

西北工业大学
NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY

面向低空无人机集群 的态势感知与推演

第3章

CONTENTS



西北工业大学
NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY

01 低空无人机集群目标
侦测手段

02 低空无人机集群目标的
多模态信息融合技术

03 低空无人机集群目标
检测与定位跟踪

04 低空无人机集群目标的
意图识别与威胁度评估



PART 01

低空无人机集群 目标侦测手段

I 概述

研究面向低空无人机集群的态势感知与推演技术对于**现代军事和民用领域的安全保障具有深远的意义**。本章将围绕低空无人机集群的态势感知与推演技术，开展低空无人机集群目标侦测、多模态信息融合、目标检测与定位跟踪、意图识别和威胁度评估这5个方面的研究。

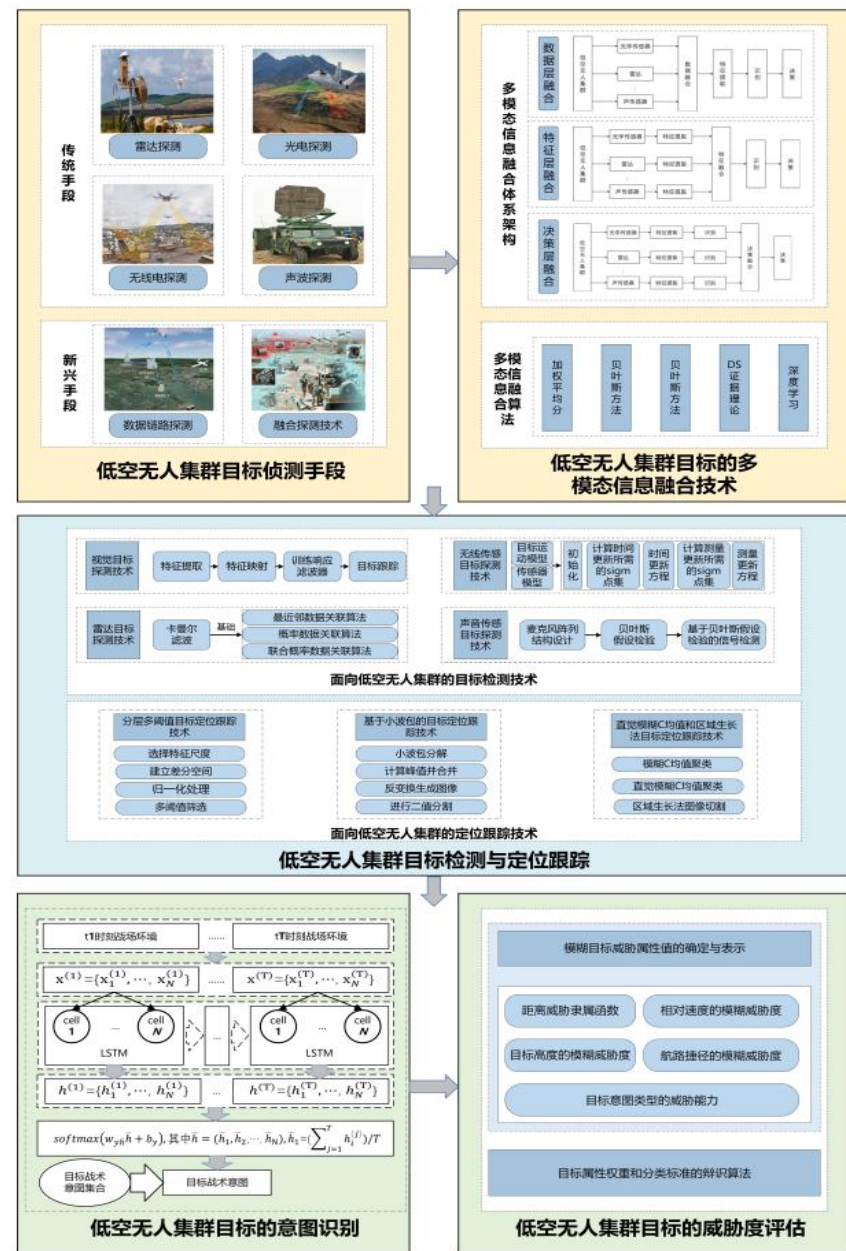


图 3.1 面向低空无人机集群的态势感知与推演总体框架



目标侦测传统手段

目标侦测在临地安防领域是一项具有重要意义任务，涉及图像或视频中目标物体的自动检测和定位，以及目标边界框或像素级别的分割。其中，目标侦测手段可以分为**传统侦测手段**和**新兴侦测手段**两类。传统手段主要有以下4类。

01

雷达探测

雷达探测技术是目前**应用范围最广的探测技术**，主要通过运动目标频率的多勒普效应来获取距离、速度、形状和尺寸等信息。



02

光电探测

光电探测在采集图像信息的基础上，通过**图像处理技术**实现目标的探测识别。光电探测根据探测原理的不同可分为：**红外探测**、**可见光探测**和**激光探测**。



目标侦测传统手段



西北工业大学
NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY

03

无线电探测

无线电探测又称频谱侦测，是在监测分析飞行器通信信号的频谱和功率谱显著特征的基础上，采用**到达时间差法（TDOA）**、**数字波束形成技术（DBF）**定位飞行目标。



04

声波探测

声学方法能够探测和识别无人机，为了实现对无人机的侦测，采用声传感器阵列采集无人机旋翼的声信号，**对其声学特征进行提取和分类。**



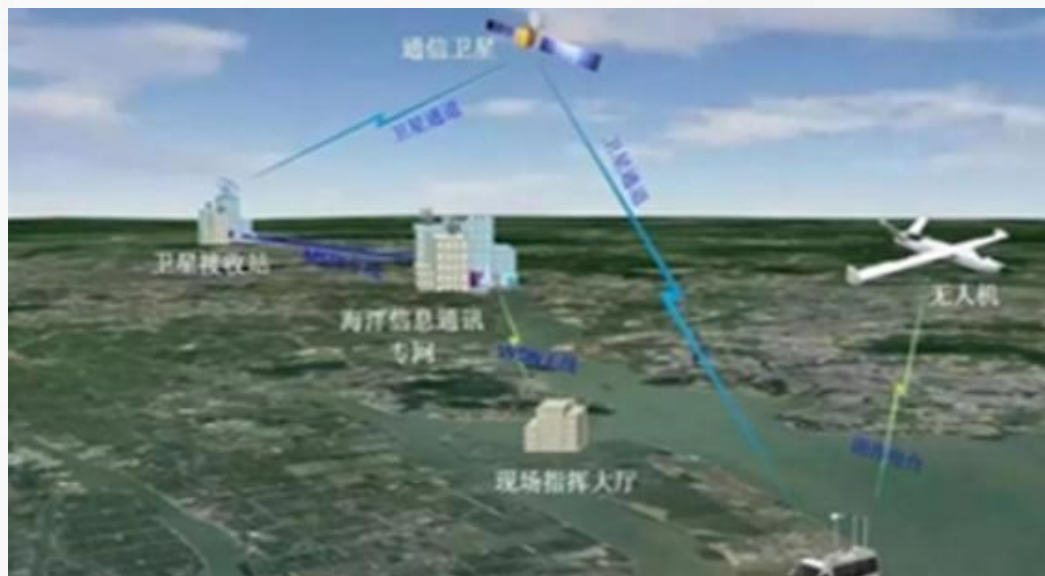


目标侦测新兴手段

01

数据链路侦测

数据链路相关方法使用无人机与飞行员或地面站之间的数据链路，目前的小型民用无人机或使用 Wi-Fi，或使用超高频（UHF）无线电通信。然而一些厂家制造的无人机采用加密的通信协议，因此，该方法在侦测时会失效。



