数，本文取值为 199； $\alpha$  为常数，本文取 0.01，其大小影响函数的收敛性； $\sigma$  为常数， $\sigma s$  为指数项； $\beta|z|f(s)$  为变速项。

通过在传统指数趋近律中引入系统状态变量，能加快系统趋近速度，降低系统抖振幅度，以及通过利用具有光滑连续特性的  $\operatorname{sigmoid}(s)$  函数代替传统符号函数  $\operatorname{sgn}(s)$ ，来实现对传统符号函数进行连续性处理，达到改善其在趋近滑模面时常出现不连续的问题，从而抑制抖振现象。

本文采用  $i_d = 0$  控制策略，由式(2-16)、式(2-18)得：

$$\begin{cases} \frac{di_q}{dt} = \frac{1}{L_s}(U_q - Ri_q - P_n\omega_m\psi_f) \\ \frac{d\omega_m}{dt} = \frac{1.5P_n\psi_f i_q - T_L}{J} \end{cases} \quad (3-8)$$

定义 PMSM 系统状态变量：

$$\begin{cases} z_1 = \omega_{ref} - \omega_m \\ z_2 = \dot{z}_1 = -\dot{\omega}_m \end{cases} \quad (3-9)$$

式中： $\omega_{ref}$  为系统期望角速度。

再通过式(3-8)、式(3-9)得：

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = -\dot{\omega}_m = \frac{1}{J}(T_L - 1.5P_n\psi_f i_q) \\ \dot{z}_2 = \ddot{z}_1 = -\ddot{\omega}_m = -\frac{1.5P_n\psi_f \dot{i}_q}{J} \end{cases} \quad (3-10)$$

令  $D = -\frac{1.5P_n\psi_f i_q}{J}$ ， $u = \frac{di_q}{dt}$ ，得：

$$\begin{bmatrix} \dot{z}_1 \\ \dot{z}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ D \end{bmatrix} u \quad (3-11)$$

定义滑模面如下所示：

$$s = cz_1 + z_2 \quad (3-12)$$

上式中， $c$  为控制  $z_1$  的变量，且  $c>0$ 。

对式(3-12)进行求导得：

$$\dot{s} = c\dot{z}_1 + \dot{z}_2 = cz_2 + Du \quad (3-13)$$

则由式(3-8)、式(3-13)可得  $u$  为：

$$u = \frac{1}{D}[-\beta|z|f(s) - \sigma s - cz_2] \quad (3-14)$$

故可得速度环控制器的控制输出量  $i_q$  表达式为：

$$i_q = \int_0^t \frac{1}{D}[-\beta|z|f(s) - \sigma s - cz_2]dt \quad (3-15)$$

最后进行系统稳定性分析，选取 Lyapunov 函数为：

$$V = \frac{1}{2}s^2 \quad (3-16)$$

则：

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s\dot{s} = s[-\beta|z|f(s) - \sigma s] \\ &= -\beta|z|f(s)s - \sigma s^2 \end{aligned} \quad (3-17)$$

当  $s>0$  时,  $f(s)>0$ , 则  $\dot{V} < 0$ ; 当  $s<0$  时,  $f(s)<0$ ,  $f(s)s>0$ , 则  $\dot{V} < 0$ 。因此该滑模控制系统是渐进稳定的。

由式(3-15)所示, 速度环控制器的控制输出量  $i_q$  与  $\beta$ 、 $\sigma$ 、 $c$  三个参数紧密相关, 因此, 为了进一步提高速度环控制器的控制效果, 本文提出了基于 GAPSO 算法来对其控制器参数进行整定。

### 3.3 遗传粒子群算法

#### 3.3.1 粒子群算法

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种基于群体智能的随机优化算法, 灵感源于鸟群捕食的行为<sup>[88]</sup>。其核心思想是通过模拟群体中个体(粒子)间的信息共享与协作寻找最优解: 每个粒子在解空间中运动, 根据自身历史最优位置和群体全局最优位置动态调整速度与方向, 逐步逼近目标函数的最优解。算法通过简单的位置-速度更新公式实现高效搜索, 兼具全局探索与局部开发能力, 适用于连续优化问题, 如函数优化、参数寻优等领域<sup>[89]</sup>。

粒子的速度和位置更新公式如下:

$$\begin{cases} v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})^T \\ x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})^T \\ p_{id} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})^T \\ p_{gbest} = (p_{gbest1}, p_{gbest2}, \dots, p_{gbestD})^T \\ v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1r_1(p_{id} - x_{id}^k) + c_2r_2(p_{gbest} - x_{id}^k) \\ x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \\ i = 1, 2, \dots, m \\ d = 1, 2, \dots, D \end{cases} \quad (3-18)$$

式中： $v_i$ 为粒子飞行速度； $x_i$ 为粒子当前位置； $p_{id}$ 为粒子  $i$  当前的最优位置； $p_{gbest}$ 为粒子种群的最优位置； $c_1$ 、 $c_2$ 为学习(加速)因子，常数； $r_1$ 、 $r_2$ 为[0, 1]之间的随机数； $D$ 为粒子维数； $w$ 为惯性权重，使粒子保持运动惯性，较大的  $w$  有利于跳出局部极值，较小的  $w$  有利于算法收敛。

### 3.3.2 遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是一种模拟自然界生物进化机制的全局优化算法，通过模拟“自然选择”和“遗传变异”过程迭代搜索最优解。其核心流程包括选择、交叉和变异。算法以种群为单位迭代进化，通过保留高适应度个体逐步逼近问题最优解，适用于离散或连续优化问题，尤其在组合优化、参数调优、路径规划等复杂场景中表现出较强的鲁棒性和全局搜索能力<sup>[90]</sup>。

GA 算法常用 Gray 编码、二进制编码和实数编码等三种编码方式。其中 Gray 编码也称为循环二进制码或反射二进制码，是一种二进制数系统，其中两个连续的数值仅有一位数的差异。这种编码方式最初由弗兰克·格雷(Frank Gray)于 1953 年提出，用于解决通信中的错误最小化问题，现在广泛应用于模拟-数字转换和位置-数字转换中。其主要特点是任意两个相邻的代码只有一位二进制数不同，这种特性使得在数字系统中，代码按一定顺序变化时，能够避免错误的发生<sup>[91]</sup>。

二进制编码是最常用的编码方式，其优点是编解码简单，交叉和变异操作易于实现。但其缺点为在连续函数优化的问题中，二进制编码可能导致局部搜索能力差，接近最优解时可能会远离最优解。

实数编码也称为浮点数编码，适用于精度要求较高的问题，不仅便于大空间的遗传搜索，提高了运算效率，还便于遗传算法与其他经典优化方法的混合使用。

综上所述，本文采用实数编码，不必进行数制变换，可直接在表现型上进行遗传操作。实数编码是在传统二进制编码基础上发展起来的，适用于传统 GA 中范围较大的数。

轮盘赌选择策略(亦称比例选择法)是遗传算法中常用的个体筛选机制，其核心原理为：种群内各个体被选择的概率与其适应度值呈正相关关系。

该方法包含以下步骤：

- (1)针对种群规模为  $M$  的群体，逐一计算各候选个体的适应度  $f(i=1, 2, \dots, M)$ ；
- (2)依据适应度值按比例分配每个个体进入下一代的概率：

$$P(x_i) = \frac{f(x_i)}{\sum_{j=1}^N f(x_j)} \quad (3-19)$$

(3)对所有个体分别进行累积概率计算:

$$Q(x_i) = \sum_{j=1}^i P(x_j) \quad (3-20)$$

(4)在 0 到 1 范围内生成均匀分布的随机数  $r$ ;

(5)若随机数  $r$  小于首个累积概率  $Q(x_1)$ , 则选中第一个个体; 反之, 则选中满足  $Q(x_{k-1}) \leq r \leq Q(x_k)$  条件的第  $k$  个个体;

(6)重复(4)、(5)共  $M$  次。

式中:  $P(x_i)$  为个体  $x_i$  的选择概率;  $f(x_i)$  为个体  $x_i$  的适应度;  $N$  为群体大小;  $Q(x_i)$  为染色体  $x_i = (1, 2, \dots, n)$  的累积概率。

交叉算子是 GA 算法区别其它优化算法的本质特征, 通过染色体层面的基因重组实现种群迭代更新, 并用于组合新的个体在解空间中快速并有效地进行搜索, 起到全局搜索寻优的效果<sup>[92]</sup>。其中, 算术交叉是遗传算法中针对实数编码个体设计的重组策略, 其核心机制是通过父代基因的线性加权融合生成后代个体。假设两个个体分别为  $x_A = (x_{A1}, x_{A2}, \dots, x_{An})$ ,  $x_B = (x_{B1}, x_{B2}, \dots, x_{Bn})$ , 则交叉后的新个体为:

$$\begin{cases} x_A^{\text{new}} = \alpha x_B + (1-\alpha)x_A \\ x_B^{\text{new}} = \alpha x_A + (1-\alpha)x_B \end{cases}, \alpha \in (0,1) \quad (3-21)$$

PSO 算法兼具快速收敛和全局寻优能力, 且实现复杂度较低, 在变异操作中融入粒子群的位置更新规则, 即个体不仅依据随机扰动调整基因, 还参照自身历史最优解及群体最优解的方向进行修正, 既保留了遗传算法的全局探索特性, 又利用粒子群的社会信息共享加速收敛。假设个体为  $x^i = (x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i)$ ,  $x_j^i \in [a_j, b_j]$ ,  $i=1,2; j=1,2,\dots,n$ , 其中待变异分量为  $x_j^i$ , 新个体按下式变异:

$$x_{j_{\text{new}}}^i = wx_j^i + c_1 r_1 (b_j - x_j^i) + c_2 r_2 (x_j - x_j^i) \quad (3-22)$$

其中,  $x_j$  是上一代最优个体的第  $j$  个分量。

### 3.3.3 遗传粒子群混合算法整定滑模控制器参数

在粒子群算法中，粒子位置的更新主要是通过通过与周围粒子、粒子群中最优位置的粒子相比较来进行进化的，其迭代收敛速度较低，容易陷入局部最优。对于遗传算法而言，存在选择、交叉、变异等操作，使得求解过程复杂，计算时间长，效率较低。因此，本文在 GA 算法的变异过程中融入 PSO 算法的位置更新规则，通过将两者算法相结合，提出了一种 GAPSO 混合算法，并对滑模控制器的相关参数进行整定。

具体步骤如下：

(1)参数初始化：设置滑模控制器参数  $\beta$ 、 $\sigma$ 、 $c$  的取值范围；学习因子  $c_1$ 、 $c_2$ ；惯性因子  $w$ ；交叉和变异概率  $P_c$ 、 $P_m$ ；粒子群的个数  $Pop_{size}$ ；粒子群进行迭代后保留的粒子个数  $L$ ；PSO 算法迭代次数以及总次数  $P$ 、 $P_{max}$ ；GAPSO 算法迭代次数以及总次数  $Gen$ 、 $Gen_{max}$ ；

(2)生成粒子群：在滑模控制器参数  $\beta$ 、 $\sigma$ 、 $c$  的取值范围内，随机生成  $Pop_{size}$  个粒子，并计算每个粒子的目标函数值；

(3)设置迭代次数：令  $Gen=1$ ；

(4)如果  $Gen \leq Gen_{max}$ ，则进行步骤(5)；否则进入步骤(15)；

(5)PSO 算法迭代次数： $P=1$ ；

(6)判断 PSO 算法迭代次数是否达到上限：若  $P \leq P_{max}$ ，则进行步骤(7)；否则进入步骤(9)；

(7)按照式(3-18)更新每个粒子的速度和位置，直到达到 PSO 算法迭代次数上限  $P_{max}$ 。在更新粒子位置时，需要根据当前粒子的  $\beta$ 、 $\sigma$ 、 $c$  参数值计算出对应的滑模控制器，并将其应用于目标系统，得到控制效果并计算目标函数值；

(8)令  $P=P+1$ ，返回步骤(6)；

(9)粒子排序：将生成的粒子  $Pop_{size}$  按目标函数值大小进行排序；

(10)选取并保留粒子：选取  $Pop_{size}$  中  $L$  个最优粒子，并删除其较差的粒子；

(11)由保留的  $L$  个粒子再通过式(3-19)和式(3-20)进行选择复制生成  $Pop_L$  个 GA 粒子，对于每个 GA 粒子，需要随机选择其中一个滑模控制器参数，并从保留的  $L$  个粒子中随机选择一个该参数值，然后将该参数值赋值给新生成的 GA 粒子；

(12)按式(3-21)、式(3-22)进行交叉与变异；

(13)将  $L$  个粒子与  $Pop_L$  个粒子合并，形成新的粒子群  $N-Pop_{size}$ ，进入下一次 GAPSO 算法迭代；

(14)令  $Gen=Gen+1$ ，进入步骤(4)；

(15)输出最优解与最优函数值：从所有粒子中选择适应度最好的粒子作为全局最优，输出其对应的滑模控制器参数组合作为优化结果。

GAPSO 算法流程图如图 3-3 所示：

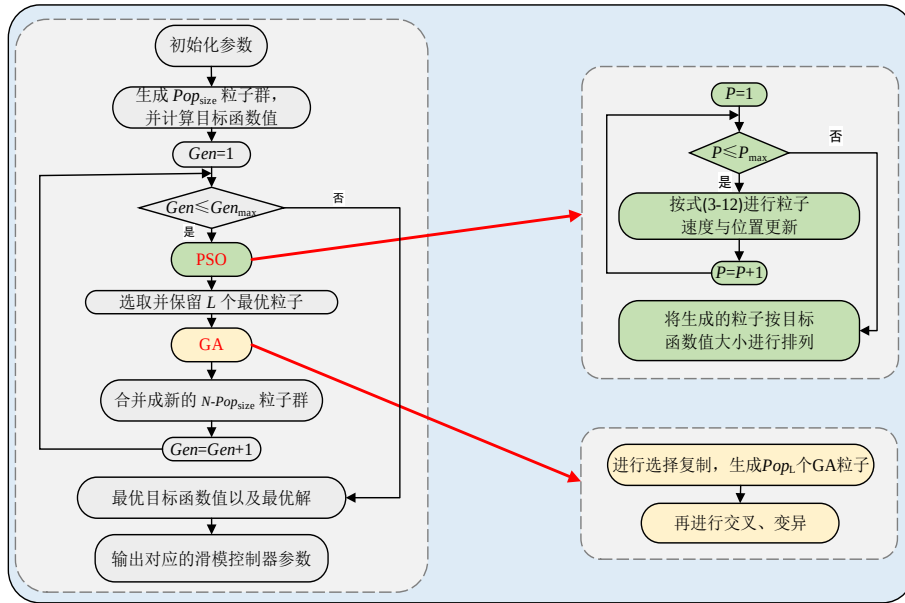


图 3-3 GAPSO 算法流程图

评价函数是评价参数优劣的重要指标，需要考虑系统的快速性、准确性和稳定性，选取合适的评价函数为：

$$J(p) = \int_0^{\infty} (|e(t)| + |u(t)|) dt \quad (3-23)$$

式中： $e(t)$ 为系统的误差； $u(t)$ 为控制量；评价函数  $J(p)$ 值越小，说明对应的粒子  $p$  越靠近全局最优解。



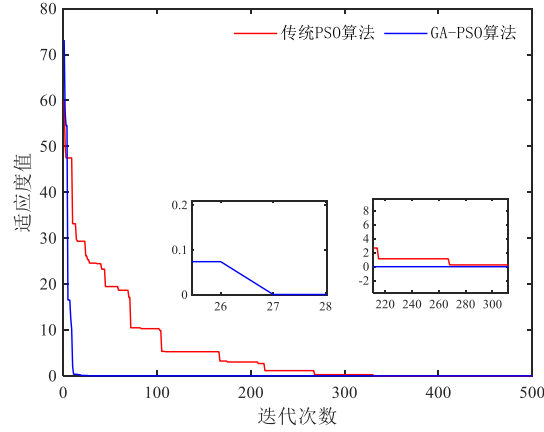


图 3-4 PSO 算法与 GAPSO 算法迭代次数

为了对比 PSO 算法与 GAPSO 算法的迭代收敛速度，选取参数为：学习因子  $c_1 = c_2 = 1.495$ ；惯性因子为 0.5；粒子维数  $D=3$ ；迭代次数均为 500；杂交概率  $P_c = 0.5$ ；变异概率  $P_m = 0.05$ ；

