

基于迁移学习的燃油调节系统性能退化 监控方法研究

Research on Performance Degradation Monitoring Method of Fuel Adjustment System Based on Transfer Learning

刘伟民 殷骏 徐占艳 杨天林 / 中国航发控制系统研究所

航空发动机的安全性和可靠性与其燃油调节系统息息相关，据统计，约七成的航空发动机故障是由燃油调节系统引起的。对个体差异的燃油调节系统在不同使用阶段的退化规律开展研究，可以为提升航空发动机安全性和可靠性提供重要支撑。

燃油调节系统作为航空发动机控制的核心系统之一，其控制性能直接影响燃油稳定性与准确性^[1-2]。然而，由于恶劣的工作环境，其零部件会难以避免地出现性能退化现象，直接影响发动机的安全性与可靠性。当前相关学者在燃油调节系统性能衰退方面已开展了一定的研究，例如，冯海峰等建立了燃油调节系统的非线性数学模型，获得了影响燃油调节系统性能的关键结构参数^[3]；丁琳等基于燃油调节系统机理建立了燃油调节系统数学模型，并进行了数值仿真研究，揭示了燃油调节系统的控制规律^[4]；韦祥等建立燃油调节系统联合仿真模型，并基于模型将燃油调节系统故障诊断转换为发动机监控参数模式识别的问题^[5]。但是，这些研究多基于特定模型或特定产品，存在一定局限性，其原因在于：由于制造公差、装配误差等原因，即使是同一型号同一批次的两套产品，其性能都会有一定的差异；燃油调节系统的监控测点较少，故障或性能衰退通常无法直接表示；发动机供油退化是一个缓慢

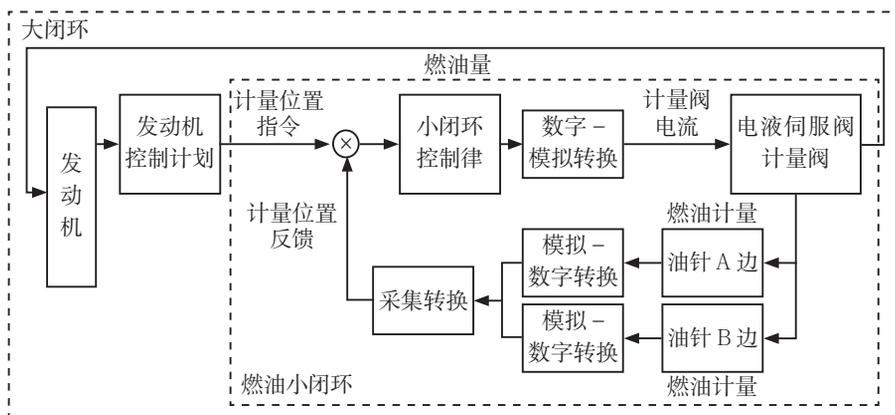


图1 燃油调节系统

过程，数据量不足时难以描述整个退化过程。因此，需要大量真实运行数据支持，才能有效地进行故障诊断与性能预估。

针对上述问题，本文基于迁移学习的方法建立燃油调节系统的高精度模型，并基于模型对燃油调节系统的性能衰退进行了评估。

发动机燃油调节系统

发动机燃油调节系统主要用来在各种飞行条件、不同飞行状态下给发动机燃烧室提供燃油。燃油调节系统的控制系统保证供给和调节发动机在各种稳定工作状态和起动、加减速过程中所需要的燃油量，且保

证飞机在飞行包线限制范围内涡轮前温度、压气机出口压力，以及转子转速不超过规定的限制值，从而保障发动机在各使用条件下安全可靠的工作，燃油调节系统结构如图1所示。

燃油小闭环主要根据控制规律计算出来的计量位置来控制计量阀的开度，以达到计量输出所需要的燃油流量。发动机根据自身燃气发生器转速、动力涡轮转速、动力涡轮输出扭矩、总距杆、旋翼转速等参数，以及发动机控制计划，得到油针阀位移的指令值；油针阀位移的指令作为燃油小闭环的输入，在燃油小闭环中，根据指令与反馈的差值，计算得出电液伺服阀所需的电流；

