基于自适应神经模糊推理算法的无人机电推进燃料电池供气系统性能优化 *

李　勇，韩非非，张昕喆

（郑州航空工业管理学院 航空工程学院，河南 郑州 450046）

摘　要：针对无人机采用的聚合物交换膜燃料电池和锂离子电池的混合动力电推进系统，研究开发了一种基于自适应神经模糊推理系统的电源管理控制技术，以控制混合动力电推进系统，同时优化燃料电池供气系统的性能。用无人机混合电推进系统数学模型，研究了燃料电池电流与燃料电池供气系统压缩机功率之间的关系，建立了燃料电池电流与最佳压缩机功率关系的参考模型。在参考模型的基础上，引入自适应控制器来优化燃料电池供气系统的性能。基于自适应神经模糊推理系统的控制器将压缩机的实际运行功率动态调整到参考模型中定义的最佳值。自适应控制器的在线学习和训练能力用来辨识燃料电池电流的非线性变化，并产生压缩机电机电压的控制信号，以优化燃料电池供气系统的性能。在Matlab仿真环境中，开发了质子交换膜燃料电池和锂离子混合动力电推进系统模型，并对所设计的控制器进行了仿真分析。结果表明，基于自适应神经模糊推理系统的控制器为燃料电池供气系统压缩机性能优化提供了一种新颖而全面的途径，使燃料电池供气系统获得最大净功率输出。将燃料电池系统的净功率输出与最佳压缩机功率和恒定压缩机功率进行比较，发现优化的压缩机功率配置比恒定的压缩机功率配置节能2.62%。同时，燃料电池自适应神经模糊推理系统控制器优化了燃料电池供气系统的能量利用。

关键词：无人机；自适应控制器；神经模糊推理算法；电推进；燃料电池；供气系统；性能优化

中图分类号：V231.1　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1001-4055（2021）06-1395-15

DOI：10.13675/j.cnki. tjjs. 200138

Performance Optimization of Fuel Cell Gas Supply System for UAV Electric Propulsion Based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Algorithm

LI Yong，HAN Fei-fei，ZHANG Xin-zhe

（School of Aeronautical Engineering，Zhengzhou University of Aeronautics，Zhengzhou 450046，China）

Abstract：Aiming at the application of hybrid electric propulsion system of an UAV based on polymer exchange membrane fuel cell and lithium-ion battery，a power management system control technology based on adaptive neuro-fuzzy inference system was researched and developed to control the hybrid electric propulsion system and optimize the performance of the fuel cell gas supply system. Taking the mathematical model of the hybrid electric propulsion system of an UAV as the research object，the relationship between the fuel cell current and

*　**收稿日期**：2020-03-17；**修订日期**：2020-05-26。

基金项目：河南省高等学校重点科研项目（21A590003，21B590002）；河南省重点研发与推广专项科技攻关项目（192102210056）。

通讯作者：李　勇，博士，讲师，研究领域为航空推进系统控制。E-mail：liyongnwpu@163.com

引用格式：李　勇，韩非非，张昕喆. 基于自适应神经模糊推理算法的无人机电推进燃料电池供气系统性能优化[J]. 推进技术，2021，42(6)：1395-1409.（LI Yong，HAN Fei-fei，ZHANG Xin-zhe. Performance Optimization of Fuel Cell Gas Supply System for UAV Electric Propulsion Based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Algorithm[J]. *Journal of Propulsion Technology*，2021，42(6)：1395-1409.）

the compressor power of the fuel cell gas supply system was studied, and the reference model of the relationship between the fuel cell current and the optimal compressor power was established. On the basis of the reference model, an adaptive controller was introduced to optimize the performance of the fuel cell gas supply system. The controller based on adaptive neuro-fuzzy inference system dynamically adjusts the actual operating power of the compressor to the optimal value defined in the reference model. The on-line learning and training ability of the adaptive controller was used to identify the nonlinear variation of the fuel cell current and generate the control signal of the compressor motor voltage to optimize the performance of the fuel cell gas supply system. The proton exchange membrane fuel cell (PEMFC) and lithium-ion hybrid electric propulsion system model was developed in Matlab simulation environment, and the designed controller was simulated and analyzed. The results show that the controller based on adaptive neuro-fuzzy inference system provides a novel and comprehensive way to optimize the performance of the compressor in the fuel cell gas supply system, and enables the fuel cell gas supply system to obtain the maximum net power output. The net power output of the fuel cell system was compared with the optimal compressor power and the constant compressor power. The results show that the optimized compressor power configuration saves 2.62% more energy than the constant compressor power configuration. At the same time, the fuel cell adaptive neuro-fuzzy inference system controller optimizes the energy utilization of the fuel cell gas supply system.

Key words: Unmanned aerial vehicles; Adaptive controller; Neuro-fuzzy inference algorithm; Electric propulsion; Fuel cell; Gas supply system; Performance optimization

1 引 言

电推进是随着电源和电机驱动等先进技术的发展而出现的一种新颖的推进技术。混合电动技术目前在汽车中已得到广泛应用,基于燃料电池(Fuel cell)和电池的混合电力体系具有较高的功率和能量密度,在小型载人飞机和无人机(Unmanned aerial vehicles,UAV)中具有巨大的应用潜力和广泛的应用前景。

电动飞机是以电机带动螺旋桨、涵道风扇或其它装置产生前进动力的飞机,电机的电源来自电池、燃料电池、太阳能电池、超级电容或功率束(无线功率传输(WPT))等[1]。电动无人机由于具有隐身操作、零排放等优点,已经成为一种突出的航空概念。此外,燃料电池驱动的电动无人机由于其推进系统的长寿命能力而更具吸引力。美国国家研究委员会(National research council,NRC)在 2000 年发表了一份报告,描述了未来无人机的设计和推进技术[2]。这份报告介绍了美国空军(USAF)无人机技术的长期研究计划,建议的无人机推进技术在飞机燃油经济性和长期耐久能力方面显示出可考虑的改进。燃料电池具有较高的能量容量,运行周期可以从几分钟到几个月不等,成为具有较高功率密度的长寿命飞行器的一种可行的氢能转换器。Sehra 等[3]对燃料电池动力装置作为小型飞机推进系统和大型商用飞机辅助动力装置(APU)的可行性进行了研究,结果表明燃料电池驱动的汽车推进系统可以用来为小型飞机提供动力。美国国家航空航天局(National aeronautics and space administration,NASA)对 60kW 燃料电池供电的轻型飞机推进系统性能进行了初步研究[4]。2003 年,Freeh 等[5]分析了燃料电池驱动的小型飞机在起飞和巡航期间的功率分布,对往复式发动机和需要 60kW 峰值推进功率的燃料电池和电池驱动的混合动力小型飞机进行了对比评估,与往复式发动机相比,先进的 PEM 燃料电池系统可以将飞机的续航里程提高 12.5%。小型质子交换膜燃料电池驱动的长航时飞机是由佐治亚理工学院的 Bradley 等[6]于 2006 年概念性设计的。概念飞机的设计基于两种设计方法,即能量密度最优的飞机设计与航程和耐力最优的飞机设计。基于最优能量密度的飞行器设计重点是确定储氢量的大小,对航程和耐力进行优化的飞机比按最佳能量密度设计的飞机具有更好的爬升性能、更小的飞机、更长的续航时间和更远的航程等性能。2008 年,波音欧洲研究与技术公司开发了载人燃料电池驱动的小型飞机[7],以展示环境友好型航空技术。这是有史以来进行的第一架使用全电力推进系统的载人飞机的飞行试验,一架小型双座飞机由质子交换膜燃料电池系统和锂离子电池混合配置提供动力,并由永磁无刷直流电机推进。Lapena-Rey 等[7]研究了燃料电池系统和电池混合电力系统的

稳态和动态运行条件，研究表明，该燃料电池具有提供比任务持续时间更长的推进功率的能力，而不会对燃料电池的性能造成明显的影响。

由聚合物交换膜（Polymer exchange membrane，PEM）燃料电池和锂离子（Lithium ion，Li-Ion）电池组成的混合动力装置由于固态能量转换和设计紧凑等技术优势，已成为汽车应用中最方便的混合电力配置。燃料电池驱动的无人机（FC-UAV）和小型飞机已经由多个研究小组开发，以将燃料电池技术扩展到航空工业。由于燃料电池电力推进系统的高效节能过程，无人机的续航能力有了很大的提高。此外，由于执行任务期间的隐形操作和最低碳排放，氢燃料电池驱动的飞机被作为一种环境友好的航空概念引入。2009年7月7日，由德国航空航天中心牵头研制的燃料电池无人机DLR-H2试飞成功[1]。燃料电池混合电力推进系统主要由质子交换膜燃料电池、锂离子电池、永磁无刷直流电机和三相逆变器组成。永磁无刷直流电机具有效率高、转速范围大、转速比转矩特性好等优点，可以改善推进系统的性能[8]。PEM燃料电池作为一种高能量密度装置运行，只要储存库中有氢气就能提供推进动力。锂离子电池是一种功率密度较高的设备，可以在有限的时间内提供动力。单向升压变换器和双向降压/升压变换器将电源集成到推进系统中。

在混合动力系统中，燃料电池性能的控制是实现燃料电池系统最佳功率输出的重要环节。燃料电池供气系统的控制在性能优化过程中至关重要，因为在混合动力系统中，燃料电池供气系统是主要的寄生电能消耗系统，燃料电池的很大一部分能量是由空压机消耗的。Pischinger等[9]描述了供气系统的要求，从电池湿度、空气流量、空气压力和寄生功率等方面分析了供气系统对燃料电池系统性能的影响，空气供应系统消耗大约6%的燃料电池电力。因此，燃料电池供气系统优化比其它运行参数优化对燃料电池功率的影响更大。在大多数燃料电池控制研究出版物中，对PEM燃料电池系统进行了数学建模，并在供气系统中引入了不同的控制方法来优化燃料电池的性能。

燃料电池的供气系统控制器，以实现燃料电池系统的最佳功率输出。燃料电池电流被视为性能变量，因此可以通过根据燃料电池电流控制空气供应系统来优化燃料电池功率输出。供气系统压力和流量的变化使缺氧引起的电池电压损失最小。所提出的智能电源管理体系结构由用于推进配电的混合动力系统电源管理系统和用于燃料电池性能优化的燃料电池供气系统控制器组成。

