

kalman滤波

2025年10月20日 17:18

1. 对于多源信息融合的通用处理结构，分哪几种模式？各个模式特点？

- 集中式、分布式、混合式结构

- 集中式：处理传感器原始数据；

- 分布式：经过预处理的局部数据；

- 混合式：处理上述两种数据。

集中式：在融合中心进行全部工作，信息损失小；但对通信要求高，中心计算负担重，生存能力差；

分布式：接收局部航迹，形成全局估计；可靠性高，通信量小

混合式：综合性能较好，应用较多。

2. 信息融合功能模型可以分为四级处理，分别是哪几级？

其中目标评估主要功能又包括哪几种内容？

目标评估、态势评估、影响评估、过程评估。

目标评估包括

主要功能包括数据配准、数据关联、目标位置和运动学参数估计，以及属性参数估计、身份估计等，其结果为更高级别的融合过程提供辅助决策信息。

3. 在多传感信息融合中，对接收到的量测数据有时会存在多种解释，称为数据的什么？

数据的不完整性

在多传感信息融合系统中，对传感器接收到的量测数据有时会存在多种解释，称之为数据的不完整性；

4. 多传感器数据可能在什么级别上？这些数据可以是稀疏的也可以是稠密的。
?????

5. 在信息融合系统中，每个传感器提供的观测数据都在各自的参考框架之内，将它们变换到同一个时间参考框架和坐标参考框架中去的技术分别是什么？

✓ **数据配准：**将多源数据纳入一个统一参考框架（时间对准、坐标变换）

6. 最优估计的一般过程包括哪几个过程？

最优估计的一般过程

- 系统建模
- 测量建模
- 误差分析
- 按照最优准则，确定估计系数
- 得到估计结果

7. 按照最优准则，通常可以利用哪几个条件，来构建最优估计结果？
?????

8. 随机变量 X 的期望又称什么？具体定义是什么？

- 期望（一阶矩、或均值）是试验中每次可能结果的概率乘以其结果的总和，是最基本的数学特征之一。它反映随机变量平均取值的大小。

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} xf(x)dx$$

9. 随机变量 X 的方差是什么？具体定义是什么？

一个随机变量的方差是该随机变量对其平均值的均方误差

方差：用于衡量随机变量或一组数据的离散程度

$$\sigma^2 = \int_{-\infty}^{\infty} (x - E(X))^2 f(x)dx = E(X^2) - E^2(X)$$

10. 随机变量、随机过程的定义是什么？

随机变量本质上是一个函数，它将一个随机试验的每个可能结果映射到一个具体的数值上。

它的核心目的是将非数值的、不确定的随机结果，转化为我们可以进行数学计算（如求平均值、方差）的数值。

随机过程

定义：随机样本随时间变化的集合

11. 最优估计的一般过程包括哪几个过程？按照什么来确定估计系数得到估计结果？

?????

12. 用于衡量随机变量或一组数据的离散程度的通常什么表示？

一个随机变量和另一个随机变量联系程度的部分特征通常由什么表示？

??? 是方差和协方差???

13. 如果一个随机过程的所有统计特性都能由其一条时间样本以

足够高的精度得到，那么称该随机过程具有什么特性？

各态历经性

- 随机过程所有样本的统计特性可以由一条样本获得

14. LS 估计的优势在于其应用条件宽松，只需要建什么即可？

且无需对什么进行建模？对什么等均无要求？

只需要对量测模型进行建模，无需对系统（状态）进行建模，对量测噪声等均无要求

15. 条件概率分布密度函数最大估计分?? 最大这两种？具体名称分别称为什么？它们的最优准则分别是什么？

极大验后估计和极大似然估计，，，，，有点小疑问

$$p(\mathbf{x}/\mathbf{z}) \Big|_{\mathbf{x}(\mathbf{z})=\hat{\mathbf{x}}_{\text{MA}}(\mathbf{z})} = \max$$

$$p(\mathbf{z}/\mathbf{x}) \Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{\text{ML}}(\mathbf{z})} = \max$$

