第 53 卷第 7 期
2025 年 7 月

同济大学学报(自然科学版)
JOURNAL OF TONGJI UNIVERSITY(NATURAL SCIENCE)

Vol. 53 No. 7
Jul. 2025

文章编号：0253-374X(2025)07-1047-08　　**DOI**：10.11908/j.issn.0253-374x.23434

机场智能跑道系统的多源数据集成与应用

凌建明[1,2]，侯天新[1,2]，刘诗福[1,2]，陶泽峰[1,2]，李沛霖[1,2]

（1. 同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室，上海 201804；2. 同济大学 民航飞行区设施耐久与运行安全重点实验室，上海 201804）

摘要：在现有智能跑道内涵、架构基础上，针对智能跑道数据流转难题，系统分析了智能跑道海量、多源、异构、异频的数据特征。基于此，提出了面向智能跑道的多层次数据集成原理、多平台物理构成和全过程数据流架构。结合数据高效可靠利用、分类长效保存需求，阐述了智能跑道数据预处理、标准化处理方法，总结了智能跑道数据存储特点，并建立了对应的多级存储架构与关联存储模式。日喀则定日机场落地应用表明，在不丢失有效信息的前提下减少无效信息超过95%，完成所有数据的统一管理、多源共享，推动智能跑道性能实时评价、风险超前预警、智能维护决策等优势功能的实现。

关键词：机场工程；智能跑道；数据集成；多源异构；数据处理；数据存储

中图分类号：V351.11　　**文献标志码**：A

Multi-Source Data Integration and Application of Airport Smart Runway System

LING Jianming[1,2], *HOU Tianxin*[1,2], *LIU Shifu*[1,2], *TAO Zefeng*[1,2], *LI Peilin*[1,2]

(1. Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Key Laboratory of Infrastructure Durability and Operation Safety in Airfield of CAAC, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: Based on the existing concept and architecture of the smart runway, this paper addresses the challenge of managing the smart runway data flow. A systematic analysis of the data characteristics reveals that the data are massive, multi-source, heterogeneous, and multi-frequency. Based on this analysis, it proposes a multi-level data integration framework, a multi-platform physical structure, and a comprehensive data flow architecture for the smart runway. To support efficient and reliable data utilization, as well as classified and long-term data preservation, it develops detailed methods for data preprocessing and standardization. Additionally, it examines the characteristics of smart runway data storage, leading to the design of a corresponding multi-level storage architecture and appropriate storage strategies. The implementation of the proposed system at Rikaze Dingri Airport shows a reduction of over 95% in invalid data without any loss of effective information, achieving unified management and multi-source data sharing. This paper supports the enhanced capabilities of the smart runway, including real-time performance evaluation, advanced risk warning, and intelligent maintenance decision-making.

Keywords: airport engineering; smart runway; data integration; multi-source heterogeneous; data processing; data storage

机场跑道是飞机地面运动最重要的支撑平台，随着航空运输业的蓬勃发展，千万级繁忙机场、地质不良区域机场和大型宽体飞机比例骤增[1]；高频、重载的飞机作用和复杂多变的环境条件对跑道服役性能提出了更高要求，传统停航检测、人工记录、经验判断的手段难以应对。在此背景下，中国民航局提出民航强国战略，相继推出智慧民航、四型机场等指导意见，明确数字化、智能化技术是现代机场跑道设施管理转型发展的重要抓手[2]。基于传感器、互联网等新一代信息技术，智能跑道逐渐成为机场跑道建设、管养的发展趋势和研究热点。

智能跑道以在线感知的各类传感器为基础组件，实时采集道基、道面、荷载及环境等数据；以系统平台为载体，以面向跑道服役性能、运行安全和效率的算法模型为核心，以优质的数据输入为驱动，发挥

收稿日期：2023-12-01
基金项目：国家自然科学基金(U2333208，52402430)；上海市自然科学基金(23ZR1466300)
第一作者：凌建明，教授，博士生导师，工学博士，主要研究方向为机场工程。E-mail：jmling@tongji.edu.cn
通信作者：刘诗福，副教授，工学博士，主要研究方向为机场工程。E-mail：sfliu@tongji.edu.cn