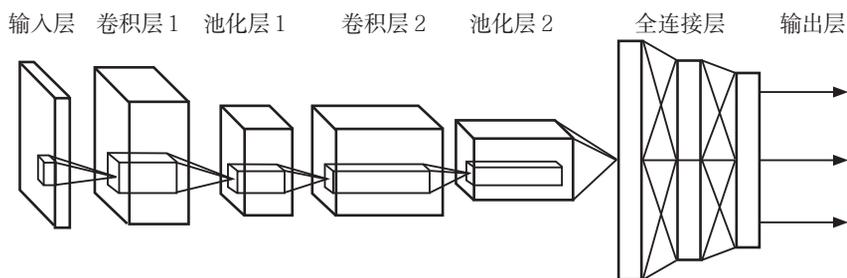


图2 卷积神经网络

电液伺服阀根据输入的电流改变计量阀开度，提供燃油至发动机；随着实际燃油量的改变，发动机的状态会相应地变化，从而计算出新的计量位置指令形成供油大闭环。

假设在发动机刚交付时，达到状态A所需的油针位置指令为油针位置指令A (LGtDem_A)，实际的供油量为供油量A (WF_A)。随着发动机使用时长的累积，燃油系统性能逐渐退化，但是想要发动机达到状态A，实际的WF_A不变，此时需要比发动机刚交付时更高的油针位置指令B (LGtDem_B)，才能提供相同的WF_A。因此可以通过比较LGtDem_B与LGtDem_A来衡量燃油调节系统的退化程度。

基于迁移学习的发动机供油模型建模

建立基于卷积神经网络的燃油调节系统基准模型

卷积神经网络是多层感知器的变种，由生物学家在关于猫的视觉皮层的研究发展而来^[6]，最初被广泛应用于图像识别领域。由于卷积神经网络可以高效地将低层特征组合成高层的抽象特征，目前已经成为了众多学科领域的研究热点之一。卷积神经网络由卷积层、池化层与全连接层组成，如图2所示。

卷积层通过局域感受野的方法，

提取数据的局部特征，同时利用权重共享的方法减少卷积神经网络的参数数量；池化层通过次抽样的方法有效缩减数据的尺寸，可以达到加快计算速度与防止过拟合的效果；全连接层利用卷积层与池化层提取出的特征完成回归或分类任务。本文基于卷积神经网络建立的供油系统模型结构如图3所示。

图3中模型的输入为发动机的燃气发生器转速、动力涡轮转速、动力涡轮输出扭矩、总距杆、旋翼转速、发动机离心压气机出口压力、燃气涡轮出口总温、导向叶片位置给定、载荷杆总距，9个与计量阀位置相关的参数；模型架构前半部分有3个分支：中间分支为大小适中的卷积核，该分支的作用为提取输入

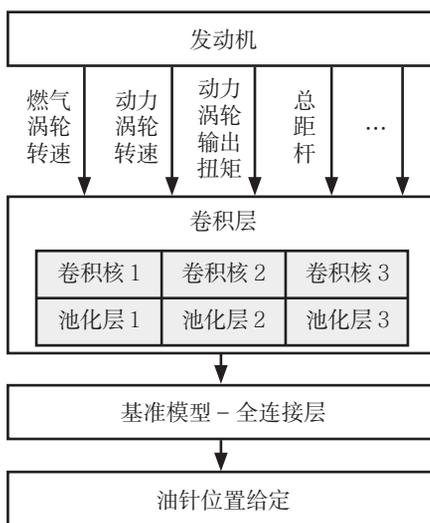


图3 供油系统模型

信息特征；上分支由1个的卷积层组成，其卷积核的尺寸与输入数据的尺寸相同，该分支的作用为从各传感器在当前时刻采集的数据中提取航空发动机当前时刻工作状态特征；下分支同样由1个卷积层组成，该卷积层的卷积核尺寸为1×1^[7]，目的是抑制相邻传感器之间的相互影响。供油系统神经网络各层的参数如表1所示。

各层激活函数均为缩放指数线性单元，该激活函数可以使得数据自归一化，保证训练过程中梯度不会爆炸或消失^[8]。供油系统模型在训练阶段的目标是最小化网络的损失函数L(W, b)。损失函数由两部分组成：一部分是输入数据通过前向传播后通过损失函数计算出与期望值之间的残差，另一部分是过拟合作用的强度。训练过程中，卷积神经网络常用的优化方法是梯度下降的方法。通过损失函数的反向传播，逐层更新卷积神经网络各层的可训练参数。