由图 3-4 可知，传统的 PSO 算法在寻找目标函数与目标值的最优解时，迭代速度较慢，在 270 代左右才能找到目标函数的最优解，且在全局搜索过程中会陷入局部最优。而基于遗传算法的粒子群算法不仅迭代速度快，在 27 代左右就找到目标函数的最优解，并且不会像传统 PSO 算法一样陷入局部最优，具有更好的全局搜索能力和更快的迭代速度。

综上所述，设计新型自适应趋近律的滑模速度控制器，再利用基于 GAPSO 混合算法对速度环控制器的参数  $\beta$ 、 $\sigma$ 、 $c$  进行整定，得出最优解，使速度环滑模控制器的控制效果得到进一步提高。同时在 PMSM 无传感器控制中，电机转子转速和位置信息的准确估计对其控制效果也有十分重要的影响，下面就对本文提出的对称强跟踪扩展卡尔曼估计算法进行介绍。

### 3.4 改进强跟踪扩展卡尔曼滤波算法

#### 3.4.1 扩展卡尔曼滤波算法

卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)算法是一种递归的最优估计算法，用于估计线性动态系统中不可直接观测的状态。它通过结合系统的状态方程、测量方程以及过程噪声和测量噪声，能够在存在噪声的情况下提供最优的状态估计。卡尔曼滤波算法的主要思想是利用系统的动态模型和实际测量数据来不断修正系统状态的估计，使得其最终的估计值尽可能接近真实值<sup>[93]</sup>。

然而卡尔曼滤波算法仅适用于线性系统，对于非线性系统的适用性有限，无法直接处理非线性系统的状态估计问题。扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)算法是针对非线性动态系统状态估计问题提出的改进方法。与标准卡尔曼滤波算法的线性假设不同，EKF 通过泰勒展开对非线性模型进行局部线性化处理，将标准 KF 算法框架拓展至非线性场景。该方法在伺服控制领域展现出显著优势，能够在较大速度范围内实现高精度状态追踪，尤其在接近零速的极低速工况下仍可保持稳定的转速估计性能，为非线性系统的实时状态观测提供了有效解决方案。

将 PMSM 在  $\alpha$ - $\beta$  坐标系中的数学模型重写状态空间形式为：

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_1 = \mathbf{A}\mathbf{x}_1 + \mathbf{B}u_1 \\ y_1 = \mathbf{C}\mathbf{x}_1 \end{cases} \quad (3-24)$$

$$\dot{\mathbf{x}}_1 = \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \\ w_m \\ \theta_m \end{bmatrix}, \mathbf{x}_1 = \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \\ w_m \\ \theta_m \end{bmatrix}, \mathbf{u}_1 = \begin{bmatrix} u_\alpha \\ u_\beta \\ T_e \\ T_L \end{bmatrix}, \mathbf{y}_1 = \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} \quad (3-25)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L_s} & 0 & \frac{P_n \psi_f \sin \theta_e}{L_s} & 0 \\ 0 & -\frac{R}{L_s} & \frac{-P_n \psi_f \cos \theta_e}{L_s} & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{B}{J} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_s} & 0 \\ \frac{1}{L_s} & \frac{1}{L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3-26)$$

式中： $x$  为系统状态变量， $u$  为系统输入变量， $y$  为系统输出变量。

在下文中 PMSM 转子位置与转速估计系统中，需结合式(3-24)，对 PMSM 的数学模型进行离散化处理，得其离散化数学模型为：

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_k = (\mathbf{I} + \mathbf{A}T)\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}T\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{V}_{k-1} \\ \hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{C}_k\mathbf{x}_k + \mathbf{W}_k \end{cases} \quad (3-27)$$

$$\mathbf{A}_k = \mathbf{I} + \mathbf{A}T = \begin{bmatrix} 1 - \frac{R}{L_s}T & 0 & \frac{P_n \psi_f \sin \theta_e}{L_s}T & 0 \\ 0 & 1 - \frac{R}{L_s}T & \frac{-P_n \psi_f \cos \theta_e}{L_s}T & 0 \\ 0 & 0 & 1 - \frac{B}{J}T & 0 \\ 0 & 0 & T & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3-28)$$

式中： $\mathbf{V}_k$  是系统噪声， $\mathbf{W}_k$  是测量噪声，两者均为零均值白噪声。令  $\mathbf{V}_k$  的协方差矩阵为  $\mathbf{Q}$  和  $\mathbf{W}_k$  的协方差矩阵为  $\mathbf{R}$ ，则有  $\mathbf{Q}$  和  $\mathbf{R}$  的定义为：

$$\begin{cases} \{\text{cov}(\mathbf{V}_k, \mathbf{V}_i) = E\{\mathbf{V}_k \mathbf{V}_i^T\} = \begin{cases} \mathbf{Q}, i = k \\ 0, i \neq k \end{cases} \\ \{\text{cov}(\mathbf{W}_k, \mathbf{W}_i) = E\{\mathbf{W}_k \mathbf{W}_i^T\} = \begin{cases} \mathbf{R}, i = k \\ 0, i \neq k \end{cases} \\ E\{\mathbf{V}_k\} = E\{\mathbf{W}_k\} = 0 \end{cases} \quad (3-29)$$

### 3.4.2 强跟踪扩展卡尔曼滤波算法

传统 EKF 算法是从含有噪声的数据中估计出电机的系统状态，会受到噪声的影响，因此，传统的 EKF 算法鲁棒性较差，使得系统状态估计会出现偏差，即算法跟踪能力变差，甚至可能导致系统产生发散现象。

为了克服传统 EKF 算法的缺点，强跟踪扩展卡尔曼(STEKF)算法通过残差序列相互正交，并在预测状态的误差协方差矩阵中引入多重次渐消因子，从而实时调节卡尔曼增益矩阵，如图 3-5 所示。

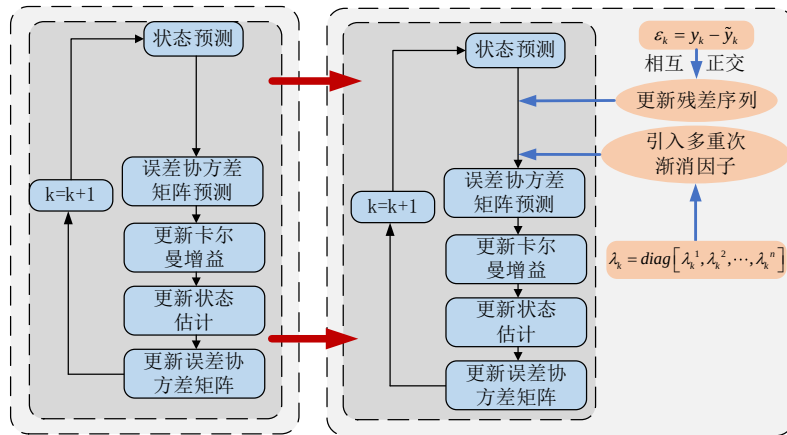


图 3-5 STEKF 算法流程图

STEKF 算法的状态估计分为两个阶段：预测阶段和更新阶段。预测阶段包括状态矢量预测、误差协方差矩阵预测。更新阶段包括计算卡尔曼增益矩阵、更新状态估计最优值以及更新误差协方差矩阵。

定义残差序列：

$$\varepsilon_k = y_k - \tilde{y}_k \quad (3-30)$$

满足以下正交原理：

$$E\left([x_k - \hat{x}_k][x_k - \hat{x}_k]^T\right) = \min \quad (3-31)$$

$$E\left(\varepsilon_k \varepsilon_{k+j}^T\right) = 0, k = 1, 2, 3, \dots, j = 1, 2, 3, \dots \quad (3-32)$$

选取的多重次渐消因子矩阵如下：

$$\lambda_k = \text{diag}\left[\lambda_k^1, \lambda_k^2, \dots, \lambda_k^n\right] \quad (3-33)$$

与 EKF 相比，STEKF 算法的预测误差协方差矩阵如下：

$$\tilde{\mathbf{P}}_k = \lambda_k \mathbf{D}_{k-1} \hat{\mathbf{P}}_{k-1} \mathbf{D}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_k \quad (3-34)$$

则 STEKF 算法的具体步骤如下：

状态矢量预测：

$$\tilde{x}_k = \mathbf{A}_k \hat{x}_{k-1} + \mathbf{B}_k u_k, \tilde{x}_k = f(\hat{x}_{k-1}, u_k) \quad (3-35)$$

误差协方差矩阵预测：

$$\tilde{\mathbf{P}}_k = \lambda_k \mathbf{D}_{k-1} \hat{\mathbf{P}}_{k-1} \mathbf{D}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_k \quad (3-36)$$

计算卡尔曼增益矩阵：

$$\mathbf{K}_k = \frac{\tilde{\mathbf{P}}_k \mathbf{H}_k^T}{\mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{P}}_k \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k} \quad (3-37)$$

更新状态估计最优值：

$$\hat{x}_k = \tilde{x}_k + \mathbf{K}_k (y_k - \mathbf{H}_k \tilde{x}_k) \quad (3-38)$$

更新误差协方差矩阵：

$$\hat{\mathbf{P}}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \tilde{\mathbf{P}}_k \quad (3-39)$$

### 3.4.3 对称强跟踪扩展卡尔曼滤波算法

如上所述，通过在 EKF 中引入多重次渐消因子，建立了具有多重次渐消因子的 STEKF 算法，多重次渐消因子的引入能实时调节卡尔曼增益，并使残差序列相互正交，增强算法的跟踪能力。但由式(3-34)所示，在一些情况下， $\tilde{\mathbf{P}}_k$  不一定为正定矩阵，会导致 STEKF 算法发散。

因为当每个渐消因子不同时，即  $\lambda_k^1 \neq \lambda_k^2 \neq \dots \neq \lambda_k^n$ ，令：

$$\mathbf{\Gamma}_k = \text{diag}\left[\lambda_k^1, \lambda_k^2, \dots, \lambda_k^n\right] \mathbf{D}_{k-1} \hat{\mathbf{P}}_{k-1} \mathbf{D}_{k-1}^T \quad (3-40)$$

则式(3-34)可表示为：

$$\tilde{\mathbf{P}}_k = \mathbf{\Gamma}_k + \mathbf{Q}_k \quad (3-41)$$

其中,  $\mathbf{Q}_k$  是正定矩阵,  $\mathbf{D}_{k-1} \hat{\mathbf{P}}_{K-1} \mathbf{D}_{k-1}^T$  也是正定矩阵。当对角元素不相等的对角矩阵乘以对称矩阵时, 矩阵不一定对称, 所以  $\mathbf{\Gamma}_k$  不一定为对称矩阵, 即  $\mathbf{\Gamma}_k$  不一定为正定矩阵, 则  $\tilde{\mathbf{P}}_k$  不一定为正定矩阵, 故可能导致算法估计不准确, 引起发散。

因此, 为了避免因  $\mathbf{\Gamma}_k$  不是正定矩阵而引起系统发散的情况出现, 本文针对强跟踪 EKF 算法的不足, 提出了一种改进的 STEKF 算法, 称为对称强跟踪扩展卡尔曼算法即 SSTEKF 算法。在 SSTEKF 算法中, 提出了一种基于 Cholesky 三角分解来定义多重次渐消因子矩阵  $\lambda_k$  的方法, 避免了  $\mathbf{\Gamma}_k$  不是正定矩阵的影响, 使误差协方差矩阵  $\tilde{\mathbf{P}}_k$  始终保持对称性。

基于 Cholesky 三角分解的思想, 定义  $\lambda_k$ :

$$\lambda_k = \mathbf{A}_k \mathbf{A}_k^T \quad (3-42)$$

则 SSTEKF 的误差协方差矩阵如下:

$$\tilde{\mathbf{P}}_k = \mathbf{A}_k \mathbf{D}_{k-1} \hat{\mathbf{P}}_{K-1} \mathbf{A}_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (3-43)$$

$$\mathbf{A}_k = \text{diag} \left[ \sqrt{\lambda_k^1}, \sqrt{\lambda_k^2}, \dots, \sqrt{\lambda_k^n} \right] \quad (3-44)$$

离线状态估计时可采用精度较高的无约束多元非线性规划算法, 如 DFP 变尺度法求解  $\lambda_k$  最优解, 其因迭代过程中运算复杂度高、收敛稳定性无法保障, 且存在计算负荷较大等问题, 难以满足电机控制系统的快速动态响应与实时性需求。

故为了减小历史数据对当前误差协方差矩阵的影响, 使 SSTEKF 算法的跟踪能力变强, 本文采用了一种简化算法来求解多重次渐消因子<sup>[94]</sup>。

具体方法如下:

定义残差序列的协方差矩阵  $\mathbf{V}_k$  为:

$$\mathbf{V}_k = \begin{cases} \varepsilon_1 \varepsilon_1^T, & k=1 \\ \frac{\varepsilon_1 \varepsilon_1^T + \rho \mathbf{V}_{k-1}}{1+\rho}, & k \geq 2 \end{cases} \quad (3-45)$$

式(3-45)中:  $\rho$  为遗忘因子, 其取值范围为[0.95,1]。

定义矩阵  $\mathbf{N}$ 、 $\mathbf{M}$ :

$$\begin{cases} N_k = V_k - \mu R_k - H_k Q_k H_k^T \\ M_k = H_k D_k \hat{P}_{k-1} H_k^T \end{cases} \quad (3-46)$$

对于式(3-44):

$$\lambda_k^i = \begin{cases} \sigma_i \eta_k, \sigma_i \eta_k > 1 \\ 1, \sigma_i \eta_k \leq 1 \end{cases} \quad i = 1, 2, 3, \dots \quad (3-47)$$

$$\eta_k = \frac{\text{tr}[N_k]}{\sum_{i=1}^n \sigma_i M_{ii,k}} \quad (3-48)$$

式中:  $\sigma_i$  为先验常数, 一般取值为  $\sigma_i \geq 1$ ;  $\mu$  为弱化因子, 为了减小渐消因子变化过大而造成的影响, 这里设置为 1.2;  $\text{tr}[\cdot]$  为矩阵的迹;  $\eta$  为被求解的待定因子。

由式(3-46)、式(3-48)可以确保  $\tilde{P}_k$  的对称性, 并且满足正交原理, 不仅增加了算法的稳定性, 还具有较强的跟踪能力。STEKF 算法和 SSTEKF 算法对比如图 3-6 所示。

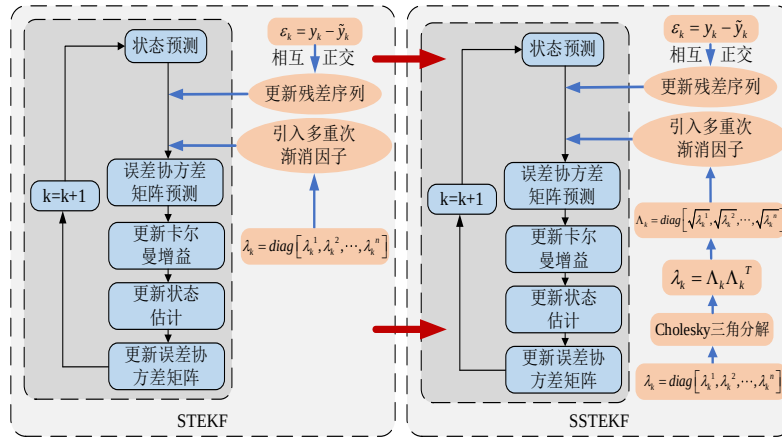


图 3-6 STEKF 与 SSTEKF 算法对比

### 3.5 建模与仿真分析

为了验证遗传粒子群混合(GAPSO)算法对速度环控制器参数进行整定以及本文提出的 SSTEKF 算法对 PMSM 转速和转子位置进行估计的有效性, 在 MATLAB/Simulink 中搭建了基于 GAPSO 的滑模参数整定与 SSTEKF 的 PMSM 无传感器控制系统模型, 如图 3-7 所示。PMSM 仿真参数如表 3-1 所示