02

融合侦测技术

使用以上描述的一种以上的侦测手段，使所使用技术的优点得以结合互补，以实现无人机侦测系统综合性能得到显著提升。



低空无人机集群目标的 多模态信息融合技术

PART
02

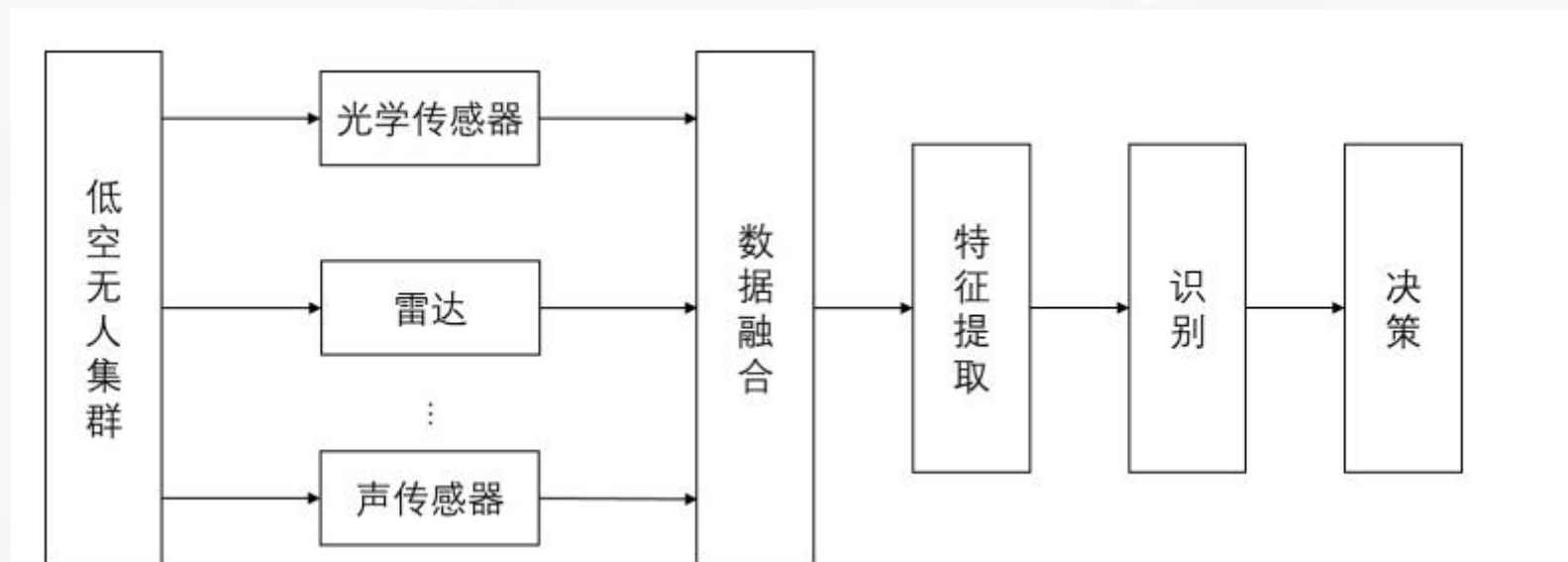


I 多模态信息融合体系架构——数据层融合



西北工业大学
NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY

数据层融合首先融合多个来自传感器的独立数据集，再从中提取特征向量进行分类识别。直接对原始数据进行融合，决定了数据层融合能够对数据集的原始特性进行很好的保留，从而得到较为精确的分类识别结果。但直接融合原始数据将带来巨大的运算量，导致运算实时性差，且无法对不同类型的原始数据进行融合。因此，数据层融合方法只能在两个或数个同类型传感器之间使用，融合思想相对单一，但与单个传感器探测相比，在检测性能上已经有了大的提升。

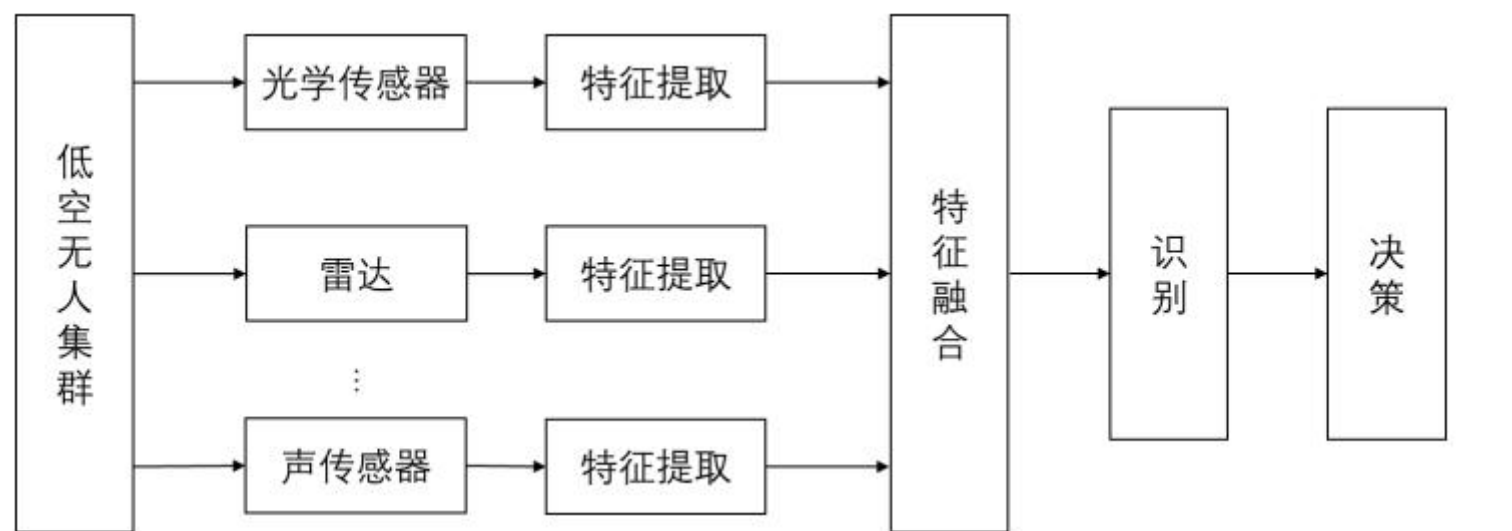


多模态信息融合体系架构——特征层融合



西北工业大学
NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY

特征层融合首先对多个来自传感器的独立数据集分别进行特征提取，再将提取出的特征向量进行融合用于分类识别。与数据层融合相比，特征层融合最大优点是在特征提取过程中实现了冗余剔除，极大地提升了算法的处理速度。特征层融合是目前融合探测领域中最热门的研究方向，尤其是红外图像间特征融合、雷达与光电特征融合、红外与可见光特征融合。

