文章编号:1671-4598(2026)01-0173-08　DOI:10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2026.01.022　中图分类号:TP181　文献标识码:A

应对复杂环境的“GNSS+”融合导航应用体系研究

蒲　娟[1]，谢福锋[2]，李永虎[1]，赵东旗[1]，孔　卓[1]
(1. 北京卫星导航中心，北京　100094；2. 西昌卫星发射中心，四川 西昌　615000)

摘要： 针对复杂环境下全球卫星导航系统（GNSS）面临的抗干扰能力弱、信号遮蔽及动态障碍等挑战，研究基于多源数据融合、低轨卫星增强和人工智能深度学习等多技术融合的导航能力提升方案；采用多模态感知、智能决策与抗干扰技术融合方法，构建“感知－决策－应用－反馈”闭环体系，设计多层级协同的“GNSS+”融合导航架构，包含信号感知层、分析决策层和应用服务层；通过建立动态权重评价指标体系，量化评估系统性能，实现导航策略动态调整，为复杂环境下智能化导航系统设计提供理论与技术支撑。

关键词： 复杂环境；GNSS；导航；多源融合；抗干扰；闭环优化

Research on “GNSS+” Fusion Navigation Application System for Complex Environments

PU Juan[1], XIE Fufeng[2], LI Yonghu[1], ZHAO Dongqi[1], KONG Zhuo[1]
(1. Beijing Satellite Navigation Center, Beijing　100094, China;
2. Xichang Satellite Launch Center, Xichang　615000, China)

Abstract: To address challenges such as weak anti-interference capability, signal occlusion, and dynamic obstacles faced by the Global Navigation Satellite System (GNSS) in complex environments, this study explores solutions for improving navigation capabilities based on the integration of multiple technologies including multi-source data fusion, low-orbit satellite augmentation, and artificial intelligence deep learning. An integrated approach combining multi-modal perception, intelligent decision-making, and anti-interference technologies is adopted to construct a “perception-decision-application-feedback” closed-loop system, and a multi-level collaborative “GNSS+” fusion navigation architecture is designed, which includes a signal perception layer, an analysis and decision layer, and an application service layer. By establishing a dynamic weight evaluation index system to quantify system performance, dynamic adjustment of navigation strategies is realized, providing theoretical and technical support for the design of intelligent navigation systems in complex environments.

Keywords: complex environment; GNSS; navigation; multi-source fusion; anti-interference; closed-loop optimization

0　引言

全球导航卫星系统（GNSS，global navigation satellite system）是能够为全球用户提供全天候、高精度定位、导航和授时服务的天基信息系统。目前国际公认的四大全球系统包括：美国的 GPS、俄罗斯的 GLONASS、欧盟的 Galileo 以及我国的北斗系统（BDS）。GNSS 为全球范围用户提供服务，极大地便利了人们的生活，但由于导航卫星信号从距离地面 20 000 公里以外到达地球表面，导航信号功率已非常微弱（约为－160 dBW，即－130 dBm）。近几十年来，随着信息技术尤其是无线通信技术的发展，人类生存的电磁环境日益复杂，传统的卫星导航信号面临着电磁干扰、信号遮蔽及动态障碍等多项问题和挑战，同时，用户对 GNSS 提供的位置、测速和授时（PVT，position velocity and time）服务精度要求却越来越高。因此，开展 GNSS 导航应用能力提升研究具有十分重要的意义。

为解决这些难题，人们从信号增强、算法优化、系

收稿日期：2025-07-26；　**修回日期：**2025-08-25。
作者简介：蒲　娟(1983-)，女，硕士，工程师。
引用格式：蒲　娟，谢福锋，李永虎，等.应对复杂环境的“GNSS+”融合导航应用体系研究[J].计算机测量与控制，2026，34(1)：173-180.

统融合以及多技术协同等多维度入手，采取多系统融合定位、信号增强、抗干扰算法升级、高精度算法、深度学习辅助定位、使用高灵敏度接收机等方法手段，提升GNSS导航应用能力。近年来，多源数据融合、低轨卫星增强和人工智能深度学习技术发展迅速，GNSS导航应用能力提升正朝着多技术融合方向发展。这些技术的融合可以充分发挥各自的优势，提高导航系统的性能和可靠性，实现复杂环境下的高精度导航。结合最新技术发展，着眼GNSS导航服务能力提升，研究并提出一种融合多模态感知、智能决策与抗干扰技术的导航应用能力提升集成方案，建立“感知－决策－应用－反馈”闭环体系，为高可靠、高精度、智能化卫星导航系统设计与实现提供理论与技术支撑。

1 复杂环境下导航能力面临的主要挑战

复杂环境如城市峡谷、电磁压制区域、地下空间等环境下，包含电磁干扰、信号遮蔽、动态障碍等情况，这对导航系统的实时性、鲁棒性和自主性构成巨大挑战。

1.1 电磁干扰

电磁干扰是指落入目标信号所在频段或邻近频段，且对目标信号的接收造成不可忽略影响的电磁信号，主要分为压制干扰和欺骗干扰。压制干扰是指在卫星导航工作的频率上发射一定带宽和较高功率的噪声信号，使接收机载噪比下降，不能正常工作，而欺骗干扰是指复制与真实GNSS信号具有完全相同码相位、载波频率和多普勒频移的假信号实现干扰（如图1所示）。研究表明，有效辐射功率为1 W的干扰源即可使5公里范围内的P码接收机和15公里范围内的C/A码接收机无法工作，并且干扰功率每增加6 dB，有效干扰距离就增加一倍[1-2]。如2018年4月叙利亚战争期间，距离叙利亚首都大马士革直线距离仅100～150公里的位于黎巴嫩四个CORS站，监测到GPS信号受干扰后的连续中断。在现代战争中，敌方可能会使用各种电磁干扰设备来破坏我方的卫星导航信号，如电磁脉冲弹、射频干扰器等。这些电磁干扰设备可以产生高强度的电磁信号，覆盖卫星导航信号的频段，从而使我方的卫星导航信号受到严重的干扰，甚至完全被屏蔽。