建立基于迁移学习的燃油调节系统特有模型

由于制造公差与使用条件的不同，同一型号的不同台份发动机的供油特性可能具有较大差异，本研

表1 各层参数

	名称	尺寸
输入层	—	1×9
卷积层	卷积核1	1,3,1,5
	池化层1	1,1,2,1
	卷积核2	1,9,1,10
	池化层2	1,1,1,1
	卷积核3	1,1,1,1
	池化层3	1,1,1,1
全连接层	基准模型-全连接层	44×20
输出层	—	20×1

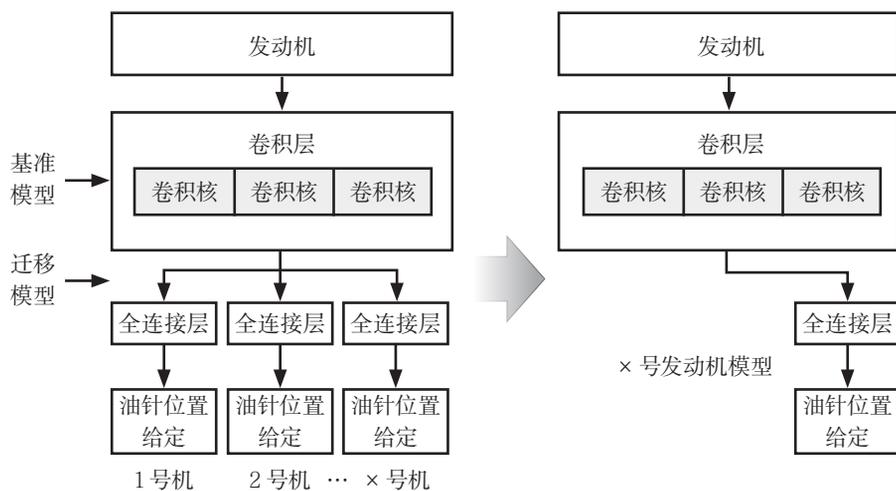


图4 迁移学习过程

究采用迁移学习的方法解决上述问题，迁移学习是机器学习领域的一大重要分支，在近10年来发展迅速，此类学习范式主要指利用数据、任务或模型之间的相似性，将在旧领域训练过的学习模型，应用于新领域的一种学习过程。对于图3所示的燃油系统模型结构，其迁移学习的过程如图4所示。

具体实施时，在基准模型训练阶段，对模型中的所有神经元进行更新。基准模型训练结束后，其卷

积层可以将发动机传感器采集到的原始数据中的抽象特征提取出来，输出至全连接层进行回归计算。在进行迁移学习时，保留可以提取原始数据特征的卷积核不变，仅对全连接层的参数进行更新。

模型训练与精度验证

发动机基准模型训练时，选定涡轴发动机作为研究对象，选取每台发动机前5个飞行架次数据作为基准模型的输入，基准模型的训练过程与精度如图5所示。可以看出，在

150余次迭代后，基准模型基本收敛。

发动机特定模型训练时，选取每台发动机前10个飞行架次数据作为迁移模型的输入，特有模型训练过程与精度如图6所示。可以看出，对于该台发动机，仅20余次迭代，模型就已经收敛，且模型误差较基准模型有一定的下降，这表明特有模型可以更好地表示该台发动机的特性。

对于这台发动机，任选3个架次比较基准模型与特有模型的精度，对比结果如图7所示。

可以看出，基准模型虽然可以很好地对发动机的供油量进行回归计算，绝对误差在0.15左右，架次3上最大误差达到了0.2左右，精度较差。利用该台发动机前几次飞行数据进行迁移模型的训练后，得到的模型精度较高，最大绝对误差仅在0.05，满足供油退化分析的需求。