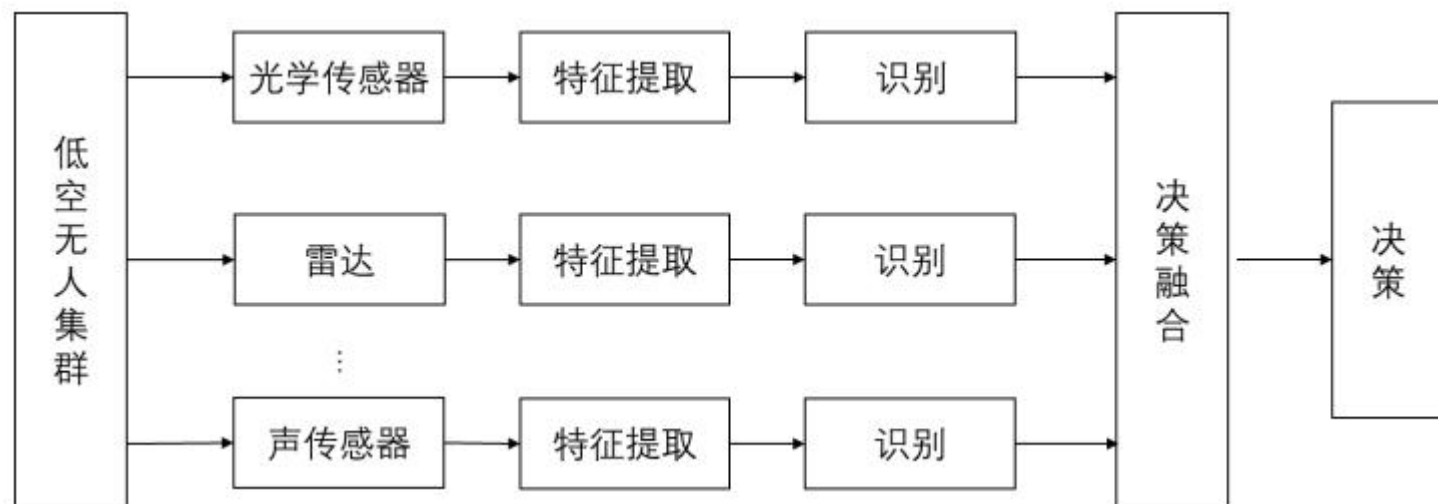


多模态信息融合体系架构——决策层融合



西北工业大学
NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY

在决策层融合中，各部分传感器被视为独立的个体，分别对不同模态的数据进行目标的特征提取和分类识别，最后将各分类器的输出结果进行融合。决策层融合需要使用相应的模型对不相同的模态进行训练，再对这些模型输出的结果进行融合。与之前的早期融合相比，该融合方式可以处理简单的数据异步性，而且可以对每种单一模态采取适用的分析方法。



| 多模态信息融合算法



西北工业大学
NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY

➤ 加权平均法

加权平均法比较简单、直观，多个传感器独立探测的数据，乘以相应的权值，然后累加求和并取平均值，将其结果作为融合结果。

优点：容易实现，实时性好

缺点：其权值的分配和取值具有一定的主观性，且方法过于简单，融合效果不够稳定，实用性较差

➤ 贝叶斯方法

贝叶斯方法基于先验概率，并不断结合新的数据信息得到新的概率，其公式如下。

$$P(A_i|B) = \frac{p(B|A_i)P(A_i)}{\sum_{i=1}^n p(B|A_i)P(A_i)}$$

其中， $P(A_i)$ 为事件 A_i 发生的概率， $P(B|A_i)$ 为事件 A_i 发生的前提下事件发生的概率， $\sum_{i=1}^n p(B|A_i)$ 为完全事件 A_i 发生的前提下事件 B 发生的概率， $P(A_i|B)$ 为事件 B 发生的前提下事件 A_i 发生的概率。

| 多模态信息融合算法



西北工业大学
NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY

➤ 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波理论是一种利用线性状态方程，通过系统输入的观测数据，对系统状态进行最优估计的算法，卡尔曼滤波法能合理充分地处理多种差异很大的传感器信息，并能适应复杂多样的环境。基于卡尔曼滤波的递推特性，不仅可以对当前状态进行估计，而且可以对未来状态进行预测，通过状态估计、状态预测的不断迭代实现对被测状态的最优估计。

➤ DS 证据理论

DS 证据理论是基于贝叶斯估计方法，首先通过构造1个不确定性推理模型，将命题的不确定性转化为集合的不确定性。其最大特点是将“区间”转化为“点”，用“点估计”的方法描述不确定信息。其算法的高灵活度是该方法最大的特点。

➤ 深度学习方法

深度学习模型的底层原理是基于现代神经科学，由大量模拟人类神经的基本处理单元组成，因此，又称为深度学习网络。在低空无人机集群中存在大量不确定信息，例如多传感器数据及其噪声、目标的突发状况，对这些不确定信息的融合过程等同于不确定性的推理过程。而深度学习网络可以通过获取的传感器信息，迭代优化网络权值，获得不确定推理机制，因此，可以使用深度学习方法进行数据融合。



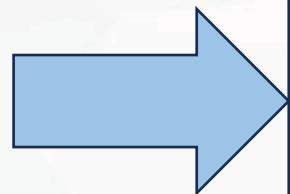
PART 03

低空无人机集群目标 检测与定位跟踪

I 视觉目标探测技术



西北工业大学
NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY



多尺度核相关滤波 (Kernelized Correlation Filters, KCF) 算法是在2014年由Henriques 等人提出来的，跟踪效果优秀且计算速度快。KCF算法通过循环矩阵对目标周围区域进行密集采样，训练回归响应器。利用循环矩阵的特性进行傅里叶变换，将分类器的训练过程转换到频域中进行计算，将矩阵求逆运算转化为向量元素的点乘运算，极大地提高了运算速度。另外，KCF算法还使用高斯核函数方法将低维空间的非线性可分问题映射到高维空间使其线性可分，从而实现对非线性特征目标的跟踪。

| 多目标跟踪探测技术



➤ 卡曼尔滤波

卡尔曼滤波是在20世纪 60 年代初被提出的，是对系统状态进行最优估计的算法，利用线性系统状态方程和输入输出观测数据进行系统状态估计。卡尔曼滤波不要求信号和噪声都是平稳随机过程，在航空、自动驾驶、目标识别等领域都有广泛的应用。