16. Kalman 滤波量测更新后的什么矩阵反映的是状态估计偏离其真值的协方差？

基于此可以判断什么？Kalman 滤波的什么矩阵是调节加权重量的参数？

答案：一步预测的误差协方差矩阵，量测修正估计误差协方差矩阵

- 误差协方差 $\mathbf{P}_k(-) = \Phi_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}(+) \Phi_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}$

- 误差协方差修正 $\mathbf{P}_k(+) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k(-)$

基于此可以判断滤波器收敛的效果

④ 增益矩阵是调节加权重量的参数。由式(5.18)或式(5.22)可知，当 \mathbf{R}_k 增大时， \mathbf{K}_k 将减小，即分配给当前测量值的权重减小，这显然是合理的，因为 \mathbf{R}_k 增大，意味着测量精度下降，因而给精度低的测量量分配较小的权重；反之，如果 \mathbf{R}_k 减小，则 \mathbf{K}_k 将增大。当 $\mathbf{P}_k(-)$ 增大时，意味着一步预测的精度下降， \mathbf{K}_k 将增大，即分配给测量值更大的权重；反之， \mathbf{K}_k 将减小，分配给一步预测值更大的权重。影响 $\mathbf{P}_k(-)$ 大小的因素有 $\mathbf{P}_{k-1}(+)$ 和 \mathbf{Q}_{k-1} ，即上一时刻的状态估计偏差和状态噪声均对当前时刻的状态预测产生影响。

17. 统计特性不随时间变化，且完全由前二阶矩确定，称为什么？

一个平稳随机过程的功率谱密度函数在整个频域均为非零常值，则称其为什么？

• 平稳性

- 统计特性不随时间变化，且完全由前二阶矩确定

白噪声：指功率谱密度在整个频域内是常数的噪声。

所有频率具有相同能量密度的随机噪声称为白噪声。

18. 当系统噪声和量测噪声都是有色噪声时，先进行什么扩展，再进行什么扩展，使量测噪声被白化？此时可利用 Kalman 滤波基本方程组。

先进行状态扩展，白化系统噪声，再进行量测扩展，使量测噪声白化。

19. 估计融合前通常需要进行什么操作，

从而决定来自不同传感器的哪些量测属于同一目标？

多传感器目标跟踪中的量测/航迹融合

实际应用中，估计融合前通常需要进行数据关联，以决定来自不同传感器的哪些量测属于同一目标。

20. 为了更新航迹，维持跟踪的持续性，还需要进行什么关联以确定用于航迹修正的新观测数据？

为了更新航迹，维持跟踪的持续性，还需要进行“量测-航迹”关联以确定用于航迹修正的新观测数据。

21. 态势评估是对战场上战斗力量分配情况的评价过程，并最终形成包括哪三种视图？分别代表什么？

1. 态势评估的具体要求

态势评估是对战场上战斗力量分配情况的评价过程，指将获得的敌我双方兵力部署、战场环境、地理、气象条件、活动及意图，指挥员特点，甚至包括政治、经济因素在内的与战争有关的全部信息进行综合分析、评估，并最终形成包括

红色视图——我方态势，

蓝色视图——敌方态势，

白色视图——天气、地理及第三方等战场态势在内的综合态势图。

22. 极大似然估计与极大验收估计定义？及其最优准则是什么？

设状态向量 x 在测量向量 z 已知情况下的条件概率分布密度函数为 $p(x|z)$ ，该密度函数也称为验后概率分布密度函数，如果估计值 $\hat{x}_{MA}(z)$ 使

$$p(x|z) \Big|_{x=\hat{x}_{MA}(z)} \rightarrow \max \quad (4.72)$$

则称 $\hat{x}_{MA}(z)$ 为 x 的极大验后估计。

设测量向量 z 在状态向量 x 已知情况下的条件概率分布密度函数为 $p(z|x)$ ，该密度函数也称为似然概率分布密度函数，如果估计值 $\hat{x}_{ML}(z)$ 使