自适应控制器可以从系统输出中学习，训练系统输入参数以达到期望的目标或参考函数，在需要优化输出的实时系统中显示出很大的应用潜力。自适应神经模糊推理系统（Adaptive neuro fuzzy inference system，ANFIS）控制器[10-13]对未知参考模型具有相似的非线性适应性。基于ANFIS的控制结构的主要优点是对非线性系统的动态适应性和基于模糊逻辑规则为模糊训练过程定义近似初始条件的能力。在燃料电池控制应用中，ANFIS控制器被用来使燃料电池压缩机的输出功率适应于参考模型中获得的最佳值。该控制方法可以根据电源管理系统确定的燃料电池电流对燃料电池供气系统进行动态控制。

近年来，国内在电动飞机及电推进系统方面也取得了很大的技术进步并有一系列的研究成果面世。文献[14]结合目前电动轻型飞机电推进系统的特点，给出了电推进系统选型与参数匹配的设计过程。根据电推进系统各组成部分的特点，提出了一套电推进系统选型与参数匹配的方法，该方法可以为电推进系统的优化设计提供依据。最后，以RX1E电动轻型飞机为例对此方法进行了验证，匹配结果满足设计要求，说明了此方法的可行性。文献[15]研究了5W级μ-PPT电推进系统技术，分别对推力器、点火系统以及储能供电系统进行了研究，获得了一个轨控喷头和两个姿控喷头在1U体积下的狭小空间推力器微小集成化设计以及点火系统和储能供电系统的高可靠长寿命设计。完成了μ-PPT电推进系统产品研制，对其进行了性能测试、环境试验以及寿命试验验证研究。文献[16]结合航天运输系统理论与离子推力器放电模型，对深空探测任务中以离子电推进系统为主要动力来源的航天器有效载荷能力进行了分析。通过理论推导，构建并揭示了有效载荷分数与深空探测任务参数和电推进系统性能参数的函数关系与潜在联系。文献[17]针对低速临近空间飞行器提出了一种新型吸气式电推进方案，该方案采用单介质阻挡放电（SDBD）作为等离子体源，因此能在较大气压范围（数Pa～1atm）内电离大气产生等离子体并产生推力。文献[18]针对翼身融合运输机开展了分布式电推进系统的总体设计与油耗评估。通过数值计算完成了70t载质量翼身融合飞机的气动设计与优化。在巡航马赫数为0.8、高度为10km的设计点，最大升阻比达到了24。通过求解积分边界层方程组，完成了电推进系统的总体设计。

电推进系统包含10个推进风扇，风扇直径为1.45m，压比为1.35，巡航功率为2.94MW。建模结果表明，基于翼身融合布局和分布式电推进技术，可使运输机的油耗较C-17节省近50%。文献[19]系统总结了电推进飞机的类型与发展现状，论述了飞机混合动力系统及分布式电推进系统的基本概念、特点与意义。阐述了航空电推进系统的基本结构，比较了适用于分布式电推进系统的电力系统架构，系统分析了实现电推进技术所需的高效高功率密度电机、高效大容量功率变换器和综合热管理等关键技术。

本文主要针对应用于无人机的质子交换膜燃料电池和锂离子电池混合电推进系统进行数学建模分析，基于自适应神经模糊推理系统对PEM燃料电池供气系统进行性能优化控制器设计。

2 方 法

2.1 无人机电力推进系统模型

无人机电力推进系统主要由电池、燃料电池、太阳能电池等电源和推进电机组成。混合电力体系结构是通过将多个电源组合起来用于一个推进应用而形成的。混合电力系统由电源管理系统进行控制，在大多数燃料电池和电池混合配置中，由于能量密度高，燃料电池系统作为主电源运行，而由于功率密度高，电池被认为是辅助电源。当负载功率较高时，两个电源都提供推进功率，而在低功率需求阶段，燃料电池提供推进功率，同时为电池充电。

质子交换膜燃料电池和电池供电的混合电动结构主要由质子交换膜燃料电池系统、电池、DC/DC升压变换器、双向变换器和带有三相逆变器的永磁直流无刷电机组成。采用质子交换膜燃料电池系统作为一次电源，锂离子电池作为二次电源。DC/DC单向变换器提升聚合物交换膜燃料电池输出电压并调节直流母线电压。双向变换器在调节直流母线电压的同时改变电池的功率流向以充电或放电。永磁无刷直流电机在所有飞行条件下都能推动飞机前进。三相功率逆变器将直流母线电流转换为交流电流信号，并连接到永磁无刷直流电机。电机控制器根据霍尔传感器反馈产生逆变器PWM信号。燃料电池和电池混合电力推进系统的示意图如图1所示。

2.1.1 燃料电池系统数学模型

随着技术的进步，燃料电池技术在过去的几十年里得到了长足的发展。燃料电池作为一种能量密度高、运行效率高的替代能源解决方案，受到了大多数推进应用的青睐。除此之外，氢燃料电池是一种环境友好的能量转换装置，在推进过程中产生零排放。燃料电池系统电流与温度、湿度、空气流量、空气压力等运行变量密切相关。因此，燃料电池电流的变化会影响燃料电池的性能。为了实现高效节能，有必要将燃料电池的运行条件保持在适当的水平。燃料电池系统需要通过控制性能变量和运行变量来运行在最佳功率区域。

通过考虑与电池温度和反应物压力相关的电压损失，在Simulink中对PEM燃料电池系统进行数学建模。与燃料电池反应相关的损失使电池电压低于理论值。燃料电池的运行损耗，即浓度损耗、欧姆损耗和活化极化损耗是燃料电池控制中的重要问题。活化损耗、欧姆损耗、内部电流损耗和浓度损耗等燃料电池损耗大大降低了电池电压。研究参考文献[20-22]中对燃料电池损耗的描述，在理论公式推导的基础上在Matlab Simulink中建立了质子交换膜燃料电池的数学模型，对燃料电池进行了辨识。

通过将电池不可逆性与开路电池电压相结合，则关于电流密度的非线性特性，如式(1)[21]所示

$$U = 1.229 - 0.85\times10^{-3}(T_{fc} - 298.15) + 4.308\times10^{-5}T_{fc}\ln(p_{H_2})\frac{1}{2} + \ln(p_{O_2}) - \frac{RT_{fc}}{\alpha F}\ln\left(\frac{I_{fc}}{I_0}\right) - I_{fc}R_{int} + c\exp\left(\frac{I_{fc}}{d}\right) \tag{1}$$

式中电池电压U主要取决于电池温度T_{fc}、反应物分压p_{react}和燃料电池电流I_{fc}。在Matlab Simulink中对质子交换膜燃料电池进行数学建模，根据式(1)辨

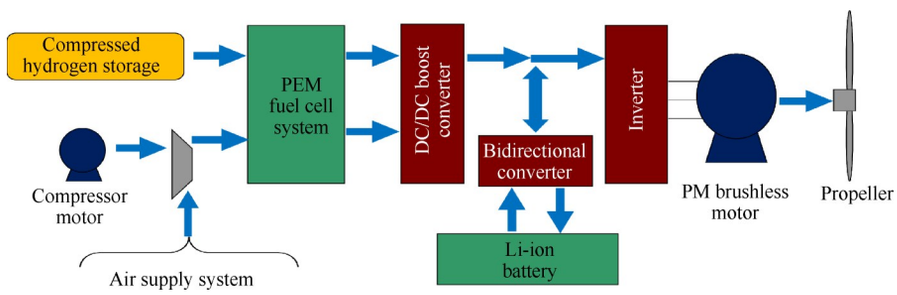


Fig. 1 Fuel cell and battery hybrid electric propulsion system

识燃料电池系统的工作特性。

PEM 燃料电池 Simulink 数学模型如图 2 所示。

2.1.2　质子交换膜燃料电池和锂离子电池混合动力系统数学模型

混合动力装置由质子交换膜燃料电池和锂离子电池组成，用于响应无人机起飞、爬升和最大速度时的峰值功率需求。与无人机其它飞行模式相比，起飞动力模式是耗电量最高的飞行模式。在电力推进系统中，螺旋桨、推进电机和功率变换器的缺陷降低了可用于推力的功率。电机规格是根据无人机的推进功率要求确定的。峰值功率需求出现在飞机起飞和最大爬升速率期间。在巡航和耐久模式下，推进系统和动力装置运行在额定功率以下。确定了永磁无刷直流电机和电机控制器的规格，以满足每种飞行模式的功率要求。在混合配置中，当负载功率需求高于燃料电池功率时，电池作为辅助电源运行。在飞机的高功率飞行模式，如起飞、爬升和最大速度模式下，电池提供额外的能量，而质子交换膜燃料电池系统工作在有效功率水平。此外，电池还用于响应负载电流的瞬态变化。由于靠近电极的电荷积累，PEM 燃料电池系统表现出电容响应。通过引入蓄电池作为二次电源，可以消除瞬态响应的延迟。

推进电机和控制器的仿真模型考虑了市售的永磁无刷直流电机和电机控制器的规格参数，用来为电机和控制器建模。

在 Matlab 仿真环境中使用 Simpower system 工具箱对混合动力系统进行设计。工具箱中开发的电流和电压变化模型与实际系统相同，燃料电池、电池和电机的特性与实际部件相似，系统模型近似代表了实时系统。在 Simpower 工具箱中开发的混合动力电力推进系统模型主要由以下几部分组成：

（1）永磁无刷直流电机和控制器的仿真模型

采用 PI 控制器调节电机的实际转速。速度控制器根据电机速度和转矩关系产生电流控制器的参考转矩信号。电流控制器根据速度控制器的参考转矩信号、霍尔传感器反馈和相电流反馈产生所需的脉宽调制脉冲。电机和电机控制器的仿真模型如图 3 所示。

（2）功率变换器仿真模型

功率变换器调节电压和电流输出，并在电池和 PEM 燃料电池系统之间共享负载功率。在 Matlab Simpower 系统中开发的功率变换器模型包含了单向功率变换器和双向功率变换器，分别如图 4（a）和图 4（b）所示。