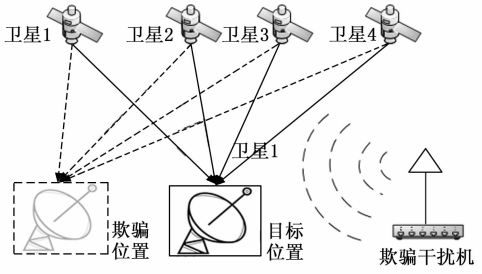

图1 欺骗干扰伪距变化原理

1.2 信号遮蔽

GNSS信号可以被附近的建筑物、车辆、树木和山体等物体阻挡和反射，也可以被地面和水面反射，在城市峡谷、山区、森林等复杂地形中，这些现象非常容易发生，也是GNSS定位的主要误差来源，导致导航精度下降。发射器到接收机的直射路径被遮挡，只能接收到通过反射路径到达接收机的信号，称为非视距（NLOS，non line of sight）接收。当一个信号通过多个路径传播后被接收到时，称为多径干扰（如图2所示）。由于反射路径一定比直射路径长，所以NLOS一定会产生正测距误差，且此误差与信号和接收机的设计无关；而多径干扰的相干性质导致其既可产生正测距误差，又可产生负测距误差[3-4]，且这些误差随信号和接收机设计而变化。

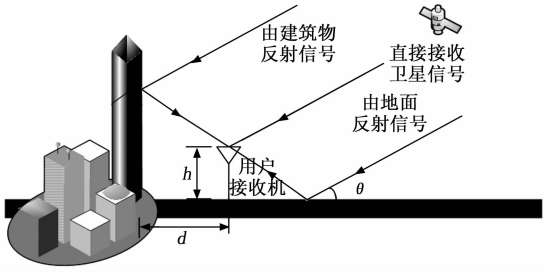

图2 多路径干扰

信号遮蔽是指在一定的空间范围内，存在一些物体或地形，这些物体或地形会对卫星导航信号的传播产生阻碍，导致卫星导航信号的强度减弱或完全被遮蔽。在卫星导航信号容易受到建筑物、山体和树木等物体的遮蔽，就会导致导航精度下降。此外，在地下、水下等环境中，卫星导航信号也很难穿透，从而使导航系统无法正常工作。

1.3 动态障碍

动态障碍物的随机移动会导致接收机频繁切换跟踪卫星，信号失锁概率增加、重捕时间延迟，导致可用卫星的精度因子（DOP，dilution of precision）恶化，实验显示，DOP值从1.5增至6时，水平定位误差扩大4倍，DOP值取决于观测值的精度以及可用卫星的空间几何构型（如图3所示）。高速移动平台（如战斗机、导弹、低空无人机群等）产生的多普勒频移（±10 kHz）与GNSS信号频偏叠加，极易导致载波跟踪环失锁，此外，动态障碍还可导致多径效应加剧、抗干扰能力削弱等。传统的导航系统很难快速准确地跟踪载体的运动状态，容易出现定位误差和导航丢失等问题。此外，在一些复杂的动态环境中，如地震、海啸等自然灾害，导航系统还需要具备实时感知和规避动态障碍的能力，以确保导航的安全性和可靠性。

2 复杂环境导航关键技术

围绕复杂环境下导航能力提升需求，以下对抗干

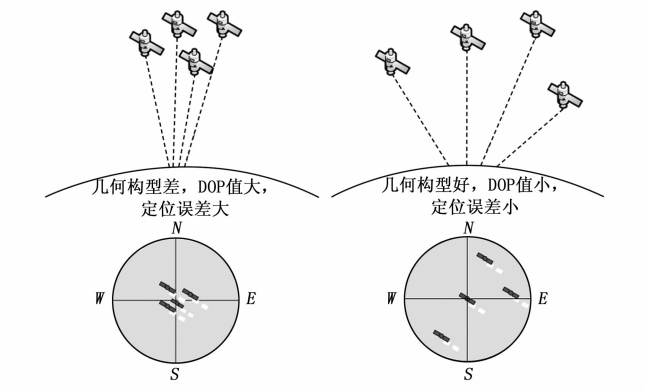

图 3　卫星空间几何构型

扰、多源融合与感知增强、低轨卫星增强及人工智能辅助导航等主要关键技术进行系统分析。

2.1　抗干扰技术

针对电磁干扰，在导航信号发射端一般采取以下抗干扰措施：①卫星信号发射功率增强，当信号受到干扰时，可增强某颗或某几颗卫星信号发射功率，实现全球范围内提高该卫星信号信噪比；②点波束技术，将某颗卫星的信号发射功率集中为一个点波束，实现对地面上某个区域的功率增强，达到提高信噪比的目的（如图 4 所示）；③伪卫星增强，若伪卫星与卫星的信号发射功率相同，那么用户接收端的抗干扰能力将提高 66 dB。