$$p(z|x) \Big|_{x=\hat{x}_{ML}(z)} \rightarrow \max \quad (4.78)$$

23. 当系统噪声为有色噪声时，Kalman 滤波通常采用什么方法来实现最优估计？

24. 当系统噪声和量测噪声都是有色噪声时，要先怎么处理然后再怎么处理之后采用 Kalman 滤波基本方程组？

先进行状态扩展，白化系统噪声，再进行量测扩展，使量测噪声白化。

25. 观测数据直接融合需要进行什么关联来稳定航迹生存周期？

观测数据的直接融合也需要进行“量测-量测”关联，以稳定航迹生存周期；

26. 为了更新航迹，维持跟踪的持续性，还需要进行什么关联以确定用于航迹修正的新观测数据？

为了更新航迹，维持跟踪的持续性，还需要进行“量测-航迹”关联以确定用于航迹修正的新观测数据。

27. 在空战应用的态势评估中，空中背景就是整个系统运作？？，作为？？的参战飞机在指挥命令的引导下，其运动状态发生改变，这就意味着？？发生。

二、判断题

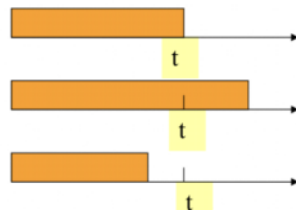
1. 信息融合的功能是将来自多个传感器和信息源的数据和信息加以联合……完整评价（考察信息融合功能定义）

将来自多个传感器和信息源的数据和信息加以联合、相关、组合，以获得对目标精确的位置估计、身份估计、对战场情况和威胁及其重要程度进行适时的完整评价。

2. 信息融合中的滤波是从根据初始到当前时刻的所有测量结果，对未来某一时刻的状态进行估计的过程（滤波、平滑、预测的含义）

3类估计问题

- 滤波
- 平滑
- 预测



3. 当测量结果的精度不同时，采用 LS 估计的信息融合结果是否一定比单次测量的精度高？
不一定

4. 如果 X 的任何验前知识都没有，则此时极大验后估计与极大似然估计精度比较如何？

如果 x 没有任何先验知识，则极大验后估计和极大似然估计精度相当

5. KF 算法中只是对状态的期望和协方差进行了估计，只适用于线性系统？

?????

6. EKF 基于高斯分布假设，是不是彻底的非线性非高斯算法？

?????

7. 卡尔曼滤波的增益矩阵 K 、测量噪声 R 、系统噪声矩阵 Q 等之间关系？

增大或减小某个参数后，会引起哪些变化？（Kalman 滤波器调节机理）

④ 增益矩阵是调节加权重数的参数。由式(5.18)或式(5.22)可知，当 R_k 增大时， K_k 将减小，即分配给当前测量值的权重减小，这显然是合理的，因为 R_k 增大，意味着测量精度下降，因而给精度低的测量量分配较小的权重；反之，如果 R_k 减小，则 K_k 将增大。当 $P_k(-)$ 增大时，意味着一步预测的精度下降， K_k 将增大，即分配给测量值更大的权重；反之， K_k 将减小，分配给一步预测值更大的权重。影响 $P_k(-)$ 大小的因素有 $P_{k-1}(+)$ 和 Q_{k-1} ，即上一时刻的状态估计偏差和状态噪声均对当前时刻的状态预测产生影响。

8. 尽管白噪声在时域是否可实现？是否可预测？

152面6.1.1 白噪声在时域不可实现，不可预测

9. 采用衰减记忆法、限定记忆法、自适应滤波的 Kalman 滤波等，是否是最优滤波？
或者是否是次优滤波？

P201 6.8 衰减记忆法、限定记忆法假设了能对系统进行精确建模，建立最优滤波。

6.8 自适应滤波算法

前面都是在假设对系统能进行精确建模的基础上，建立最优滤波算法，但在实际中，有可能无法对系统噪声、量测噪声、状态转移矩阵和量测矩阵等进行精确建模，此时，很难实现最优估计，而比较现实的选择是保证滤波收敛，结果也是次优的，其中最常用的方法就是自适应滤波。这里给出 Φ 和 H 已知、而 Q 和 R 不确定时三种常用的自适应滤波算法。

10. 当状态模型不准确或者准确，测量值和测量模型较准确或者不准确时，是否可以可通过增加或者减小当前测量值的加权系数，来抑制滤波发散现象？

?????

