



第三章 融合前沿技术的研究方法论

3.1 多模态数据采集与融合技术

3.1.1 航海环境下的生理、行为、环境多源数据同步采集

在航海安全与船员绩效评估研究中,生理数据、行为数据与环境数据的同步采集是解析人-机-环境交互机制的核心基础。航海环境的特殊性的动态性、高风险性,要求采集方法需兼顾实时性、非侵入性与抗干扰能力,同时实现多维度数据的时间戳同步与场景关联。采集的数据包括生理数据、行为数据、环境数据。

1. 生理数据采集

生理数据直接反映船员的认知负荷、疲劳状态与应激水平,核心采集指标包括心率、血压、脑电活动、血氧饱和度等,常用设备与方法如下:

- 心率与血压采集:采用医用级可穿戴设备(如胸贴式心率监测仪、腕戴式智能手环),通过光电体积描记法(PPG)或心电信号(ECG)技术实现连续监测。在船舶驾驶台模拟实验中,设备采样频率设置为512Hz,可捕捉心率变异性(HRV)等衍生指标,用于评估心理压力。对于血压监测,考虑到航海环境的运动干扰,优先选择无创示波法设备,每5min自动记录一次数据,并通过蓝牙实时传输至数据采集终端,避免手动记录引入的延迟与误差。
- 脑电与近红外数据采集:针对认知负荷评估,使用功能性近红外光谱(fNIRS)设备与脑电图(EEG)设备。fNIRS设备通过8个光源与8个探测器组成的探头阵列,采集前额叶皮层的血氧浓度变化(HbO、HbR),采样频率为10Hz,覆盖左、中、右背外侧前额叶皮层的15个通道,适用于监测瞭望、决策等任务中的脑活动。EEG设备则通过32通道电极帽记录脑电波信号,重点分析 θ 波、 α 波、 β 波等频段的变化,反映疲劳与注意力状态,但需搭配抗干扰头带减少船舶颠簸导致的信号漂移。
- 其他生理指标:皮肤电反应(EDA)通过腕带式传感器采集,用于评估应激反应;呼吸频率与体温通过集成式穿戴设备同步记录,采样间隔为1秒,确保数据的时间连续性。所有生理设备均需支持防水设计(IP67及以上),适应航海环境中的潮湿与盐雾侵蚀。

2. 行为数据采集

行为数据聚焦船员的操作动作、决策过程与交互模式,需实现对常规操作与应急响应的无干扰记录:

- 操作动作采集:在船舶驾驶台模拟器中嵌入动作捕捉传感器,通过红外摄像头与惯



性测量单元（IMU）追踪船员的手部操作（如舵机控制、按钮按压）、身体姿态与视线方向。例如，使用Tobii Pro Glasses 3眼动仪，记录凝视位置、凝视时长与瞳孔直径，采样频率为120Hz，结合船舶设备面板的区域划分，分析船员对关键设备的注意力分配。对于机械设备操作，通过在舵机、油门等控件上安装压力传感器与角度传感器，记录操作力度、速度与幅度，分辨率达0.1°，确保动作数据的精细化。

- 决策与沟通数据：用音频记录仪同步采集船员的口头指令与无线电通信，结合航行专用语音识别模型（如优化后的Whisper模型），将语音转化为文本并提取关键信息（如通信对象、指令内容）。通过船舶模拟器的日志系统，自动记录决策时间点（如发现目标船舶的时刻、规避动作的执行时间）与操作结果（如航向改变角度、船舶间距），实现决策行为的量化。
- 团队协作数据：对于多人协作场景，通过分布式摄像头与无线定位标签，记录船员在驾驶台、机舱等区域的移动轨迹与交互频次，定位精度达0.5米，用于分析团队沟通效率与分工合理性。