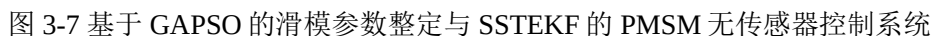


表 3-1 PMSM 参数

| 参数                                                | 符号       | 参数值                  |
|---------------------------------------------------|----------|----------------------|
| 定子电阻/ $\Omega$                                    | $R$      | 2.875                |
| $d$ 轴电感/H                                         | $L_d$    | $8.5 \times 10^{-3}$ |
| $q$ 轴电感/H                                         | $L_q$    | $8.5 \times 10^{-3}$ |
| 极对数                                               | $P_n$    | 4                    |
| 转动惯量/( $\text{kg} \cdot \text{m}^2$ )             | $J$      | $3 \times 10^{-3}$   |
| 永磁体磁链/Wb                                          | $\psi_f$ | 0.175                |
| 摩擦系数/( $\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}$ ) | $B$      | $2 \times 10^{-3}$   |

仿真工况 1: 电机空载启动, 期望转速设置为 800r/min, 在 0.2s 时, 使电机期望转速突变为 1000r/min。其结果如下图 3-8、图 3-9 和图 3-10 所示。

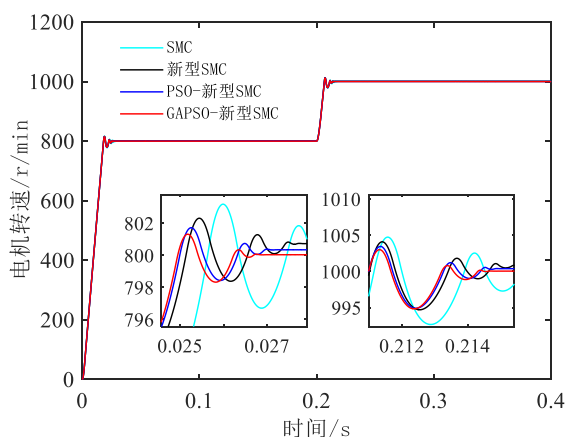


图 3-8 电机转速对比

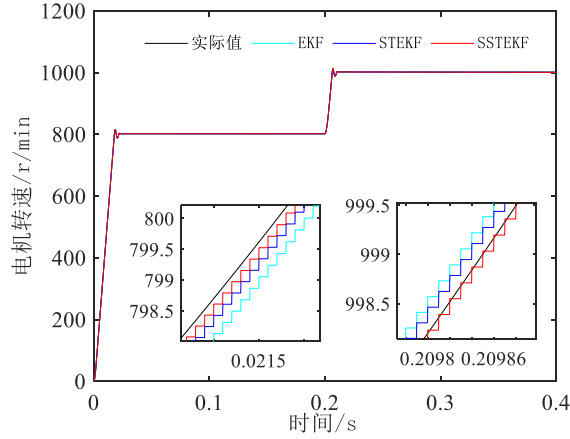


图 3-9 电机转速估计对比

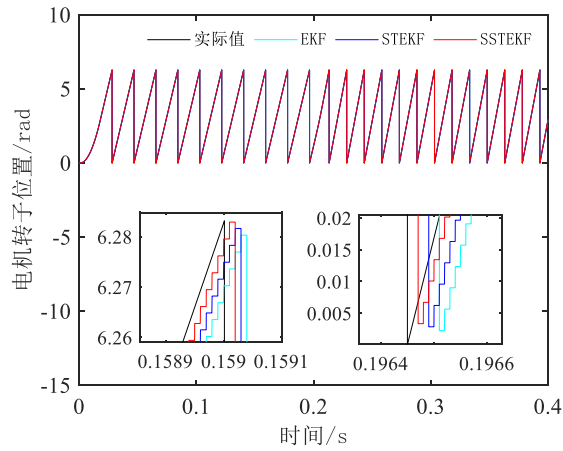


图 3-10 电机转子位置估计对比

图 3-8 为转速突变情况下不同的控制器的电机转速对比图。从图中可以看出，传统的滑模控制器存在剧烈地抖振并伴随超调现象。而本文所设计的滑模控制器较传统滑模控制器而言，转速抖振幅度降低且系统趋近速度有所提升，验证了本文所提出的新型滑模控制器的相比传统滑模控制器的有效性。此外，通过 PSO 算法对滑模控制器参数整定与 GAPSO 算法对滑模控制参数整定进行对比，可以看出 PSO 算法对滑模控制器参数进行优化后，其抖振幅度降低，而本文提出的 GAPSO 算法对滑模控制参数优化后不仅降低了抖振现象，系统转速也能够稳定在 800r/min，即使转速突变后依旧能够快速稳定在 1000r/min，相比其控制效果更好，验证了该控制算法的有效性。

图 3-9 和图 3-10 分别为转速突变情况下的电机转子转速估计对比图和电机转子位置估计对比图，其控制器均采用 GAPSO 算法整定滑模控制器参数。从图中可以看出，本文提出的 SSTEKF 算法相较于传统的 EKF 算法和 STEKF 算法在转速估计方面精度最高。此外，传统的 EKF 算法在估计转子位置误差最差，采用强跟踪策略的 STEKF



算法估计精度得到提升，而本文提出的 SSTEKF 算法相较于前两者在转子位置估计方面精度最高。

仿真工况 2：电机空载启动，期望转速设为 800r/min，在 0.1s 时，加入负载扰动 10N·m；在 0.2s 时，使电机转速突变为 1000r/min。其结果如下图 3-11、图 3-12 和图 3-13 所示。

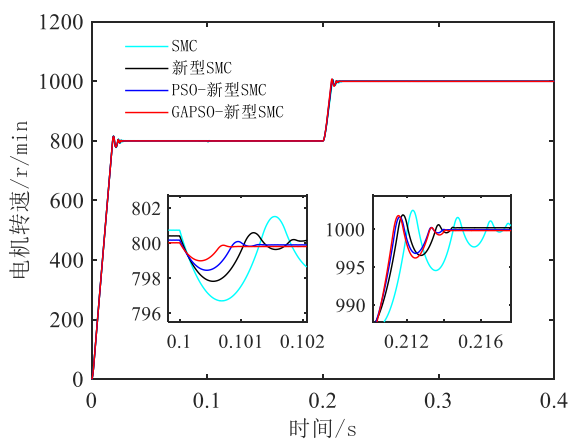


图 3-11 突加负载后，电机转速对比

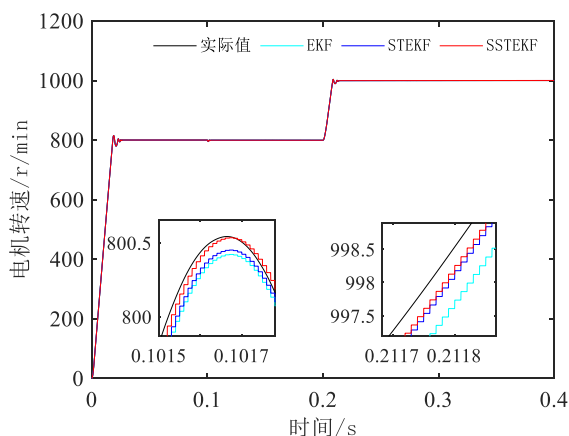


图 3-12 突加负载后，电机转速估计对比

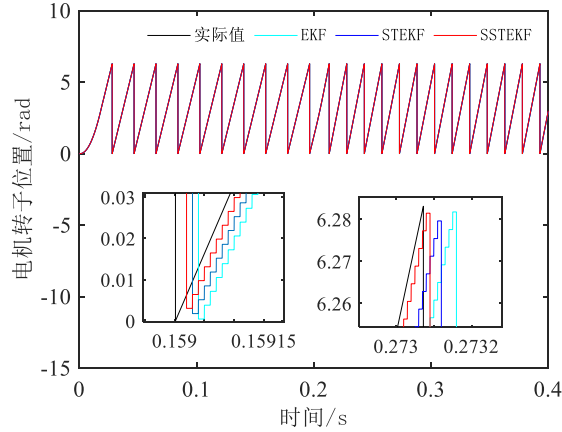


图 3-13 突加负载后，电机转子位置估计对比

图 3-11 为转速突变情况并突加负载后不同控制器的电机转速对比图。从图中可以看出，不同的滑模控制器在面对突加负载后，系统转速均产生下降现象，传统的滑模控制器，下降量最大且系统趋近速度最慢，抖振幅度较大，转速突变后，系统转速响应较慢。本文提出的新型滑模控制器相比传统的滑模控制器，面对突加负载和转速突变情况后，都能够有较好地控制效果。而 GAPSO 优化的滑模控制器和 PSO 优化的滑模控制器相比，可以看出 GAPSO 优化的滑模控制器的控制效果最好，无论是突加负载还是转速突变情况下，系统响应速度最快且保持较高的控制效果。

图 3-12 和图 3-13 分别为转速突变并突加负载情况下的电机转速估计对比图以及电机转子位置估计对比图，其控制器均采用 GAPSO 算法整定滑模控制器参数，从图中可以看出，无论是在转速估计还是转子位置估计，本文提出的 SSTEFK 算法相较于 EKF 算法和 STEKF 算法估计精度都得到了提升，且面对突加负载时，也能够保持较高的估计精度。

因此，本文提出的 GAPSO 算法整定滑模控制器参数能够有效提高 PMSM 的控制效果，以及改进的 SSTEFK 算法具有更高的估计精度，能够有效提高 PMSM 的控制性能。

### 3.6 本章小结

为了提高 PMSM 无传感器的控制性能，本章提出了一种新型指数趋近律，构建了一种新型滑模控制器，并通过 GAPSO 算法来对滑模控制器的参数进行整定；其次，在 STEKF 算法的基础上，基于 Cholesky 三角分解来定义多重次渐消因子矩阵的方法，提出了一种 SSTEFK 算法来对 PMSM 转子转速和位置信息进行估计。并通过与传统的滑

模控制器以及 EKF、STEKF 算法进行仿真对比，验证了本章所提出方法的有效性，不仅能提高 PMSM 的控制性能，而且具有更高的估计精度。

## 第 4 章 基于遗忘因子递推最小二乘法的 PMSM 参数辨识

由于 PMSM 运行在不同的复杂工况条件下，其定子电阻、定子电感和磁链等参数会发生变化，而这些 PMSM 关键参数的变化会直接导致电机参数失配问题，使得基于精确数学模型建立的控制系统的控制效果变差，严重时会导致 PMSM 系统发生故障<sup>[95]</sup>。因此，精确的参数辨识对于 PMSM 控制系统的设计与优化至关重要。本章主要对 PMSM 的电阻、电感和磁链等参数辨识进行了研究。

### 4.1 最小二乘参数辨识算法

#### 4.1.1 最小二乘法

最小二乘法(Least Squares Method)是一种广泛应用于参数辨识的优化技术，常用于电机参数的辨识。其主要思想是通过最小化预测值与实际观测值之间的误差平方和，寻找最优模型参数，使得模型能够以最佳方式拟合数据<sup>[96-97]</sup>。

定义最小二乘法辨识模型的输入输出关系可以表示为：

$$y = \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \cdots + \theta_n x_n \quad (4-1)$$

式(4-1)中， $x$  代表系统输入值； $y$  代表系统观测值； $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$  代表需要估计的参数。

写成矩阵形式如下：

$$Y_k = X_k \theta \quad (4-2)$$

其中：

$$Y_k = \begin{bmatrix} y(1) \\ y(2) \\ \vdots \\ y(k) \end{bmatrix}, X_k = \begin{bmatrix} x_1(1) & \cdots & x_n(1) \\ x_1(2) & \cdots & x_n(2) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1(k) & \cdots & x_n(k) \end{bmatrix}, \theta = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \vdots \\ \theta_n \end{bmatrix} \quad (4-3)$$

为了估计出  $n$  个参数  $\theta_i$ ，则要求  $k \geq n$ ，当  $k=n$  时，则有唯一解：

$$\hat{\theta} = X^{-1}Y \quad (4-4)$$

当  $k > n$  时，数据中可能含有模型噪声或量测噪声，定义误差矢量  $\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_k)^T$ ，并令：

$$\varepsilon = Y - X\theta \quad (4-5)$$

最小二乘法的思想是将测量值与估计值做差，并使差值的平方和最小，其数学表达式如下：

$$J = \sum_{i=1}^m \varepsilon_i^2 = \varepsilon^T \varepsilon \quad (4-6)$$

由式(4-5)、(4-6)知：

$$\begin{aligned} J &= (Y - X\theta)^T (Y - X\theta) \\ &= Y^T Y - \theta^T X^T Y - Y^T X \theta + \theta^T X^T X \theta \end{aligned} \quad (4-7)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\hat{\theta}} = -2X^T Y + 2X^T X \hat{\theta} = 0 \quad (4-8)$$

则上式的解，即被估计的参数值为：

$$\hat{\theta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (4-9)$$

#### 4.1.2 递推最小二乘法

然而，传统最小二乘法在 PMSM 控制系统中的参数辨识实时性并不高，原因在于每当接收新的数据时，均需重新构建矩阵进行计算。这种方法不仅会显著消耗控制器的计算资源和内存，还可能导致实时性能下降。因此，引入递推最小二乘法成为一种有效的解决方案，以减少计算负担，实现 PMSM 参数的在线辨识<sup>[98]</sup>。

对于包含  $k-1$  个方程的方程组：

$$Y_{k-1} = X_{k-1} \theta \quad (4-10)$$

则求出的估计值为：

$$\hat{\theta}_{k-1} = (X_{k-1}^T X_{k-1})^{-1} X_{k-1}^T Y_{k-1} \quad (4-11)$$

若采集到一组新的数据，下标设为  $k$ ，其所构成的新的方程组包含  $k$  个方程：

$$y_k = \theta_1 x_1(k) + \theta_2 x_2(k) + \dots + \theta_n x_n(k) \quad (4-12)$$

$$Y_k = X_k \theta \quad (4-13)$$

令：

$$x_k^T = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k)] \quad (4-14)$$

其中：

$$\mathbf{Y}_k = \begin{bmatrix} y(1) \\ \vdots \\ y(k-1) \\ y(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_{k-1} \\ y_k \end{bmatrix}, \quad (4-15)$$

$$\mathbf{X}_k = \begin{bmatrix} x_1(1) & \cdots & x_n(1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1(k-1) & \cdots & x_n(k-1) \\ x_1(k) & \cdots & x_n(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{k-1} \\ \mathbf{x}_k^T \end{bmatrix} \quad (4-16)$$

此时  $k$  时刻求出的估计值为：

$$\hat{\theta}_k = (\mathbf{X}_k^T \mathbf{X}_k)^{-1} \mathbf{X}_k^T \mathbf{Y}_k \quad (4-17)$$

定义矩阵：

$$\mathbf{H}_{k-1} = (\mathbf{X}_{k-1}^T \mathbf{X}_{k-1})^{-1} \quad (4-18)$$

则：

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_k &= (\mathbf{X}_k^T \mathbf{X}_k)^{-1} \\ &= \left( \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{k-1} \\ \mathbf{x}_k^T \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{k-1} \\ \mathbf{x}_k^T \end{bmatrix} \right)^{-1} \\ &= (\mathbf{H}_{k-1}^{-1} + \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T)^{-1} \end{aligned} \quad (4-19)$$

为了方便矩阵的推导，引入下列 Sherman morrison 公式：

$$(\mathbf{A} + \mathbf{BC})^{-1} = \mathbf{A}^{-1} - \mathbf{A}^{-1} \mathbf{B} (\mathbf{I} + \mathbf{CA}^{-1} \mathbf{B})^{-1} \mathbf{CA}^{-1} \quad (4-20)$$