11. 于 UT 变换的滤波算法又称为什么算法？

但是 Sigma 点算法不只是基于 UT 变换的滤波算法，其他基于状态统计特征近似的滤波算法是否也可称为 Sigma 点算法？

UKF算法，

基于UT变换的滤波算法及Sigma点算法的范畴

一、基于UT变换的滤波算法名称

基于UT变换（Unscented Transformation，无味变换）的滤波算法最典型的代表是无迹卡尔曼滤波（Unscented Kalman Filter, UKF）。UT变换是UKF的核心技术，通过确定性采样（Sigma点）近似非线性系统的概率分布，避免了扩展卡尔曼滤波（EKF）对非线性函数的线性化过程，在保持计算复杂度较低的同时，能达到三阶泰勒展开精度，尤其适用于强非线性系统。

二、Sigma点算法的范畴：不仅限于UT变换

Sigma点算法是一类通过采样Sigma点集近似状态统计特征（均值、协方差）的非线性滤波方法，其核心是利用确定性采样点描述随机变量的概率分布，而非直接近似非线性函数。UT变换是Sigma点算法的一种实现方式，但并非唯一。其他基于状态统计特征近似的滤波算法也可称为Sigma点算法，典型包括：

- 中心差分卡尔曼滤波（Central Difference Kalman Filter, CDKF）

通过中心差分变换（Central Difference Transform, CDT）生成Sigma点，利用泰勒展开的差分近似替代UT变换，同样无需计算雅可比矩阵，精度可达二阶泰勒展开，适用于对计算资源敏感的场景。

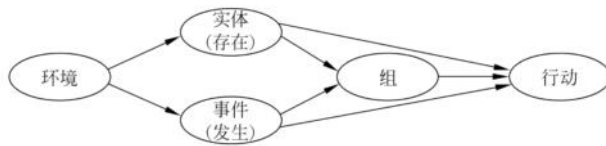
- 容积卡尔曼滤波（Cubature Kalman Filter, CKF）

基于球面-径向容积准则采样Sigma点，确保采样点在高维空间中均匀分布，能更准确地捕捉非线性函数的统计特性，尤其在高维系统中表现优于传统UKF。

- 基于二级Sigma点的UKF变种

通过扩展Sigma点集范围（如二级Sigma点采样）提升对强非线性系统的适应性，在初值偏差较大时可加快收敛速度，减少发散风险。

12. 态势的基本元素包括哪 5 个？其中两个最活跃的元素是哪几个？



态势可以理解为在一定时间和空间构成的环境中存在某些实体（事物），当它们的性质或状态发生变化时会产生一些事件。特定环境中存在的实体之间按照某种关系可能组合在一起形成组（单个实体及其事件可以认为自己构成一组），这些组可能产生某种行动。