➤ 多目标跟踪探测

1.最近邻数据关联算法

多目标数据关联算法中，最简单的就是最近邻数据关联算法，这种方法简单易行，仅考虑在统计意义上与跟踪目标预测位置最近的观察用于目标更新。对于已经建立的航迹 i ，定义门限内所有的量测向量 j 在时刻 t_n 的距离为 d_{ij}^2 ，则其满足下式：

$$d_{ij}^2 = [z_j(n) - H_i(\hat{x}_n)] S_{ij}^{-1}(n) [z_j(n) - H_i(\hat{x}_n)]^T$$

其中， $z_j(n)$ 表示新观测值， H 为观测矩阵， S_{ij} 表示滤波器残差的协方差矩阵。跟踪目标的航迹在 t_{n-1} 时刻预测出下一时刻 t_n 的位置，以该位置为关联门中心，通过关联门限确立关联门，并判断出该关联门内点迹数量，通过上式计算与预测值最接近的点迹，判断该点为该时刻的有效点，并结合预测值对航迹 i 进行更新。

I 多目标跟踪探测技术



➤ 多目标跟踪探测

2. 概率数据关联算法

概率数据关联算法认为门限内的所有点迹都可能源自目标，只是各个点迹源自目标的概率不同，计算出所有点迹源自该目标的概率并进行加权，然后更新航迹。目标在时刻 k 的关联门内有 m_k 个点迹，假设第 i 点迹源自该目标的关联概率为 $\beta_i(k)$ ，则目标在时刻 k 的状态估计如下：

$$\hat{x}(k|k) = \sum_{i=0}^{m_k} \beta_i(k) \hat{x}_i(k|k)$$

其中， $\hat{x}_i(k|k)$ 表示第 i 个量测值的状态估计。为了计算关联概率 $\beta_i(k)$ ，现做如下假设：跟踪门内的杂波量测服从均匀分布，真实量测值服从正态分布；每一时刻最多有一个真实测量值；噪声数据的概率质量函数模型是参数为 λv 的泊松分布，其中 v 为跟踪门体积， λ 为虚假测量空间的密度。通过上述假设可得关联概率

$$\text{为： } \beta_i(k) = \frac{e_i(k)}{b(k) + \sum_{j=1}^{m_k} c_j(k)} \quad (i = 1, 2, \dots, m_k)$$

$$\beta_0(k) = \frac{b(k)}{b(k) + \sum_{j=1}^{m_k} e_j(k)}$$

I 多目标跟踪探测技术

➤ 多目标跟踪探测

3. 联合概率数据关联算法

联合概率数据关联是一种非最优的，适合在密集环境中跟踪多目标的关联算法，是目前在杂波环境中跟踪多目标最有效的方法之一。联合概率数据关联与概率数据关联相似，但是联合概率数据关联的关联概率是由所有目标的所有观测值计算得到。因此，联合概率数据关联综合考虑了多个可能并进行了组合。联合概率算法中，一个量测值只能来自一个目标，两个量测值在同一时刻不可能来自同一个目标，同一个目标的量测概率之和为 1，关联概率如下：

$$\beta_{ij} = \sum_i P\{\theta_i | z^k\} \hat{w}_{tj}(\theta)$$

$$P\{\theta_i | z^k\} = \frac{\lambda^{\phi}}{c^t} \prod_{p=i}^{N_P} \{N[v_p(k)]\}^{\tau_p} \prod_{t=1}^{N_t} (P_d)^{\delta_t} (1-R)^{1-\delta_t}$$

联合概率数据关联算法需要明确的机制进行轨迹初始化，不能新建或者移除观察区域以外的轨迹，在处理多目标时计算量会随着目标数量的增长呈指数增长。

跟踪问题的中心就是运动模型，因此，大量基于模型的滤波方法应用到各种跟踪问题中。通常，常速模型（CV 模型）用于描述弱机动及非机动的点目标状态，是一种最早的简单模型，常用来分析跟踪算法的性能。在此模型下，目标的机动性看作零均值的高斯白噪声干扰，其状态转移方程为 $\Phi_{k(cv)}$ 。然而，当目标突然停住或者突然转弯时，继续选择该模型将使跟踪性能变差，有时还可能丢失目标。因此，在本章的自适应分布式目标定位跟踪系统研究中加入了常数转弯运动模型（CT 模型）。其假定目标运动基于（近似）固定速率及（近似）固定转弯速率 Q 运动，状态转移方程由方程 $\Phi_{k(ct)}$ 描述。在某些先验转弯速率（近似）已知的场合，CT 模型表现出良好的跟踪性能。在此假定转弯率 Q 是已知的，对于 CT 模型中转弯率 Q 未知情况，将在以后的工作中进行研究。CT 及 CV 模型描述的跟踪系统目标运动方程描述如下：

$$x_k = \Phi_k X_{k-1} + G_k w_k$$

其中，目标状态采用 CT 模型时， $X_{k(ct)} x_k (c T) = [x_3, v_x, y, v_y, \Omega]^T$ ，包含位置、速度、转弯率， $w_k \sim N(0, Q_k)$ 表示过程噪声。

当目标进入监控区域时，分布的传感器节点将探测到来自目标的多种信号。下面将分别考虑两种传感模型：第一种为相对角度传感模型；第二种为声音能量传感模型，分别针对不同的应用场景。

① 相对角度传感模型：在 k 时刻第 i 个节点探测到的与运动目标的相对角度表示为：

$$z_k^i = \tan^{-1} \left(\frac{y_k^T - y^i}{x_k^T - x^i} \right) + n_k$$

② 声音能量传感模型：在 k 时刻第 i 个节点探测到的声音能量表示如下：

$$z_k^i = h_k(X_k) + n_k = \gamma_1 \frac{s_k}{\|L_k^T - L^j\|^\gamma} + n_k$$

针对仅有角度测量的目标定位跟踪算法

无线传感器网络中被激活的头节点完成对目标的观测，用于跟踪目标，类似于传统机动观测机在多点完成对目标的测量。本节将从提高滤波算法性能的角度来研究仅有角度测量的目标跟踪问题。为了充分利用中心服务器能量不受限制、计算处理能力十分强大的优势，在中心服务器采用集中式处理方法来降低应用算法计算复杂度导致的传感器节点负载。通过中心服务器收集监控范围内传感器节点测量到的与目标的相对角度，运行滤波算法，得到目标的精确位置。这种粒子滤波器存在网络融合中心（Sink 点）的集中式处理方式具有以下优点。