将无刷直流电机及其控制器、锂离子电池、直流功率变换器和质子交换膜燃料电池等模型组合起来构建混合动力电力推进系统模型，整个混合动力电力推进系统如图 5 所示。

在本文的研究中，假定所建模型代表的工作状态与真实无人机电力推进系统实际工作状态一致。

2.1.3　燃料电池电流与最佳压缩机功率关系的参考模型[20-22]

假设燃料电池温度、湿度和氢气供应由单独的控制系统控制。供气系统主要由压气室和电机驱动两部分组成。

燃料电池入口反应物流速应高于反应物消耗速率。氧气浓度取决于供氧量，如果用空气代替纯氧，供气系统应在阴极侧保持相应的化学计量比。在大多数情况下，通过增加进风量可以提高阴极氧浓度。然而，较高的空气流量增加了电池的除水过程。当燃料电池电流增加时，反应速度加快，并在阴极中产生额外的水。空气流量的增加消除了蓄积在阴极和

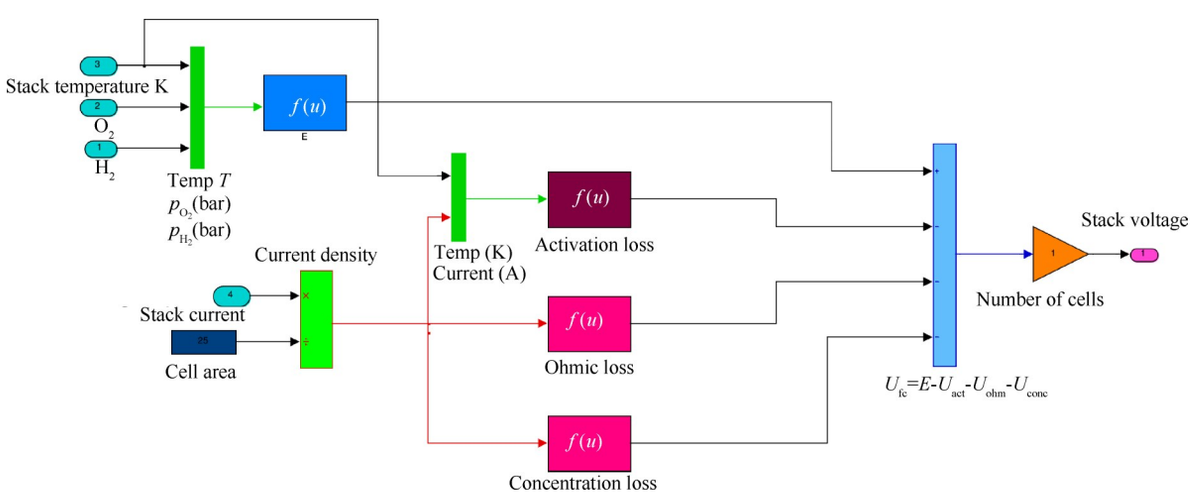


Fig. 2　Simulink model of the PEM fuel cell

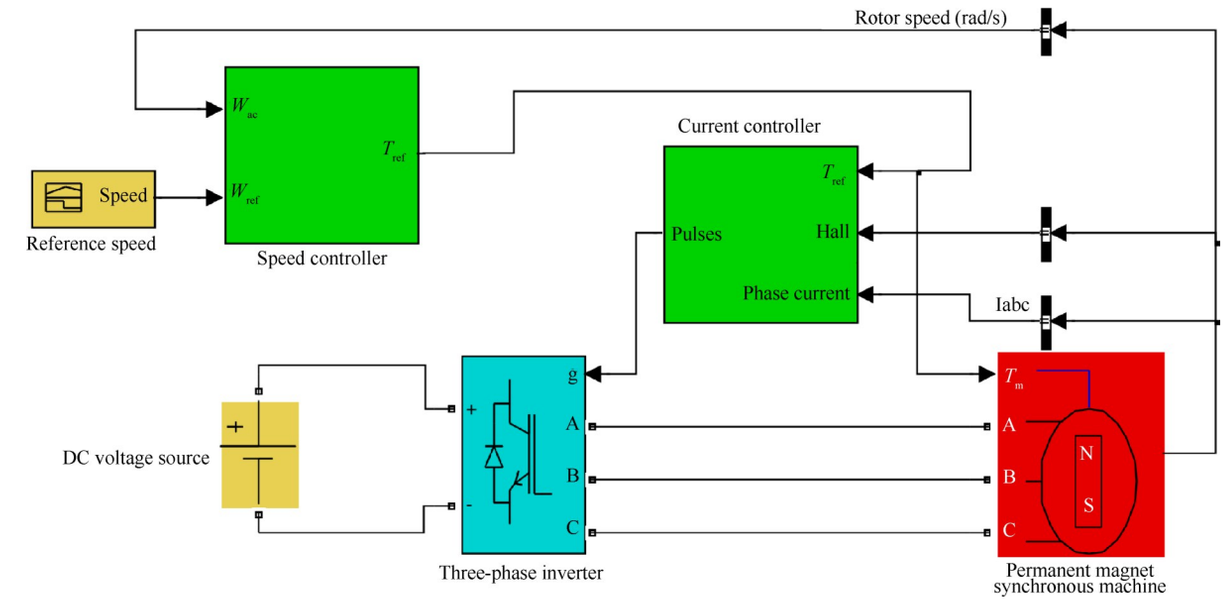
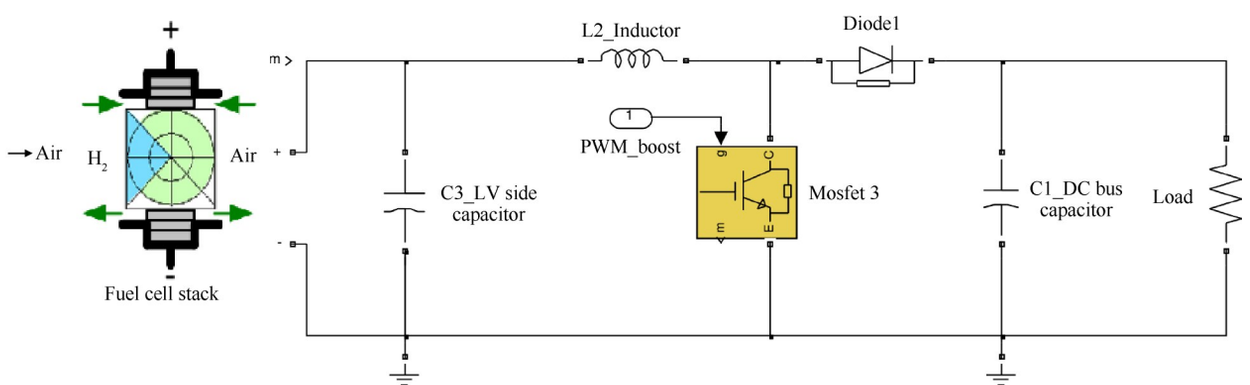
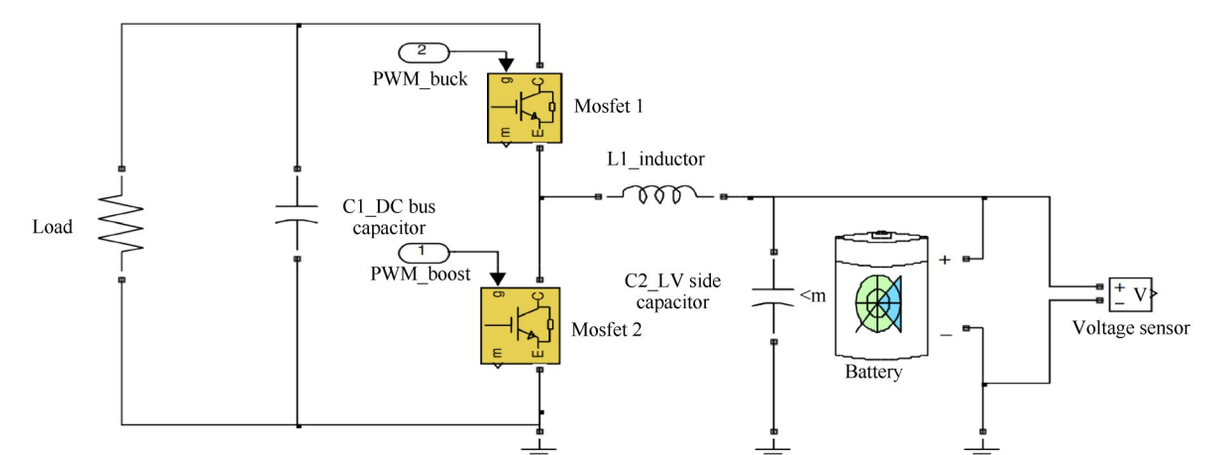


Fig. 3 Simulation models of the PMBL DC motor and controllers



(a) Unidirectional converter



(b) Bidirectional converter

Fig. 4 Power converter model developed in the Matlab Simpower system

膜中的多余水分,从而改善了电池的性能。但是,当空气流量超过一定程度时,可能会对膜造成干燥效应,干扰质子的运动。因此,应仔细监测空气流速的变化,防止细胞干燥。大多数为汽车应用而设计的PEM燃料电池系统都是用空气压缩机而不是加压氧气罐来建造的。在某些情况下,根据燃料电池的功率大小,供气系统由鼓风机代替空压机组成。空气加压过程引起了对压缩空气温度升高的另一个担