故：

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_k &= (\mathbf{H}_{k-1}^{-1} + \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T)^{-1} \\ &= \mathbf{H}_{k-1} - \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k (\mathbf{I} + \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k)^{-1} \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \\ &= \left( \mathbf{I} - \frac{\mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T}{\mathbf{I} + \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k} \right) \mathbf{H}_{k-1} \end{aligned} \quad (4-21)$$

则式(4-17)为：

$$\begin{aligned}
 \hat{\theta}_k &= \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k^T \mathbf{Y}_k \\
 &= \mathbf{H}_k \left( \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{k-1} \\ \mathbf{x}_k^T \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_{k-1} \\ y_k \end{bmatrix} \right) \\
 &= \mathbf{H}_k (\mathbf{X}_{k-1}^T \mathbf{Y}_{k-1} + \mathbf{x}_k y_k) \\
 &= \mathbf{H}_k (\mathbf{H}_{k-1}^{-1} \hat{\theta}_{k-1} + \mathbf{x}_k y_k) \\
 &= \mathbf{H}_k \{ (\mathbf{H}_{k-1}^{-1} - \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T) + \mathbf{x}_k y_k \} \\
 &= \hat{\theta}_{k-1} + \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k (y_k - \mathbf{x}_k^T \hat{\theta}_{k-1})
 \end{aligned} \tag{4-22}$$

结合式(4-21)和(4-22)可得：

$$\begin{aligned}
 \hat{\theta}_k &= \hat{\theta}_{k-1} + \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k (y_k - \mathbf{x}_k^T \hat{\theta}_{k-1}) \\
 &= \hat{\theta}_{k-1} + \left[ \left( \mathbf{I} - \frac{\mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T}{\mathbf{I} + \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k} \right) \mathbf{H}_{k-1} \right] \mathbf{x}_k (y_k - \mathbf{x}_k^T \hat{\theta}_{k-1}) \\
 &= \hat{\theta}_{k-1} + \frac{\mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k}{\mathbf{I} + \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k} (y_k - \mathbf{x}_k^T \hat{\theta}_{k-1})
 \end{aligned} \tag{4-23}$$

令：

$$\mathbf{K}_k = \frac{\mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k}{\mathbf{I} + \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k} \tag{4-24}$$

综上，推导出递推最小二乘法的公式为：

$$\begin{cases} \hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + \mathbf{K}_k (y_k - \mathbf{x}_k^T \hat{\theta}_{k-1}) \\ \mathbf{K}_k = \frac{\mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k}{\mathbf{I} + \mathbf{x}_k^T \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{x}_k} \\ \mathbf{H}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{x}_k^T) \mathbf{H}_{k-1} \end{cases} \tag{4-25}$$

#### 4.1.3 带遗忘因子的递推最小二乘法

在参数辨识过程中，RLS 算法通过结合旧估计值和修正项来计算新的参数估计值。这一方法引入了特定的增益矩阵  $\mathbf{K}$ ，以求解递推方程并更新参数估计矩阵。每当接收到新的数据时，算法会基于已处理的样本及其对应的预测值，逐步更新线性回归系数。这种机制使得模型能够有效利用新数据进行更新，而无需对所有历史数据进行重新计算<sup>[99]</sup>。

然而，RLS 算法的记忆长度是无限的，系统积累的数据会随着递推次数的增加而增加，导致新数据修正现有模型参数的作用逐渐减弱，从而影响算法的跟踪能力。为了解决这一问题，有研究者引入了遗忘因子，以降低协方差矩阵  $\mathbf{H}_k$  中旧数据的权重，

从而避免“数据饱和”现象，并增强算法的跟踪能力<sup>[100]</sup>。

引入遗忘因子后，式(4-19)变为：

$$\mathbf{H}_k = (\lambda \mathbf{H}_{k-1}^{-1} + \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T)^{-1} \quad (4-26)$$

由式(4-20)可知，式(4-26)变为：

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_k &= \frac{1}{\lambda} \mathbf{H}_{k-1} - \frac{1}{\lambda} \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k (\mathbf{I} + \mathbf{x}_k^T \frac{1}{\lambda} \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k)^{-1} \mathbf{x}_k^T \frac{1}{\lambda} \mathbf{H}_{k-1} \\ &= \frac{1}{\lambda} [\mathbf{H}_{k-1} - \frac{1}{\lambda} \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k (\mathbf{I} + \mathbf{x}_k^T \frac{1}{\lambda} \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k)^{-1} \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1}] \\ &= \frac{1}{\lambda} (\mathbf{I} - \frac{\mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T}{\lambda + \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k}) \mathbf{H}_{k-1} \end{aligned} \quad (4-27)$$

此时，令：

$$\mathbf{K}_k = \frac{\mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k}{\lambda + \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k} \quad (4-28)$$

则：

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_k &= \frac{1}{\lambda} (\mathbf{I} - \frac{\mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T}{\lambda + \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k}) \mathbf{H}_{k-1} \\ &= \frac{1}{\lambda} (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{x}_k^T) \mathbf{H}_{k-1} \end{aligned} \quad (4-29)$$

再由式(4-22)可知：

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k (y_k - \mathbf{x}_k^T \hat{\theta}_{k-1}) \quad (4-30)$$

即：

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_k &= \hat{\theta}_{k-1} + \frac{1}{\lambda} (\mathbf{I} - \frac{\mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T}{\lambda + \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k}) \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k (y_k - \mathbf{x}_k^T \hat{\theta}_{k-1}) \\ &= \hat{\theta}_{k-1} + \frac{1}{\lambda} (\mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k - \frac{\mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k}{\lambda + \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k}) (y_k - \mathbf{x}_k^T \hat{\theta}_{k-1}) \\ &= \hat{\theta}_{k-1} + \frac{1}{\lambda} (\frac{\lambda \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k + \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k - \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k}{\lambda + \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k}) (y_k - \mathbf{x}_k^T \hat{\theta}_{k-1}) \\ &= \hat{\theta}_{k-1} + (\frac{\mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k}{\lambda + \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k}) (y_k - \mathbf{x}_k^T \hat{\theta}_{k-1}) \\ &= \hat{\theta}_{k-1} + \mathbf{K}_k (y_k - \mathbf{x}_k^T \hat{\theta}_{k-1}) \end{aligned} \quad (4-31)$$

则带遗忘因子的递推最小二乘法公式如下：



$$\begin{cases} \hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + \mathbf{K}_k (y_k - \mathbf{x}_k^T \hat{\theta}_{k-1}) \\ \mathbf{K}_k = \frac{\mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k}{\lambda + \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k} \\ \mathbf{H}_k = \frac{1}{\lambda} (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{x}_k^T) \mathbf{H}_{k-1} \end{cases} \quad (4-32)$$

#### 4.1.4 改进的遗忘因子递推最小二乘法

在 FFRLS 算法中，其遗忘因子通常被设定为固定值，这在处理 PMSM 动态系统时，无法有效满足系统的实时性要求<sup>[101]</sup>。此外，遗忘因子  $\lambda$  对算法的收敛性和稳定性具有显著影响<sup>[102]</sup>。为了解决这一问题，本文在传统 RLS 算法中引入了自适应遗忘因子，通过动态调整  $\lambda$  的值，使算法能够更有效地平衡新旧数据的权重，从而提高参数辨识的精度。自适应遗忘因子的设计理念是根据当前理论模型与实际模型输出值之间的绝对偏差来动态调整遗忘因子的大小。

本文提出的自适应遗忘因子函数如下：

$$\lambda_k = \alpha + (1 - \alpha)e^{-\varepsilon_k} \quad (4-33)$$

$$\varepsilon_k = |y_k - \mathbf{x}_k^T \hat{\theta}_{k-1}| \quad (4-34)$$

式中， $\alpha$  为可调节因子，取值范围为[0.9, 1]。 $\varepsilon_k$  表示理论模型输出与实际模型输出的误差。若  $\varepsilon_k = 0$  时，则  $\lambda_k = 1$ ，即为传统的 FFRLS 算法。当  $\varepsilon_k$  较小时，表明理论输出与实际输出之间的差异较小，这可能会降低算法的稳定性，此时需要增大  $\lambda_k$  的值；反之，当  $\varepsilon_k$  较大时，表明理论输出与实际输出之间的差异显著，这可能导致算法的收敛效果降低，此时需要减小  $\lambda_k$  的值。

由式(4-32)可知，即可推导出加入自适应遗忘因子的 RLS 算法的公式为：

$$\begin{cases} \hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + \mathbf{K}_k (y_k - \mathbf{x}_k^T \hat{\theta}_{k-1}) \\ \mathbf{K}_k = \frac{\mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k}{\lambda_k + \mathbf{x}_k^T \mathbf{H}_{k-1} \mathbf{x}_k} \\ \mathbf{H}_k = \frac{1}{\lambda_k} (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{x}_k^T) \mathbf{H}_{k-1} \\ \lambda_k = \alpha + (1 - \alpha)e^{-\varepsilon_k} \\ \varepsilon_k = |y_k - \mathbf{x}_k^T \hat{\theta}_{k-1}| \end{cases} \quad (4-35)$$

## 4.2 基于自适应遗忘因子递推最小二乘法的 PMSM 参数辨识

采用 AFFRLS 算法对 PMSM 的电阻、电感、磁链等参数进行辨识时，令：

$$\begin{cases} \mathbf{H}_0 = \eta \mathbf{I} \\ \hat{\theta}_0 = 0 \end{cases} \quad (4-36)$$

其中， $\mathbf{H}_0$  为协方差矩阵的初值， $\hat{\theta}_0$  为被辨识参数的初值， $\eta$  为充分大的正实数，取值范围为 $[10^4, 10^6]$ ，因为初期对各个参数的估计较为不确定，所以会赋予每个参数一个较大的初始误差； $\mathbf{I}$  为单位矩阵。

由式(2-16)可得：

$$U_q - P_n \omega_m \psi_f = \begin{bmatrix} i_q & \frac{di_q}{dt} + i_d P_n \omega_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ L \end{bmatrix} \quad (4-37)$$

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L} & 0 \\ -P_n \omega_m & -\frac{R}{L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_d \\ U_q - P_n \omega_m \psi_f \end{bmatrix} \quad (4-38)$$

采用  $i_d = 0$  控制策略且稳态时  $q$  轴电流基本不变，则式(4-37)为：

$$U_q = \begin{bmatrix} P_n \omega_m & i_q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \psi_f \\ R \end{bmatrix} \quad (4-39)$$

由上式可知，以  $i_q$  和  $P_n \omega_m$  作为输入变量， $q$  轴电压  $U_q$  作为输出变量，从而辨识出  $\psi_f$  和  $R$ 。

令：

$$\begin{cases} \frac{di_d}{dt} = \frac{i_d(k+1) - i_d(k)}{T_s} \\ \frac{di_q}{dt} = \frac{i_q(k+1) - i_q(k)}{T_s} \end{cases} \quad (4-40)$$

式中： $T_s$  为采样时间。

由式(4-38)和式(4-40)可得：

$$\begin{aligned}
 i_d(k+1) &= (1 - \frac{RT_s}{L})i_d(k) + P_n \omega_m i_q(k)T_s + \frac{U_d}{L}T_s \\
 i_q(k+1) &= (1 - \frac{RT_s}{L})i_q(k) - P_n \omega_m i_d(k)T_s \\
 &\quad + (U_q - P_n \omega_m \psi_f) \frac{T_s}{L}
 \end{aligned} \tag{4-41}$$

由于  $q$  轴电压方程中存在未知数永磁体磁链  $-\psi_f$ ，故采用  $d$  轴电压方程，则上式变为：

$$i_d(k+1) = \begin{bmatrix} i_d(k) & P_n \omega_m i_q(k) & U_d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 - \frac{RT_s}{L} \\ T_s \\ \frac{T_s}{L} \end{bmatrix} \tag{4-42}$$

采用  $i_d = 0$  控制策略，则式(4-42)化简为：

$$U_d = -P_n \omega_m i_q(k)L \tag{4-43}$$

故以  $-P_n \omega_m i_q$  为输入变量，以  $d$  轴电压  $U_d$  作为输出变量，即可辨识出  $L$ 。

综上，将辨识出的  $\psi_f$ 、 $R$  和  $L$  再反馈到上文设计的新型滑模控制器中，通过实时参数辨识来提高 PMSM 控制精度。

### 4.3 PMSM 参数在线辨识仿真与分析

为了验证本章所提出的 AFFRLS 算法的有效性，在 MATLAB/Simulink 仿真软件中搭建基于 AFFRLS 算法的 PMSM 参数辨识模型，系统图如图 4-1 所示。PMSM 参数设置与表 3-1 一致。

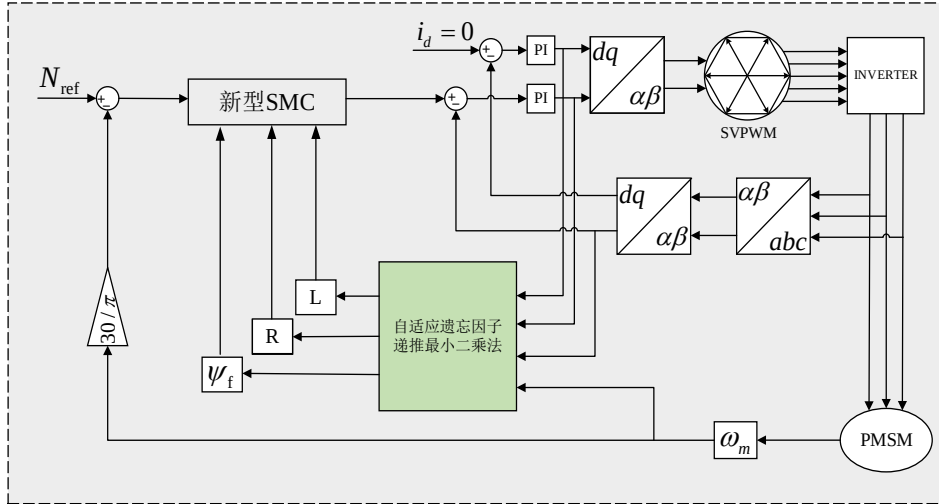


图 4-1 PMSM 参数辨识控制系统

为了确定可调节因子最优值，分别取 0.91、0.93、0.95、0.97、0.99 带入算法中对电机电阻进行辨识对比。图 4-2 为可调节因子取值对比图，从图中可以看出，当可调节因子为 0.97 时，算法对电机电阻的辨识精度最高，因此，本文可调节因子选取值为 0.97。