态势的两个最活跃的元素是实体和事件。

13. 卡尔曼滤波算法是否可以用于一维或多维状态估计？

可以用于一维或者多维状态的估计

14. 系统噪声或者测量噪声是不是卡尔曼滤波需要滤除的对象？

不是的

15. 状态扩展的办法可以解决噪声白化问题，

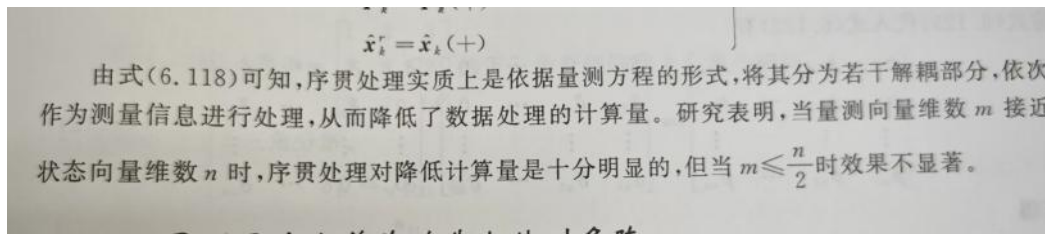
对于系统噪声为有色噪声和量测噪声为有色噪声是否都可以状态扩展？

P181 都是有色噪声的时候，先状态扩展，白化系统噪声，再量测扩展，使得测量噪声被白化

16. 序贯处理实质上是依据量测方程的形式，将其分为若干解耦部分，

依次作为测量信息进行处理，从而降低数据处理的计算量？？

P187



17. 当状态模型不准确或者准确，而测量值和测量模型较准确或者不准确时，采用何种手段降低滤波发散？

6.5.2开始，有衰减记忆法，限定记忆法，平方根滤波，Potter算法，UD分解算法

自适应滤波算法（输出相关法，新息估计法，sage-Husa算法），

次优滤波（状态删减，常增益，状态解耦等）

18. 卡尔曼滤波状态统计特性的变化由状态方程和状态噪声实时确定，

而状态噪声一般建模为平稳白噪声，因此卡尔曼滤波算法是否适用于平稳过程？

是否适用于非平稳过程？

19. 衰减记忆法、限定记忆法和自适应滤波是最优的还是次优滤波？

课本6.8

前两个是最有滤波，自适应是次优的？？？

20. 在建模精确的情况下，平方根滤波和 UD 分解滤波算法是否最优的？都是最优的？？？

21. 多传感器信息融合测量数据中的固定误差，即通常所说的系统误差，它不随测量次数变化，这个误差是否可以修正？

应该可以修正？？？

22. 在检测融合方法中，“与”融合检测准则可大大提高系统的检测概率，但系统的虚警概率是否会提高？

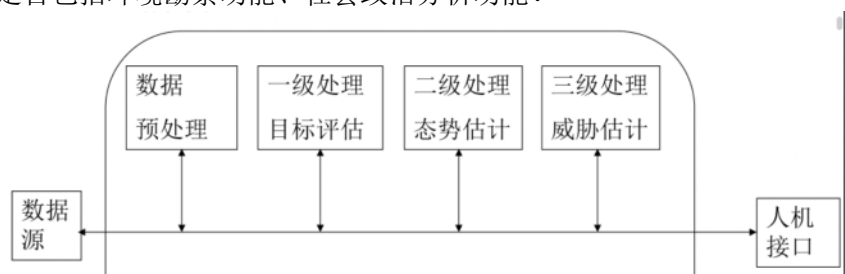
？？？答案是否

“与”融合检测准则为：

$$u_0 = \begin{cases} 0, & \text{存在判决为0的传感器} \\ 1, & \text{所有传感器判决为1} \end{cases}$$

可大大降低系统的虚警概率，但系统检测概率也随之降低。

23. 态势评估功能要求除了一级融合功能外，是否包括环境勘察功能、社会政治分析功能？



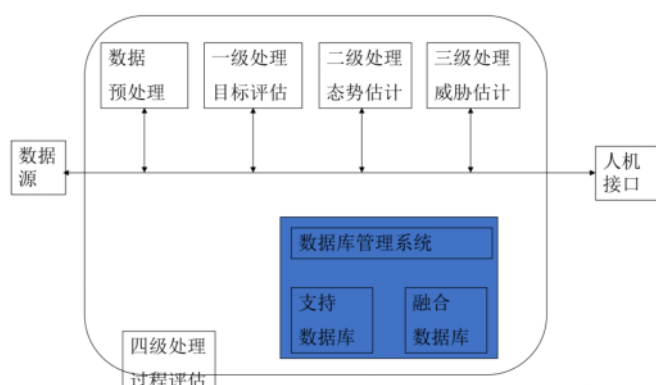
三种视图

态势评估和威胁估计属于决策级的融合

态势评估是对战场上战斗力量分配情况的评价过程，指将获得的敌我双方兵力部署、战场环境、地理、气象条件、活动及意图，指挥员特点，甚至包括政治、经济因素在内的与战争有关的全部信息进行综合分析、评估，并最终形成包括