3. 环境数据采集

环境数据需覆盖船舶内部环境与外部海况，为解析环境因素对船员表现的影响提供背景信息：

- 内部环境数据：在驾驶台、机舱等关键区域部署温湿度传感器、空气质量传感器（检测CO₂、PM2.5浓度）与噪声传感器，采样频率为1min/次，记录环境参数的动态变化。光照强度传感器安装在驾驶台前方，量程为0~10000lux，用于评估视觉环境对瞭望操作的影响。
- 外部海况数据：通过船舶自带的自动识别系统（AIS）、雷达与气象传感器，采集风速、风向、浪高、能见度等数据，采样频率为10秒/次。结合全球定位系统（GPS）记录船舶的地理位置、航速与航向，同步获取海图数据中的航道信息与障碍物分布，构建完整的航行环境场景。
- 特殊环境事件：通过模拟器触发可控的环境事件（如强风、雾天、设备故障警报），记录事件发生时间、持续时长与强度等级，为分析船员在极端环境下的响应行为提供对照数据。

4. 数据同步策略

多源数据的同步核心在于时间戳对齐与场景关联：

- 时间同步：所有采集设备均采用网络时间协议（NTP）校准时间，以船舶导航系统的UTC时间为基准，时间戳精度控制在1ms以内。生理设备、行为捕捉设备与环境传感器通过局域网连接至中央数据采集服务器，每笔数据均携带统一时间戳，支持后续按时间轴整合分析。
- 场景关联：建立事件标记机制，通过手动触发（如船员按下事件按钮）或自动识别（如模拟器检测到碰撞风险），为多源数据添加场景标签（如“正常瞭望”“应急规避”“设备故障”），实现生理状态、操作行为与环境场景的一一对应（图3-1）。
- 数据存储：采用分布式数据库（如MongoDB）存储多源数据，按“船舶编号-采集日期-船员ID”分层管理，支持按时间区间、事件类型快速检索，确保数据的可追溯性。



图3-1 航海环境下的生理、行为、环境多源数据同步采集

3.1.2 穿戴式与嵌入式传感技术的可靠性与鲁棒性保障

航海环境具有高盐雾、强颠簸、宽温湿度范围、电磁干扰强等特点，对穿戴式与嵌入式传感设备的稳定性、准确性与适应性提出严苛要求。构建全方位保障体系，需要从设备选型、抗干扰设计、校准机制与维护策略四个维度共同入手。

一、设备选型

（一）穿戴式设备选型标准

- 防护性能：所有穿戴设备需满足IP68防水等级，外壳采用316L不锈钢或氟橡胶材质，抵御盐雾腐蚀与海水浸泡。例如，心率监测胸贴需通过24h盐雾测试，确保在海洋环境中连续工作7天无故障。
- 抗颠簸能力：采用柔性传感器与弹性固定结构，减少船舶横摇、纵摇（最大角度 $\pm 30^\circ$ ）导致的设备移位与信号失真。传感器内部配备缓冲垫与防抖算法，如EEG设备的自适应滤波算法，可实时修正颠簸导致的基线漂移。
- 低功耗与续航：穿戴设备需支持低功耗模式，单次充电续航 $\geq 72\text{h}$ ，搭载无线充电模块（支持Qi标准），方便船员在航行中充电。电池采用锂聚合物材质，具备过充、过温保护功能，适应航海环境中的温度波动（ $-20^\circ\text{C} \sim 60^\circ\text{C}$ ）。
- 轻量化与舒适性：设备重量 $\leq 100\text{g}$ ，佩戴部位采用透气面料，减少长时间佩戴导致的不适感，避免影响船员操作。

（二）嵌入式传感器选型标准

- 设备防护：嵌入式传感器（如舵机操作传感器、环境传感器）需采用隔爆外壳（Ex



d IIB T4)，适应机舱等易燃易爆环境。传感器接口采用防水航空插头，密封等级达IP69K，防止海水与油污侵入。

- 安装固定：采用防震支架与防松螺栓固定传感器，支架材质为航空铝合金，具备减震缓冲功能，减少船舶发动机振动（频率5~500Hz）对传感器的影响。对于惯性测量单元（IMU），安装位置需远离船舶重心波动较大的区域，优先选择驾驶台中部或机舱固定平台。
- 兼容性设计：传感器通信协议统一采用Modbus-RTU或CANopen，支持与船舶现有控制系统（如ECDIS、VDR）无缝对接，数据传输速率 $\geq 1\text{Mbps}$ ，确保实时性。嵌入式传感器需通过船级社认证（如LR、DNV），符合IMO的《国际海上人命安全公约》（SOLAS）要求。