论文拓展介绍

跑道性能实时评价、风险超前预警、智能维护决策等功能优势[3-4]。该过程实现的核心是现场级数据在传感器和系统间的高效、可靠流转。数据的全息、无损集成,决定了智能跑道能否准确、全面地解析跑道服役状态,数据处理、存储的效率又决定了能否适时地输出分析结果。因此,数据流转是智能跑道系统运行的关键。然而,智能跑道传感器类型繁多、数量庞大、采集频率高,24小时不间断感知形成的数据来源多、通量大,并具有高实时性要求,这给智能跑道数据流转带来了难题。如何科学、高效地实现智能跑道数据流转是当前亟待攻克的难点。国内外学者大多分别从跑道外来物辨识(foreign object debris, FOD)[5-7]、飞机滑跑行为监测[8-9]、跑道变形监测[10]、道基沉降监测、道面湿滑状态监测[11-12]、道面管理系统[13-14]等单一技术层面,开展智能跑道相关的研究与应用。美国联邦航空局面向飞机荷载作用下的道面响应状态,在哈兹菲尔德-杰克逊亚特兰大国际机场、纽瓦克自由国际机场、泰德·史蒂文斯安克雷奇国际机场等机场道面埋设竖向挠度传感器、应变片、激光仪等感知元件,建立了道面信息感知系统[15-16]。可见,现有关于智能跑道的研究中传感器数据种类相对单一、数据量小,数据流转的难度相对较低,甚至可直接采用离线导出的方式获取数据。凌建明等[3-4]首次系统性阐述了智能跑道的内涵、架构与功能,并依托成都天府国际机场,在跑道建设期间埋设了14类上千个传感器,建成了全世界第一条功能完备的智能跑道,每日获取各类数据多达1 600 GB。现有基于单一类型传感器的数据采集、解析方法无法满足智能跑道系统的数据处理需求,支撑智能跑道各项功能的实现,从而难以推动机场跑道设施管理的数字化、智能化转型发展。因此,组建服务于智能跑道系统的传感器数据集成、处理和存储网络意义重大。

本文在已有智能跑道内涵、架构基础上,通过总结分析智能跑道的复杂数据特征,基于大数据处理等信息技术手段,系统性提出面向智能跑道的数据集成、处理和存储的原理、架构与方法,并依托日喀则定日机场,实现智能跑道在线感知数据的高效、可靠利用,解决机场工程领域现有手段难以满足要求的难点。

1 智能跑道系统数据特征

智能跑道布设传感器数量多、类型复杂多样,包括面向地基监测的沉降计、基质吸力计,面向道面响应感知的应变计、振动光纤,面向飞机运行状态感知的激光轮迹仪、埋入式水膜传感器,和面向环境监测的温度计、雨量计等,形成了智能跑道海量、多源、异构、异频的数据特征。智能跑道各传感器的数据类型见表1。

(1)海量。不同传感器采集频率存在差异,但总体上单位时间内均会产生大量数据记录,智能跑道单日数据采集量超过2 000 GB,海量的感知数据中蕴含丰富的跑道性状信息。

(2)多源。多样的现场传感器构成了多元化的数据来源,这些数据分别针对道基、道面、荷载、环境等多种对象,涵盖位移、应力、应变、加速度等多种指标,并支持性能评价、态势预测、风险预警等不同功能。

(3)异构。智能跑道形成包括结构化和非结构化数据的混合型数据,同时不同类别传感器,以及同一类别但来自不同制造商的传感器,都采用各自独特的数据传输格式,或是遵循不同的数据标准,导致不同类别的传感器数据流之间存在信息壁垒,异构性显著。

(4)异频。传感器数据采集频率差异大,如加速度计、动态应变计等高频传感器数据采集频率可达2 500 Hz,而温度计、静态应变计等低频传感器数据采集频率仅为2 h^{-1}。

表1 传感器数据类型

Tab. 1 Data types of sensors

数据类型	传感器
数字	沉降计、应变计、振动光纤、激光轮迹仪
文本	基质吸力计、湿度计、温度计、雨量计、GNSS定位终端
图像	埋入式水膜传感器

2 智能跑道数据集成

智能跑道不同数据源的多个子系统独立运行在不同的软硬件平台上,造成数据源异构地分布在不同资源池中,缺少数据互连机制,难以在系统之间交流、共享和融合。数据集成可将多源、异构的海量数据集成到统一的智能跑道系统,实现数据的全面共享,提高数据管理和利用效率。