三、简答题

1. 画出 JDL 数据融合功能模型图，并简述其中某几级处理的功能含义？



JDL模型的意思

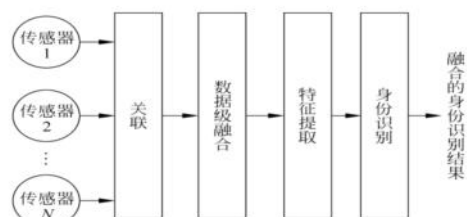
1.2.1 功能模型

- 目标评估 数据配准、数据关联、目标位置和运动学、属性参数、身份估计，用于提供辅助决策信息。
- 态势评估 在军事上指评价实体之间相互关系，主要包括态势抽象和态势评定。
- 影响评估 将当前态势映射到未来，对参与者设想或预测行为的影响进行评估。
- 过程评估 通过建立一定的优化指标，对融合过程进行实时监控与评价，实现多传感器自适应信息获取与处理、资源最优分配等。

2. 按数据抽象的层次，信息融合的级别可以分为哪几级？并简述各级别的含义及特点

按数据抽象的层次，可分为数据级、特征级与决策级

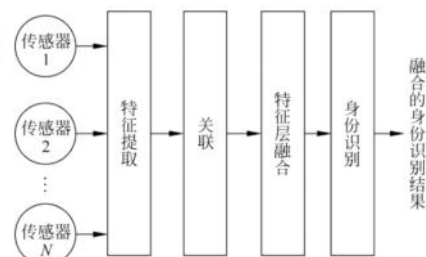
1. 数据级融合：直接对观测数据进行融合，再提取特征，判断决策。如：图像复合、雷达波形合成等



优点：数据损失小，精度最高；

缺点：数据量大，时间长；要求较高的纠错能力（如野值剔除）；通信量大

2. 特征级融合：



特征信息：数据信息的充分表示量或者统计量

优点：实现较大数据压缩，降低通信带宽需求；

缺点：存在信息损失，性能有所降低；

可以分为：目标状态信息融合（最优估计方法）

目标属性信息融合（模式识别方法）

特征级别的融合是先提取特征再关联融合

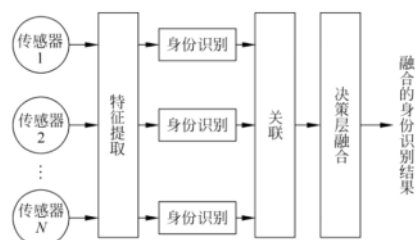
而数据级别的融合是直接对观测的数据进行融合，

然后再提取特征判断决策

3. 决策级融合：局部决策的融合处理

✓数据损失最大，通信量最小，抗干扰能力强，对传感器依赖小。

✓主要方法：Bayes方法、证据理论、模糊理论等



3. 多源信息融合通常涉及哪些关键问题？并简述其中的任意几个关键问题

关键问题：

- 数据配准；
- 同类或异类数据；
- 观测数据的不确定性；
- 不完整、不一致及虚假数据；
- 数据关联；
- 粒度；
- 态势数据库；

1. 数据配准

- 在多传感信息融合系统中，每个传感器提供的观测数据都在各自的参考框架之内。
- 在对这些信息进行组合之前，必须首先将它们变换到同一个参考框架中去。
- 要注意的是，由于多传感时空配准的舍入误差必须得到补偿。

2. 同类或异类数据

- 多传感器提供的数据在属性上可以是同类也可是异类的，而且异类多传感器较之同类传感器，其提供的信息具有更强的多样性和互补性；
- 同时由于异类数据在时间上的不同步，数据率不一致以及测量维数不匹配等特点，使得对这些信息的融合处理更困难。

3. 传感器观测数据的不确定性

由于传感器工作环境的不确定性，导致观测数据包含有噪声成分。在融合处理中需要对多源观测数据进行分析验证，并补充综合，在最大限度上降低数据的不确定性。

4. 不完整、不一致及虚假数据

- 在多传感信息融合系统中，对传感器接收到的量测数据有时会存在多种解释，称之为数据的不完整性；
- 多传感数据往往会对观测环境作出不一致甚至相互矛盾的解释；
- 由于噪声及干扰因素的存在，往往存在一些虚假的量测数据。