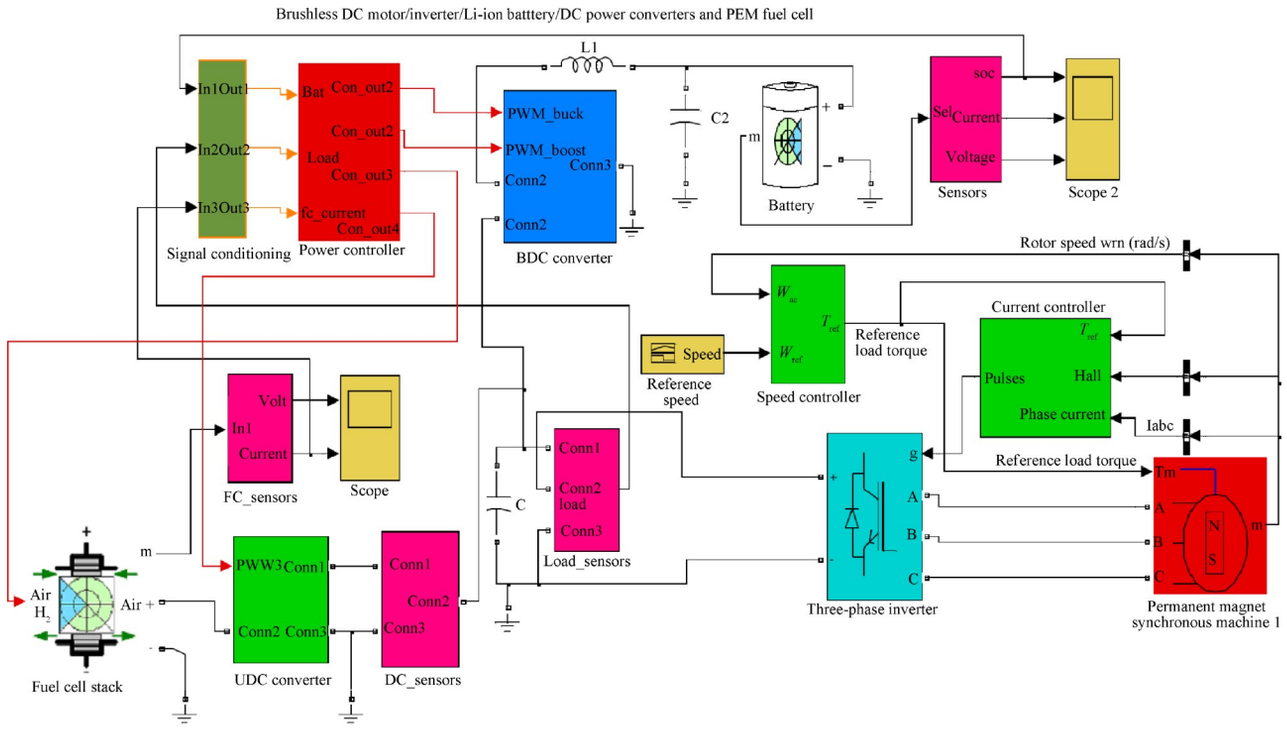


Fig. 5　Hybrid power system developed in Matlab Simpower system toolbox

忧。但是,燃料电池电堆内部的氧浓度和压力应该保持在最佳值,以获得最大的电池输出功率。根据法拉第定律,所消耗的氧气量为

$$\dot{N}_{O_2} = \frac{I_{fc}}{4F} \tag{2}$$

$\dot{N}_{O_2}$是以 mol/s 为单位的耗氧率。F是法拉第常数,I_{fc}是燃料电池电流。对于氧气质量流量的分析,假设氧气气体的行为与理想气体相似。除此之外,假设燃料电池温度在整个过程中是恒定的,并由单独的控制器控制。忽略了流道下降的气体压力和流量。反应氧$\dot{m}_{O_2,reacted}$的质量流速为

$$\dot{m}_{O_2,reacted} = \frac{I_{fc}}{4F} M_{O_2} \tag{3}$$

式中M_{O_2}是氧的摩尔质量。空气被加压到最佳水平,以便通过最小化激活损耗和最大化 Nerst 电压增益来实现最大电池电压。显然,空气加压过程也消耗了额外的电能。确定空气压力、空气用量和压缩机功率之间的关系,以识别从电池获得的净电压。式(4)表示压力从p_{r_1}到p_{r_2}的绝热空气压缩所需的功率,单位 W。

$$P_{com} = \dot{m}_{air} c_p \frac{T}{\eta_m \eta_{com}} \left[\left(\frac{p_{r_2}}{p_{r_1}} \right)^{\frac{\gamma-1}{\gamma}} - 1 \right] \tag{4}$$

c_p是在温度 298K 时空气的比热,其值为 1.005kJ/(kg·K)。T是温度,单位为 K,η_{com}和η_m是压缩机和压缩机电机效率。空气浓度主要保持在高于燃料电池化学计量比λ的水平,以防止缺氧。从式(3)推导出的耗氧率$\dot{m}_{O_2}$、电池功率P_{cell}和电池电压U_{cell}之间的关系,如式(5)所示。

$$\dot{m}_{O_2} = \frac{P_{cell}}{4F \times U_{cell}} M_{O_2} \tag{5}$$

电池功率可以表示为电池电压和电池电流的函数$P_{cell} = U_{cell} \times I_{fc}$。空气中氧气的比例约为 21%。空气消耗率$\dot{m}_{air}$在式(6)中确定。

$$\dot{m}_{air} = \frac{28.97 \times 10^{-3} P_{cell} \times \lambda}{0.21 \times 4 \times U_{cell} \times 96495} = 3.57 \times 10^{-7} \frac{P_{cell} \lambda}{U_{cell}} \tag{6}$$

从式(4)和式(6)可知,压缩机消耗的功率如式(7)所示。

$$P_{com} = 3.58 \times 10^{-4} \times \frac{T}{\eta_m \eta_{cell}} \left[\left(\frac{p_{r_2}}{p_{r_1}} \right)^{\frac{\gamma-1}{\gamma}} - 1 \right] \lambda n I_{fc} \tag{7}$$

式中n是燃料电池的数量。压缩机消耗的功率除以燃料电池电流和电池数量,得到每个电池的电压损失为

$$\Delta U_{\mathrm{com}} = 3.58 \times 10^{-4} \times \frac{T}{\eta_{\mathrm{m}}\eta_{\mathrm{c}}}\left[\left(\frac{p_{\mathrm{r}_2}}{p_{\mathrm{r}_1}}\right)^{\frac{\gamma-1}{\gamma}} - 1\right] \quad (8)$$

质子交换膜燃料电池系统的净功率输出是燃料电池系统产生的功率与辅助设备(主要是空压机)消耗的功率之差。燃料电池供气系统应进行控制,以防止缺氧。当负载电流改变时,应将空气压力和流量改变到最佳值,以产生最大的净燃料电池输出功率。燃料电池系统净功率输出$P_{\mathrm{fc_{net}}}$的定义为

$$P_{\mathrm{fc_{net}}} = P_{\mathrm{fc}} - P_{\mathrm{com}} \quad (9)$$

式中P_{fc}是燃料电池产生的功率,P_{com}是压缩机消耗的功率。由于空气质量流量和压力的增加而导致的电池电压增益。在文献[21-23]中,已经形成了一个经验公式(10),将电压增益表示为压力效应和交换电流密度增加的组合。由于从p_1到p_2的压力增加而获得的电压为

$$\Delta U_{\mathrm{gain}} = C\ln\left(\frac{p_2}{p_1}\right) \quad (10)$$

C是经验导出的常数,取决于燃料电池系统的功率容量。在电流I下从n个燃料电池获得的功率为

$$P_{\mathrm{gain}} = C\ln\left(\frac{p_2}{p_1}\right) n \cdot I \quad (11)$$

对于100W的PEM燃料电池,C=0.12。燃料电池系统的净功率增益P_{net}是P_{gain}和P_{com}之间的功率差。PEM燃料电池系统的净功率输出是压比的函数,如式(12)所示。压缩机电机效率η_{m}和压缩机效率η_{com}分别为92%和88%。

$$P_{\mathrm{net}} = P_{\mathrm{gain}} - P_{\mathrm{com}} = n \cdot I\left\{C\ln\left(\frac{p_2}{p_1}\right) - 3.58\times10^{-4}\times\frac{T\lambda}{\eta_{\mathrm{m}}\eta_{\mathrm{com}}}\left[\left(\frac{p_2}{p_1}\right)^{\frac{\gamma-1}{\gamma}} - 1\right]\right\} \quad (12)$$

表1显示了在不同燃料电池电流下产生最大燃料电池净功率输出的最佳压缩机功率。

通过曲线拟合分析,得到最佳压缩机功率为燃料电池电流的三次函数,如式(13)所示。不同燃料电池电流下的最佳压缩机功率为

$$P_{\mathrm{com}}^{\mathrm{op}} = f(I_{\mathrm{fc}}) = -0.0035I_{\mathrm{fc}}^3 - 0.007I_{\mathrm{fc}}^2 + 1.6I_{\mathrm{fc}} + 0.02 \quad (13)$$

最佳压缩机功率与燃料电池电流之间函数关系如图6所示。

在无人机执行任务期间,保持最佳压气机功率以获得最大的燃料电池净功率输出是开发人员面临的一个控制挑战。本文针对燃料电池供气系统提出了一种自适应控制结构来控制压缩机功率。

Table 1 Optimum compressor power for different FC current

FC current /A	Optimum compressor power/W
1	1.67
2	3.10
3	4.50
4	5.90
5	6.92
6	7.61
7	8.18
8	8.48

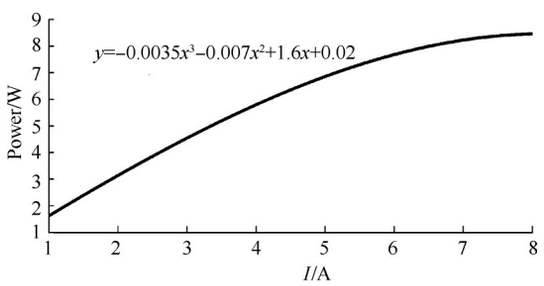


Fig. 6 Optimum compressor power

2.2 自适应神经模糊推理控制算法

设计了一个自适应控制器来优化燃料电池系统的性能。如前所述,对于所定义的燃料电池无人机任务电流,通过将供气压力比保持在最佳水平,可以最大化PEM燃料电池系统的净功率输出。当燃料电池电流变化时,需要自动改变入口空气流量和空气压力,以保持所需的氧气浓度。所提出的自适应控制器使压缩机的实际功率适应于从参考模型获得的最佳值。因此,燃料电池根据不同的推进电流要求产生最大净功率输出。