- ① 不必周期性地查询传感器网络中节点得到的目标位置信息，减少查询的通信能量消耗。
- ② 减少网络中节点汇报预估结果到融合中心的通信能量消耗。
- ③ 避免当前激活头节点到下一个选择的头节点之间状态转移所需的通信能量消耗。

本节中采用平方根-中心差分卡尔曼滤波器算法作为分布滤波器，且算法没有能量及计算能力的限制。融合中心运行的滤波算法将平方根-中心差分卡尔曼滤波器算法与分布滤波算法相结合，应用于仅有角度测量的目标检测系统。

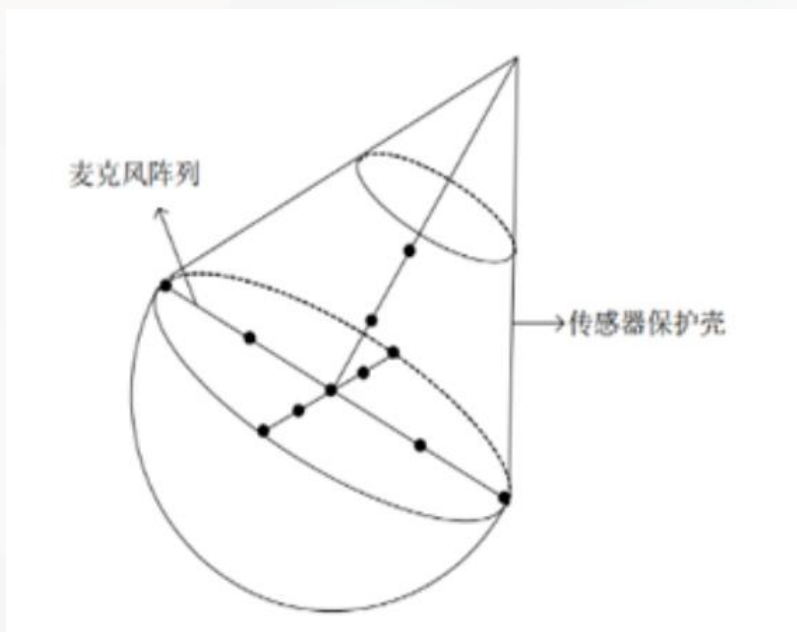
| 声音目标探测技术



西北工业大学
NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY

■ 麦克风阵列结构设计

三维空间中的定位即是求解位置向量的3个分量。一维线阵仅能测得目标所在方向与该线阵所在直线的夹角，将目标锁定在某个圆锥面内，若要同时得到目标的方位角和俯仰角，至少需要二维阵列结构。实际中，由于体积和数据传输速率的限制，总阵元个数应在 10个左右，各维度阵元数 3~5 个。



I 声音目标探测技术



西北工业大学
NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY

■ 麦克风阵列结构设计

无人机音频信号基频通常在 100~1000Hz 范围内, 依据半波长理论, 阵元间距应该满足 $d < 0.17m$ 以避免测向模糊。另一方面, 观察信号模型表示如下。

$$x(n) = A(\varphi, \theta)s(n) + n(n), \quad n=1, \dots, N$$

空间谱估计的本质即为求解 $A(\varphi, \theta)$ 。若不考虑噪声, 则信号 $x(n)$ 为 $A(\varphi, \theta)$ 各列的线性组合。为保证解的唯一性, $A(\varphi, \theta)$ 各列应满足两两线性独立, 即对于 $(\varphi_1, \theta_1) \neq (\varphi_2, \theta_2)$, 应有

$$a(\varphi_1, \theta_1) = \begin{bmatrix} e^{-jk_1 r_1} \\ \vdots \\ e^{-jk_1 r_M} \end{bmatrix} \neq t a(\varphi_2, \theta_2) = \begin{bmatrix} e^{-jk_2 r_1} \\ \vdots \\ e^{-jk_2 r_M} \end{bmatrix}$$

其中, t 为常数。当存在噪声时, 解将存在误差, 为减小误差, 考虑两个导向向量的内积:

$$a(\varphi_1, \theta_1)^H a(\varphi_2, \theta_2) = \sum_{m=1}^M e^{j\frac{2\pi}{\lambda}(u_1 - u_2)r_m}$$

其中, u_1, u_2 为信源方向的单位向量。在一定范围内, 应使加和各项的相位差增大, 对应阵元间距增大。需要注意的是, 阵元间距不宜过小以保证一定的空间分辨力。

| 定位跟踪技术

(1) 尺度自适应分层多阈值目标检测

对热红外图像来说，检测与分割是难点问题。传统的热红外图像目标检测方法可分为基于统计的方法、基于灰度直方图的方法和基于边缘信息的方法等。热红外遥感图像受传感器、环境等多种因素的共同影响，存在信噪比低、目标与背景对比度低等问题，对目标的提取较困难。在无人机集群的目标检测中，背景复杂，目标尺度小且大多与背景粘连，上述方法均不太适用。本节根据尺度空间理论，通过自动尺度选择准则，利用尺度归一化的高斯拉普拉斯函数（LOG）进行尺度选择，并考虑到热红外无人机目标尺度条件设定尺度参数，进行分层多阈值小目标检测。

(2) 高阶统计量目标检测

▲二维离散小波包变换小波变换方法的前提是假设低频分量比高频分量含有更多信息，而小波包变换方法可同时对低频和高频信号进行分解，使高频部分的分辨率较高。图像经过低频、水平、垂直及对角线这 4 个方向的滤波变换后，每个分量还将继续分解。将图像进行 L 级小波包正变换，再对该级生成的小波包系数反变换即可以完全还原图像。

▲高阶统计量及高斯判别准则

高阶统计量具备如下重要性质：具备高斯性质的信号二阶以上的统计量理论上为零，而非高斯信号二阶以上的统计量理论上不为零。因此，二阶以上统计量可在高斯噪声中检测出非高斯信号。建立以上高斯判别准则后，由“分裂-合并过程”依次合并（变成 1 个小波包系数）相邻 4 个具有同一父节点的高斯性频带；然后计算新系数的高斯特性，将高斯性系数和最低频带上的小波包系数都归零。此时，理论上去除了噪声和背景信息，再利用合并后的系数进行反变换。

(3) 直觉模糊 C 均值和区域生长法目标检测

▲ 模糊 C 均值聚类 (FCM)

模糊聚类通过模糊数学中的模糊集合，将样本属于某集合程度的隶属函数进行模糊量化，得到隶属度，实现样本的聚类。FCM是模糊聚类的一种常用方法，用于图像像素聚类时，可实现图像分割的目标。

▲ 直觉模糊 C 均值聚类 (IFCM)