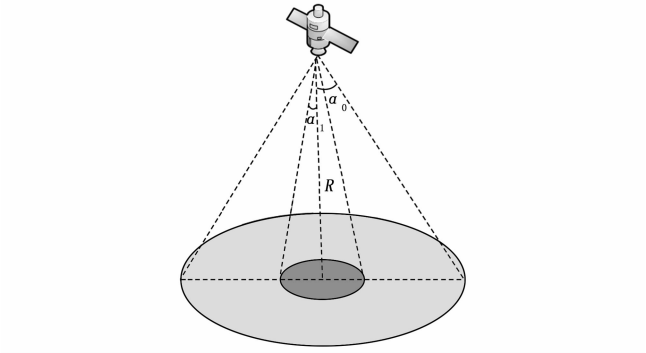

图 4　信号波束角与覆盖范围

在接收端一般采取以下抗干扰措施：①时域抗干扰技术，利用窄带干扰与信号在时域相关性上的差异，对干扰进行估计并对消；②频域抗干扰技术，利用窄带干扰与信号在频谱上的差异，对干扰谱线进行识别和剔除；③空域抗干扰技术，利用干扰与信号入射方向的差异，调整天线的方向图，使“零陷”对准干扰[5-6]。

为验证抗干扰技术效果，开展模拟实验：在电磁屏蔽实验室中设置 3 种干扰场景（压制干扰强度－85 dBm、－90 dBm、－95 dBm；欺骗干扰信号延迟 0.1 μs、0.3 μs、0.5 μs），对比应用抗干扰技术前后的导航性能。结果显示，未应用抗干扰技术时，－85 dBm 压制干扰下定位误差超过 10 米，欺骗干扰下位置偏移达 50 米以上；应用发射端＋接收端抗干扰组合方案后，－85 dBm 压制干扰下定位误差降至 1.2 米，欺骗干扰识别率达 99.2%，定位偏移控制在 0.5 米内。

2.2　多源融合与感知增强技术

除 GNSS 导航外，还有惯性导航（INS，inertial navigation system）、天文导航、重力梯度导航、地形辅助导航、X 射线脉冲星导航、无线电导航、地磁导航等辅助导航方法，表 1 对主要辅助导航方法的优缺点进行对比分析，可以看出，使用单一或者两种组合传感器的导航系统已逐渐不能满足复杂环境下高可靠、高精度定位的需求，采用多源融合导航定位技术，是提高导航精度的有效途径，充分利用不同导航方式多传感器的互补特性，可有效解决单一导航方式的局限性和脆弱性，为智能移动载体提供连续、可靠、无缝的高精度位置服务。

常用的多源融合方法主要分为松耦合和紧耦合两类。松耦合方法虽然实现简单，但由于直接使用 GNSS 模块输出的定位结果，导致原始观测信息丢失，且对单一传感器的异常值鲁棒性较差。相比之下，紧耦合方法在原始数据层面融合多传感器观测数据，在卫星信号受限环境下表现更优。武汉大学 GREAT 团队提出一种分层优化机制[7-8]，前端通过激光雷达（LiDAR，light detection and ranging）关键帧匹配提供几何约束，后端通过因子图优化实现全局一致性，以解决复杂场景下的导航性能退化问题。

感知增强依赖于多种传感器的协同工作，如超宽带（UWB，ultra wide band）技术可提供厘米级精度的相对距离测量，适用于局域高精度定位，但作用范围有限，需部署基础设施；同步定位与地图构建（SLAM，simultaneous localization and mapping）利用视觉、LiDAR 或惯性测量单元（IMU，inertial measurement unit）等传感器数据，同时构建环境地图并估计载体位姿，适用于未知或动态环境。通过多源融合实现对载体状态和环境信息的更精确、更鲁棒的感知。

2.3　低轨卫星增强技术

低轨卫星增强技术是指利用低轨道卫星（LEO）来增强卫星导航信号的强度和抗干扰能力。与传统的中高轨道卫星相比，低轨道卫星具有信号传播距离短、信号强度强、抗干扰能力强等优点。因此，利用低轨道卫星来增强卫星导航信号的强度和抗干扰能力，可有效地提高卫星导航系统的性能和可靠性。主要包括低轨卫星信号转发、低轨卫星信号增强、低轨卫星信号抗干扰等技术[10-11]。低轨卫星信号转发技术是指利用低轨道卫星来转发卫星导航信号，以扩大卫星导航信号的覆盖范围和提高信号强度；低轨卫星信号增强技术是指利用低轨道卫星上的信号增强器来增强卫星导航信号的强度和抗干扰能力；低轨卫星信号抗干扰技术是指利用低轨道卫星