二、抗干扰技术与信号优化

电磁干扰抑制

- 硬件抗干扰：传感器电路采用屏蔽设计，外壳接地电阻 $\leq 4\Omega$ ，信号线采用双绞屏蔽线（屏蔽层覆盖率 $\geq 90\%$ ），减少船舶雷达、无线电通信产生的电磁干扰（频率范围30MHz~3GHz）。电源模块配备EMI滤波器，抑制电压波动与谐波干扰，输入电压范围宽至9~36V，适应船舶供电系统的不稳定工况。
- 软件抗干扰：采用数字滤波算法（如卡尔曼滤波、中值滤波）对采集信号进行预处理，剔除电磁脉冲导致的尖峰噪声。对于EEG、fNIRS等微弱信号，采用自适应噪声抵消技术，通过参考传感器采集环境噪声并实时抵消，信号信噪比（SNR）提升至40dB以上。

环境干扰补偿

- 盐雾与潮湿补偿：传感器探头采用疏水涂层（如聚四氟乙烯），减少盐雾附着导致的信号衰减；湿度传感器内置温湿度补偿算法，自动修正湿度对测量精度的影响，误差控制在 $\pm 2\%$ RH以内。
- 温度补偿：所有传感器均集成温度传感器，通过软件算法修正温度漂移（如电阻式传感器的温度系数补偿），确保在 -20°C ~ 60°C 范围内测量精度满足要求（如心率误差 ≤ 1 次/分钟，血压误差 $\leq \pm 3\text{mmHg}$ ）。
- 光学信号抗干扰：fNIRS与眼动仪的光学探头配备抗反射涂层与遮光罩，减少阳光直射与船舶灯光闪烁导致的信号干扰；采用近红外波段（700~900nm）进行测量，避开可见光与红外干扰源。

三、校准机制与质量控制

（一）定期校准策略

- 出厂校准：设备出厂前需经过环境模拟测试，在盐雾、高温、振动等模拟环境中进行精度校准，提供校准证书与误差曲线。
- 航行前校准：每次航行前（起航后2h内），对所有传感器进行零点校准与精度校准。例如，血压传感器采用标准水银血压计进行对比校准，心率传感器与医用心电图机同步验证，误差超标的设备禁止使用。

- 航行中校准：对于关键传感器（如舵机角度传感器、风速传感器），每24h自动进行一次零点校准；通过船舶模拟器的标准场景（如固定航向、匀速航行），验证传感器数据的一致性，偏差超过阈值时触发报警并自动修正。

（二）实时质量监控

- 数据完整性检查：中央数据采集系统实时监测传感器的传输状态，当数据丢失率超过1%或传输延迟超过500ms时，触发设备重启或切换备用传感器。对于穿戴式设备，通过蓝牙信号强度监测（RSSI ≥ -70 dBm）确保数据传输稳定。
- 异常值检测：采用统计方法（如 3σ 准则）与场景规则（如心率范围50~180次/分钟）识别异常数据，标记可疑数据并保留原始记录，便于后续人工核查。对于嵌入式传感器，当连续3次测量值超出正常范围时，自动切换至冗余传感器，确保数据连续性。

四、维护与管理策略

- 日常维护：制定传感器维护清单，每日检查设备外观（有无破损、腐蚀）与安装固定情况；每周清洁传感器探头（用无水乙醇擦拭），清除盐雾与灰尘堆积；每月测试设备防水性能，确保防护等级不下降。
- 故障应急处理：建立设备故障应急预案（图3-2），为关键传感器（如雷达、心率监测仪）配备备用设备，故障响应时间 ≤ 30 min。通过远程诊断系统，实时监测设备工作状态，提前预警潜在故障（如电池电量不足、传感器漂移）。
- 数据备份与恢复：采集数据实时同步至船舶本地服务器与云端备份，采用加密传输（AES-256）防止数据泄露；定期测试数据恢复功能，确保在设备故障或数据损坏时可快速恢复关键数据。