信息融合系统需要能够对这些不完整数据、不一致数据以及虚假数据进行有效的融合处理。

5. 数据关联

数据关联问题广泛存在，需要解决单传感时间域上的关联问题，以及多传感空间域上的关联问题，从而能确定来源于同一目标源的数据。

6. 粒度

多传感器提供的数据可能是在不同的粒度级别上。这些数据可以是稀疏的，也可以是稠密的；它们也可能分别处于数据级、特征级，或是符号级各种不同的抽象级别上，所以一个可行的融合方案应该可以工作在各种不同的粒度级别上

7. 态势数据库

态势数据库为各个级别上的融合处理提供实时和非实时数据。

这些数据包括多传感器观测数据、融合的中间结果数据、有关目标和环境的辅助信息以及进行融合处理所需的历史信息等。

对整个信息融合系统中态势数据库的要求是容量要大、搜索要快、开放互连性要好，并具有良好的人机接口。因此，要开发更有效的数据模型、新的查找和搜索机制，以及分布式多媒体数据库管理系统等。

4. 简单推导最小二乘估计算法，并分析其无偏性？

课本第95面有推导公式？？？

5. 列写出离散 Kalman 滤波的完整描述方程，以及各个描述的意义？

???? 在课本124面自己整理

6. 画出最优估计的一般架构?

?????

7. 简述多源信息融合中常用到的三种非线性滤波算法及其各自特点?

EKF在课本232面

UKF在课本238面

PF在课本242面

8. 列写离散 Kalman 滤波的完整描述方程, 以及各个描述的意义?

同第五题

9. 列出小滤波周期时状态转移阵、状态噪声协方差阵离散化公式, 并画出离散系统Kalman 滤波结构图?

小周期离散的kalman滤波在课本P133面

结构图在课本P124面图5-1

10. 简述滤波发散现象、引起滤波发散原因, 给出几种抑制滤波发散的方法及其机理?

课本191面, 自己整理,

原因有, 1、模型误差

2、计算误差: 舍入误差

衰减记忆法: :

限定记忆法: :

11题目同上

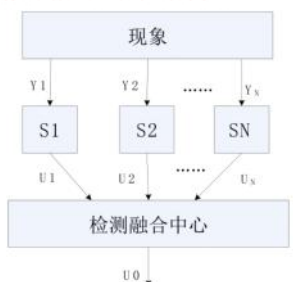
12. 分布式检测融合结构分为哪几种? 检测融合系统常见的融合策略有那些?

——分布式检测融合系统结构

• 并行结构

• 串行结构

• 树形结构



串行结构



融合系统的融合方式分为集中式和分布式

集中式: 各传感器对同一目标或现象进行**独立观测**, 并将**观测数据**直接传送至融合中心。融合中心再借助一定的准则或算法, 对各传感器的观测数据进行**配准、关联、相关、估计**, 给出融合结果。

分布式: 各传感器首先基于自己的观测进行**判决**, 然后将判决结果传输到融合中心, 融合中心根据所有传感器的判决进行检验, 形成最终判决。

13. 简述分布式融合检测系统二元假设检验问题, 并分析二元假设检验结果的几种可能性与含义?

二元假设检验是一种统计推断方法, 用于在不确定的情况下,

根据样本数据在两个对立的假设 (称为“原假设”和“备择假设”) 之间做出决策。

将所有雷达的判决结果 $u_i(i=0,1,\dots,n)$ 输入融合中心，做出最后判决 u_0 ：

$$u_0 = \begin{cases} 0, & \text{假设 } H_0 \text{ (判定无目标)} \\ 1, & \text{假设 } H_1 \text{ (判定有目标)} \end{cases}$$

最终判决结果有四种可能性：

- (1) H_0 为真，判决 $u_0 = 0$; \checkmark
- (2) H_1 为真，判决 $u_0 = 1$; \checkmark
- (3) H_0 为真，判决 $u_0 = 1$; \times
- (4) H_1 为真，判决 $u_0 = 0$; \times