表 1 主要辅助导航方法原理及优缺点

序号	导航方法	原理	优点	缺点
1	惯性导航（INS）	利用惯性元件(加速度计)来测量运载体本身的加速度和角速度,经过积分和运算得到速度、位置和姿态信息。	自主式导航,不依赖外界信息,无能量辐射,隐蔽性好,不易受干扰,能提供连续性导航信息,噪声低,短期精度和稳定性好。	定位误差随时间延长而增大,长期精度差,需要较长的初始对准时间,价格昂贵。
2	天文导航	以太阳、月球、行星和恒星等自然天体的地平坐标作为观测量,来测定位置。	自主式导航,不需要地面设备,不受电磁干扰,隐蔽性好,定位精度高,误差不随时间积累。	导航方法繁琐,定位速度慢,受天气条件影响大。
3	重力梯度导航	一种利用地球重力场空间变化特性进行定位的自主导航技术。	无需外部信号、不受时间限制、无辐射,尤其适合核潜艇等长时间隐蔽航行导航。	高精度重力梯度仪研制难度大,基准图构建成本高,复杂算法需高算力支持。
4	地形辅助导航	通过高度差获取地形轮廓,将实测地形序列与地图数据库匹配,计算最优位置。	在特征明显区域(如山地、丘陵)定位精度高,自主性强,无累积误差。	地形依赖性,计算复杂度高,初始误差敏感。
5	X 射线脉冲星导航	通过测定已知星历的脉冲星发射的 X 射线光子到达传感器终端的时间差进行定位与测时。	完全自主,无地面依赖,覆盖范围广,抗干扰能力强,隐蔽性好。	难以穿过地球稠密大气层,只能在外层空间观测目前基于有限的观测信噪比和复杂的计时噪声尚缺乏相应物理模型[9]。
6	无线电导航	根据观测导航台站所发射的无线电信号,测得移动载体相对于导航台的位置信息,实现测距、测速、定位。	测量精度高,作用距离远,可实施定位,信号接收设备相对简单可靠。	依赖地面导航台,系统建设成本高,发射和接收无线电波,易被发现和干扰。
7	地磁导航	基于地球磁场的空间分布特性,通过测量载体所在位置的磁场特征并与预先建立的地磁基准图进行匹配或分析,从而确定载体的位置。	无源导航,隐蔽性好,不受位置和环境影响,导航误差不会积累。	易受金属物体、电磁场等环境干扰。

上的抗干扰设备来对抗敌方的电磁干扰，以保证卫星导航信号的正常传输。

2.4 人工智能辅助导航

在导航领域，人工智能技术可以应用于导航系统的感知、决策、控制和抗扰等方面，以提高系统的性能和可靠性。利用深度学习算法可以对视觉图像进行处理和分析，识别出道路、建筑物、障碍物等导航相关的信息，利用机器学习算法可以对惯性导航系统的数据进行处理和分析，提高惯性导航系统的精度和可靠性。利用强化学习（RL，reinforcement learning）算法可以对导航系统的决策过程进行训练[12-13]，使导航系统能够根据实时的环境变化和自身的状态，快速做出最优的决策。利用模型预测控制（MPC，model predictive control）算法可以对导航系统的控制过程进行预测和优化，使导航系统能够根据预设的目标和实时的环境变化，精确地控制载体的运动和操作。利用对抗训练算法可以对导航系统的抗扰过程进行训练，使导航系统能够在受到电磁干扰、信号遮蔽等因素的影响下，保持正常的工作和性能稳定。

3 应对复杂环境的“GNSS＋”融合导航应用体系架构设计

针对复杂环境下导航能力面临的电磁干扰、信号遮蔽及动态障碍等核心挑战，基于多源信息融合、抗干扰与智能决策等导航关键技术交叉创新，提出多层级协同的“GNSS＋”融合导航应用体系架构。该架构通过信号感知层、分析决策层和应用服务层三级协同运行，实现 GNSS 导航定位能力的动态优化与自适应提升，其逻辑结构如图 5 所示。以下从感知层技术耦合机制、决策层算法演进路径及应用层场景适配策略三个维度展开深化设计，通过分析各层技术内涵、研究跨层协同机制实现 OODA 循环闭环优化，并构建动态可调的能力评估指标体系。

3.1 信号感知层

信号感知层是整个架构的底层基础和“感官系统”，运用抗干扰、多源融合与感知、其他辅助定位等技术，实现全方位的感知能力，核心目标是提升复杂环境下的信号采集精度与抗干扰能力，构建多源异构高质量导航信息融合体系。

1）抗干扰技术，主要采用卫星功率增强、点波束技术、伪卫星增强等方法，从发射端聚焦区域的信号强度，增强信号的鲁棒性，从用户端部署时域/频域/空域抗干扰算法，通过干扰特征识别与对消，抑制接收端的电磁干扰。