图 3-2 穿戴式与嵌入式传感技术的可靠性与鲁棒性保障



3.1.3 数据融合的时空对齐与质量评估标准

多源数据的时间、空间对齐与质量评估是确保数据可用性的关键环节，直接影响数据分析的有效性。基于航海数据的特殊性，制定标准化的对齐流程与质量评估体系。数据的对齐包括时间对齐与空间对齐。

一、多源数据时间对齐标准

（一）时间戳统一标准

- 时间基准：所有数据以协调世界时（UTC）为统一基准，采用NTPv4协议进行时间同步，同步周期为1min，时间戳精度控制在 $\pm 1\text{ms}$ 以内。船舶导航系统（GPS）作为时间主参考，其他设备（生理传感器、行为捕捉系统、环境传感器）通过局域网与主参考同步，确保时间戳一致性。
- 时间戳格式：采用ISO 8601标准格式（YYYY-MM-DDTHH:MM:SS.sssZ），其中毫秒部分（sss）保留3位小数，便于高精度时间对齐。所有数据记录均需包含原始时间戳与同步状态标记，未同步数据需在预处理阶段剔除或修正。
- 采样频率协调：根据数据类型确定最小采样周期，确保多源数据的时间分辨率匹配：生理数据（如心率、脑电）采样频率 $\geq 10\text{Hz}$ ，行为数据（如操作动作、眼动） $\geq 30\text{Hz}$ ，环境数据 ≥ 1 次/分钟。对于低采样频率数据（如环境参数），采用线性插值法补充至1Hz，便于与高频数据对齐。

（二）时间对齐流程

- 粗对齐：基于统一时间戳，将生理、行为、环境数据按时间轴初步整合，保留每个时间点的所有可用数据，形成原始数据矩阵。例如，将 t 在10:00:00.000时的心率、舵机操作角度、温湿度数据关联为一条记录。
- 细对齐：针对不同设备的采样延迟（如穿戴设备的蓝牙传输延迟、传感器的信号处理延迟），通过校准实验获取延迟参数（如眼动仪延迟20ms、生理传感器延迟50ms），在数据预处理阶段对时间戳进行修正。对于异步采集的数据，采用动态时间规整（DTW）算法，基于关键事件（如应急警报触发时刻）实现时间轴校准，对齐误差 $\leq 50\text{ms}$ 。
- 事件同步标记：为关键事件（如发现目标船舶、执行规避动作、设备故障）添加统一的事件ID与时间戳，确保多源数据在事件维度的关联。例如，将“目标船舶发现”事件标记为E1，关联该时刻的生理数据（心率突变）、行为数据（视线聚焦目标）与环境数据（能见度）。

二、多源数据空间对齐标准

（一）空间坐标统一

- 空间基准：以船舶驾驶台中心为原点，建立三维空间坐标系（ x 轴：船舶纵向， y 轴：横向， z 轴：垂直方向），坐标单位为米（m），精度达0.1m。所有空间数据（如船



员位置、设备安装位置、目标船舶方位)均转换至该坐标系,确保空间一致性。

- 设备位置标定:在船舶模拟器或实船中,预先测量并存储所有传感器的安装坐标(如眼动仪的佩戴位置、环境传感器的部署位置),建立设备位置数据库。对于移动设备(如穿戴式定位标签),通过实时定位数据更新空间坐标,定位误差 $\leq 0.5\text{m}$ 。
- 目标空间关联:将外部环境目标(如其他船舶、障碍物)的位置信息(通过雷达、AIS获取)转换至船舶坐标系,结合船舶自身航向与航速,计算目标与船舶的相对距离、方位角,实现内部操作行为与外部环境目标的空间关联。