在所提出的控制结构中,通过最小化参考模型与实际燃料电池系统之间的功率误差,将供气系统压缩机电机电压调节到最佳值。根据式(13),在参考模型中估算了使燃料电池内损耗最小的最佳压力。设计了基于自适应神经模糊推理系统(ANFIS),使压缩机的实际功率相对于参考值自适应。

在燃料电池控制应用中,ANFIS控制器比前馈、PI、PID和增益调度等控制器具有更多的优点,ANFIS方法将语言中的"IF THEN"规则与自适应过程相结合,使控制器具有自适应被控对象变化的能力。作为控制器的主要目标,燃料电池供气系统应作为燃料电池负载电流变化的函数进行控制。然而,燃料

电池电流是独立于被控对象的性能变量，具有非线性特性。为了控制供气系统，燃料电池电流和电池的荷电状态是决定压缩机工作功率的必要条件。在这种情况下，可能的压缩机电机电压随燃料电池电流和电池 *SoC*（State of charge，即荷电状态，用来反映电池的剩余容量，其数值上定义为剩余容量占电池容量的比值，常用百分数表示。）的变化可以用语言规则库系统来表示。然而，基于专家定义的模糊规则不能保证模糊输出的最优性，因此，需要将优化方法结合到模糊输出中，以便从模糊控制器获得最优输出。

ANFIS控制器对燃料电池供气系统的控制具有潜在的特点。在ANFIS控制器中，基于燃料电池电流和电池 *SoC* 定义了压缩机电机电压的规则库。控制器的最优性是通过包含最优参考模型使实际值与最优值相适应来实现的。当燃料电池电流和/或电池 *SoC* 改变时，通过相应的模糊规则产生模糊输出。然后，根据压缩机的实际功率和最优功率产生误差，并改变模糊输出，使其达到最佳值。ANFIS控制器的一个主要优点是作为非线性系统辨识器的工作特性。控制器输出自适应于具有非线性特性的最佳值。此外，可以通过改变训练步长来控制控制器自适应时间频率。因此，控制器输出不会像燃料电池电流变化那样突然变化。由于训练过程，ANFIS的输出逐渐和渐进地响应燃料电池系统的变化，从而导致燃料电池压缩机的高效运行。ANFIS控制器的另一个优点是控制器的初始条件是由起始点的规则库系统（语言）定义的。所提出的ANFIS控制器是一种优化和调节目标相结合的控制结构。

2.2.1　自适应神经模糊控制策略

在无人机执行任务期间，燃料电池供气系统应保持最佳的压缩机功率，以最大限度地提高燃料电池系统的净功率输出。在ANFIS控制结构中，式（13）中描述的最优压缩机功率被实现为参考模型。控制器跟踪每个训练步骤中的最佳值，并改变控制器输出信号以将压缩机的实际运行功率调节到参考最佳值。自适应控制器和被控对象的原理图如图7所示。

首先，模糊逻辑规则库确定供气系统压缩机电机电压。带有模糊规则的规则库根据电池荷电状态 *SoC* 和燃料电池电流 I_{fc} 来确定压缩机电机的工作电压。在ANFIS控制器中，采用误差最小化算法使实际压缩机功率与最优压缩机功率之间的误差最小。反向传播算法根据参考模型训练模糊规则，使ANFIS控制器输出到最优值。模糊规则训练过程是一个阶跃反馈系统，通过控制压缩机电机电压 U_{cm} 使每个训练阶段的压缩机实际功率达到最佳值。

在压缩机电机模型中，通过考虑电机方程，得到了压缩机电机转矩 τ_{cm}。在压缩机模型中，压缩机转速 ω_{cm} 的动态行为是根据压缩机惯性 J_{cp}、压缩机转矩 τ_{cp} 和电机转矩 τ_{cm} 来确定的。利用压缩机压力图得到了不同流量下的压比。根据流量、压比和压缩扭矩之间的关系，确定了压缩机的实际功率 P_{com}。实际压缩机功率 P_{com} 作为反馈信号被接收到控制器。在ANFIS控制器中，将参考最优值与实际值进行比较，并训练模糊输出以达到最优值。

2.2.2　模糊逻辑决策

供气系统控制决策包含在模糊逻辑规则库中，用于确定燃料电池系统压缩机电机电压。模糊控制器的输入参数是燃料电池电流 I_{fc} 和电池 *SoC*。模糊逻辑隶属函数的定义基于考虑混杂系统动态行为的语言学规则。ANFIS控制器的输入 I_{fc}，*SoC*，P_{com}，P_{com}^{op} 和模糊输出 *Z* 在0～1归一化。模糊逻辑系统由模糊化接口、模糊规则库、模糊推理机和去模糊化接口四层组成。

在多输入单输出Sugeno型模糊推理系统中，将电池 *SoC* 分为电池 *SoC*（Low）、电池 *SoC*（Avg）和电池 *SoC*（High）三种不同的状态。类似地，燃料电池电流 I_{fc} 被分配到三个区域：I_{fc}（High），I_{fc}（Avg）和 I_{fc}（Low）。将非模糊输入空间映射到模糊集 $U \subset R^n$ 中，其中 *U* 是由隶属函数 $\mu_{(SoC)}$ 和 $\mu_{I_{fc}}$：$U \rightarrow [0,1]$ 表征的模糊集。选择高斯隶属函数来表示电池 *SoC* 和 I_{fc} 特性，如式（14）[23]所示。

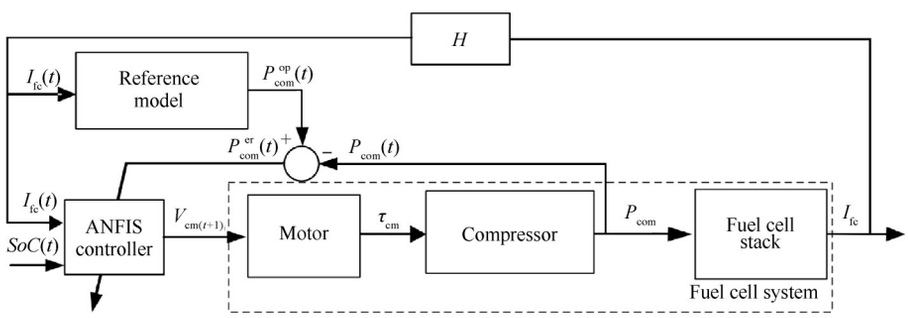


Fig. 7　Simplified schematic diagram of the ANFIS controller and the plant at time (*t*) and (*t*+1)

$$\mu_{A_i^j}(x_i)=a_j^i\exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i-\bar{x}_j^i}{\sigma_i^j}\right)^2\right\} \tag{14}$$

定义 $x_i=\left[x_1,x_2\right]=\left[SoC,I_{fc}\right]$，$a_j^i$是常数 $0<a_j^i\leqslant 1$，其中 j 是规则的数目，$j=1,2,\cdots,M$。i 是模糊输入的数目，$i=1,2,\cdots,n$。高斯函数的均值和方差分别用 $\bar{x}_j^i$ 和 σ_i^j 表示。

基于模糊规则的是用 IF-THEN 条件定义的一组语言规则。规则 R^j;j=1,2,…,M 的规则库可以表示为式(15)所示。模糊输出用 Z 表示为

$$R^j\text{:IF } x_1 \text{ is } A_1^j \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^j \text{ and}\cdots\text{and } x_n \text{ is } A_n^j \text{ THEN } Z^j \text{ is } B^j \tag{15}$$

$x_i,i=1,2,\cdots,n$ 是模糊系统的输入参数。隶属函数 $\mu_{SoC_i^j}(x_i)$ 和 $\mu_{I_{fc_i^j}}(x_i)$ 表示为输入语言项 A_i^j。B^j 是模糊输出的语言学术语。式(16)显示了分配给规则库系统的第一个规则。

$$R^1\text{: IF } x_1 \text{ is } \mu_{SoC(\text{Low})} \text{ and } x_2 \text{ is } \mu_{I_{fc}(\text{Low})} \text{ THEN } Z \text{ is Avg} \tag{16}$$

如果电池 SoC 和 I_{fc} 处于低模式，则压缩机电机电压为平均模式 U_{cm}(Avg)模式。

模糊推理机是将模糊规则库转换为模糊输出的决策逻辑。基于规则库系统中定义的规则，将电池 SoC 和 I_{fc} 输入值转换为模糊输出 Z。在去模糊化阶段，将模糊推理机中的模糊输出值转换为非模糊值(实数)。压缩机电机电压是通过质心去模糊法得到的，如式(17)[23]所示。

$$U_{cm}=f(t)=\frac{\sum_{j=1}^{M}\overline{Z}^j\left(\prod_{i=1}^{n}\mu_{A_i^j}(x_i)\right)}{\sum_{j=1}^{M}\left(\prod_{i=1}^{n}\mu_{A_i^j}(x_i)\right)} \tag{17}$$

$\overline{Z}^j$ 是每个规则的模糊输出。规则库系统生成的模糊曲面如图 8 所示。

2.2.3 自适应神经模糊推理控制的自适应过程

通过在输入隶属函数中改变高斯方程估计参数 $\bar{x}_i$ 和 σ_i^j 以及模糊输出 $\overline{Z}^j$，自适应过程得以在线且动态地延续。实际压缩机功率 P_{com} 和最佳压缩机功率 P_{com}^{op} 的误差最小化如式(18)所示。

$$e(t)=\frac{1}{2}\left[P_{com}^{op}(t+1)-P_{com}(t)\right]^2=\frac{1}{2}\left[P_{com}^{*}-P_{com}\right]^2 \tag{18}$$

定义：$P_{com}^{*}=P_{com}^{op}$

假设模糊系统只有 M 个规则，单元隶属度值 $a_j^i=1$，其余的估计参数 $x_i^j(t)$，$\sigma_i^j(t)$ 和 $\overline{Z}^j(t)$ 在每个时间步都被更新，以达到期望的 U_{cm}。下一个时间步长的模糊输出 $\overline{Z}^j(t+1)$ 通过从现有的 $\overline{Z}^j(t)$ 中减去误差变化率 $\frac{\partial e}{\partial \overline{Z}^j}$ 来确定，如式(19)[23]所示。规则库 $Z(t)$ 的模糊输出在训练过程后变为 $\overline{Z}\ (t)$。

$$\overline{Z}^j(t+1)=\overline{Z}^j(t)-\alpha\frac{\partial e}{\partial \overline{Z}^j} \tag{19}$$