2.1 数据集成原理

智能跑道数据集成包括4个层次,集数据感知、数据采集、分布式存储和分布式计算于一体,如图1所示。面向现场感知的多源数据,首先梳理数据来

源，分门别类，对接数据协议、打通传输接口，基于可扩展、分布式的Flume系统实时采集各类传感器数据；并通过RS232、RS485、Wi-Fi等协议进行数据格式转换，将异构数据统一集成。HDFS、Kafka等构成强大的分布式数据存储平台，可对数据采集层输出的流式数据进行实时分析和持久性存储，并为大规模结构化数据提供高吞吐量的访问能力。高并发性、高可用性的分布式计算层从数据存储层中读取数据，面对不同场景和需求，选择Storm、MapReduce等不同的技术进行数据处理和分析[17]。

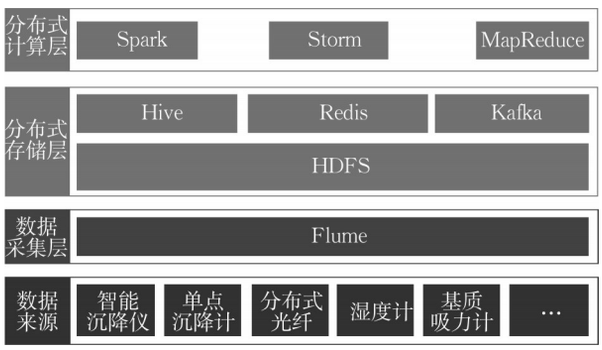

图1　智能跑道数据集成原理

Fig. 1　Data integration principle of smart runway

2.2　数据集成的物理构成

数据集成的物理构成包括传感器、解调仪、工控机和服务器4个部分。其中，传感器包括跑道内部和表面埋设的加速度计、温度计等各类传感器，进行飞机荷载、外部环境和跑道动态响应等信息的在线感知。解调仪分为光纤光栅高频、低频解调仪，通过光缆与传感器连接，进行传感器光信号的实时解调。工控机布设在灯光主站，稳定、可靠地接入解调仪的数据协议，并在实时接入的过程中对数据流进行清洗，它连接解调仪和服务器，具有承上启下的重要作用。本文建立的智能跑道数据集成体系可选用云服务器或物理服务器，云服务器灵活性高、运维简便、成本效益好，而物理服务器数据安全性更强。机场作为航空业的发展命脉和国防安全的保障设施，其数据安全性尤为重要，因此建议大型民用运输机场、军民合用机场、军用机场采用物理服务器；受限于经费与人员等条件，小型支线机场可考虑采用云服务器。物理服务器布置在场务监控站，可采用Linux、Windows10/11等主流操作系统。在服务器中部署大数据处理分析平台，并将工控机清洗后的数据通过局域网稳定地存储到数据库中。

2.3　数据集成的数据流架构

智能跑道的数据流设计直接关系到系统的鲁棒性和可靠性。多源数据流自在线感知的各个传感器开始，通过组网无损传输后，经接口数据协议全息接入工控机，在有效清洗之后部署至服务器。进而，依据不同的功能需求，在服务器中实现动态响应数据的特征提取，并进一步完成数据存储。最后，经过模型计算后转化成结构的指标输出，进行界面三维展示与后台管理，如图2所示。智能跑道数据流集成架构的高效流转实现了动态响应数据的毫秒级入库、系统页面秒级更新。

图2　智能跑道数据流架构

Fig. 2　Data flow architecture of smart runway

3　智能跑道数据处理及存储

3.1　数据预处理

受外界环境和自身性能影响，各类传感器的在线感知数据还夹杂环境噪声等大量无效数据，并可能存在异常和缺失等问题数据。在数据集成过程中同步进行预处理，通过数据清洗、异常点剔除与缺失点补充，减少数据冗余，提高数据质量。

3.1.1　数据清洗

在硬件解调仪和工控机中，分别进行边缘计算和软件计算，对数据实施滤波、去噪、去趋势项等处理，实现对海量数据的联合清洗[18]。数据清洗主要面向动态、高频传感器，对动态应变计、加速度计和振动光纤信号在有效响应时间段提取数据。例如，针对动态应变计在600 s时间内感知的150万条原始应变数据，采用寻峰算法得到最大峰值，考虑到飞机

滑跑速度高,在峰值前后各取500条数据作为有效数据段,即可得到包含一次完整飞机起飞/着陆过程的动态应变信息。信号处理后完全不丢失有效数据,可将原始数据的存储量减少超过99%,数据清洗效果如图3所示。