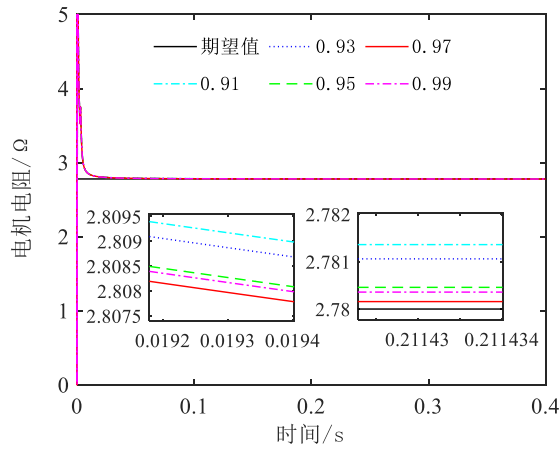


图 4-2 可调节因子不同值对比图

仿真工况 1：电机空载运行且期望转速设定为 800r/min，相关结果如下图 4-3、图 4-4 和图 4-5 所示。

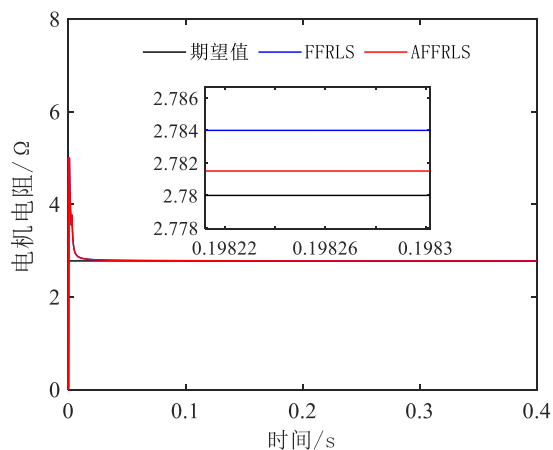


图 4-3 电机电阻辨识对比图

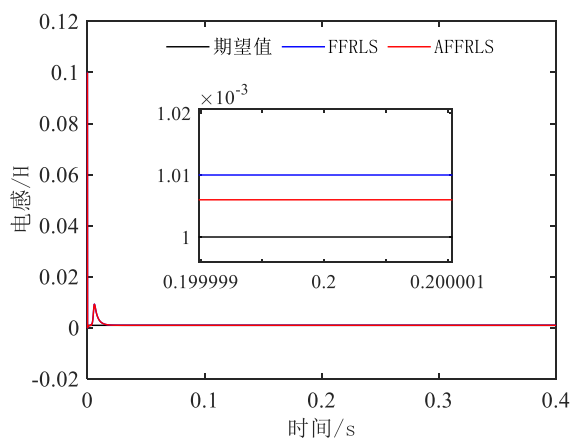


图 4-4 电机电感辨识对比图

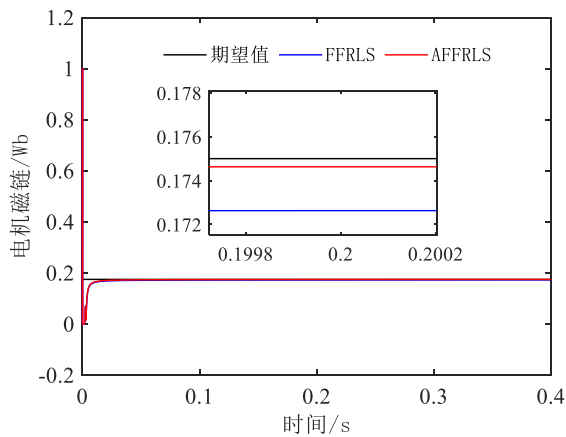


图 4-5 电机磁链辨识对比图

图 4-3 为电机电阻辨识对比图。从图中可以看出，FFRLS 算法对电阻的辨识值为  $2.784\Omega$ ，误差值为  $0.004\Omega$ ；而 AFFRLS 算法对电阻的辨识值约为  $2.7815\Omega$ ，误差值为  $0.0015\Omega$ 。图 4-4 为电机电感辨识对比图。从图中可知，FFRLS 算法对电感的辨识值为  $1.01\times 10^{-3}\text{H}$ ，误差值为  $1\times 10^{-5}\text{H}$ ；而 AFFRLS 算法对电感的辨识值约为  $1.006\times 10^{-3}\text{H}$ ，误

差值为  $6 \times 10^{-6} \text{H}$ 。图 4-5 为电机磁链辨识对比图。从图中可以看出，FFRLS 算法对磁链的辨识值为  $0.1725 \text{Wb}$ ，误差值为  $0.0025 \text{Wb}$ ；而 AFFRLS 算法对磁链的辨识值约为  $0.1746 \text{Wb}$ ，误差值为  $0.0004 \text{Wb}$ 。因此，本章所提出的 AFFRLS 算法相较于 FFRLS 算法有着更高的参数辨识精度。

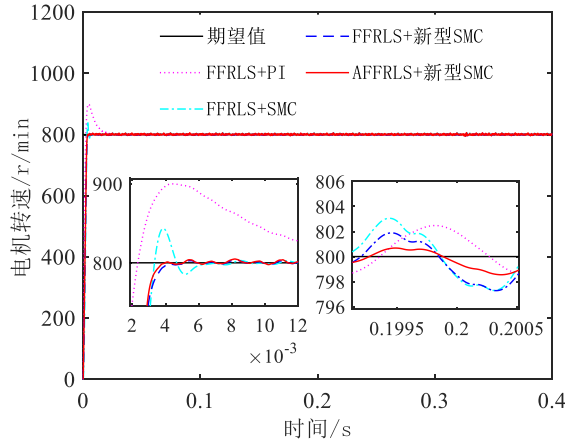


图 4-6 电机转速对比图

图 4-6 为不同控制条件下的电机转速对比图。从图中可以看出，FFRLS 算法和传统的 PI 控制器的转速超调最大，达到约  $100 \text{r/min}$ ，系统响应速度较慢且稳定后转速误差较大；传统的滑模控制器存在转速超调较大现象，达到约  $850 \text{r/min}$ ；而第三章提出的新型滑模控制器能有效改善系统转速超调现象，且系统稳定后转速误差较低；此外，本章提出的 AFFRLS 算法相较于 FFRLS 算法能够有效改善系统的控制性能。

仿真工况 2：电机空载运行且期望转速设定为  $800 \text{r/min}$ ，并在 0.2 秒时实施转速突变，使期望转速跃升至  $1000 \text{r/min}$ 。仿真结果如下图 4-7、图 4-8 和图 4-9 所示。

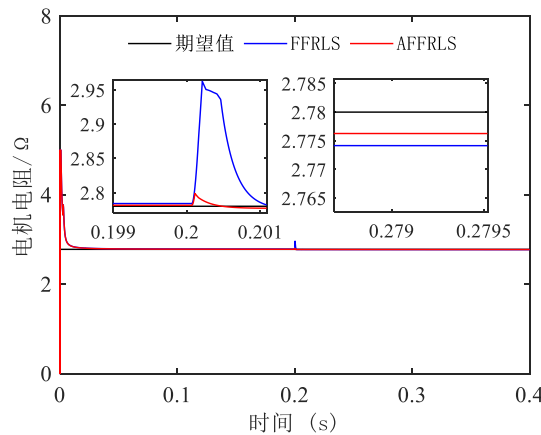


图 4-7 电机电阻辨识对比图

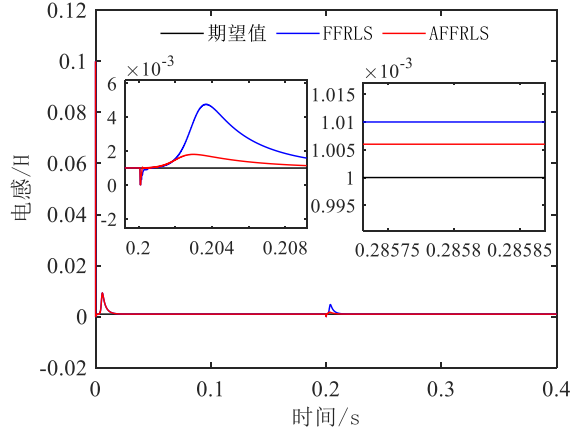


图 4-8 电机电感辨识对比图

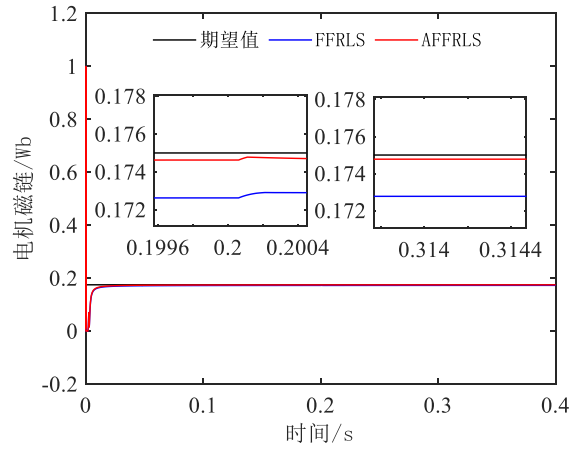


图 4-9 电机磁链辨识对比图

图 4-7 为转速突变情况下电机电阻辨识对比图。从图中可以看出，面对转速突变后，FFRLS 算法对电阻的辨识值发生超调现象，辨识值最高为  $3\Omega$ ，且算法响应速度较慢；而 AFFRLS 算法面对转速突变时对电阻的辨识值最高达到  $2.8\Omega$ ，且能够保持较快的趋近速度以及较高的辨识精度，在系统稳定后，AFFRLS 算法依旧能够保持更高的辨识精度。图 4-8 为转速突变情况下电机电感辨识对比图。从图中可以看出，面对转速突变后，FFRLS 算法对电感的辨识值发生超调现象，辨识值最高为  $5 \times 10^{-3} \text{H}$ ，且算法响应速度较慢；而 AFFRLS 算法面对转速突变时对电感的辨识值最高达到  $2 \times 10^{-3} \text{H}$ ，并且在系统稳定后，能够保持更高的辨识精度。图 4-9 为转速突变情况下电机磁链辨识对比图。从图中可以看出，在面对转速突变后，FFRLS 算法和 AFFRLS 算法都发生了轻微变动，但系统稳定后，AFFRLS 算法相较于 FFRLS 算法有着更高的辨识精度。

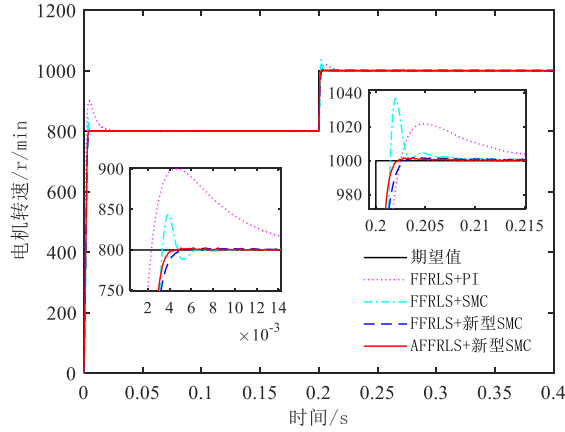


图 4-10 电机转速对比图

图 4-10 为不同控制条件下的电机转速对比图。由图可知，FFRLS 算法和传统的 PI 控制器的转速超调最大，达到约 100r/min，当转速突变后，系统响应速度较慢，超调现象依旧明显；传统的滑模控制器存在转速超调较大现象，达到约 850r/min，当转速突变后，相较于 PI 控制器响应速度得到提升，但超调现象仍然明显；而第三章提出的新型滑模控制器能有效改善系统转速超调现象，即使面对转速突变情况依然能够保持较快的系统趋近速度，且系统稳定后转速误差较低。

综上，本章提出的 AFFRLS 算法相较于 FFRLS 算法能够有效改善系统的控制性能，并且对 PMSM 参数辨识过程中，有着更高的辨识精度。

#### 4.4 本章小结

为了提高 PMSM 参数辨识的精度，本章针对遗忘因子递推最小二乘法进行了改进，通过当前理论模型与实际模型输出值之间的绝对差异来动态调整遗忘因子的大小，从而提出了一种自适应遗忘因子递推最小二乘法，称为 AFFRLS 算法，并利用该算法对电阻、电感以及磁链参数进行辨识，并进行了仿真验证。结果表明，采用 AFFRLS 算法对 PMSM 进行参数辨识相较于 FFRLS 算法具有更高的辨识精度，能够有效改善 PMSM 的控制性能。



## 第 5 章 PMSM 台架实验

前文所进行的仿真验证了本文所提出的 PMSM 无传感器控制算法的有效性。但仿真分析中控制器的控制对象为 Matlab/Simulink 软件中建立的 PMSM 理论模型，其与现实 PMSM 控制仍存在着差异，因此，有必要通过实验来进一步验证本文所提出的无传感器控制算法在实际 PMSM 控制应用中的有效性。

本章主要内容包括了电机台架实验的相关设计、基于 GAPSO 优化滑模控制器参数和 SSTEKF 算法的 PMSM 控制实验以及基于 AFFRLS 算法的 PMSM 控制实验。

### 5.1 电机实验台架设计

为了进一步验证所提方法的有效性，本章首先介绍了电机台架实验前的方案设计与准备工作，并在第 3 章和第 4 章仿真模型的基础上，搭建了包括上机位、电机驱动实验箱及 PMSM 组成的电机实验台架，如图 5-1 所示。



图 5-1 电机台架实验

首先，在上机位的 MATLAB/Simulink 环境中构建了 PMSM 控制系统模型，随后，生成模型代码并通过 CCS6.2 进行编译，通过仿真器输入电机驱动实验箱，并通过试验箱来调节 PMSM 的运行状况，最后，利用上机位对数据进行收集和处理，并绘制相应实验结果。同时，利用嵌入 S-function 方式构建不同算法进行对比实验，以验证本文所提出算法的有效性。

## 5.2 基于 GAPSO 优化滑模控制器参数和 SSTEKF 算法的 PMSM 控制实验

实验工况 1: 电机空载启动, 转速首先达到 800r/min, 在 0.2s 时, 使电机转速突变为 1000r/min。其实验结果如图 5-2、图 5-3、图 5-4、图 5-5 和图 5-6 所示。

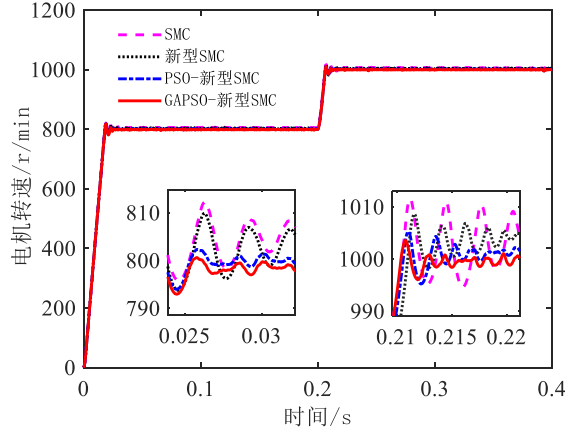


图 5-2 电机转速对比图

图 5-2 为转速突变情况下不同控制器的电机转速实验对比图。从图中可以看出, 均存在抖振以及超调现象, 而传统的滑模控制器存在剧烈地抖振, 面对转速突变时, 超调量最高达到了 10r/min。而本文所设计的滑模控制器相比传统滑模控制器, 面对转速突变后, 抖振明显降低, 超调量达到了 8r/min。此外, 通过 PSO 算法与 GAPSO 算法对滑模控制器参数整定进行对比, 可以看出, 本文提出的 GAPSO 算法对滑模控制参数优化后不仅降低了抖振现象, 面对转速突变后, 超调量仅为 4r/min, 相比其他控制效果更好, 验证了该控制算法的有效性。

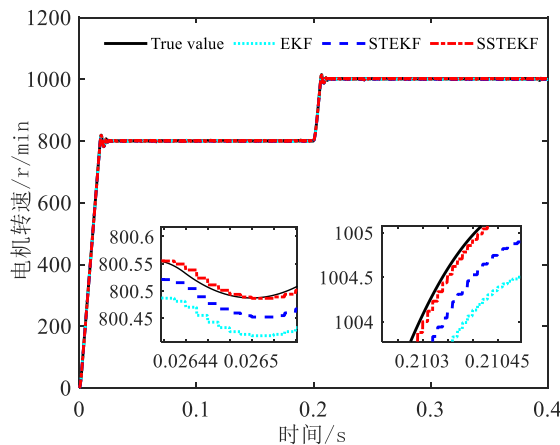


图 5-3 电机转速估计对比图

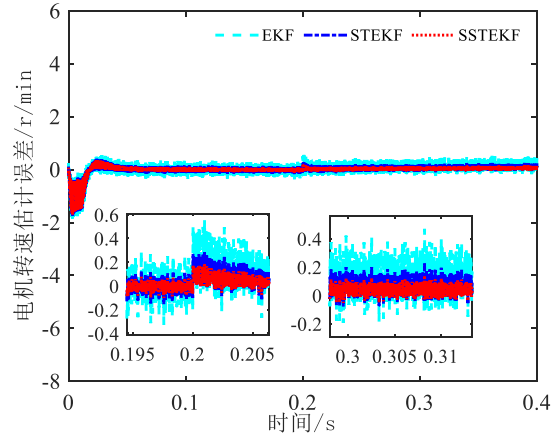


图 5-4 电机转速估计误差图

图 5-3 为 EKF、STEKF、SSTEKF 三种算法在转速突变情况下的电机转速估计对比图，其中，控制器均采用 GAPSO 算法整定滑模控制器参数，可以看出本文提出的 SSTEKF 算法估计精度最高。图 5-4 为电机转速估计误差，三种算法相比较。可以看出当转速发生突变时，传统的 EKF 算法精度较低，误差上升至  $0.5\text{r/min}$  左右，并且传统的 EKF 容易产生高频抖振；STEKF 算法相比于传统 EKF 算法精度得到提升，误差降至  $0.3\text{r/min}$  左右；而本文提出的 SSTEKF 算法相对于传统 EKF 算法和 STEKF 算法具有最小的估计误差，误差降至  $0.2\text{r/min}$  左右，在转速突变后，仍然能够保持较小的估计误差且不易发散，表明 SSTEKF 算法具有更高的估计精度与稳定性。