2）多源融合与感知技术，构建互补冗余的传感器网络，深度融合惯性导航（短期高精度）、天文导航（抗干扰）、重力梯度导航（隐蔽性）、地磁导航（无累

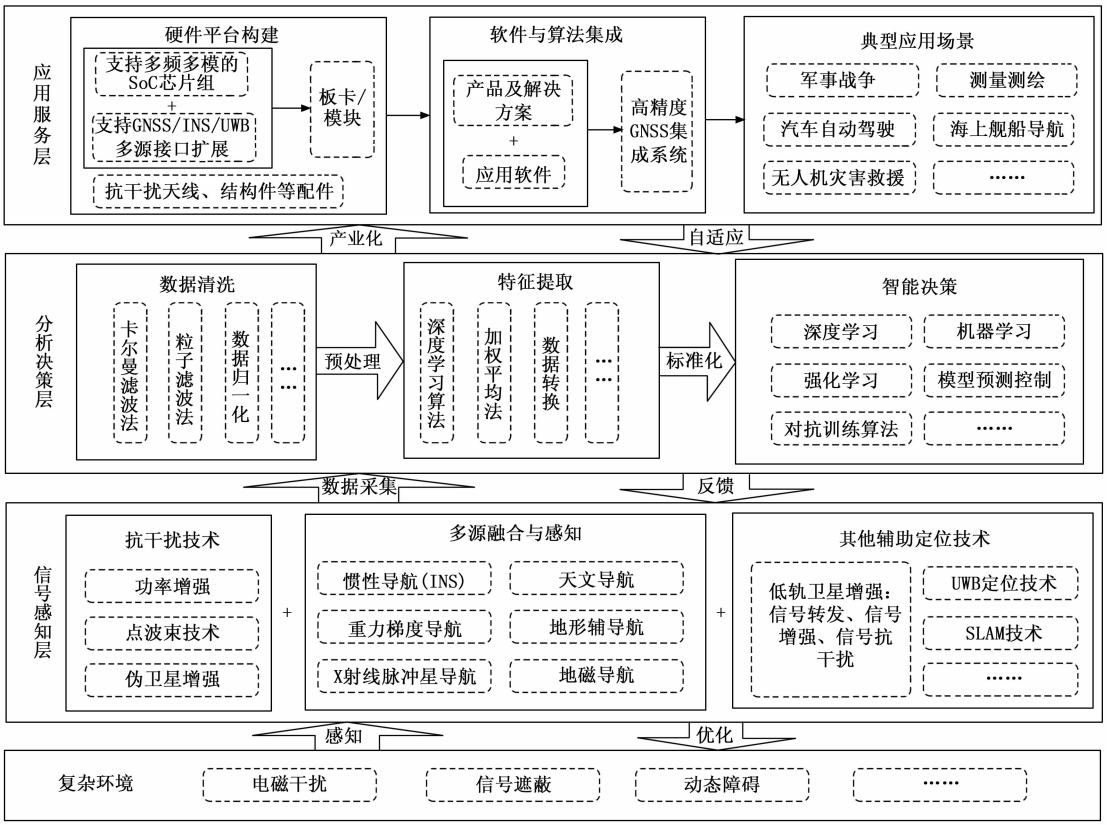

图 5　应对复杂环境的“GNSS＋”融合导航应用体系架构设计

积误差）等各类传感器数据，在原始观测数据层面弥补 GNSS 在遮蔽环境下的能力缺陷。

3）其他辅助定位技术，扩展感知维度与能力，引入低轨卫星增强（LEO，信号强、抗干扰）、超宽带（UWB，厘米级定位）和同步定位与地图构建（SLAM，动态环境建模）等技术[7,11,14-15]，形成“空－天－地”多维度感知网络，实现复杂场景下的连续可靠感知数据的采集，进一步增强系统感知能力。

如表 2 所示的多传感器紧耦合机制，通过多技术的协同，可抑制干扰信号、降低多径误差，提升 GNSS 对复杂环境感知的精度与鲁棒性。最终，该层输出的是经过初步抗干扰处理和融合的、时间戳对齐、格式统一的高质量、低噪声多源观测数据集，为上层分析决策提供输入。以上技术可同时使用一种或几种，提供弹性冗余架构，支持部分模块失效下的降级运行，根据数据积累情况，可建立不同场景下智能自主定位技术融合方案，为后续导航提供更加快速收敛能力。

表 2　多传感器紧耦合机制

传感器类型	作用	协同机制
LEO 增强信号	提升信号强度	补偿 MEO 卫星遮挡损失
惯性导航(INS)	短期运动预测	GNSS 中断时维持位姿解算
UWB 锚点	厘米级相对定位	解决城市峡谷 NLOS 问题
SLAM 点云	环境三维重构	辅助多径干扰识别

3.2　分析决策层

分析决策层是架构的“大脑”，通过“数据清洗－特征提取－智能决策”三级处理流程实现从数据到策略的智能转换。

1）数据清洗，对环境数据进行预处理，采用卡尔曼滤波、粒子滤波等算法对多源数据进行去噪、时序对齐与异常值剔除，消除传感器噪声与环境干扰的影响，构建标准化、高置信度的统一时空数据集。

2）特征提取，利用深度学习算法，如卷积神经网络（CNN，convolutional neural network）对视觉/SLAM 数据进行环境特征（如建筑物轮廓、障碍物位置）提取；通过傅里叶变换等频域分析方法，识别电磁干扰频段与多径信号特征；基于深度学习的目标跟踪算法，可识别并实时追踪动态障碍物运动轨迹，为决策提供关键输入。

3）智能决策，基于 RL 构建环境－动作映射模型[12-13]，根据实时感知数据生成最优导航路径；采用 MPC 算法[16]，结合载体动力学模型与环境约束，动态调整运动参数（如速度、航向），规避动态障碍；通过对抗训练增强模型鲁棒性，确保在干扰或信号中断时维持定位精度。