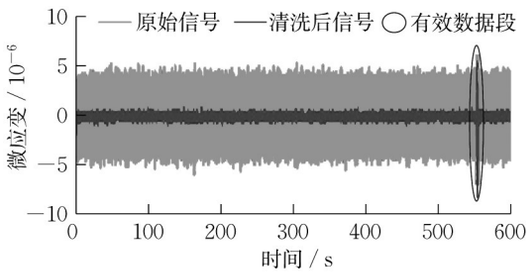

图3 数据清洗效果

Fig. 3 Data cleaning effectiveness

3.1.2 数据异常点剔除与缺失点补充

针对不同异常数据类型,结合概率统计理论及人工智能手段,采用聚类算法、相关向量机、卡尔曼滤波和时间序列分析等方法识别剔除异常数据,采用自回归整合移动平均、多重插补、贝叶斯估计算法、最优概率算法等实现缺失数据的填补、重构,提高数据可靠性、完整性[19]。

3.2 数据标准化处理

预处理后的不同类型数据仍存在较大异频特征,基于各类数据的固有特性,确定数据分发频率,并面向智能跑道性状评估、安全预警等模型算法的实际应用需求,进行特征提取,增强数据协同性,提升数据利用效率。

3.2.1 面向数据分发的数据频率确定

依据数据来源与采集频率的差异,智能跑道信息可分为静态、准静态、动态信息,见表2。其中,静态信息面向基础设施、设备规模、业务范围等对象;半静态信息面向道面性能、外部环境、道面状态等对象;动态信息面向道面行为、场面运行状态、飞行区外来物、运行事件等对象。根据不同对象的自身性质和功能定位,可进一步拟定面向各个对象的数据指标。例如,道基是道面的支撑结构,道基的不均匀沉降将导致半刚性基层支撑劣化;同时,湿度和基质吸力对道基的反应模量具有显著影响,也将影响道基对基层的支撑作用。因此,选用沉降、湿度、基质吸力3个指标来描述道基状态。

表2 智能跑道信息分类与数据频率

Tab. 2 Information classification and data frequency of smart runway

信息类别	对象	数据指标	数据频率
静态信息	基础设施	跑道结构、地质资料、建设历史	人工更新
	设备规模	维护人员、设备、材料规模	
	业务范围	巡检项目、周期、路径	
半静态信息	外部环境	大气温度、湿度	$(30\ \mathrm{min})^{-1}$
		降水、地下水位	$(10\ \mathrm{min})^{-1}$
	道面性能	摩擦系数	$(7\ \mathrm{d})^{-1}$
		全断面平整度	$(30\ \mathrm{d})^{-1}$
	道面状态	温度梯度	$(30\ \mathrm{min})^{-1}$
		水膜厚度、结冰等表面状况	$(3\ \mathrm{min})^{-1}$
	道基状态	沉降	d^{-1}
		湿度、基质吸力	$(3\ \mathrm{d})^{-1}$
动态信息	道面行为	动应变、动应力、振动加速度	每次飞机起飞/着陆过程
	场面运行状态	飞机机型、速度、横向偏移	每次飞机起飞/着陆过程
		场务车辆运行状况	每次巡检事件
	飞行区外来物	预警等级、类型、位置、速度、方向	入侵事件发生
	运行事件	航班信息、突发事件	每次航班/突发事件

静态信息描述飞行区固有属性,在飞行区的设施设备规模、运行管理模式未发生较大变化时保持不变,人工手动更新即可。半静态信息主要反映外部环境和飞机荷载重复作用下的道面、道基状态,属于低频信息。动态信息表征飞机等作用下道面和场面的实时行为,需基于事件进行高频更新。因此,根据半静态和动态信息的基本特点与应用场景,考虑不同信息间的协同性,确定面向数据分发的数据频率,见表2。

3.2.2 数据特征提取

原始数据反映了特定荷载、环境条件下跑道结构在不同时间、空间的响应水平,但无法直接用于性能评价、风险预警等功能需求,且海量的原始数据将大幅降低智能跑道系统运行效率。面向多源数据的不同应用场景进行特征提取,得到原始信息的充分表示量或统计量,获取有效特征,降低数据维度。

综合采用数理统计、积分、傅里叶变换、小波分析[20]和经验模态分解[21]等手段，在服务器中，对信号在时域、频域、空间域等多维核空间的特征进行分析，进而利用MATLAB/Python语言编写脚本并结合Hadoop数据引擎，实现对数据特征的快速提取。针对传感器的功能需求，从类别、对象、来源等多个维度梳理的数据特征，如表3所示。