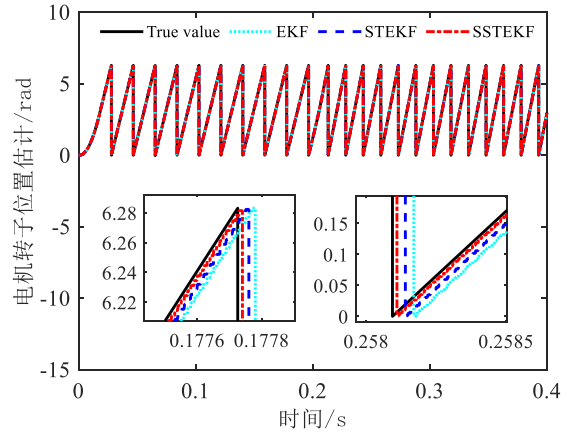


图 5-5 电机转子位置估计对比图

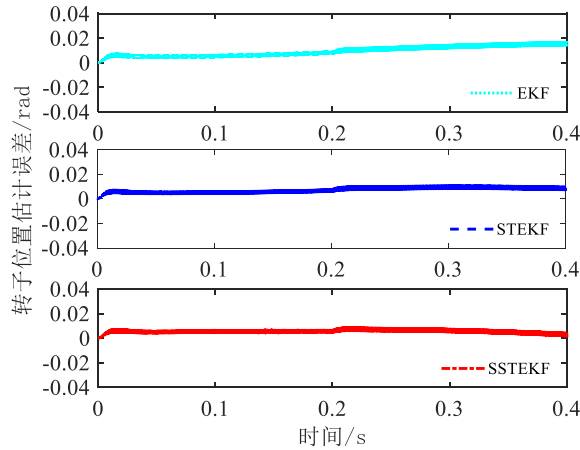


图 5-6 电机转子位置估计误差对比图

图 5-5 和图 5-6 分别为 EKF、STEKF、SSTEKF 三种算法在转速突变情况下的电机转子位置估计对比图以及转子位置估计误差对比图。从图中可以看出，三种算法都可以估计出转子的位置，但传统 EKF 算法误差较大，对转子位置的估计误差在  $0.02\text{rad}$  左右，且在转速突变后，容易产生发散现象；STEKF 算法相较于传统 EKF 算法，误差由  $0.02\text{rad}$  降至  $0.01\text{rad}$  左右，提高了转子位置估计的精度；而 SSTEKF 算法相较于前两者，误差降至  $0.005\text{rad}$  左右，不仅不易产生发散现象，而且估计曲线与实际转子位置曲线重合度更高，对转子位置的估计更为精确。

实验工况 2：电机空载启动，转速首先达到  $800\text{r/min}$ ，在  $0.1\text{s}$  时，加入负载扰动  $10\text{N}\cdot\text{m}$ ， $0.2\text{s}$  时，使电机转速突变为  $1000\text{r/min}$ 。其实验结果如图 5-7、图 5-8、图 5-9、图 5-10 和图 5-11 所示。

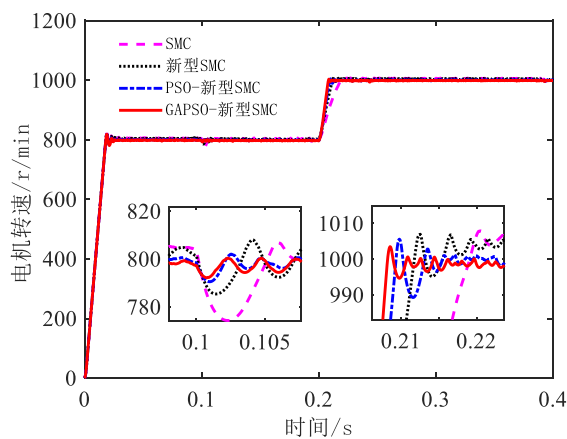


图 5-7 电机转速对比图

图 5-7 为转速突变情况下并在  $0.1\text{s}$  突加  $10\text{N}\cdot\text{m}$  负载后不同控制器的电机转速实验对比图。从图中可以看出面对突加负载时，传统的滑模控制器转速下降了  $25\text{r/min}$  且系统趋近速度较慢， $0.2\text{s}$  转速突变后，系统响应速度较慢，且控制精度较差。本文所

设计的新型滑模控制器，面对突加负载时，转速下降了 15r/min，面对转速突变后，系统趋近速度有所提升。而 PSO 优化的滑模控制器和 GAPSO 优化的滑模控制器相比，可以看出，GAPSO 优化的滑模控制器的控制效果最好，面对突加负载时，系统转速下降量最低，抗负载能力较强，且面对转速突变后，系统趋近速度最快，抖振最小。

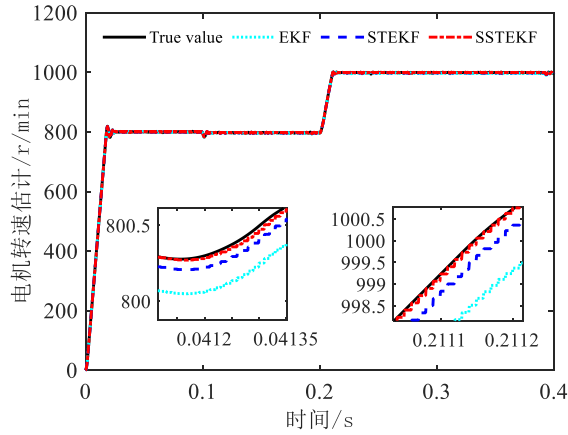


图 5-8 电机转速估计对比图

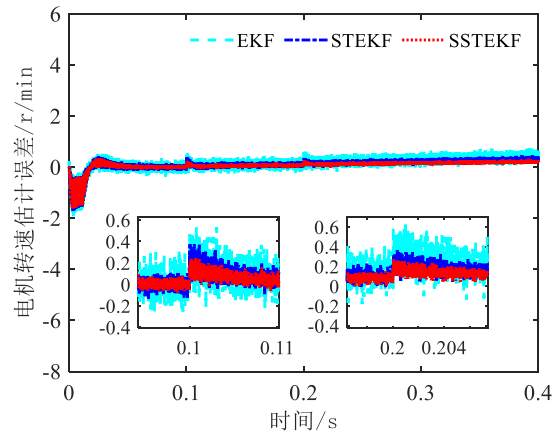


图 5-9 电机转速估计误差图

图 5-8 为 EKF、STEKF、SSTEKF 三种算法在转速突变以及突加负载情况下，对电机转速估计对比图，其中，控制器均采用 GAPSO 算法整定滑模控制器参数，可以看出本文提出的 SSTEKF 算法估计精度最高。图 5-9 为 0.1s 时加入负载 10N·m 后的电机转速误差曲线，可以看出加入负载以后，传统的 EKF 算法估计的误差由原来的 0.3r/min 上升至 0.5r/min 左右，且容易产生发散现象；STEKF 算法估计的误差由原来的 0.15r/min 上升至 0.4r/min 左右，而 SSTEKF 算法估计的误差由原来的 0.1r/min 上升至 0.2r/min，当系统稳定时，估计的误差返回 0.1r/min，且保持稳定。很明显，SSTEKF 算法相较于 EKF 算法和 STEKF 算法在负载变化的整个过程中受到的影响最小，始终保持着较小的估计误差，有着更好地抗扰动能力，且不易产生发散现象。

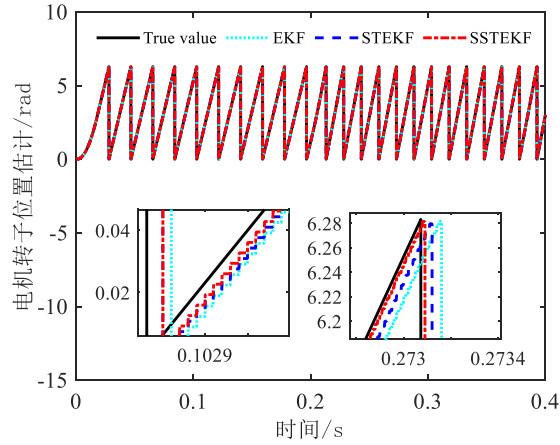


图 5-10 电机转子位置估计对比图

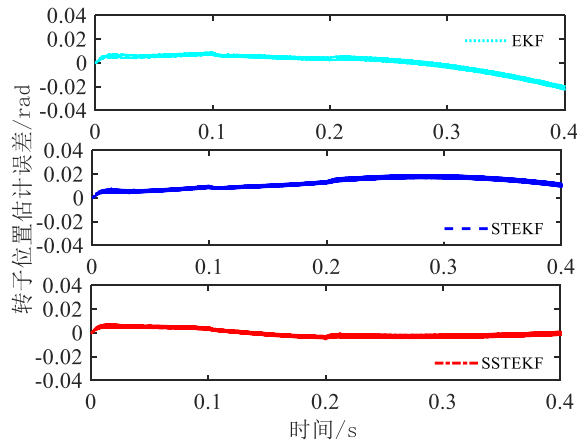


图 5-11 电机转子位置估计误差对比图

图 5-10 和图 5-11 分别为 EKF、STEKF、SSTEKF 三种算法在转速突变基础上突加负载时的电机转子位置估计对比图以及转子位置估计误差对比图，控制器均采用 GAPSO 算法整定滑模控制器参数。从图中可以看出，当突加负载时，三种算法对转子位置估计误差都会增大，但 SSTEKF 算法的估计误差变化最小，且抗扰能力最好，将其应用于无传感器控制中可以提高 PMSM 的控制精度。

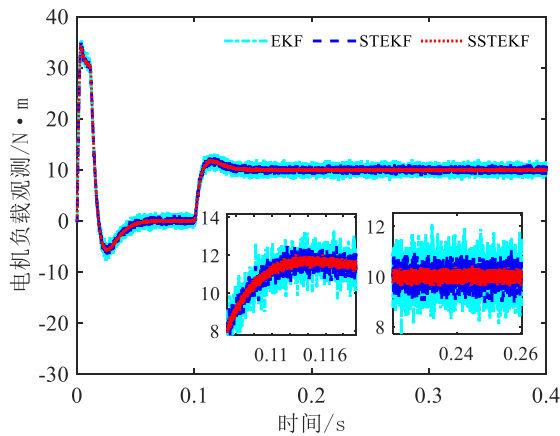


图 5-12 电机负载观测对比

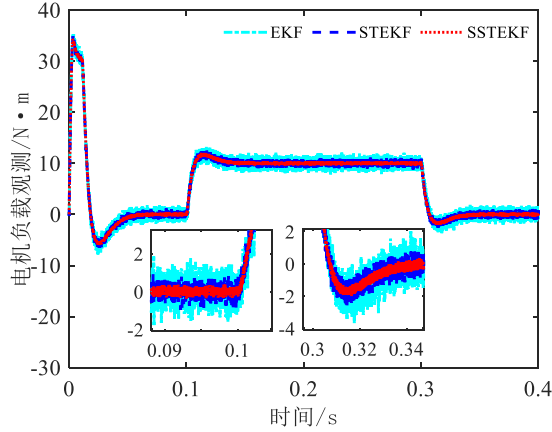


图 5-13 电机负载观测对比

图 2-12 为加入负载后观测负载转矩的比较曲线，可以看出，当在 0.1s 突加  $10\text{N}\cdot\text{m}$  负载后，三种控制策略均可快速响应，其中 SSTEKF 算法相较于 EKF 算法和 STEKF 算法观测出的负载转矩精度最好，响应目标扭矩产生的超调最小，具有较强的稳定性。

图 5-13 可以看出，在突加负载以及卸载时，传统 EKF 算法观测出的负载转矩高频抖振较为明显，误差较大，在  $\pm 2\text{N}\cdot\text{m}$  以内；STEKF 算法观测出的负载转矩相较于 EKF 算法精度得到提升，但依旧伴随着高频抖振；SSTEKF 算法相较于 EKF 算法和 STEKF 算法在观测电磁转矩时误差最小，几乎没有高频抖振，稳定后相较于前两者精度较高。由此可知，本文改进后的算法能够更精确地观测出负载转矩，具有更强的鲁棒性和自抗扰能力，提高了转矩控制的稳定性。

### 5.3 基于 AFFRLS 算法的 PMSM 控制实验

实验工况 1：在  $0\sim 0.4\text{s}$ ，电机空载运行且期望转速设为  $800\text{r/min}$ 。实验结果如下图 5-14、图 5-15 和图 5-16 所示。

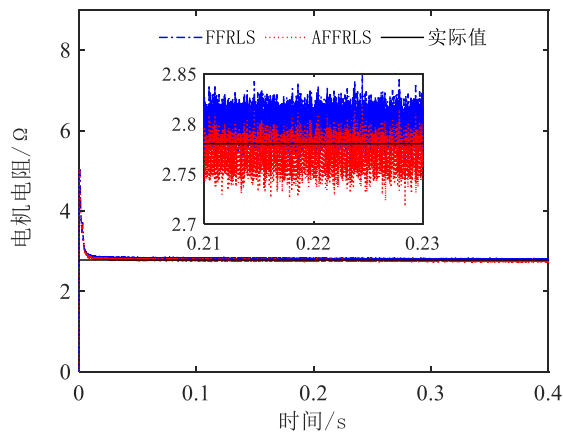


图 5-14 电机电阻辨识对比图



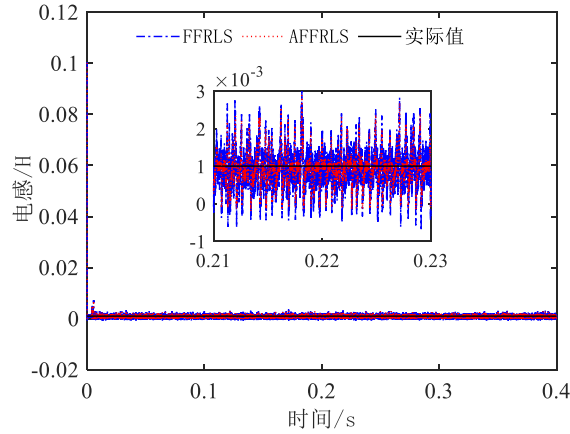


图 5-15 电机电感辨识对比图

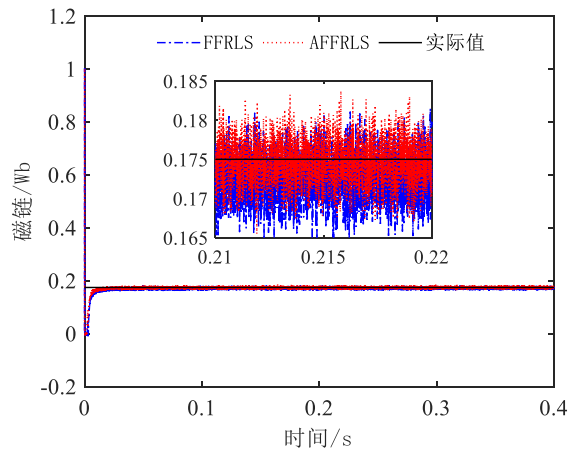


图 5-16 电机磁链辨识对比图

图 5-14 显示了 FFRLS 算法与 AFFRLS 算法在电机定子电阻辨识中的对比结果。结果表明，本文提出的 AFFRLS 算法在辨识精度方面较 FFRLS 算法有显著提升。其中，FFRLS 算法辨识出的电阻值约为  $2.81\Omega$ ，误差为  $0.03\Omega$ ；而本文提出的 AFFRLS 算法辨识出的电阻值约为  $2.77\Omega$ ，误差降至  $0.01\Omega$ ，显著提升了电阻辨识精度，有利于改善 PMSM 的控制精度。图 5-15 显示了 FFRLS 算法与 AFFRLS 算法在电机电感辨识中的对比结果。分析表明，FFRLS 算法在电感辨识过程中表现出显著的波动性，而本文提出的 AFFRLS 算法抖振幅度相较于 FFRLS 算法有明显降低趋势，并且对电机电感的辨识精度更高。图 5-16 显示了 FFRLS 算法与 AFFRLS 算法在电机磁链辨识中的对比。结果表明，本文提出的 AFFRLS 算法在辨识精度上显著优于 FFRLS 算法。具体而言，FFRLS 算法识别出的磁链值约为  $0.172\text{Wb}$ ，伴随的误差为  $0.003\text{Wb}$ ，且在辨识过程中出现了较大的波动幅度。而本文提出的 AFFRLS 算法则实现了更高的磁链辨识精度，识别出的磁链值约为  $0.175\text{Wb}$ ，并有效降低了辨识过程中的抖振幅度，具体辨识结果对比结果如表 5-1 所示。