式中 $t=1,2,\cdots$，并且 α 是恒定步长。式(17)中导出的模糊化界面可表示为式(20)~(22)所示。因此，U_{cm} 可以用 a 和 b 表示，如式(23)所示。

$$y^j=\prod_{i=1}^{n}\mu_{A_i^j}(x_i) \tag{20}$$

$$b=\sum_{j=1}^{M}y^j \tag{21}$$

$$a=\sum_{j=1}^{M}\left(\overline{Z}^j y^j\right) \tag{22}$$

$$U_{cm}=\frac{a}{b} \tag{23}$$

将链式规则应用于式(18)，有

$$\frac{\partial e}{\partial \overline{Z}^j}=(P_{com}^{*}-P_{com})\alpha\frac{\partial P_{com}}{\partial a}\frac{\partial a}{\partial \overline{Z}^j} \tag{24}$$

但是，实际 ANFIS 系统输出的是压缩机电机电压 U_{cm}，因此，术语 $\left(\frac{\partial P_{com}}{\partial a}\frac{\partial a}{\partial \overline{Z}^j}\right)$ 与所提出的 ANFIS 体系结构不兼容。因此，定义了换算因子 q，其表达式为

$$\frac{\partial P_{com}}{\partial a}\frac{\partial a}{\partial \overline{Z}^j}=q\cdot\frac{\partial U_{cm}}{\partial a}\frac{\partial a}{\partial \overline{Z}^j} \tag{25}$$

换算因子 q 将 P_{com} 归一化于 0~1，以表示 ANFIS 控制器误差最小化过程中 U_{cm} 的变化。因此，式(24)可表示为

$$\frac{\partial e}{\partial \overline{Z}^j}=(P_{com}^{*}-P_{com})\alpha\frac{\partial(q\cdot U_{cm})}{\partial a}\frac{\partial a}{\partial \overline{Z}^j}=(P_{com}^{*}-P_{com})(\alpha\cdot q)\frac{\partial U_{cm}}{\partial a}\frac{\partial a}{\partial \overline{Z}^j}=(\alpha\cdot q)(P_{com}^{*}-P_{com})\frac{1}{b}y^j \tag{26}$$

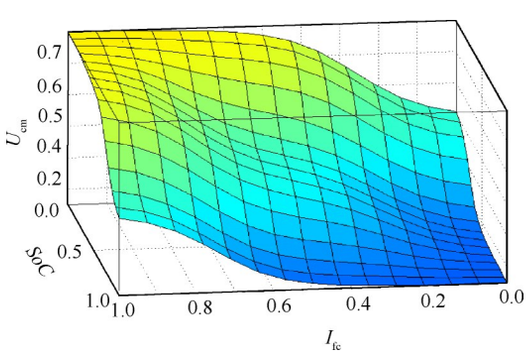


Fig. 8 Non-trained fuzzy surface generated by the rule base (initial)

式(26)代入式(19),更新后的模糊输出如式(27)[23]所示。

$$\overline{Z}^j(t+1)=\overline{Z}^j(t)-(\alpha\cdot q)\left(\frac{P^*_{\mathrm{com}}-P_{\mathrm{com}}}{b}\right)y^j \tag{27}$$

$$U_{\mathrm{cm}}(t+1)=U_{\mathrm{cm}}(t)-(\alpha\cdot q)\left(\frac{P^*_{\mathrm{com}}-P_{\mathrm{com}}}{b}\right)y^j \tag{28}$$

出于将误差最小化的考虑,定义 $K_1=(\alpha\cdot q)\cdot\left(\frac{P^*_{\mathrm{com}}-P_{\mathrm{com}}}{b}\right)y^j$。因此,式(28)可以表示为

$$U_{\mathrm{cm}}(t+1)=U_{\mathrm{cm}}(t)-K_1 \tag{29}$$

为了达到零误差,自适应期间和自适应后应满足以下条件:

(1)如果 ANFIS 是正在自适应过程期间的,则 $K_1\neq 0$,因此,如果 $K_1\neq 0\Rightarrow P^*_{\mathrm{com}}\neq P_{\mathrm{com}}$ 和其它参数 $\neq 0$。

(2)如果 ANFIS 是自适应后的,则 $K_1=0$,因此,如果 $K_1=0\Rightarrow P^*_{\mathrm{com}}=P_{\mathrm{com}}$ 和其它参数 $\neq 0$。

ANFIS 控制器更新后的均值 $\bar{x}$ 如式(30)~(32)所示。

$$\bar{x}_i^j(t+1)=\bar{x}_i^j(t)-\alpha\frac{\partial e}{\partial\bar{x}_i^j} \tag{30}$$

$$\frac{\partial e}{\partial\bar{x}_i^j}=\alpha(P^*_{\mathrm{com}}-P_{\mathrm{com}})\frac{\partial P_{\mathrm{com}}}{\partial y^j}\frac{\partial y^j}{\partial\bar{x}_i^j}=\alpha(P^*_{\mathrm{com}}-P_{\mathrm{com}})\frac{\partial(q\cdot U_{\mathrm{cm}})}{\partial y^j}\frac{\partial y^j}{\partial\bar{x}_i^j} \tag{31}$$

$$\bar{x}_i^j(t+1)=\bar{x}_i^j(t)-(\alpha\cdot q)\left(\frac{P^*_{\mathrm{com}}-P_{\mathrm{com}}}{b}\right)(\overline{Z}^j-P_{\mathrm{com}})\cdot\left(y^j\frac{x_i^j-\bar{x}_i^j(t)}{\sigma_i^{j2}(t)}\right) \tag{32}$$

式(17)高斯函数的方差 σ_i^j 随式(18)产生的误差而改变。更新后的方差为

$$\sigma_i^j(t+1)=\sigma_i^j(t)-\alpha\frac{\partial e}{\partial\sigma_i^j} \tag{33}$$

$$\sigma_i^j(t+1)=\sigma_i^j(t)-(\alpha\cdot q)\left(\frac{P^*_{\mathrm{com}}-P_{\mathrm{com}}}{b}\right)\cdot(\overline{Z}^j-P_{\mathrm{com}})\left(\frac{(x_i-\bar{x}_i^j(t))^2}{\sigma_i^{j3}(t)}\right) \tag{34}$$

估计参数 $\overline{Z}_i^j$,$\bar{x}_i^j$ 和 σ_i^j 的更新版本,如式(27)、(32)和(34)所示。

3　结果与讨论

在 Matlab Simulink 中对基于 ANFIS 的供气控制结构进行了仿真,验证了所提控制方法的有效性。在数学推导的基础上,在 SIMULINK 中对神经模糊自适应控制器、压缩机、压缩机电机和燃料电池进行了建模。图 9 显示了在 Matlab Simulink 中开发的仿真模型。

仿真结构展示了 ANFIS 控制器、压缩机、压缩机电机和燃料电池之间的信号流。将燃料电流 I_{fc} 和电池 *SoC* 信号存储在 Matlab Workspace 中,作为 ANFIS 仿真的输入信号。

在 ANFIS 仿真中,考虑了无人机电推进系统某个飞行任务的功率分布,以验证自适应控制器的性能。将燃料电池电流分布用作最优压缩机功率参考模型的输入信号。任务期间的最优压缩机功率变化如图 10 所示。在电源管理系统的充电状态下,压缩机功率在高功率状态下增加,在充电状态下降低。压缩机在高功率状态下的最大功耗为 6.25W,在耐久模式下,压缩机功率降至 4.15W。

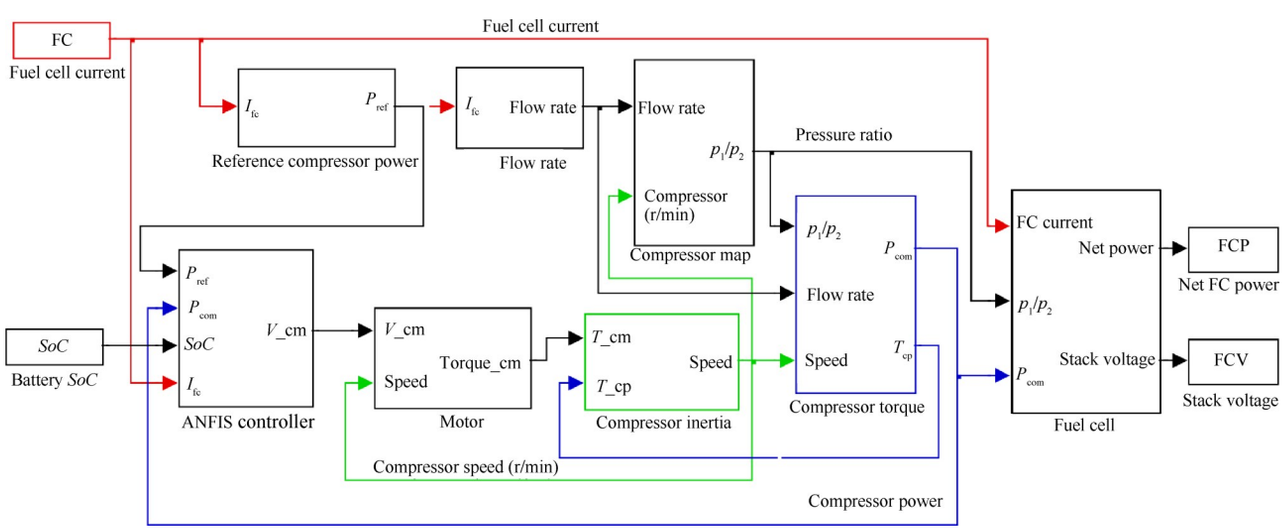


Fig. 9　ANFIS controller and plant models developed in MatLab Simulink

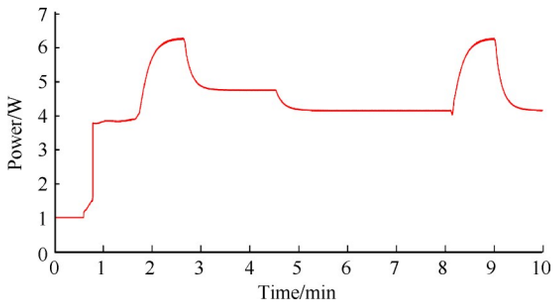


Fig. 10 Optimum compressor power during the mission

3.1 自适应神经模糊控制器仿真结果

由ANFIS控制器产生的电压控制信号如图11所示，该图显示压缩机电机电压随压缩机最优功率的变化而变化。在启动状态下，压缩机电机电压恒定在3.2V。在高功率状态下，压缩机电机电压逐渐升高到24.8V。在推进系统充电模式下，降低了电机电压。8min后，再次提高电机电压以加速压缩机转速。