表3　数据特征及特征提取技术

Tab. 3　Data characteristics and feature extraction techniques

数据类别	内容	来源	数据特征	特征提取技术
结构性能相关	应变、加速度	监测	峰值、频率	数理统计 积分 傅里叶变换 小波分析 经验模态分解
	弯沉盆	巡检	面积、最大值	
	板底接触状态	巡检	均值、峰值、相关函数	
功能性能相关	平整度	巡检	功率谱密度、方差	
	摩擦系数	巡检/监测	分形维数、间距、面积	
	排水性能	巡检	均值、最大值	
损坏状况相关	道面损坏状况	巡检	裂缝率、损坏长度、面积	
环境相关	温度	监测	均值、最大最小值	
	湿度	监测	均值、最大值	
	地下水位	监测	均值、最大最小值	
荷载相关	荷载大小	监测	最大值、接地面积	
	交通量	监测	机型比例、数量	
沉降相关	沉降	监测	沉降速率、累计沉降量	
设计参数相关	结构厚度	设计资料	均值	

分别以一类功能性能、结构性能、荷载行为相关的数据为例，阐述面向智能跑道的数据特征提取技术及在性能评价等模型算法中的应用。

(1)功能性能。对预处理后的道面不平整实测数据进行傅里叶变换，得到功率谱密度分布，通过函数拟合提取表征不平整程度和波长组分的拟合参数(不平整指数与频率指数)，进而依据虚拟样机仿真建立的不平整拟合参数与飞机最大动载系数的映射关系，获取各类机型在不同滑跑速度下的动载系数，服务于道面平整度评价及道面动力损伤分析。

(2)结构性能。对去趋势项、低通滤波处理后的动应变数据进行经验模态分解，将应变信号分解为有限数量的固有模态(IMF)分量和对应的残余项，进而对各个IMF分量进行希尔伯特变换，构造希尔伯特时频谱与边际谱，求得瞬时频率等，获取跑道结构的时变模态频率，依据跑道结构异常状态的模态参数阈值与标准，服务于短时多样本超限的结构异常状态预警。

(3)荷载行为。对于激光轮迹仪获取的有效飞机事件，利用同向感知数据识别飞机滑跑速度与起降方向；利用对向感知数据计算轮迹横向偏移量，同时计算鼻轮轮距与主起落架轮距，构建k-近邻算法(k-nearest neighbor, KNN)、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)等机器学习模型辨识飞机机型，进而统计分析所有飞机事件获取机场机型数量、比例，并根据Kolmogorov-Smirnov检验等方法判断横向偏移分布类型，可服务于道面空间响应分析。

3.3　数据储存

3.3.1　智能跑道数据存储特点

智能跑道数据存储具有存储空间大、存储时间长、存储结构多和存储时效性强4方面的特点，给数据存储带来巨大工作量和较高难度。

(1)存储空间大。数据清洗能够大幅度压缩原始数据，减少存储量达到99%。然而，智能跑道传感器类型和数量繁多，仍会产生庞大的数据量，导致服务器磁盘空间占用过大。

(2)存储时间长。依据《民用机场沥青道面设计规范》(MH/T 5010—2017)和《民用机场水泥混凝土道面设计规范》(MH/T 5004—2010)，沥青道面设计年限为20年，水泥混凝土道面设计年限为30年。智能跑道为跑道建设、运维的全寿命周期提供支持，其中跑道性能评价、预测等功能的实现需要对数据进行较长时间的保存。

(3)存储结构多。智能跑道系统对数据的利用不仅局限于原始数据，还涵盖统计数据、故障数据等多种类型。这些数据具有不同特点，应根据实际需求差异化设计存储结构。

(4)存储时效性强。智能跑道系统作为一个实时系统，面临着较大的数据流，因此对数据存储的时效性要求较高。若无法满足该时效性需求，可能导致数据堆积和实时响应能力降低。

3.3.2 智能跑道数据存储方式

(1)多级存储架构。采用多级存储架构进行信息存储,如图4所示。工控机清洗后的数据先暂存于临时存储数据库,临时存储数据库中的数据经特征提取和指标计算后进入永久存储仓库,在充分保留原始信息的同时压缩存储空间。其中,临时存储数据库对接工控机,并每隔一定周期自动更新和覆盖;永久存储数据仓库接收临时存储数据库的数据,永久存储数据特征值和相关指标。同时,在永久存储仓库中,采用分布式存储模式,估算10年永久存储量为2 000 GB。