(二) 空间对齐方法

- 设备位置校准:定期对传感器的空间位置进行校准,例如,通过激光测距仪验证环境传感器的安装高度与水平位置,偏差超过 0.2m 时进行调整。对于动作捕捉系统,采用棋盘格标定板校准摄像头的内外参数,确保空间测量精度。
- 多设备空间关联:基于船员的定位数据,将其操作动作(如手部操作位置)与设备面板的空间区域关联,例如,确定船员按压的按钮位于驾驶台的“雷达控制区”(坐标范围 $x: 1.2\sim 1.5\text{m}$, $y: 0.8\sim 1.0\text{m}$)。通过空间重叠分析,关联同一区域的设备操作与环境数据(如该区域的光照强度)。
- 场景空间划分:将船舶关键区域(驾驶台、机舱、甲板)划分为标准化的空间单元(如驾驶台划分为舵机操作区、雷达监控区、通信区),每个单元分配唯一的空间ID,便于后续按区域统计分析数据。

三、数据质量评估方法

(一) 数据质量评估指标

- 完整性:定义数据完整性 $= (\text{实际有效数据量} / \text{理论应采集数据量}) \times 100\%$,不同数据类型的完整性阈值如下:生理数据 $\geq 95\%$,行为数据 $\geq 98\%$,环境数据 $\geq 99\%$ 。对于缺失数据,需记录缺失时段与原因(如设备故障、信号干扰),缺失率超过 5% 时需重新采集或采用插值法补充。

1. 准确性

- 生理数据:心率误差 $\leq \pm 1$ 次/分钟,血压误差 $\leq \pm 3\text{mmHg}$,脑电信号信噪比 $\geq 40\text{dB}$;
- 行为数据:操作动作角度误差 $\leq \pm 0.5^\circ$,眼动凝视位置误差 $\leq \pm 1^\circ$,语音识别准确率 $\geq 91\%$;
- 环境数据:温湿度误差 $\leq \pm 0.5^\circ\text{C} / \pm 2\%\text{RH}$,风速误差 $\leq \pm 0.3\text{m/s}$,船舶位置误差 $\leq \pm 10\text{m}$ 。

通过与标准设备对比(如医用血压计、激光测距仪)验证数据准确性。

2. 一致性

- 时间一致性:多源数据在同一时间点的关联逻辑合理(如船员操作舵机的时间与航向改变的时间差 $\leq 1\text{s}$);
- 空间一致性:设备位置数据与实际部署位置偏差 $\leq 0.2\text{m}$,目标船舶的相对方位角计算误差 $\leq \pm 1^\circ$;



- 逻辑一致性：数据符合航海场景的物理规则（如船舶航速 $\leq$ 设计最大航速，心率范围50~180次/分钟）。
- 时效性：数据从采集到存储的延迟 $\leq 1s$ ，实时分析数据的延迟 $\leq 500ms$ ，确保数据对实时决策（如船员状态监测）的支持。

（二）数据质量评估流程

1. 预处理阶段评估：对原始数据进行格式校验（如时间戳格式、坐标范围），剔除格式错误数据；通过完整性统计，标记缺失数据时段；采用异常值检测算法（如IQR法）识别可疑数据，保留原始记录并标注异常等级（轻度、中度、重度）。

2. 对齐后评估

- 时间对齐评估：计算多源数据的时间戳偏差，偏差超过10ms的记录视为对齐失败，需重新校准；
- 空间对齐评估：验证操作动作与设备位置的空间关联性，如船员手部操作坐标是否落在对应设备的空间范围内，关联失败率超过3%时需重新标定设备位置；

3. 一致性评估 通过逻辑校验规则（如操作舵机后航向应相应改变）验证数据一致性，不一致数据需人工核查。

4. 最终质量分级 根据评估指标将数据质量分为四级：

- A级（优质）：完整性 $\geq 98\%$ ，准确性满足阈值，一致性 $\geq 99\%$ ，可直接用于深度分析；
- B级（合格）：完整性 $\geq 95\%$ ，准确性满足阈值，一致性 $\geq 95\%$ ，需轻微修正后使用；
- C级（待修正）：完整性90%~95%，或准确性轻微超标，或一致性90%-95%，需重点修正缺失数据与异常值；
- D级（无效）：完整性 $< 90\%$ ，或准确性严重超标，或一致性 $< 90\%$ ，需重新采集。