表 5-1 两种参数辨识算法辨识结果的方差

| 类型       | FFRLS 算法                | AFFRLS 算法               |
|----------|-------------------------|-------------------------|
| $\psi_f$ | $3.1351 \times 10^{-4}$ | $2.5851 \times 10^{-4}$ |
| $L$      | $1.9852 \times 10^{-6}$ | $1.9403 \times 10^{-6}$ |
| $R$      | $1.96 \times 10^{-2}$   | $1.93 \times 10^{-2}$   |

实验工况 2：电机空载运行且期望转速设定为 800r/min，并在 0.2 秒时实施突变，使期望转速跃升至 1000r/min。相关结果如图 5-17、图 5-18 和图 5-19 所示。

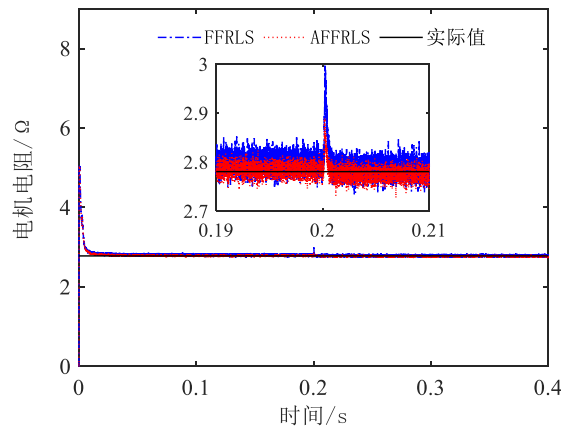


图 5-17 电机电阻辨识对比图

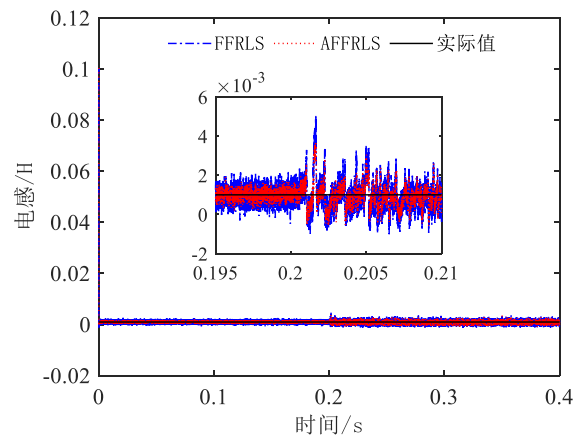


图 5-18 电机电感辨识对比图

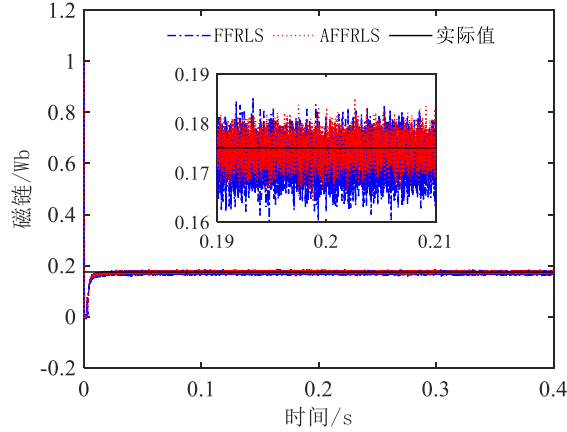


图 5-19 电机磁链辨识对比图

图 5-17 显示了 FFRLS 算法与 AFFRLS 算法在转速突变情况下对电机电阻辨识的对比。从图中可以观察到，FFRLS 算法在 0.2s 之前的电阻辨识值最高达到  $2.84\Omega$ ，误差为  $0.06\Omega$ 。然而，当系统经历转速突变时，其辨识精度显著下降，辨识值最高达到  $3\Omega$ ，误差增大至  $0.22\Omega$ ，且在达到稳态后，波动幅度依然较大。相较之下，本文提出的 AFFRLS 算法在 0.2s 之前显著提升了电阻的辨识精度。在转速突变情况时，该算法的辨识值最高达到  $2.88\Omega$ ，误差为  $0.1\Omega$ ，系统能够迅速达到稳态，且稳态后的波动幅度较低，进而实现了更高的辨识精度。

图 5-18 显示了 FFRLS 算法与 AFFRLS 算法在转速突变情况下对电机电感辨识的对比。从图中可以看出，FFRLS 算法在 0.2s 之前对电感估计值最高达到了  $2 \times 10^{-3}H$ 。在 0.2s 转速突变时，该算法的估计值波动显著，最高达到  $4.5 \times 10^{-3}H$ 。相比之下，本文提出的 AFFRLS 算法在 0.2s 之前的电感估计值最高为  $1.5 \times 10^{-3}H$ ，面对相同的转速突变，其估计值最高达到了  $3.5 \times 10^{-3}H$ 。此外，该算法在系统稳定后表现出较低的波动幅度，从而实现了更高的辨识精度。图 5-19 显示了 FFRLS 算法与 AFFRLS 在转速突变情况下对电机磁链辨识的对比。从图中可以看出，转速突变对这两种算法的影响均较为有限。其中，FFRLS 算法所辨识的磁链值约为  $0.172Wb$ ，误差为  $0.003Wb$ ，且其辨识过程中的抖振幅度较大。在 0.2 秒的转速突变后，磁链辨识的精度几乎未发生变化，但抖振幅度仍然显著。而本文所提出的 AFFRLS 算法在磁链辨识过程中表现出较低的抖振幅度和更高的精度，且在转速突变后依然能够稳定维持其辨识精度，具体的参数辨识对比结果如表 5-2 所示。

表 5-2 两种参数辨识算法辨识结果的方差

| 类型       | FFRLS 算法                | AFFRLS 算法               |
|----------|-------------------------|-------------------------|
| $\psi_f$ | $2.8014 \times 10^{-4}$ | $2.7559 \times 10^{-4}$ |
| $L$      | $1.0377 \times 10^{-6}$ | $1.0221 \times 10^{-6}$ |
| $R$      | $2.14 \times 10^{-2}$   | $2.01 \times 10^{-2}$   |

## 5.4 本章小结

本章搭建了基于 GAPSO 整定滑模控制器参数和 SSTEKF 算法的 PMSM 控制实验以及 AFFRLS 算法的 PMSM 控制实验。通过实验结果可知，本文提出的新型滑模控制器相较于传统的滑模控制器超调量更低，而通过 GAPSO 算法整定滑模控制器参数能够有效提高 PMSM 系统的控制性能；本文推导出的 SSTEKF 算法相较于 STEKF 算法在电机转速和转子位置估计方面有着更高的估计精度且稳定性更强；本文推导出的 AFFRLS 算法相较于传统的 FFRLS 算法在电机电阻、电感以及磁链辨识方面有着更高的辨识精度和稳定性，同时也有助于改善 PMSM 的控制性能，提高参数估计的精度和可靠性。实验结果验证了该方法的有效性，为后续的电机电控和优化提供了重要的参数基础。

## 第 6 章 总结与展望

### 6.1 总结

本文介绍了电动汽车用 PMSM 无传感器控制系统技术，主要研究了电机转速、转子位置的准确估计以及电机电阻、电感和磁链参数的准确辨识。

(1)针对传统滑模控制器存在抖振较大、控制精度不足且容易受到外界干扰等问题，本文通过传统指数趋近律中引入系统状态变量，加快系统趋近速度，降低系统抖振幅度，并通过利用具有光滑连续特性的  $\text{sigmoid}(s)$  函数代替传统符号函数  $\text{sgn}(s)$ ，设计了一种新型指数趋近律，并以此构建了一种新型滑模控制器，与传统的滑模控制器相比，抖振幅度降低且抗负载能力增加。此外，为了能够得到新型滑模控制器参数的最优值，本文提出了一种遗传与粒子群相结合的算法，称为 GAPSO 算法，并用于整定滑模控制器的参数，并通过与传统的 PSO 算法整定新型滑模控制器参数进行仿真与实验对比，结果表明，本文提出的 GAPSO 算法具有更好的全局搜索能力和更快的迭代速度，用于整定滑模控制器参数能有效提高 PMSM 的控制性能。

(2)针对 PMSM 转子转速和位置信息的准确估计问题，本文基于 Cholesky 三角分解的思想，在强跟踪扩展卡尔曼滤波(STEKF)算法的基础上，推导出了对称强跟踪扩展卡尔曼滤波(SSTEKF)算法来对 PMSM 转子转速和位置信息进行估计，并通过与传统的 EKF 算法和 STEKF 算法进行仿真与实验对比，结果表明，本文推导出的 SSTEKF 算法在转子转速和转子信息估计方面有着更高的精度。

(3)对于 PMSM 参数在线辨识，本文针对遗忘因子递推最小二乘法(FFRLS)在永磁同步电机参数辨识中难以兼顾快速性与准确性的问题，本文通过将理论模型与实际模型的偏差作为变量来构建遗忘因子，从而动态调整参数估计过程中新旧数据的权重分配，提出了一种改进的遗忘因子递推最小二乘法，称为 AFFRLS 算法，并通过该算法来对电机电阻、电感和磁链参数进行在线辨识，与传统的 FFRLS 算法进行对比，结果表明，面对转速突变时，本文推导出的 AFFRLS 算法辨识精度更高。

(4)为了验证本文所提出的无传感器控制方法的有效性，搭建了主要由上机位、电机驱动实验箱及 PMSM 组成的电机实验台架，并进行实验验证。

### 6.2 不足和展望

本文设计了基于 GAPSO 算法整定新型滑模控制器参数以及推导出了 SSTEKF 算法和 AFFRLS 算法，实现了 PMSM 的无传感器运行控制。但由于作者理论深度水平的局限，本文所提方法仍存在着改进之处，具体内容如下：

(1)本文转速控制器采用了改进的滑模控制器，但电流控制器依旧采用传统的 PI 控制器，对于电动汽车工况复杂多变以及 PMSM 具有强非线性，其控制效果可能还不够理想。

(2)本文提出的 AFFRLS 算法用于 PMSM 参数辨识时，只考虑了电阻、电感和磁链均设置为不变值，但实际应用中，其参数应该是变化的，因此，若能将该算法应用于 PMSM 参数变化中进行辨识，将有着进一步的提升空间。

(3)本文的研究对象都是基于单电机，没有考虑该无传感器控制方法是否能适用于多电机，若能够将该方法进行优化改进，适用于两台及两台以上的多电机同步控制，则该方法应用前景将会更广泛。

## 参考文献

- [1] 程冬宏, 高有山, 弓旭峰, 等. 电动汽车与燃油汽车能耗排放对比分析[J]. 太原科技大学学报, 2019, 40(06): 458-461.
- [2] 何琪光. 稀土在新能源汽车中的应用和前景分析[J]. 中国有色金属, 2024, (S2): 224-227.
- [3] 温源远, 蓝艳, 于晓龙, 等. 可再生能源的发展现状及趋势[J]. 环境保护, 2024, 52(05): 68-72.
- [4] 马春鑫. 永磁同步电动机双滑模无位置传感器控制系统[D]. 哈尔滨理工大学, 2023.
- [5] 何刚, 谢立彬. 新能源汽车电机控制技术优化策略及发展趋势研究[J]. 时代汽车, 2025, (02): 121-123.
- [6] 邹甲, 吉程椿, 张健侨等. 永磁同步电机无位置传感器复合控制策略[J]. 微电机, 2022, 55(12): 48-53.
- [7] 王政. PMSM 无位置传感器控制低速段性能优化方案研究[D]. 中国矿业大学, 2023.
- [8] 蒲瑞强. 高速 PMSM 无位置传感器控制策略研究[D]. 西安工业大学, 2023.
- [9] 温云. 电动汽车永磁同步驱动电机无源观测器控制研究[D]. 湖北文理学院, 2023.
- [10] 冯雷. 电动汽车内置式永磁同步电机控制器关键技术研究[D]. 沈阳工业大学, 2023.
- [11] 丁学风. 纯电动汽车永磁同步电机控制技术研究[J]. 汽车电器, 2021, (12): 13-14+16.
- [12] 谷善茂, 何凤有, 谭国俊, 等. 永磁同步电动机无传感器控制技术现状与发展[J]. 电工技术学报, 2009, 24(11): 14-20.
- [13] 张国强, 杜锦华. 永磁同步电机无位置传感器控制技术综述[J]. 电机与控制应用, 2024, 51(01): 1-13.
- [14] Seok J K, Lee J K, Lee D C. Sensorless speed control of nonsalient permanent-magnet synchronous motor using rotor-position-tracking PI controller[J]. IEEE transactions on industrial electronics, 2006, 53(2): 399-405.
- [15] Liu Z H, Nie J, Wei H L, et al. Switched PI control based MRAS for sensorless control of PMSM drives using fuzzy-logic-controller[J]. IEEE Open Journal of Power Electronics, 2022, 3: 368-381.