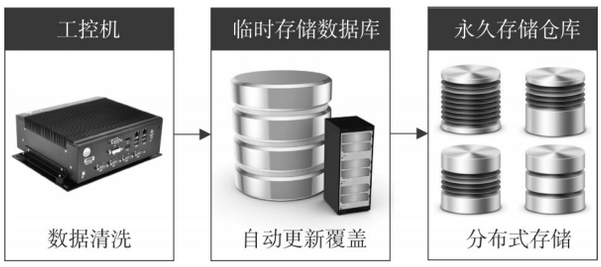

图4 数据存储架构

Fig. 4 Architecture of data storage

(2)关联存储模式。智能跑道多源的数据之间并非彼此独立,不同数据具有时间、空间、事件或动力行为等方面的强相关性。因此,综合考虑智能跑道功能实现需求和多元用户各类使用场景,在数据库中采用关联存储模式,将表征跑道性能或运行状态的不同类别数据存储在同一模块,并建立访问链接,实现相关数据的一键调用。

例如,在飞机起飞/着陆过程中,激光轮迹仪、飞机动态荷载传感器可识别机型、滑行速度、横向偏移、飞机荷载等飞机滑跑行为,相应位置的加速度计、应变计可感知到振动加速度、动应变等道面响应,同时温度计、湿度计等传感器将记录下环境信息。基于一次飞机事件,将上述互相关联的飞机激励、道面响应和环境信息进行关联存储,见表4。模型算法可一次性调用所有输入信息,实现对道面性能的快速评价、预测和预警。以水泥道面断板破坏风险的识别算法为例,其输入条件为飞机的动态荷载、作用位置、滑跑速度以及道面结构的振动加速度、动应变信息,在完成关联存储后,上述数据可一次性导入模型,无需在数据库的海量数据中逐一索引,从而提高风险识别的及时性,避免结构性病害威胁跑道运行安全。此外,也便于用户直观获取不同飞机荷载、时间、环境条件下的道面响应状态。

表4 飞机滑跑、道面响应和环境信息的关联表

Tab. 4 Correlation of aircraft taxiing, pavement response, and environmental information

对象	指标	数据
飞机滑跑行为	飞机机型	A320-200
	飞机姿态	降落
	速度/(km•h^{-1})	240
	横向偏移/m	+0.8(右偏)
	荷载/kg	67 512
环境信息	大气温度/℃	32
	大气湿度/%	83
道面响应	1号应变计/10^{-6}	24
	1号加速度计/(m•s^{-2})	8
	⋮	⋮

4 智能跑道数据应用

日喀则定日机场海拔高达4316.5 m,属于典型的高高原机场,特殊的地质和气候条件导致该机场在建设和运营过程中面临多种相互耦合的突出问题:①机场场址地形起伏大,填挖交界面多,且存在软弱土等不良特殊岩土,地基可能发生不均匀沉降;②场址地质岩石裂隙水丰富,易冻胀岩土在冬季低温下(最低−15 ℃)容易产生季节性冻胀;③昼夜温差可达35 ℃,水泥道面形成翘曲脱空,在飞机荷载和温度应力共同作用下道面易发生断板破坏;④该机场为军民合用机场,驻场单位多,产生跑道非法入侵的风险较大。

为保障跑道结构安全与运行安全,需要快速、精准掌握跑道使用性能,传统人工模式无法满足要求。因此,构建了由单点沉降计、智能沉降仪、地下水位监测传感器、湿度计、动态应变计、静态应变计、温度计、加速度计、激光轮迹仪、GNSS定位终端等10类、400多个高精度传感设备组成的智能跑道在线感知系统,针对性地采集地基沉降、道面结构、荷载和环境等4大类信息,每日原始数据采集量超过2 TB,这些数据彼此独立地分布在不同软硬件平台。通过数据集成和处理,对海量、多源、异构、异频数据进行高效集成、有效清洗、统一分发、特征提取、实时存储、动态展示,如图5所示。

在线感知系统每日获取的超过2 TB的原始数据,经处理后可得到4 GB的优质数据,在不丢失有效信息的前提下,无效信息减少率超过95%,为道基差异沉降、道面板翘曲变形、机型识别和结冰预警等模型算法提供稳定、可靠、充足的数据输入,支撑智能跑道性能评价、态势预测、风险预警、智能决策等功能的实现。同时,所有可视化的数据均可通过统