四、数据质量保障措施

1. 采集前准备 采集前对所有设备进行校准与调试，确保设备工作正常；制定详细的采集方案，明确数据类型、采样频率、同步要求与质量阈值；对采集人员进行培训，熟悉设备操作与数据质量控制要点。

2. 采集过程监控 实时监测数据采集状态，通过驾驶舱可视化仪表盘展示数据完整性、准确性与同步状态，发现问题及时调整（如重新校准设备、调整采样参数）。对于关键实验（如船舶模拟器实验），安排专人负责数据质量监督，记录采集过程中的环境变化与设备异常。

3. 数据修正方法

（1）缺失数据修正：短期缺失（ ≤ 3 个连续数据点）采用线性插值法，长期缺失（ > 3 个连续数据点）采用基于相似场景的均值填充法；

（2）异常值修正：轻度异常值采用邻近数据的中位数替换，中度异常值采用插值法修正，重度异常值剔除并记录原因；

（3）一致性修正：对于逻辑不一致的数据，结合多源数据交叉验证（如通过环境数据

验证行为数据的合理性), 修正错误记录或剔除无效数据。

(4) 质量评估报告: 每次数据采集完成后, 生成数据质量评估报告, 包含各指标的具体数值、质量等级、问题清单与修正建议。报告需归档保存, 作为后续数据使用与采集方案优化的依据(图3-3)。



图3-3 数据融合的时空对齐与质量评估标准

3.2 智能数据分析与建模方法

3.2.1 机器学习在状态识别、预测与分类中的应用

机器学习凭借数据驱动的核心优势, 在航海领域实现了多维度的智能化应用, 尤其在船员工作状态识别、设备故障预测和航海风险分类三大场景中展现出显著价值, 有效弥补了传统人工评估和经验判断的局限性, 为航行安全管理提供了客观、高效的技术支撑。

在船员工作状态识别方面, 机器学习通过整合生理信号、行为数据和环境参数, 构建了多维度的状态评估模型, 核心目标是精准识别疲劳、压力、注意力不集中等影响作业安全的关键状态。生理信号层面, 研究人员利用功能性近红外光谱(fNIRS)、脑电图(EEG)、心电图(ECG)等设备采集船员的脑血流动力学数据、脑电波特征和心率变异性等指标, 通过机器学习算法挖掘这些生理信号与工作状态的关联规律。例如, Shiqi Fan等人的研究采用fNIRS技术收集船员在瞭望和决策阶段的血氧血红蛋白(HbO)和去氧血红蛋白(HbR)数据, 通过人工神经网络(ANN)模型对数据进行训练和分类, 成功区分了经验丰富船员与新手在不同工作阶段的脑活动差异, 识别准确率在无干扰场景下达到95%, 干扰场景下达到95.7%。该模型通过提取右侧背外侧前额叶皮层(DLPFC)在瞭望



后期（w4阶段）的HbO数据作为关键特征，有效反映了船员的注意力集中程度和疲劳状态，为客观评估船员工作能力提供了量化依据。

行为数据层面，眼动追踪、语音分析和操作日志成为机器学习模型的重要数据来源。Vishakha Lal团队开发的AI框架整合了眼动追踪技术，通过Vision Transformer（ViT）模型检测船员对船舶控制面板和设备的视觉聚焦点，结合瞳孔扩张程度和注视稳定性计算注意力聚焦（AF）指标，识别准确率达92%；同时，利用上下文偏置优化的Whisper模型实现航海专用语音识别（准确率91%），并通过BERT模型提取通信实体、LLaMA模型验证通信核查清单完成度，结合语音音调特征的压力检测模型（准确率90.33%），全面捕捉船员的操作行为和心理状态。此外，基于船舶模拟器的操作数据，如避碰决策时间、航向调整幅度等，机器学习模型能够进一步分析船员的决策合理性和操作熟练度，为培训效果评估和资质认证提供客观标准。