通过自主决策引擎，如图 6 所示，对感知层上传的异构数据进行处理、分析、挖掘，形成最优的导航决策指令（路径、控制参数），并将决策结果与实际导航误

差反馈至感知层，动态调整传感器融合权重或抗干扰策略，形成适应复杂环境的“感知－决策－优化”的自适应闭环。

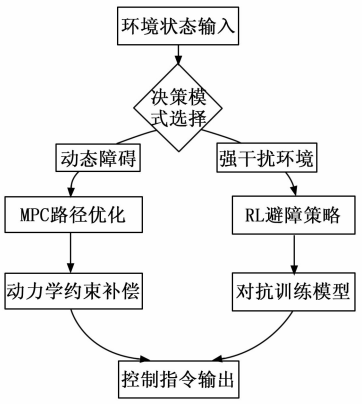

图 6 自主决策引擎

3.3 应用服务层

应用服务层是架构的“执行与输出终端”，聚焦技术成果转化与应用创新，通过硬件集成与软件协同，形成可扩展的导航终端系统。

1）硬件平台构建，研制支持多频多模（如北斗/GPS/Galileo）的 SoC 芯片组[17]，集成抗干扰算法与多源融合引擎；设计模块化硬件平台，提供 GNSS/INS/UWB/SLAM 等多源接口，满足不同场景的扩展需求（如军事终端需加密通信接口，自动驾驶需实时数据总线）。

2）软件与算法集成，开发轻量化操作系统与算法中间件，实现卡尔曼滤波、深度学习模型的高效部署；提供二次开发接口，支持用户自定义导航策略（如应急救援场景优先选择抗干扰模式）。

3）典型应用场景，在军事领域可为无人机群、装甲车辆提供抗干扰导航，融合北斗＋惯性＋地磁的组合导航系统，在卫星拒止环境下实现 4 小时连续定位，水平误差＜50 米，满足无人机群密集编队（间距 10 米）需求[18]；在智能驾驶行业，通过 GNSS＋UWB＋SLAM 的深度融合，解决城市峡谷中的多径误差与动态障碍物规避问题，使多径误差从 2 米降低至 0.3 米，使自动驾驶系统在隧道出入口的定位中断时间＜500 ms[3]；在灾害应急救援中，在地震灾区等信号遮蔽环境中，通过低轨卫星增强与 INS 的组合方案，实现受灾区域 10 分钟内快速定位，路径规划误差＜10％，为救援机器人提供实时导航支持[11]。

应用服务层的核心任务是将中间层的智能决策结果转化为具体的导航服务输出，满足不同场景的需求，并实现技术成果的落地应用。基于实际导航效果（如定位误差、路径偏离度），利用 RL、在线学习等技术，持续优化智能决策模型，提升其在复杂多变环境下的适应性和鲁棒性。

3.4 层级协同机制与接口规范

为实现信号感知层、分析决策层与应用服务层的高效衔接，需通过标准化的数据传递方式、实时交互接口及动态反馈机制，确保全系统的协同运行。

1）信号感知层与分析决策层的协同机制：

数据传递方式：信号感知层输出的多源观测数据（包括 GNSS 原始观测值、INS 惯性测量数据、UWB 测距结果、SLAM 点云等）采用时间戳对齐的标准化数据帧格式，通过高速串行总线（如 PCIe）或无线局域网（如 5G 专网）实时传输至分析决策层。数据帧包含字段：传感器 ID、观测时间（UTC 毫秒级）、数据类型（如伪距、加速度、距离等）、观测值、噪声方差及数据质量标记（如“可靠”“可疑”“失效”）。

接口规范：采用面向服务的架构（SOA）设计接口，定义数据输入输出协议（如 Protobuf 二进制协议，兼顾传输效率与兼容性）。其中，感知层向决策层提供实时数据流接口（传输频率：GNSS 数据 1～10 Hz，INS 数据 100 Hz～1 kHz，UWB/SLAM 数据 10～50 Hz），决策层向感知层反馈传感器配置指令接口（如调整 INS 滤波参数、切换 UWB 锚点组合等），指令响应延迟需≤50 ms。

协同逻辑：分析决策层通过实时解析感知层数据质量标记，动态触发适配策略。当某类传感器数据标记为“可疑”时，决策层自动降低其融合权重（如从 0.3 降至 0.1），并向感知层发送“增强冗余观测”指令，触发备用传感器（如低轨卫星增强信号）启动；当数据标记为“失效”时，决策层立即切换至预设的降级融合模型（如 INS＋SLAM 组合），并通过接口反馈故障诊断结果（如“GNSS 信号失锁”“UWB 锚点通信中断”）。

2）分析决策层与应用服务层的协同机制：

数据传递方式：分析决策层输出的导航决策结果（如最优路径、载体控制参数、定位解算结果等）采用结构化消息帧格式，包含字段：决策时间、路径规划坐标序列（WGS84 坐标系）、速度/航向指令、定位误差估计（水平/垂直 CEP95％）、策略置信度（0～100％）。通过实时数据总线（如 AUTOSAR 汽车总线）传输至应用服务层，传输频率与应用场景适配（如自动驾驶需 10 Hz，静态监测需 1 Hz）。

接口规范：定义控制指令接口与状态反馈接口，决策层通过控制指令接口向应用层发送执行指令（如“转向 30°”“加速至 10 m/s”），应用层通过状态反馈接口返回实际执行结果（如“当前航向 32°，误差 2°”）及环境变化数据（如“前方 50 m 检测到动态障碍”）。接口采用冗余设计，主接口故障时自动切换至备用接口（如从有线以太网切换至北斗短报文），切换时间≤100 ms。