图5　定日机场智能跑道数据展示

Fig. 5　Data of smart runway at Dingri Airport

一的智能跑道系统被用户和各类数据处理软件在线共享、随时调用、按需提取，满足机场各部门管理人员的个性化使用需求，提高跑道建设、运维全寿命周期的效率和科学性。

5　结论

本文在系统分析智能跑道海量、多源、异构、异频数据特征的基础上，提出了智能跑道数据集成、处理、存储的原理、架构和方法，并详细介绍了其在智能跑道中的实际应用与效果，主要结论如下：

（1）提出了针对智能跑道复杂数据特征的数据集成原理，即融合数据感知、数据采集、分布式存储和分布式计算于一体，具备可扩展、高实时、高并发和高可用性特征。在此基础上，建立了智能跑道的数据流架构，打通数据在线感知、全息接入、有效清洗、特征提取、模型算法、指标输出等全过程链条。

（2）明确了智能跑道的数据处理方法，通过数据预处理，减少数据冗余，提高数据质量。在此基础上，进行数据标准化处理，增强数据协同性，提升数据利用效率；并面向长效保存、高效利用需求，构建数据多级、关联存储架构和模式。

（3）依托日喀则定日机场，对400多个高精度传感设备采集的地基、道面、荷载、环境4大类超过2 $TB\cdot d^{-1}$的数据，通过数据集成和处理，在不丢失有效信息的前提下减少无效信息超过95%，完成所有数据的统一管理、多源共享，有力支撑智能跑道性能评价、态势预测、风险预警、智能决策等功能的实现。

（4）智能跑道在线感知系统及其数据集成体系已在上海浦东国际机场、西藏定日机场等地推广应用，实践效果较好。但在数据采集、集成、处理、融合方面仍需持续攻关：针对跑道各重点断面的点式、局部监测对不利工况的控制和风险预警准确度较高，其他区域通过全域推演算法进行外推，复杂度与计算代价高，未来可研发高精度的跑道全域分布式感知元件；现有数据集成体系多为信息工程领域先进技术在机场工程的应用，后续应结合智能跑道特点，开发适配、优化的数据集成技术；从跑道感知数据到性能指标的反演，除需机器学习等人工智能算法的驱动外，核心在于飞机–跑道–环境系统动力学模型的解析，未来需实现从激励输入–响应输出的动力响应分析向激励输入–响应计算–材料/结构失效–性能劣化的服役状态演化仿真突破；跑道的安全运行也有赖于设施管养、应急救援等系统的协同工作，未来可进行飞行区各业务模块的交互、融合，实现飞行区运行安全的全方位保障。

作者贡献声明：

凌建明：论文思路设计，理论指导。
侯天新：研究工作开展，初稿撰写。
刘诗福：论文框架构建，稿件修改。
陶泽峰：机场落地应用，数据采集。
李沛霖：文献查阅梳理，数据处理。

参考文献：

[1]　中国民用航空局. 2022年民航行业发展统计公报[R]. 北京：中国民用航空局，2023.
Civil Aviation Administration of China. Statistics bulletin of civil aviation industry development 2022 [R]. Beijing: Civil Aviation Administration of China, 2023.

[2]　刘诗福，赵鸿铎，郝航程，等. 机场智慧飞行区愿景与架构[J]. 同济大学学报(自然科学版)，2025，53(1)：75.
LIU Shifu, ZHAO Hongduo, HAO Hangcheng, *et al*. Vision and framework of smart airfield of airport[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2025, 53(1): 75.

[3]　凌建明，方意心，张家科，等. 机场智能跑道体系架构与关键技术[J]. 土木工程学报，2022，55(2)：120.
LING Jianming, FANG Yixin, ZHANG Jiake, *et al*. Framework and key technologies of airport smart runway [J]. China Civil Engineering Journal, 2022, 55(2): 120.

[4]　凌建明，李沛霖，刘诗福，等. 机场智慧跑道的内涵拓展与功能系统[J]. 土木工程学报，2024，57(8)：119.
LING Jianming, LI Peilin, LIU Shifu, *et al*. Connotation expansion and function system of airport smart runway [J]. China Civil Engineering Journal, 2024, 57(8): 119.