直觉模糊 C 均值聚类考虑真隶属度、假隶属度、犹豫度和直觉模糊熵，对有噪声干扰的数据聚类效果较为明显。

▲ 区域生长法图像分割

区域生长法将具有相似灰度的相邻像素连起来，实现图像二值化的目标。该方法首先确定初始种子点，随后根据相似性判别准则进行区域生长和区域停止。本节以灰度差判别法为准则，设 T 为灰度差阈值， (m, n) 为基础像素点坐标， $f(\cdot)$ 为灰度值， (i, j) 是尚未标记的像素点坐标，则灰度差判别式为：

$$A = |f(i, j) - f(m, n)|, \text{ 当 } A < T \text{ 时, 合并; } A \geq T \text{ 时, 不合并}$$

该方法先分别使用 FCM 和 IFCM 进行热红外图像分割，在此基础上，通过人工选择跑道初始点，并采用区域生长法进行跑道提取，可以实现较好的检测效果。

低空无人机集群目标的 意图识别与威胁度评估

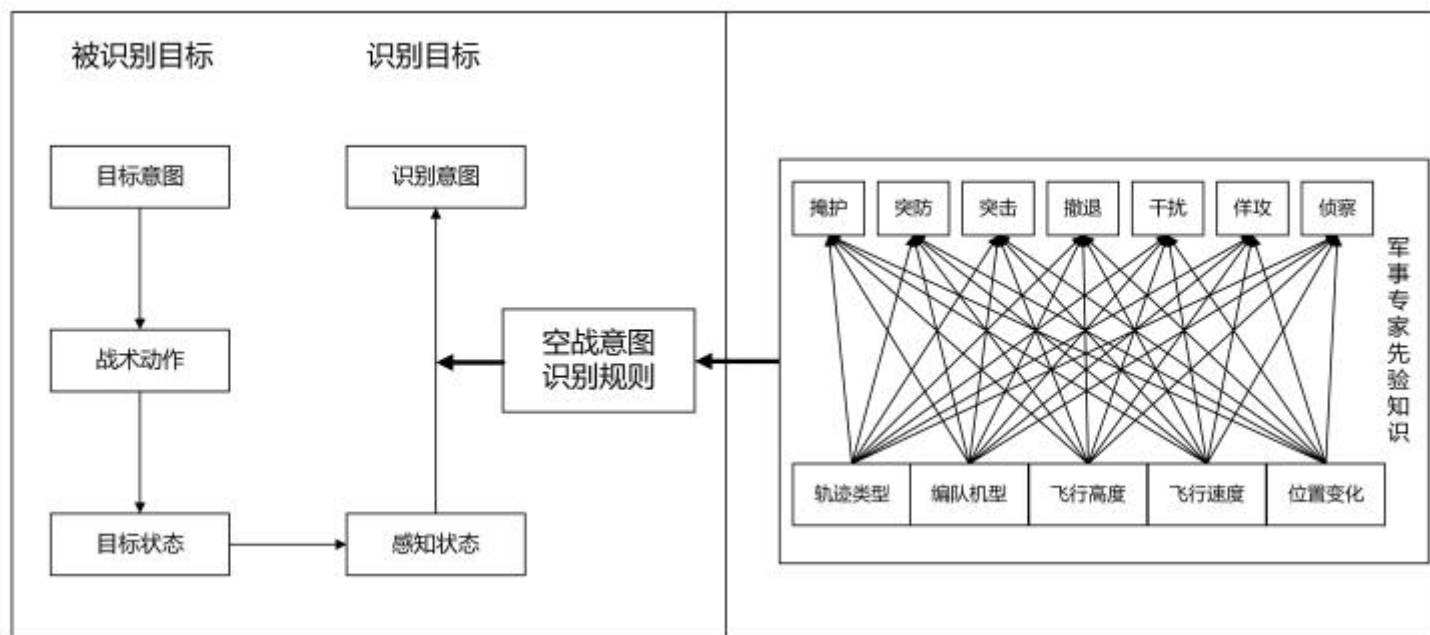
PART
04



| 基于时序神经网络的意图识别

(1) 无人机集群意图识别

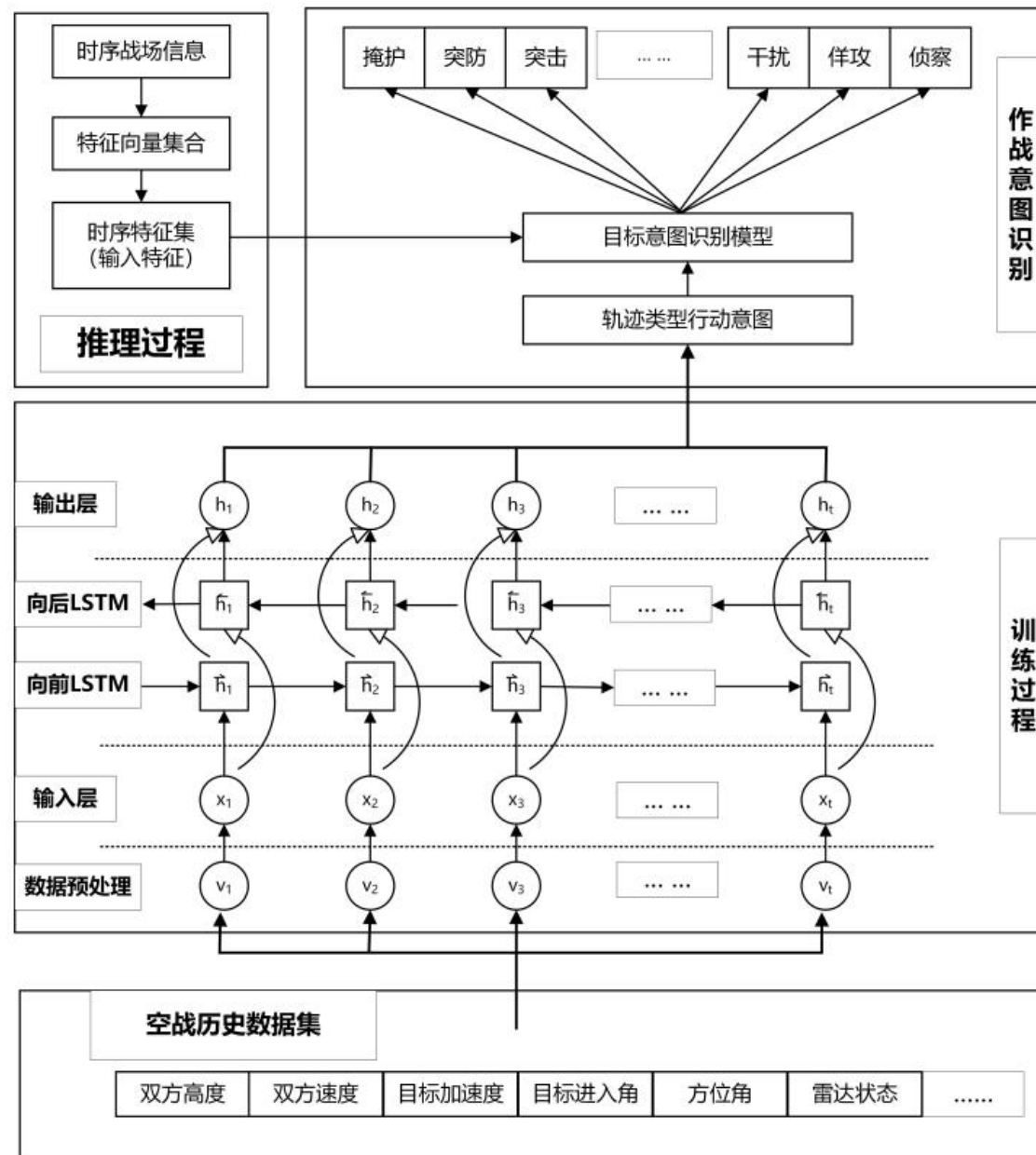
无人机集群战术意图识别是基于已有的军事领域经验知识，在复杂多变的作战场景中，采集战场环境信息、敌我作战目标属性信息及动态数据，对敌方目标作战意图进行推理的过程。空中目标战术意图推理过程如下图所示。