基于燃油调节系统模型的供油衰退化分析

研究方法概述

发动机每次飞行时，由于训练

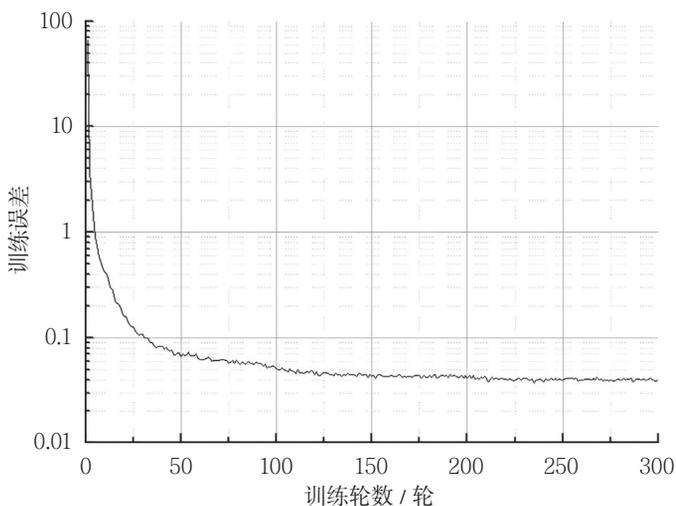


图5 基准模型训练过程与精度

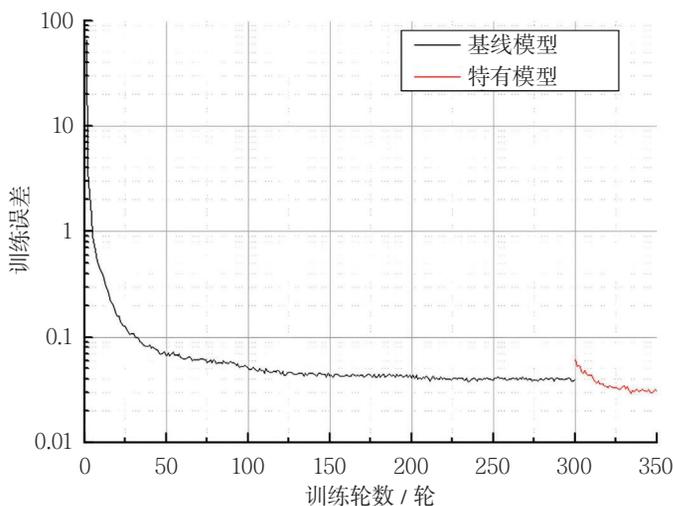


图6 特有模型训练过程与精度