- [16] 于淼. 基于模糊 PID 控制的永磁同步电机控制系统研究[D]. 长春工业大学, 2019.
- [17] 白国振, 马宇航, 王双园, 等. 基于模糊神经网络 PID 的 PMSM 速度控制算法研究[J]. 电力电子技术, 2024, 58(11): 13-16.
- [18] Fan Y, Chen J, Zhang Q, et al. An improved inertia disturbance suppression method for PMSM based on disturbance observer and two-degree-of-freedom PI controller[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2022, 38(3): 3590-3599.
- [19] 陈昱昊, 郑宾. 基于模糊 PI 控制的永磁同步电机矢量控制性能研究[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(07): 75-81.
- [20] 王雷, 王育安, 崔玉鑫, 等. 基于优化 BP 神经网络 PID 的永磁同步电机控制研究[J]. 电工电气, 2024, (11): 30-36.
- [21] 张荣芸, 郑常胜, 时培成, 等. 基于改进 PSO 与广义五阶 CKF 算法的 PMSM 无传感器控制[J]. 电机与控制学报, 2021, 25(07): 120-128.
- [22] 方一鸣, 李智, 吴洋洋, 等. 基于终端滑模负载观测器的永磁同步电机位置系统反步控制[J]. 电机与控制学报, 2014, 18(09): 105-111.
- [23] 金爱娟, 高文强, 李少龙, 等. 基于新型伸缩因子的 PMSM 模糊自适应反步控制[J]. 包装工程, 2022, 43(23): 277-288.
- [24] 黄刚, 万雨龙. 基于扰动观测器的 PMSM 系统自适应反步滑模控制[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024, (03): 136-140.
- [25] 张荣芸, 邱天, 时培成, 等. 基于反步鲁棒控制与改进跟踪微分器的 PMSM 无传感器控制[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(15): 87-96.
- [26] Kang K, Wang M, Cui J, et al. Improved Adaptive Linear Active Disturbance Rejection Control for Precise Position Control in Permanent Magnet Linear Synchronous Motor[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2025, 72(2): 1795-1805.
- [27] 马雨新, 雷子奇, 顾萍萍, 等. 基于改进型超螺旋滑模线性自抗扰的永磁同步电机速度控制研究[J]. 电机与控制应用, 2024, 51(09): 103-112.
- [28] Sira-Ramírez H, Linares-Flores J, García-Rodríguez C, et al. On the control of the permanent magnet synchronous motor: An active disturbance rejection control approach[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2014, 22(5): 2056-2063.
- [29] 简炜, 胡文涛, 彭国生, 等. 改进扩张状态观测器的 PMSM 自抗扰控制策略[J]. 组

- 合机床与自动化加工技术, 2024, (11): 142-146+151.
- [30] 陈彤, 蒋强, 金博丕, 等. 基于改进 ESO 的 PMSM 滑模自抗扰控制研究[J]. 微电机, 2024, 57(12):40-46.
- [31] 雷子奇, 赵朝会, 顾萍萍, 等. 基于自适应增益的永磁同步电机转速环无模型滑模控制[J]. 电机与控制应用, 2024, 51(12): 81-92.
- [32] 吕玉映, 赵凯辉, 游鑫, 等. 基于双扰动观测器的永磁同步电机双惯量系统无模型递归终端滑模控制[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(21): 129-139.
- [33] Zhang Z, Yang X, Wang W, et al. Enhanced Sliding Mode Control for PMSM Speed Drive Systems Using a Novel Adaptive Sliding Mode Reaching Law Based on Exponential Function[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(10): 11978-11988.
- [34] 王要强, 朱亚昌, 冯玉涛, 等. 永磁同步电机新型趋近律滑模控制策略[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(01): 192-198.
- [35] 康尔良, 朱金荣, 韩康玮. 永磁同步电机新型趋近律滑模控制器设计[J]. 电机与控制学报, 2024, 28(07): 112-119+130.
- [36] 谭晶格. 高速永磁同步电机无传感器控制研究[D]. 北方工业大学, 2023.
- [37] 谢元宇. 永磁同步电机全速域无位置传感器矢量控制策略研究[D]. 哈尔滨理工大学, 2024.
- [38] 王宇剑. 永磁同步电机无位置传感器控制策略研究[D]. 哈尔滨工程大学, 2024.
- [39] 杜思宸, 全力, 朱孝勇, 等. 基于高频注入的永磁同步电机零低速下位置传感器失效故障容错控制[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(10): 3038-3047.
- [40] 言钊, 颜建虎, 费晨. 基于旋转高频信号注入法的内置式永磁同步电机低速段转子位置检测及其误差补偿[J]. 电机与控制应用, 2018, 45(09): 1-8.
- [41] 王宇, 邢凯玲, 张成糕. 基于旋转综合矢量脉振高频电压注入的永磁磁通切换电机无位置传感器技术[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(19): 7224-7236.
- [42] 柴俊, 江延宇, 彭艳. 永磁同步电机脉振高频电压注入转子位置检测[J]. 控制工程, 2020, 27(01): 143-147.
- [43] 王飞宇, 田井呈, 卓克琼, 等. 基于改进模型参考自适应算法的永磁同步电机转动惯量辨识[J]. 电机与控制应用, 2016, 43(08): 63-67+87.



- [44] 张超硕, 储剑波. 基于增量模型的 PMSM 鲁棒性模型预测控制算法研究[J]. 电机与控制应用, 2024, 51(07): 21-32.
- [45] 郝勇, 杨建中, 蒋亚坤, 等. 面向 PMSM 参数在线辨识的引入惯性因子的改进模型参考自适应方法[J]. 微电机, 2021, 54(08): 47-56+73.
- [46] Zuo Y, Lai C, Iyer K L V. A review of sliding mode observer based sensorless control methods for PMSM drive[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 38(9): 11352-11367.
- [47] Ren N, Fan L, Zhang Z. Sensorless PMSM control with sliding mode observer based on sigmoid function[J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2021, 16(2): 933-939.
- [48] Guo X, Huang S, Lu K, et al. A fast sliding mode speed controller for PMSM based on new compound reaching law with improved sliding mode observer[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 9(2): 2955-2968.
- [49] 李宁, 江学焕, 张德志, 等. 基于改进型 SMO 的 PMSM 无传感器控制研究[J]. 微电机, 2024, 57(04): 60-65+70.
- [50] 汪凤翔, 柯哲涵, 柯栋梁, 等. 基于强跟踪扩展卡尔曼观测器的三电平逆变器永磁同步电机无模型预测电流控制[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(22): 8910-8922.
- [51] Zwerger T, Mercorelli P. Backward extended kalman filter to estimate and adaptively control a pmsm in saturation conditions[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Industrial Electronics, 2023, 5(2): 462-474.
- [52] Bolognani S, Tubiana L, Zigliotto M. Extended Kalman filter tuning in sensorless PMSM drives[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2003, 39(6): 1741-1747.
- [53] 张晓虎, 赵吉文, 王立俊, 等. 基于自适应互联扩展卡尔曼观测器的永磁同步直线电机高精度抗干扰在线多参数辨识[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(12): 4571-4581.
- [54] 李浩源, 张兴, 杨淑英, 等. 基于高频信号注入的永磁同步电机无传感器控制技术综述[J]. 电工技术学报, 2018, 33(12): 2653-2664.
- [55] 刘颖. 永磁同步电机脉振高频信号注入无位置传感器技术研究[D]. 南京航空航天大学, 2012.

- [56] 裴喜平, 郝晓弘, 陈伟. 基于模型参考自适应算法的三相锁相环系统[J]. 电工技术学报, 2014, 29(04): 196-204.
- [57] Wang Y, Feng Y, Zhang X, et al. A new reaching law for antidisturbance sliding mode control of PMSM speed regulation system[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2019, 35(4): 4117-4126.
- [58] 周涛, 蒋全. 无传感器永磁同步电机全速范围控制技术综述[J]. 电子科技, 2021, 34(04): 59-69.
- [59] Li W, Feng G, Li Z, et al. Extended Kalman filter based inductance estimation for dual three-phase permanent magnet synchronous motors under the single open-phase fault[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2021, 37(2): 1134-1144.
- [60] 李世元, 杨恒占, 钱富才, 等. 基于互联自适应卡尔曼观测器的 PMSM 参数辨识[J]. 电子测量技术, 2024, 47(24): 21-29.
- [61] 李英春, 侯金明, 王培瑞. 基于改进扩展卡尔曼滤波的 PMSM 在线参数辨识[J]. 中国测试, 2022, 48(11): 47-53.
- [62] 吕思逊. 永磁同步电机参数辨识策略研究[D]. 北方工业大学, 2023.
- [63] 周文龙. 永磁同步电机参数辨识方法研究[D]. 山东大学, 2023.
- [64] Guo L, Xu W, Jin N, et al. A DC-Offset Removed Sensorless Control Method for PMSM Based on SMO With an Improved Pre-Filter and a Speed Immune Position Error Compensation Strategy[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2025, 40(4): 5163-5176.
- [65] 杨淑英, 孙瑞, 曹朋朋, 等. 一种基于双复合滑模面滑模观测器的异步电机转子电阻辨识方案[J]. 电工技术学报, 2018, 33(15): 3596-3606.
- [66] 张懿, 吴嘉欣, 孙霄阳, 等. 双平面多参数并行辨识双滑模观测器[J]. 电机与控制学报, 2019, 23(12): 93-100.
- [67] 邹乐强. 最小二乘法原理及其简单应用[J]. 科技信息, 2010, (23): 282-283.
- [68] Brosch A, Hanke S, Wallscheid O, et al. Data-driven recursive least squares estimation for model predictive current control of permanent magnet synchronous motors[J]. IEEE Transactions on power electronics, 2020, 36(2): 2179-2190.
- [69] Lian C, Xiao F, Liu J, et al. Parameter and VSI nonlinearity hybrid estimation for

- PMSM drives based on recursive least square[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 9(2): 2195-2206.
- [70] 方桂花, 王鹤川, 高旭. 基于动态遗忘因子递推最小二乘法的永磁同步电机参数辨识算法[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(01): 280-283.
- [71] 宁佐权, 文定都, 石川东. 基于动态折息因子递推最小二乘法的永磁同步电机参数辨识[J]. 湖南工业大学学报, 2023, 37(02): 23-30+96.
- [72] 谢国民, 赵德建. 改进蚁狮优化算法的永磁同步电机多参数辨识[J]. 电力系统及其自动化学报, 2023, 35(06): 66-72.
- [73] 张铸, 姜金美, 张小平. 改进灰狼优化算法的永磁同步电机多参数辨识[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(10): 119-129.
- [74] 刘细平, 胡卫平, 邹永玲, 等. 改进粒子群算法的永磁同步电机多参数辨识[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(07): 112-120.
- [75] 陈峥, 李镇伍, 申江卫, 等. 基于改进 WOA 优化 BP 神经网络的车用 PMSM 参数辨识[J]. 电机与控制应用, 2022, 49(05): 27-36.
- [76] 边琦, 马建, 张梦寒, 等. 改进细菌觅食算法的永磁同步电机参数辨识[J]. 电机与控制学报, 2024, 28(02): 174-181.
- [77] 何静, 唐润忠, 张昌凡, 等. 基于 Adaline 神经网络参数辨识的 PMSM 鲁棒电流预测控制[J]. 电机与控制学报, 2023, 27(04): 127-139.
- [78] 陈一涵, 曾成碧, 苗虹, 等. 增强改进麻雀算法的永磁同步电机多参数辨识[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024, (11): 177-182.
- [79] 李孝银. 电动汽车用 PMSM 全速域无位置传感器控制策略研究[D]. 合肥工业大学, 2023.
- [80] 郑常胜. 基于 PMSM 无传感器控制的电动助力转向系统研究[D]. 安徽工程大学, 2020.
- [81] 周长攀, 钟润东, 黄钊, 等. 双三相永磁同步电机双平面 SVPWM 算法研究[J]. 电力电子技术, 2024, 58(09): 35-39.
- [82] 余焱, 王勇, 黎灿兵, 等. SVPWM 教学研究之相电压与线电压[J]. 电气电子教学学报, 2021, 43(06): 129-132.
- [83] 薛山, 温旭辉. 一种新颖的多相 SVPWM[J]. 电工技术学报, 2006, (02): 68-72+107.

- [84] 周卫平, 吴正国, 唐劲松, 等. SVPWM 的等效算法及 SVPWM 与 SPWM 的本质联系[J]. 中国电机工程学报, 2006, (02): 133-137.
- [85] 王成豪. 永磁同步电机控制方法研究[D]. 西南科技大学, 2023.
- [86] 王丰尧. 滑模变结构控制[M]. 机械工业出版社, 1995.
- [87] 刘金锟. 滑模变结构控制 MATLAB 仿真[M]. 清华大学出版社, 2005.
- [88] Sandre Hernandez O, Morales Caporal R, Rangel Magdaleno J, et al. Parameter identification of PMSMs using experimental measurements and a PSO algorithm[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(8): 2146-2154.
- [89] 张荣芸, 方星晖, 时培成等. 基于改进 PSO 优化的 IPMSM 全速域无传感器控制[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(09): 130-139.
- [90] 邱龙龙. 基于改进遗传算法的车辆路径问题研究[D]. 昆明理工大学, 2023.
- [91] Yao C, Sun Z, Xu S, et al. ANN optimization of weighting factors using genetic algorithm for model predictive control of PMSM drives[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2022, 58(6): 7346-7362.
- [92] Lai C, Feng G, Iyer K L V, et al. Genetic algorithm-based current optimization for torque ripple reduction of interior PMSMs[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2017, 53(5): 4493-4503.
- [93] Yang Z, Yan Z, Lu Y, 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, 2021, 37(2): 1382-1393.
- [94] 周东华, 席裕庚, 张钟俊. 一种带多重次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波器[J]. 自动化学报, 1991(06): 689-695+758.
- [95] 杨江飞. 永磁同步电机参数对电机性能的影响[J]. 电机技术, 2022(01): 1-4+7.
- [96] Yu Y, Huang X, Li Z, et al. Full parameter estimation for permanent magnet synchronous motors[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 69(5): 4376-4386.
- [97] 张虎, 李正熙, 童朝南. 基于递推最小二乘算法的感应电动机参数离线辨识[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(18): 79-86.
- [98] Yu H, Wang J, Xin Z. Model predictive control for PMSM based on discrete space vector modulation with RLS parameter identification[J]. Energies, 2022, 15(11): 4041.

- [99] 周成宝, 侯艳茹, 刘珂, 等. 基于参数辨识的电液伺服非线性模型预测控制[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024, (08): 90-94+100.
- [100] 李伟, 王洪民, 唐峥. 基于递推最小二乘法的转向系统参数辨识[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2019, 38(08): 124-128.
- [101] Guan Q, Yao X, Lin Z, et al. A Robust Control Scheme for PMSM based on Integral Reinforcement Learning[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2024, 11(1): 4214-4223.
- [102] 方桂花, 王鹤川, 高旭. 基于动态遗忘因子递推最小二乘法的永磁同步电机参数辨识算法[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(01): 280-283.

## 攻读学位期间发表的学术论文目录

- [1] Zhang R Y, Wang R X, Shi P C, et al. Sensorless Control of PMSM Based on the Genetic Particle Swarm Optimization Algorithm with SMC Parameter Tuning and the Symmetric Strong Tracking EKF Algorithm. International Journal of Electronics. (在投)
- [2] 张荣芸, 王荣香, 时培成, 等. 新型自适应滑模和参数辨识的永磁同步电机控制[J/OL]. 电力系统及其自动化学报, 1-10[2025-03-27].

## 致谢

行文至此，思绪万千。路漫漫其修远兮，这一年，我二十六岁，短短三年的时间如白驹过隙，我的硕士研究生生活即将落幕，也意味着我将和我最后的学生时代告别，回望整个学业生涯，目之所及，历历在目，感获之良多。

桃李不言，下自成蹊。首先，感谢我的导师张荣芸老师，感谢您在三年前选择了我，让我感受到了被信任与被肯定，感谢您的接纳。张老师学术知识渊博，治学态度严谨，为人和蔼可亲。无论从研究课题的选择、小论文的修改、大论文的撰写，还是到毕业工作的选择，张老师不仅学业上对我悉心指导，生活上也给予了很大关心与照顾。得遇良师，何其有幸，学生深受其恩，向您致以最衷心的感谢，愿您桃李芬芳，工作顺心。

寸草春晖，无以为报。从小学入学到硕士毕业，二十载求学路，千万次操心，在我成长的道路上，是父母竭尽所能给予了我衣食无忧的生活，是您们尊重我在求学路上做出的每个决定，让我有了坚持读书的信心和决心，感谢父母花费半生努力给予了我站在他们肩膀上看世界的机会，感谢父母作为我最坚强的后盾，愿父母百岁无忧，幸福安康。

恰同学少年，风华正茂。感谢同门师兄弟们以及机械研 22 的同学在研究生三年对我的帮助，愿你们以后前程似锦，鹏程万里。

初见乍惊欢，久处亦怦然。感谢范女士一直以来的陪伴，从本科到考研再到研究生毕业，感谢你坚定地站在我身后默默地陪着我，让我的学业生活充满了色彩。愿我们在未来的日子里，携手共进，不负彼此。

感谢求学路上每个阶段的自己，尤其感谢本科期间义无反顾选择读研的自己，正是每个阶段不同的自己成为了现在的我。

最后，感谢安徽工程大学，作为我学业生涯的最后一站，我们完成了双向选择，我在芜湖度过了美好而又难忘的三年，我会一直珍视这段岁月，谨记“尚德敏学，唯时惟新”校训。

尚德敏学 唯实惟新