环境参数的融合则提升了状态识别的鲁棒性，通过将航行环境（如能见度、海况）、工作负荷（如单岗瞭望、多任务并行）等数据纳入模型，机器学习能够区分环境因素与个体因素对工作状态的影响。例如，Vincenzo Ronca等人的研究通过EEG信号分析发现，在无瞭望员协助（HURID未启用）的场景下，船员的心理负荷和压力显著升高，注意力水平下降，而机器学习模型能够通过融合环境负荷与生理信号，精准识别这种状态变化，为优化船员配置提供数据支持。

在设备故障预测方面，机器学习通过分析船舶设备的运行数据，构建预测模型以提前识别潜在故障，降低突发故障导致的航行风险。船舶设备的传感器数据（如温度、振动、压力、电流等）、维护日志和历史故障记录构成了模型训练的核心数据集。通过时间序列分析算法（如LSTM、ARIMA），模型能够捕捉设备运行状态的变化趋势，识别故障前兆特征。例如，基于自动识别系统（AIS）数据、实时海洋环境数据和船体深度数据，机器学习模型能够预测船舶搁浅风险；针对船舶动力系统，通过分析发动机的振动频率和燃油消耗数据，随机森林（RF）和支持向量机（SVM）模型能够提前预警发动机异常磨损、管路泄漏等故障。

此外，机器学习还支持设备故障的根因分析，通过关联设备运行数据、操作日志和环境数据，识别导致故障的关键因素（如操作不当、维护不及时、环境腐蚀等）。例如，利用贝叶斯网络模型整合人为因素和设备数据，能够量化船员操作失误与设备故障之间的因果关系，为制定针对性的维护策略和操作规范提供依据。在船舶自动化系统中，机器学习模型通过分析设备的实时运行参数与历史故障数据的映射关系，实现故障的分级预警，帮助船员优先处理高风险故障，优化维护资源分配。

在航海风险分类方面，机器学习通过整合多源数据（如航行环境、船舶状态、船员行为、历史事故数据等），构建风险分类模型，实现对不同类型风险的精准识别和等级划分。基于历史事故数据，通过聚类算法（如K-Means、层次聚类）可以将航海风险划分为碰撞、搁浅、火灾、设备故障等主要类型，并进一步细分子风险场景（如雾天碰撞、狭窄水道搁浅等）。例如，Andrea Galieriková利用人为因素分析与分类系统（HFACS）对94起海上事故数据进行编码，通过机器学习算法识别出不安全行为、不安全监督、组织影响等不同层级的风险因素，为风险分类提供了结构化框架。

风险等级评估是航海风险分类的核心目标之一，通过逻辑回归、梯度提升（GB）等

算法,将风险因素(如船舶密度、能见度、船员疲劳程度、设备老化率等)映射为风险等级(低、中、高、极高)。例如,基于船舶交通流量数据、气象数据和船员状态监测数据,机器学习模型能够实时评估航行区域的碰撞风险等级,并为船员提供避碰决策支持。此外,机器学习还支持动态风险分类,通过实时更新数据(如突发气象变化、设备状态异常)调整风险等级,提升风险评估的时效性和准确性。

在风险因素关联分析中,机器学习能够挖掘不同风险因素之间的潜在联系,例如识别船员疲劳与碰撞风险、设备维护不足与搁浅风险之间的量化关系,为制定综合性风险防控策略提供依据。例如,通过贝叶斯网络模型整合人为因素、设备状态和环境数据,能够量化各因素对航海风险的贡献度,帮助海事管理部门优先针对高权重风险因素制定干预措施。

机器学习在航海领域的应用还面临一些挑战,如数据质量参差不齐、不同船舶设备的数据格式不统一、模型在极端环境下的泛化能力不足等。为解决这些问题,研究人员通过数据预处理技术(如插值补全、异常值剔除)提升数据质量,采用迁移学习方法增强模型的跨船舶适应性,并结合领域知识优化特征工程,提升模型的解释性和可靠性。未来,随着船舶数字化水平的提升和多源数据融合技术的发展,机器学习将在船员状态监测、设备故障预测和航海风险分类中实现更精准、实时的应用,为航行安全提供更全面的技术保障(图3-4)。



图3-4 机器学习在状态识别、预测与分类中的应用