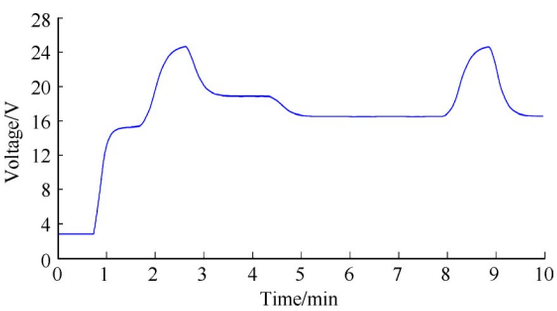


Fig. 11 ANFIS control signal for the compressor motor voltage variations

根据最优压缩机参考功率剖面改变输入隶属函数的估计参数初始值，此处输入隶属函数是由误差最小化算法训练的。在每个时间步长中，训练均值、方差和模糊输出，以达到期望的目标。考虑了规则库在高功率状态和充电功率状态下的训练版本，用以显示自适应控制策略的结果。在充电功率状态下，燃料电池电流隶属函数在4min时被认为是ANFIS自适应的。表2显示了燃料电池电流隶属函数在初始状态和4min时的均值和方差的变化。

Table 2 Fuel cell current estimation parameters before and after training process

Item	I_{fc} (Low)	I_{fc} (Avg)	I_{fc} (High)
Mean $\bar{x}$	0.0	0.5	1.0
Trained mean $\bar{x}$	0.098	0.458	0.988
Variance σ	0.3	0.3	0.3
Trained variance σ	0.319	0.306	0.298

图12显示了推进系统充电状态下经过训练的模糊曲面。由于燃料电池电流低，电池充电状态高，压缩机电压输出处于平均状态。经过4min的训练过程，模糊输出从平均0.5训练到0.562。

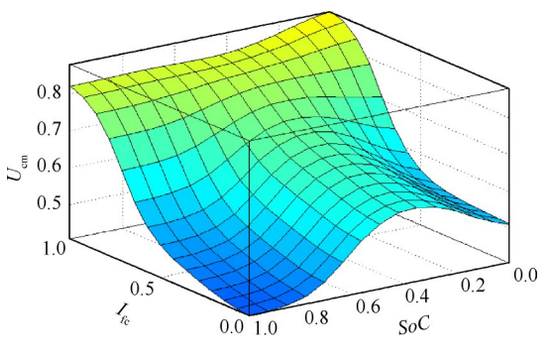


Fig. 12 Trained ANFIS surface during the charging power state

对于高功率状态的ANFIS操作，考虑了电池在8.5min时的*SoC*变化。电池*SoC*隶属函数在初始状态和训练过程之后的均值和方差的变化如表3所示。

Table 3 Battery *SoC* estimation parameters before and after training process

Item	*SoC* (Low)	*SoC* (Avg)	*SoC* (High)
Mean $\bar{x}$	0.0	0.5	1.0
Trained mean $\bar{x}$	0.030	0.454	0.983
Variance σ	0.2	0.2	0.2
Trained variance σ	0.254	0.165	0.208

在8.5min的高功率状态下训练的模糊曲面如图14所示。估计参数和模糊曲面的训练结果证明了ANFIS控制器的在线自适应过程。

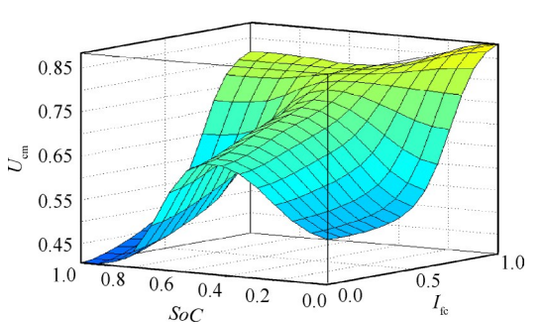


Fig. 13 Trained ANFIS control surface during the high power state

3.2 供气系统仿真结果

本节主要分析并展示从压缩机电机、压缩机和燃料电池模型仿真所获得的结果。图14(a)说明了任务期间压缩机转速的变化。在推进系统的峰值电

流点，压缩机转速达到 6623r/min。在充电状态下，5min 后压缩机转速为 4421r/min。压缩机扭矩 τ_{cp} 的变化如图 14(b)所示。在高功率状态运行时，压缩机扭矩增加到 0.0091N·m，在充电状态时，扭矩降低到 0.00896N·m。图 14(c)显示了执行任务所需的空气质量流量速率。根据式(6)，确定了压缩机空气质量流量作为燃料电池电流的函数。当燃料电池电流降低时，耗氧量减少，因此所需空气质量流量速率也降低。在燃料电池大电流运行过程中，空气质量流量速率增大。图 14(d)显示了任务期间压缩机压比的变化。在此过程中增加流速时，在大功率模式下，压缩机压比降低。在充电和耐久功率模式下，压缩机压比增大。压缩机的实际功率变化如图 14(e)所示。在任务期间，压缩机功率从低功率级平稳地变化到高功率级。当高功率模式被激活时，压缩机的功率逐渐增加到最优水平。在充电和耐久功率状态下，通过 ANFIS 控制器将压缩机功率调整到最优水平。

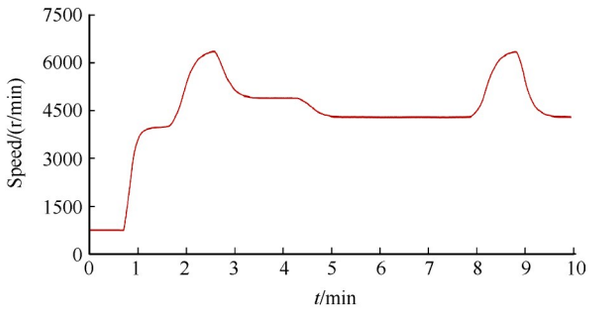
图 15 显示了任务期间的实际输出功率和最佳压缩机功率变化。实际功率分布显示出对最优功率分布的平滑适应。在启动状态下，压缩机将功率提高到额定功率 3.8W。当高功率模式被激活时，从参考模型获得的最佳功率突然增加。然而，通过最小化实际值与最优功率值之间的误差，压缩机的实际输出功率逐渐增加。在充电功率模式下，压缩机功率降低并保持恒定值。在压缩机的每次恒功率运行中，最优功率与实际功率之间的功率误差在自适应过程中逐渐收敛到零。

3.3　不同压缩机功率对比研究

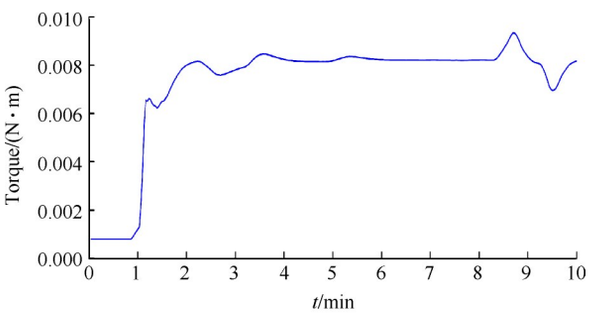
比较了最佳压缩机功率模式和恒定压缩机功率模式下 PEM 燃料电池系统的性能。从燃料电池系统输出最大净功率的最佳压缩机功率配置是一个负载跟踪过程，与恒定压缩机功率模式相比，它显示出相当大的节能效果。在压缩机功率恒定配置下，压缩机功率一直保持在 6.25W，这是整个无人机任务对压缩机功率的最高要求。

图 16(a)显示了最佳压缩机功率运行期间燃料电池系统的净功率输出。压缩机的工作功率随燃料电池电流的变化而动态变化。图 16(b)显示了恒定压缩机功率配置期间燃料电池的净功率输出。在图 16(c)中，比较了压缩机恒定功率和最优功率配置下 PEM 燃料电池的净功率输出。结果表明，在优化的压缩机功率配置下，燃料电池在充电状态下可节约能量约 2.62%。

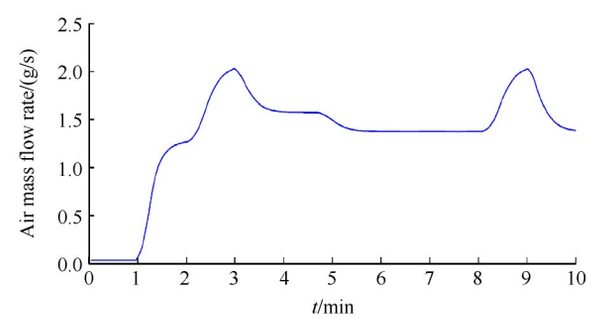
仿真结果验证了所设计的 ANFIS 控制器的优良



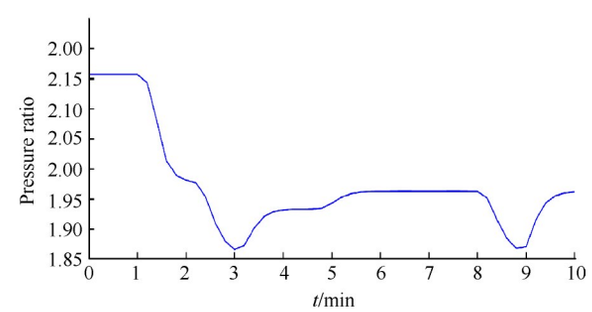
(a) Compressor speed variation during the mission