表 3　体系能力评价指标体系

一级指标(动态权重)	二级指标	测量方法	指标阈值(复杂环境)
定位精度(25%～35%)：表征系统在复杂环境下的位置解算能力	水平定位误差(CEP95%)	95%概率下的水平位置偏差	＜1 米(GNSS 可用)
	垂直定位误差(CEP95%)	95%概率下的垂直位置偏差	＜2 米(GNSS 可用)
抗干扰能力(20%～30%)：衡量系统在电磁干扰环境下的鲁棒性	干扰容限	可抵抗的最大压制干扰功率	＞－80 dBm
	欺骗识别率	对伪造信号的正确识别概率	＞98%
	干扰恢复时间	从干扰开始到定位精度恢复至正常水平的时间	＜10 秒
环境适应性(15%～28%)：评估系统对动态障碍、非视距和多径效应的容忍程度	动态障碍容忍度	最大可跟踪障碍物速度	＞30 m/s
	非视距误差	NLOS 环境下的定位误差增量	＜0.5 米
	多径抑制比	多径环境下定位误差与无多径误差的比值	＜30%
系统鲁棒性(10%～15%)：评价系统在传感器失效或信号中断时的容错能力	传感器失效容错率	单类传感器失效时的定位精度保持率	＞80%
	数据中断维持时间	GNSS 信号完全中断后的定位有效时间	＞5 分钟
实时性(8%～12%)：衡量系统对环境变化的响应效率	决策响应时间	从环境变化到策略调整的时间间隔	＜200 ms
	闭环更新周期	系统根据反馈自动优化的最小时间间隔	＜10 秒

协同逻辑：应用服务层将实际导航误差（如定位结果与真值偏差）实时反馈至决策层，决策层通过强化学习（RL）反馈模型动态调整决策策略。当定位误差超过阈值（如城市峡谷环境下水平误差＞ 1 m）时，决策层自动优化路径规划算法（如增加多径规避约束），并更新 MPC 控制参数（如降低转弯速度以减少动态障碍影响），更新周期与闭环优化周期保持一致（≤10 s）。

3）跨层动态协同机制：

通过三级联动的反馈链路实现“感知－决策－应用－反馈”闭环。应用服务层将实际导航性能指标（如定位误差、路径偏离度）通过状态反馈接口传递至分析决策层；决策层基于性能指标与预设阈值的偏差，更新智能决策模型（如调整 RL 奖励函数权重），并通过传感器配置指令接口反馈至信号感知层；感知层根据反馈指令调整传感器工作模式（如增强抗干扰算法强度、切换低轨卫星信号转发通道），形成新一轮感知－决策循环。

以城市峡谷场景为例，当应用服务层反馈“多径误差占比 45%（超阈值 30%）”时，决策层通过接口向感知层发送“增强 SLAM 点云密度”指令（触发 SLAM 从 10 Hz 升级至 20 Hz），同时优化 CNN 特征提取模型（增加建筑物轮廓识别权重）；感知层执行指令后，新的 SLAM 数据通过标准化接口传输至决策层，最终使多径误差占比降至 12%，验证了跨层级协同的有效性。

3.5　导航能力评价指标体系

为评估体系能力改进效果，实现导航策略的闭环优化，构建一个包含 5 个一级指标和 12 个二级指标的时变权重评估体系，如表 3 所示，从定位精度、抗干扰能力、环境适应性、系统鲁棒性和实时性五个维度，全面评估系统性能。该指标体系可采用模糊层次分析法（FAHP，fuzzy analytic hierarchy process）动态调整指标权重：在电磁干扰环境下，抗干扰能力指标权重从 25%提升至 30%；在动态障碍密集场景，环境适应性指标权重从 20%提升至 28%。

以城市峡谷环境为例，模拟建筑物遮挡（NLOS 占比 60%）、多径干扰（反射信号强度－140 dBm）、动态障碍（车辆速度 20m/s），通过连续采集 2 小时定位数据（采样率 10 Hz），记录 SLAM 点云匹配精度、UWB 测距误差、INS 累积漂移等中间数据。系统初始定位误差为 2.3 米（CEP 95%），多径误差占比 45%。通过 10 个闭环周期（约 15 分钟）的优化：分析决策层基于 RL 算法将 UWB/SLAM 融合权重从 3∶1 调整为 5∶2；信号感知层重新选择 UWB 锚点以优化几何构型；应用服务层在路径规划中加入多径规避约束，最终使定位误差收敛至 0.8 米（CEP 95%），多径误差占比降至 12%。该过程中，环境适应性指标权重从 20%提升至 25%，验证了评估模型对复杂环境的自适应调节能力[19-23]。

4　结束语

针对复杂环境下导航系统面临的信号遮蔽、电磁干扰及动态障碍等多重挑战，研究了一种智能化“GNSS＋”融合导航应用体系设计架构。该架构以多源信息融合、智能决策与抗干扰技术为核心支撑，构建“信号感知层－分析决策层－应用服务层”三级协同运作机制，实现了对 GNSS 导航定位能力的动态优化与自适应提升，形成“感知－决策－应用－反馈”的闭环优化系统。运用模糊层次分析法定量评估系统性能，为实时调整导航策略提供依据，通过层级分工、模块协作、闭环反馈，实现对复杂环境的动态感知、智能决策、精准执行与持续优化，为复杂环境下的高精度定位提供了科学可行的工程化解决方案。

参考文献：

[1] 杨元喜，徐天河，薛树强．北斗全球导航卫星系统进展[J]．测绘学报，2020，49（9）：1079－1089.

[2] HUMPHREYS T E，et al．GNSS spoofing detection and

mitigation [J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2022, 37 (4): 8 - 23.