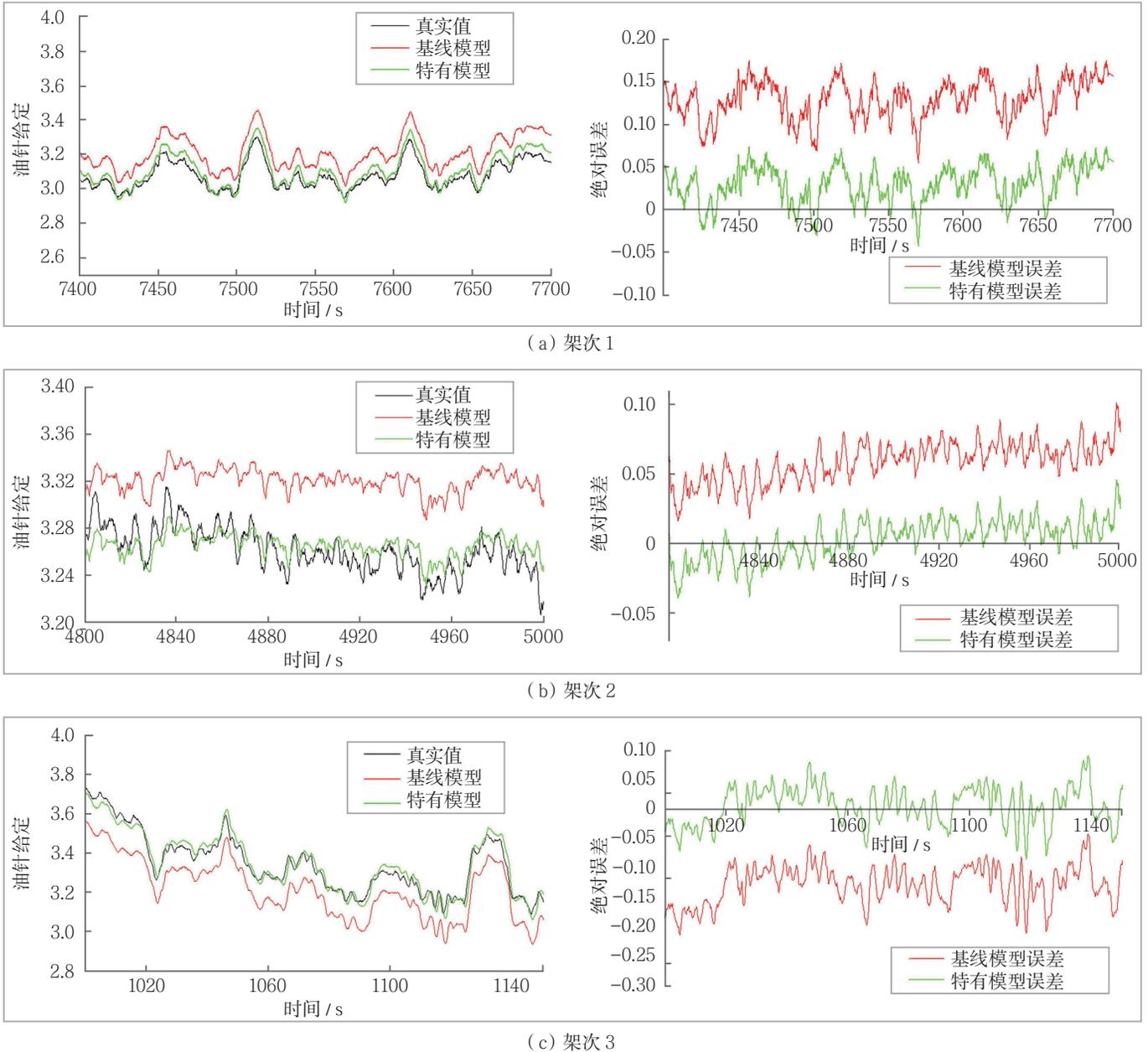


图7 基准模型和特有模型比较

科目或者作战任务不同，其载荷谱有较大差异。为了更好地衡量发动机的偏移情况，本文通过图8所示方法进行研究。首先，对发动机进行时间段的划分，根据发动机的统计使用寿命，把发动机分为数个服役阶段，并利用迁移学习的方法在每个服役阶段建立精度较高的发动机数据驱动模型；然后，建立各服役阶