基于时序神经网络的意图识别

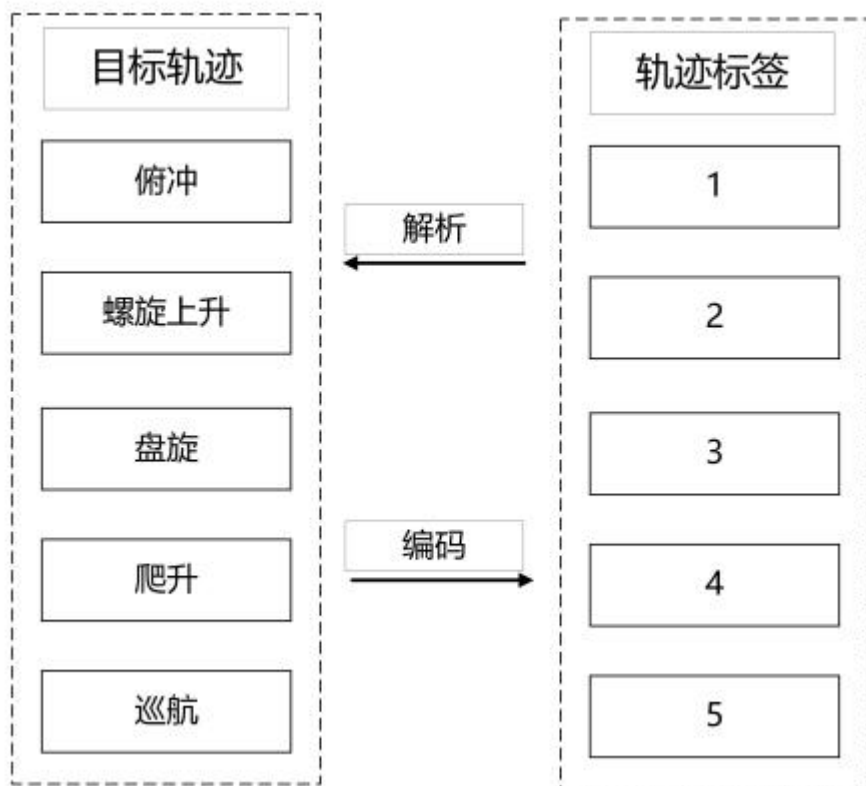
(1) 无人机集群意图识别

本节的空中目标作战意图识别过程：首先，基于作战领域专家知识标注的历史数据的意图类型，获得训练数据集；其次，对数据集进行预处理并作为输入项输入 BiLSTM-Attention 网络中，得到作战意图类型与时序特征集之间的映射关系；最后，将时序战场信息、轨迹类型和时序战场信息输入目标意图智能识别模型中。在实战场景中，将采集到的 N 个连续时刻 ($T_n \sim T_{n+N}$) 目标的状态信息整合编码后输入目标意图识别模型中，识别敌方目标意图。本空中目标战术意图识别过程如右图所示。



| 基于时序神经网络的意图识别

(2) 目标战术意图空间与特征描述



在将 BiLSTM - Attention模型应用于战术意图识别的过程中，除了选择合适的意图空间，还需要结合人机认知差异，生成与战术意图空间中意图类型相对应的模型训练标签。首先，需根据目标雷达信息，对已知轨迹数据进行梳理。基于输入信息将目标状态转移函数建模为可学习网络。同时，基于时序状态特征，引入博弈思想，在雷达输入数据中，开展敌机变轨反侦察技术研究，当目标轨迹发生重大改变时，按照时序特征调整对应模型权重。本节中，建立无人机的轨迹空间包括俯冲、螺旋上升、盘旋、爬升、巡航5种轨迹类型，如上5种轨迹类型与其轨迹类型编码的对应关系如左图所示。

| 基于时序神经网络的意图识别

(2) 目标战术意图空间与特征描述

本节中无人机集群战术意图识别特征集为目标类型、机动行为、博弈策略、目标速度、目标高度、目标距离、目标加速度、目标进入角、目标方位角等特征向量，其中包含数值型特征与非数值型特征。空中目标作战意图特征描述图如下图所示。



I 输入层



输入层需要对作战特征数据进行预处理，按照隐含层输入数据的要求进行处理，使数据项变为特征向量形式。
具体数据处理步骤如下。

① 读取采集数据并进行数据清洗。

② 针对轨迹缺失数据进行均值插补：将数据集中不带有任何属性值缺失的实例 X_{obs} 作为自变量 $X_i = (X_1, X_2, \dots, X_N)$ ；将数据集中包含有一个或多个属性值缺失的数据实例作为因变量 Y 。通过拟合，可得出 X_i 与 Y 的关系公式：

$$Y_m = a_0 + \sum_i^N a_i X_i$$

③ 对于第 x 维数值型数据 $F_x = [f_{x1}, f_{x2}, K, f_{xi}, K, f_{xn}]$, ($x = 1, 2, K, 11$), 其中, n 为数据的总量。
 f_{xi} 在区间 $[0, 1]$ 上的映射为 f'_{xi} , 两者的关系公式为：