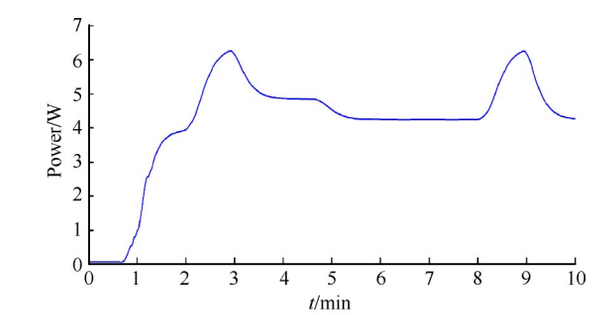
(b) Compressor torque variation during the mission



(c) Required air mass flow rate for the mission



(d) Pressure ratio variation during the mission



(e) Actual compressor power P_{com} variation during the mission

Fig. 14　Variation curve of related parameters of compressor in gas supply system

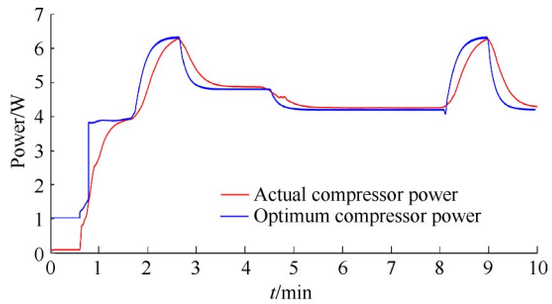
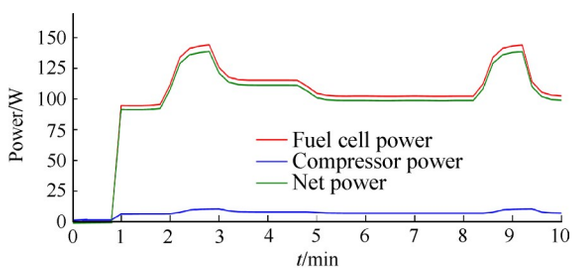
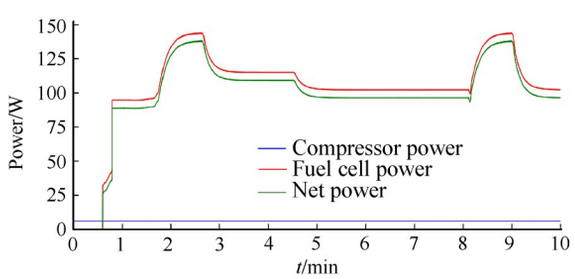


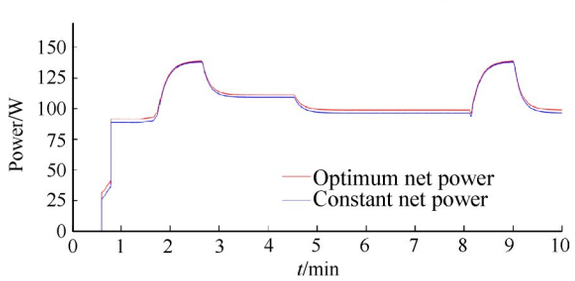
Fig. 15 Actual compressor power adaptation to the optimum compressor power during the mission



(a) With the optimum compressor power



(b) With the constant compressor power



(c) Comparison between the constant and the optimum configurations

Fig. 16 Fuel cell system net power output during the mission

性能。作为主要优点,该控制器使实际压缩机功率更平滑并且渐进地适应最优压缩机功率 $P_{\mathrm{com}}^{\mathrm{op}}$。由于自适应使电池电压损失最小,燃料电池系统的净功率输出达到最大。ANFIS控制器对压缩机功率随燃料电池电流的变化进行了适当的控制,防止了压缩机功率的突然变化。

仿真结果验证了基于ANFIS的控制器是一种将跟踪和对象调节相结合的控制结构。研究结果证实,基于ANFIS的控制器为燃料电池供气系统压缩机性能优化提供了一种新颖而全面的途径,其结果是从燃料电池系统获得最大净功率输出。

4 结 论

在Matlab中对无人机混合动力电推进系统进行了建模和仿真分析,将燃料电池系统的净功率输出与最佳压缩机功率和恒定压缩机功率进行了比较,结果表明优化的压缩机功率配置比恒定的压缩机功率配置节能2.62%。同时,燃料电池控制器优化了燃料电池系统的能量利用。

但是,还有以下几个方面的问题有待于进一步研究:

(1)本研究所描述的电力推进系统主要采用商用的无刷电机、质子交换膜燃料电池和锂离子电池等元器件。对于电动飞机推进应用,考虑其使用性能或几何性能都需要对电力推进系统部件进行优化。

(2)在电动飞机中,飞行员发出的油门指令直接发送给无刷直流电机控制器。在以燃料电池为动力的无人机中,电动飞机的应用需要开发电机控制技术。为了获得更大的推进特性,需要对与节气门指令相关的控制分析以及转矩、转速等电机参数进行改进。

(3)针对供气系统控制所开发的自适应控制器仅在纯数字仿真环境中进行了验证。在现有的处理器技术下,ANFIS控制器的实时工程实现将是一项具有挑战性的任务。由于反向传播和误差最小化算法的影响,ANFIS控制器的处理速度较慢。因此,在实时应用中需要高性能高速微控制器来进行ANFIS控制结构的硬件在回路仿真。

致 谢:感谢河南省重点研发与推广专项科技攻关项目及河南省高等学校科研项目的资助,感谢郑州航空工业管理学院航空动力系的张翔、郭霄、党利及民航学院刘双燕几位老师,在项目研发过程以及论文撰写期间给予的帮助。

参考文献

[1] 黄 俊, 杨凤田. 新能源电动飞机发展与挑战[J]. 航空学报, 2016, 37(1): 57-68.

[2] Smith G, Arndd D. Uninhabited Air Vehicles Enabling Science for Military Systems[R]. *Washington DC: National Academy of Sciences*, 2000.

[3] Sehra A, Whitlow W. Propulsion and Power for 21st Century Aviation[J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2004, 40(4-5): 199-235.

[4] Freeh J E, Berton J J, Wickenheiser T J. Electrical Systems Analysis at NASA Glenn Research Center: Status and Prospects[R]. *NASA-TM* 2003-212520.

[5] Freeh J, Berton J J, Wickenheiser T J. An Analytical Performance Assessment of a Fuel Cell Powered Small Electric Airplane[R]. *NASA-TM* 2003-212393.

[6] Bradley T H, Moffitt B A, Mavris D, et al. Design Space Exploration of Small-Scale Pem Fuel Cell Long Endurance Aircraft[R]. *AIAA* 2006-7701.

[7] Lapena-Rey N, Mosquera J, Bataller E, et al. Environmentally Friendly Power Sources for Aerospace Applications[J]. *Journal of Power Sources*, 2008, 181(2): 353-362.

[8] Solomon O, Famouri P. Dynamic Performance of a Permanet Magnet Brushless DC Motor for UAV Electric Propulsion System-Part1[C]. *Paris: 32nd Annual Conference on IEEE Industrial Electronics*, 2006.

[9] Pischinger S, Schnfelder C, Ogrzewalla J. Analysis of Dynamic Requirements for Fuel Cell Systems for Vehicle Applications[J]. *Journal of Power Sources*, 2006, 154(2): 420-427.

[10] 徐 博, 李盛新, 王连钊, 等. 一种基于自适应神经模糊推理系统的多AUV协同定位方法[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(4): 440-447.

[11] 朱广宇, 刘 克, 乔 梁. 基于T-S模型的交通状态自适应神经模糊推理系统建模与仿真[J]. 北京交通大学学报, 2012, 36(6): 96-101.

[12] 张宇献, 郭佳强, 钱小毅, 等. 有混合数据输入的自适应模糊神经推理系统[J]. 自动化学报, 2019, 45(9): 1743-1755.

[13] 张 宇, 刘凤春, 牟宪民. 永磁同步电机的自适应神经模糊推理控制研究[J]. 电气自动化, 2011, 33(6): 4-6.

[14] 刘福佳, 杨凤田, 刘远强, 等. 电动轻型飞机电推进系统选型与参数匹配[J]. 南京航空航天大学学报, 2019, 51(3): 350-356.

[15] 王尚民, 田立成, 张天平, 等. 基于12U标准立方体星的μ-PPT电推进系统研制[J]. 推进技术, 2018, 39(12): 2863-2871. (WANG Shang-min, TIAN Li-cheng, ZHANG Tian-ping, et al. μ-PPT Electro-Propulsion System Development for 12U Standard Cubic Satellites[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2018, 39(12): 2863-2871.)

[16] 赖承祺, 顾 左, 宋莹莹, 等. 基于离子电推进系统的航天器有效载荷能力分析[J]. 推进技术, 2019, 40(10): 2183-2189. (LAI Cheng-qi, GU Zuo, SONG Ying-ying, et al. Analysis of Spacecraft Payload Capacity Based on Ion Propulsion System[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2019, 40(10): 2183-2189.)

[17] 陈 盼, 武志文, 刘向阳, 等. 一种用于临近空间飞行器的吸气式电推进技术[J]. 宇航学报, 2016, 37(2): 203-208.

[18] 达兴亚, 李永红, 熊 能, 等. 翼身融合运输机分布式电推进系统设计及油耗评估[J]. 航空动力学报, 2019, 34(10): 2158-2166.

[19] 孔祥浩, 张卓然, 陆嘉伟, 等. 分布式电推进飞机电力系统研究综述[J]. 航空学报, 2018, 39(1): 021651.

[20] Larminie J, Dicks A. Fuel Cell Systems Explained[M]. *Chichester: John Wiley & Sons Ltd*, 2003.

[21] Pukrushpan J, Stefanopoulou A, Peng H. Control of Fuel Cell Power Systems: Principles, Modeling, Analysis, and Feedback Design, Ser. Advances in Industrial Control[M]. *London: Springer*, 2004.

[22] Barbir F. PEM Fuel Cells: Theory and Practice, Ser. Academic Press Sustainable World Series[M]. *New York: Elsevier Academic Press*, 2005.

[23] Wang L X, Mendal J M. Back-Propagation Fuzzy System as Nonlinear Dynamic System Identifiers[C]. *San Diego: IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 1992.

(编辑:史亚红)