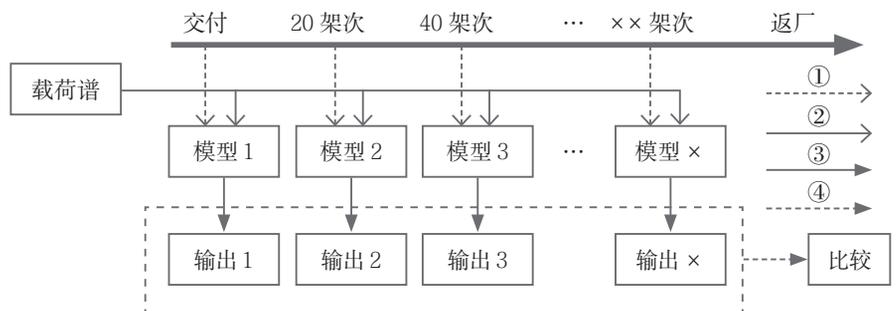


图8 研究方法示意

段模型，从各类用户实际角度出发，选取了几个典型载荷谱；随后，将载荷谱作为输入，利用各个服役阶段的模型输出各阶段模型的供油情况；最后，分析比较供油情况，结合专家经

验对燃油系统退化情况进行评估。

单台份供油退化分析

以1台涡轴发动机作为研究对象，通过迁移学习的方法建立了刚交付使用10架次、中间10架次和返

厂前最后10架次的特有模型；选取了3个该型号发动机使用的典型载荷谱。基于上述模型与载荷谱，计算得出该台发动机供油情况如图9所示。可以看出，随着发动机的使用

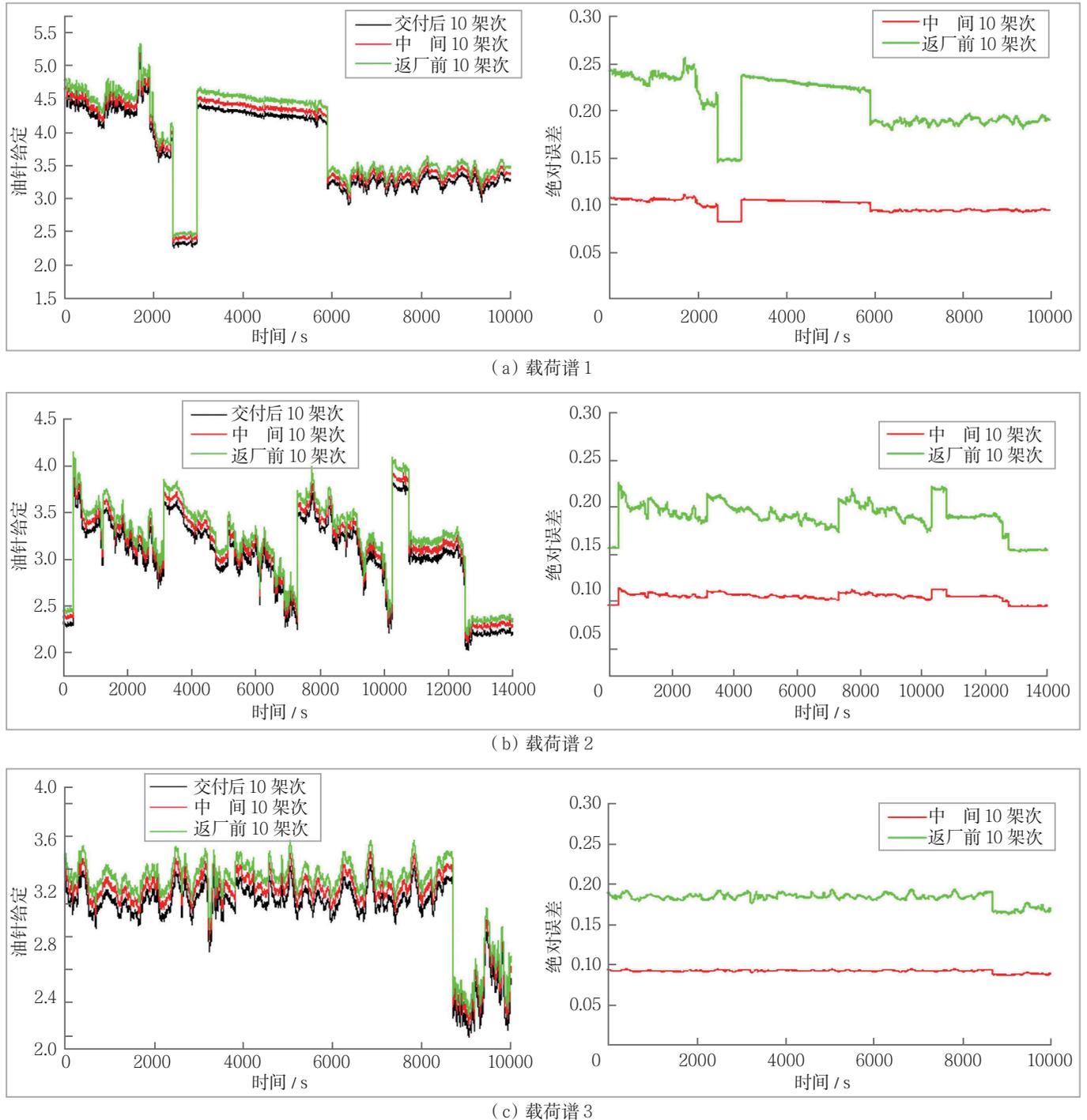


图9 典型载荷谱供油情况

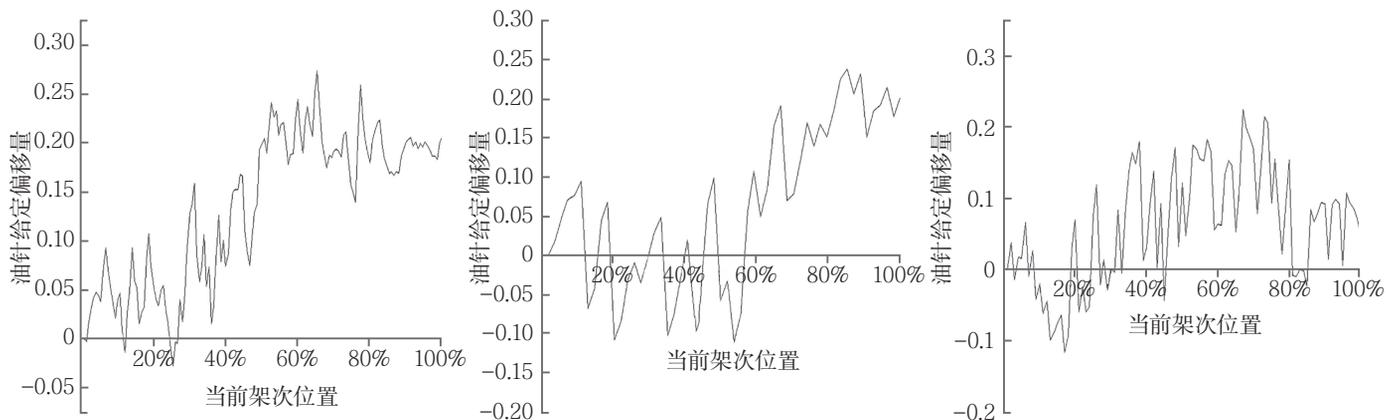


图10 架次趋势示意

架次与小时数的累加，达到相同工作状态所需要的供油量逐渐上升。

机队供油退化分析

对单台份供油退化分析时，任意选取1台发动机数据作为研究对象，进行了基于迁移学习的建模方法研究，建立了刚交付、中间和返厂前3个阶段的模型。由于发动机使用环境复杂，各用户维护手段不一致，所以任选1台发动机可能会有随机性。在进行机队供油退化分析时，任选3台发动机，将这3台发动机全生命周期划分为数个阶段，并利用载荷谱1对这3台发动机进行供油分析，结果如图10所示。

图10中，横坐标为发动机当前架次在全生命周期中的位置，例如，假设1台发动机共飞行200架次，则刚交付使用后的第1架次的横坐标为0.5%，第200架次的横坐标为100%；纵坐标为供油偏移量。

可以看出，在发动机刚交付使用的前15%左右架次，由于机械磨合等原因，在同样载荷谱下所需要的燃油量逐渐下降，下降量在0.05~0.1；随后，由于齿轮泵磨损、弹簧刚度退化、内部阀门偏磨导致内漏增加等原因，对比刚交付时的发动机，在发动机到达使用寿命中期时，

油针给定值约上升0.1；在发动机使用到返厂时，油针给定值约上升0.2。随着燃油调节系统供油特性的退化，达到同样的载荷谱所需要的燃油流量逐渐上升。

结束语

本文基于迁移学习方法构建了高精度的航空发动机燃油调节系统模型，并利用该模型对燃油调节系统的性能退化进行了系统性评估，在实际应用中取得了显著成效，在日常监控中成功检测出4台发动机的燃油调节系统供油量偏离模型预测值，并及时采取了相应的监控措施。随着航空发动机型号的定型和交付，不断积累数据，该方法有望进一步推广应用于航空发动机气路、滑油等其他关键系统的性能退化监控，为全面提升航空发动机运行安全性提供坚实的技术支持。

航空动力

(刘伟民，中国航发控制系统研究所，工程师，主要从事航空发动机健康管理、数字治理等研究)

参考文献

[1] LINK C J, JACK D M. Aircraft engine controls: design system analysis, and health monitoring[M].

Reston: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2009: 207-237.

[2] 孙建国. 现代航空动力装置控制[M]. 北京: 航空工业出版社, 2001.

[3] 冯海峰, 樊丁. 某型航空涡轴发动机燃油调节器建模与仿真[J]. 计算机仿真, 2014, 12(24): 45-48.

[4] 丁琳, 王道波, 李猛, 等. 直升机涡轴发动机燃油调节系统建模与仿真[J]. 航空兵器, 2011, 8(4): 30-34.

[5] 韦祥, 李本威, 杨欣毅, 等. 某型涡扇发动机燃调故障联合仿真[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(10): 3923-3932.

[6] HUBEL D H, WIESEL T N. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex [J]. Journal of Physiology, 1962(160):106-154.

[7] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y Q, et al. Going deeper with convolutions[C]. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) IEEE, 2015:1-12.

[8] GUNTER K, THOMAS U, ANDREAS M. Self-normalizing neural networks[J]. Journal of Physiology, 2017:1-102.