[3] 吴仁彪，贾琼琼，刘家玉. 城市峡谷环境多源融合导航方法 [J]. 电子与信息学报，2021，43 (8)：2147 - 2155.

[4] BHATTACHARYYA S, et al. NLOS detection and mitigation in urban GNSS positioning [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23 (8): 12034 - 12047.

[5] 董绪荣，杨东凯，张　波. GNSS 抗干扰接收机技术 [M]. 北京：国防工业出版社，2019.

[6] PARKINSON B W, et al. GPS/GNSS antenna design for interference mitigation [J]. Proceedings of the IEEE, 2023, 111 (2): 173 - 197.

[7] 施　闯，刘经南，赵齐乐. 低轨卫星增强 GNSS 技术研究进展 [J]. 中国科学：地球科学，2022，52 (5)：831 - 845.

[8] LI T, et al. Factor graph optimization for GNSS/INS integration in dynamic environments [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22 (10): 9891 - 9902.

[9] 石永强，李连升，左富昌，等. X 射线脉冲星计时导航应用模式与空间试验进展 [J]. 导航定位与授时，2023 (6)：1 - 9，137.

[10] 中国卫星导航系统管理办公室. 北斗卫星导航系统发展报告 (4.0 版) [R]. 北京：CSNO，2023.

[11] 蔚保国，李广侠，刘增军. 低轨卫星导航增强系统设计与验证 [J]. 中国空间科学技术，2022，42 (4)：1 - 12.

[12] 刘　晖，徐　颖，袁　洪. 人工智能在卫星导航中的应用进展 [J]. 宇航学报，2023，44 (2)：157 - 168.

[13] GAO Y, et al. Deep reinforcement learning for autonomous navigation: A Survey [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2023, 34 (7): 3136 - 3155.

[14] 陈锐志，陈　亮，张志贤. 超宽带辅助的室内外无缝定位技术 [J]. 测绘科学，2021，46 (4)：1 - 10.

[15] REID T G R, et al. LEO satellite navigation augmentation: opportunities and challenges [J]. GPS Solutions, 2021, 25 (2): 1 - 15.

[16] 王　庆，潘树国，高成发. 基于因子图优化的 GNSS/INS 紧耦合算法 [J]. 测绘学报，2022，51 (3)：324 - 333.

[17] 李德仁，王　密，杨必胜. 空天地海协同的智能导航定位技术 [J]. 武汉大学学报 (信息科学版)，2021，46 (1)：1 - 10.

[18] EUROPEAN SPACE AGENCY. Galileo high accuracy service: performance report [R]. ESA, 2023.

[19] 崔晓伟，陆明泉，冯振明. GNSS 抗欺骗干扰技术综述 [J]. 航空学报，2020，41 (6)：1 - 15.

[20] 张小红，李星星，郭　斐. 多频多模 GNSS 精密单点定位技术 [M]. 武汉：武汉大学出版社，2020.

[21] GROVES P D. Principles of GNSS, inertial, and multisensor integrated navigation systems (2nd ed.) [M]. Artech House, 2020.

[22] CHEN X, LI Y, ZHANG Y. A novel deep learning-based approach for GNSS signal processing in complex environments [J]. Journal of Navigation, 2018, 71 (5): 949 - 964.

[23] WANG H, LIU J, WU S. Low-orbit satellite-based augmentation system for GNSS: Performance analysis and optimization [J]. Acta Astronautica, 2020, 175: 33 - 42.

(上接第 172 页)

[14] WHEEB A H, Al-JAMALI N A S. Performance analysis of OLSR protocol in mobile ad hoc networks [J]. iJIM, 2022, 16 (1): 107.

[15] CHIN K W, JUDGE J, WILLIAMS A, et al. Implementation experience with MANET routing protocols [J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2002, 32 (5): 49 - 59.

[16] WEI W, WU H, HE Y, et al. A multi-objective optimized OLSR routing protocol [J]. Plos One, 2024, 19 (4): e0301842.

[17] POPLI R, SETHI M, KANSAL I, et al. Machine learning based security solutions in MANETs: State of the art approaches [C] //Journal of Physics: Conference Series, IOP Publishing, 2021, 1950 (1): 012070.

[18] 吴佳琪，任　智，王　磊，等. 一种基于链路稳定性的最小 MPR 选择算法 [J]. 小型微型计算机系统，2020，41 (11)：2386 - 2391.

[19] 邢　娜，王　军，王子心. 基于移动预测的移动自组网路由协议 [J]. 南开大学学报 (自然科学版)，2023，56 (6)：5 - 10.

[20] 沈玮阳，刘　强，欧阳峰. 基于节点稳定性与跨层优化的 MANET 路由设计 [J]. 计算机工程，2017，43 (10)：44 - 49.

[21] 熊　轲，金　鑫，刘　强. QL-OLSR：一种基于 Q-Learning 思想优化的移动自组织网络路由协议 [J]. 北京交通大学学报，2020，44 (2)：66 - 73.

[22] PARK J, SANGMAN MOH, ILYONG CHUNG. A multipath AODV routing protocol in mobile ad hoc networks with SINR-based route selection [J]. 2008 IEEE International Symposium on Wireless Communication Systems, Reykjavik, 2008, 682 - 686.

[23] WALIA M, CHALLA R K. Performance analysis of Cross-Layer MAC and routing protocols in MANETs [J]. 2010 Second International Conference on Computer and Network Technology, Bangkok, Thailand, 2010, 53 - 59.