[5]　ELRAYES A, ALI M H, ZAKARIA A, *et al*. Smart airport foreign object debris detection rover using LiDAR technology [J]. Internet of Things, 2019, 5: 1.

[6]　KHAN T, ALAM M, KADIR K, *et al*. Foreign objects debris (FOD) identification: a cost effective investigation of FOD with less false alarm rate [C]//2017 IEEE 4th

International Conference on Smart Instrumentation, Measurement and Application (ICSIMA). Putrajaya: IEEE, 2017: 1-4.

[7] WANG Yuming, HUANG Haifeng, WANG Jian, *et al*. An image denoising method for arc-scanning SAR for airport runway foreign object debris detection[J]. Electronics, 2023, 12(4): 984.

[8] SHI Xingang, CAI Liangcai, WANG Guanhu, *et al*. A new measurement system to test the traffic volumes planar distribution of airport runway[J]. Measurement, 2020, 166: 108207.

[9] ZHANG Duoyao, SHI Xingang, CAI Liangcai, *et al*. Runway width design based on wheel trace distribution test[J]. IEEE Access, 2020, 8: 61384.

[10] 冯瀚, 赵峰, 汪云甲, 等. 双极化Sentinel-1数据极化时序InSAR技术地表形变监测——以上海市浦东机场为例[J]. 遥感学报, 2022, 26(12): 2531.
FENG Han, ZHAO Feng, WANG Yunjia, *et al*. Dual-polarization Sentinel-1 data polarization time series InSAR technology surface deformation monitoring-taking shanghai pudong airport as an example[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(12): 2531.

[11] CHEN Bin, JIAO Linqing, GAO Dewei, *et al*. Runway icing prediction method and system development based on ActiveX controls[J]. IEEE Access, 2019, 7: 153605.

[12] BI Yanqiu, PEI Jianzhong, GUO Fucheng, *et al*. Implementation of polymer optical fibre sensor system for monitoring water membrane thickness on pavement surface[J]. International Journal of Pavement Engineering, 2021, 22(7): 872.

[13] TU Shanshan, DONG Qiao, GU Xingyu. Framework of a 3D GIS based airport pavement management system [C]//19th COTA International Conference of Transportation Professionals (CICTP). Nanjing: ASCE, 2019: 4284-4293.

[14] 赵鸿铎, 李琛琛, 刘诗福, 等. 机场智慧飞行区内涵、分级与评价[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2019, 47(8): 1137.
ZHAO Hongduo, LI Chenchen, LIU Shifu, *et al*. Concept, intelligence rating, and evaluation of smart airfield in airport [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2019, 47(8): 1137.

[15] BRILL D R, FLYNN R, PECHT F. FAA rigid pavement instrumentation at Atlanta Hartsfield-Jackson International Airport [C]//2007 FAA Worldwide Airport Technology Transfer Conference. Atlanta: FAA, 2007: 16-18.

[16] COOK K, GARG N, SINGH A, *et al*. Detection of delamination in the HMA layer of runway pavement structure using asphalt strain gauges [J]. Journal of Transportation Engineering, 2016, 142(11): 04016047.

[17] 赵学武, 吴宁, 王军, 等. 航空大数据研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(6): 999.
ZHAO Xuewu, WU Ning, WANG Jun, *et al*. Overview of aviation big data research[J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2021, 15(6): 999.

[18] YI Letian, DING Youliang, HOU Jiale, *et al*. Structural health monitoring data cleaning based on Bayesian robust tensor learning[J]. Structural Health Monitoring, 2023, 22(4): 2169.

[19] JU Hanwen, DENG Yang, ZHAI Wenqiang, *et al*. Recovery of abnormal data for bridge structural health monitoring based on deep learning and temporal correlation [J]. Sensors and Materials, 2022, 34(12): 4491.

[20] 石光辉, 齐卫雪, 陈鹏, 等. 负压波与小波分析定位供热管道泄漏[J]. 振动与冲击, 2021, 40(14): 212.
SHI Guanghui, QI Weixue, CHEN Peng, *et al*. Experimental study of leakage location in a heating pipeline based on the negative pressure wave and wavelet analysis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(14): 212.

[21] SHAN Jiazeng, ZHANG Xi, LIU Yuwen, *et al*. Deformation prediction of large-scale civil structures using spatiotemporal clustering and empirical mode decomposition-based long short-term memory network[J]. Automation in Construction, 2024, 158: 105222.