$$f'_{xi} = \frac{f_{xi} - \min F_x}{\max F_x - \min F_x}$$

④ 将出现的 5 种目标轨迹类型编码为类别标签。

I 输出层

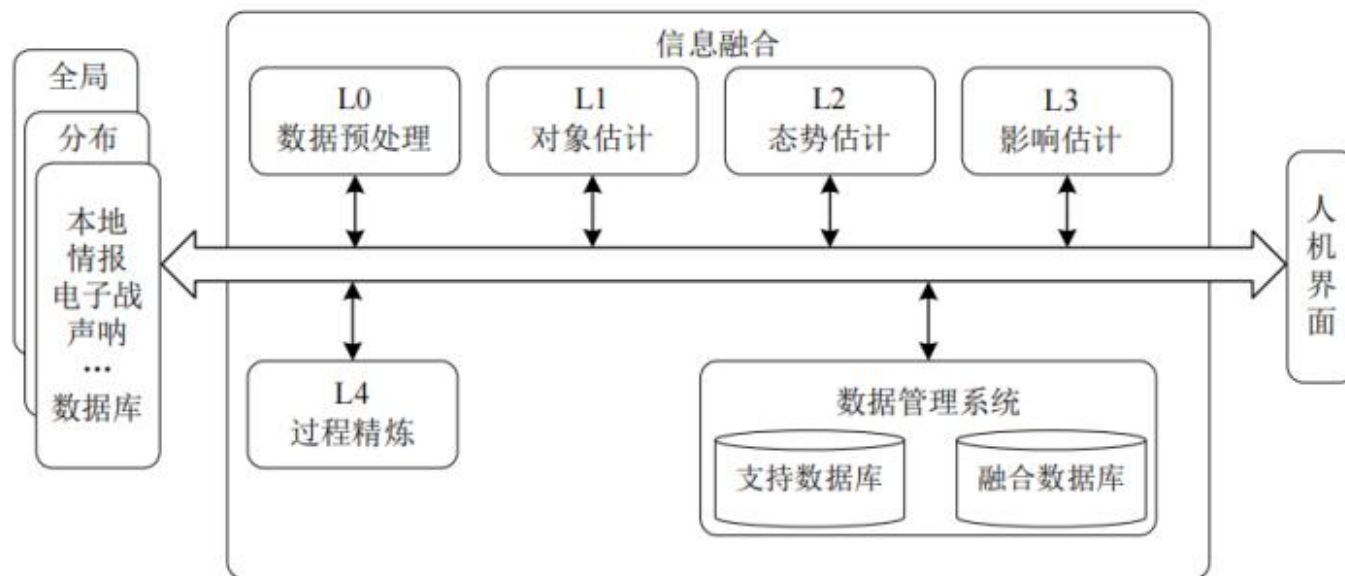


- ◆ 注意力机制与人类大脑处理视觉信号的机制相似，通过对多个时间点的 BiLSTM 网络输出计算权重，放大权重较大的特征的影响因子，以达到优化神经网络模型性能的效果。本节无人机集群作战意图识别过程中，神经网络会基于Attention机制对训练过程中出现的各项特征赋予权重系数，分析已知各特征的重要程度，并赋予相应的权重。例如，无人机集群威胁度等级达到 4 级时，其目标意图类型、目标距离等对预测结果影响系数较大的特征会被赋予更高的权重，以取得更好的预测效果。
- ◆ Attention 层的输出值在此处会作为输出层的输入。由 Softmax 函数对数据进行处理，再作为输入传入输出层，进而计算5种无人机集群轨迹类型对应的概率，具体公式为： $y_k = \text{softmax}(w_1 Y + b_1)$
- ◆ 其中， w_1 为Attention层至输出层所需要训练的权重系数矩阵， b_1 为训练的偏置信息， y_k 表示预测的相应轨迹类型的概率。

态势推演



态势推演是一个军事术语，用于描述在军事情景中对敌对势力的行动、部署、意图和能力进行分析和预测的过程。通过态势推演，可以实现对不同威胁的性质和潜在威胁程度的评估，是战场指挥员充分理解战场态势并做出正确战术决策的重要前提。态势推理是多源信息融合领域的重要内容之一，是一种融合复杂信息的高层次方法。美国国防部实验室联合理事会对军事领域中态势评估的定义得到了广泛认可。如下图所示，在信息融合模型中，态势评估处于第二级，指出态势评估是为了建立关于战场环境中作战活动发生的时间、位置，以及相应兵力和组织形式的一张多重视图。



(1) 非确定环境威胁属性值的确定与表示

无人机集群属性众多，既有定量描述，也有定性描述，而且相互之间的关系复杂。若要全面合理地考虑每个属性，给出一个威胁程度与各种属性的函数关系，难度很大。在实际作战过程中，敌我双方均相互保密，作为防空方，只能根据雷达探测信息和掌握的敌方信息进行判断，一般可以得到目标的意图类型、目标距离、目标相对速度、目标高度、目标航路捷径等信息。因此，评价无人机集群对保护区域威胁程度的指标主要有目标距我距离、目标速度、到达时间、飞行高度、航路捷径、目标意图类型等指标。其中，到达时间在不考虑目标机动情况下可根据目标距离和速度计算得到，不作为单独指标研究。

由于目标意图类型的不同，对其威胁能力的评估也不一样。不同目标意图类型由于其攻击任务、攻击意图不同，对保护区域的威胁能力也不同。由于威胁度指标是定性指标，则可采用系统模糊决策理论方法计算。

表 3.1 各种目标意图的威胁程度

	突击	突防	掩护	佯攻	干扰	侦查	撤退
威胁程度	1.0	0.8	0.7	0.65	0.6	0.3	0.2

(2) 目标属性权重和分类标准的辨识算法

目前，解决目标属性权重的方法通常可分为两类：一类是主观赋值法，主要由专家根据经验知识主观判断得到，如二元对比法、APH 法、Delphi 法等；另一类是样本赋值法，即充分利用已知的样本数据，推断出最佳的 W 、 S ，例如主成分分析法、因子分析法等。本节利用样本数据确定无人机集群威胁等级，根据模糊辨识模型中的参数 W 、 S ，求解满足给定精度要求的最佳 u_{hj}^* ， W_i^* 。

| 本章小结



西北工业大学
NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY

本章围绕面向低空无人机集群的态势感知与推演，开展了低空无人机集群目标侦测手段、低空无人机集群目标的多模态信息融合技术、低空无人机集群目标检测与定位跟踪、低空无人机集群目标意图识别和低空无人机集群威胁度评估这5个方面的研究。通过对目标侦测手段的研究，为开展无人机集群态势感知与推演提供理论支持和技术选择。为应对实际无人机集群作战信息多模态化的挑战，开展多模态信息融合技术，为战场目标检测和定位追踪提供理论支撑。开展低空无人机集群目标检测与定位跟踪技术研究，通过对比融合几类目标检测技术和定位跟踪技术，提取准确实时的运动状态信息，实现无人机集群的态势感知和推演。最后，通过结合基于时序神经网络的意图识别算法和基于模糊识别的威胁度评估算法，实现面向低空无人机集群的态势感知和推演。



西北工业大学
NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY

Thanks