- 其中：(3)为第一类错误，称为虚警，即没有目标而判决有目标；(4)为第二类错误，称为漏检，即有目标而判决没有目标。定义几个概率：

虚警率： $P_f = P(u=1|H_0)$

漏检率： $P_m = P(u=0|H_1)$

检测率： $P_d = P(u=1|H_1)$

- 多传感器检测融合的目的就是尽量降低漏检率和虚警率。

14. 画出一一般数据关联过程、数据关联步骤？

- 数据关联过程即确定传感器接收到的量测信息和目标源对应关系的过程，是多传感多目标跟踪系统中最核心而且也是最重要的内容。

【例1】稳定目标与观测(或点迹与点迹)的关联。

假设 A_1, A_2 是两个已知实体的位置估计值，以经、纬度表示。在数据获取过程中由测量误差、噪声和人为干扰等不确定因素产生的误差由误差椭圆表示。

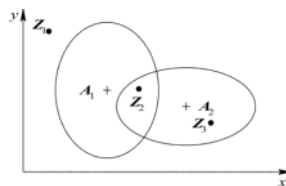


图1 稳定实体与观测关联

假设我们已获得两个实体的三个观测位置 Z_1, Z_2, Z_3

讨论 Z_1, Z_2, Z_3 与 A_1, A_2 进行关联的问题。

7.1.1 多传感器数据关联概念

观测 $Z_i, i=1, 2, 3$ ，与实体 $A_j, j=1, 2$ ，关联有三种可能：

- (1) 观测 Z_i 与实体 A_1 关联；
- (2) 观测 Z_i 与实体 A_2 关联；
- (3) 观测 Z_i 与实体 A_j 均不关联，它要么是由新的实体，要么是由干扰或杂波剩余产生的观测。

这里我们不考虑虚警影响，并假定实体是稳定的。关联的基本思路如下：

1) 建立观测 Z_i ($i=1, 2, \dots, m$) 与实体 A_j ($j=1, 2, \dots, n$) 的关联矩阵, 见表1。

在关联矩阵中的每个观测-实体对 (Z_i, A_j) 均包含一个关联度量 S_{ij} , 它是观测 Z_i 与实体 A_j 接近程度的度量或称相似性度量, 它把观测 Z_i 与实体 A_j 按内在规律联系起来, 我们把它称作几何向量距离:

$$S_{ij} = \sqrt{(Z_i - A_j)^2}$$

	A_1	A_2	A_3	...	A_n
Z_1	S_{11}	S_{12}	S_{13}	...	S_{1n}
Z_2	S_{21}	S_{22}	S_{23}	...	S_{2n}
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots		\vdots

2) 对每个观测-实体对 (Z_i, A_j) , 将几何向量距离与一个先验门限 γ 进行比较, 以确定观测 Z_i 能否与实体 A_j 进行关联。如果 $S_{ij} \leq \gamma$, 则用判定逻辑将观测 Z_i 分配给实体 A_j 。没有被关联的观测, 用追加逻辑确定另一个假设的正确性, 如是新实体或虚警等。

3) 最后进行观测与实体的融合处理, 改善实体的位置与身份估计精度。

15. 以典型的飞行器集群、空战、防空反导、城市防空等作战为背景, 简述所涉及的信息融合案例, 至少包含 3 种案例分析?

下面给出 **至少三种**、面向典型作战背景(飞行器集群、空战、弹道/防空反导、城市防空/群控反无人机等)的信息融合案例分析。每个案例包含: 作战情景、涉及的数据源与信息流、典型融合层级与方法、关键技术难点与对策, 以及衡量指标。便于实战和研究参考, 我把案例按复杂度与常见性排序并给出要点建议。

案例一: 多无人/有人飞行器集群协同 (编队/蜂群任务)

情景说明

多架有人/无人混合编队执行对地突防/侦察/压制任务, 需实时共享态势与协同路径规划、武器分配与避碰。

数据源与信息流

- 机载传感器: 雷达、电子支抗探测 (ESM)、光电/红外视频、激光测距、惯导/GNSS。
- 车载/地基情报: 战场任务指令、目标情报库、预警雷达。
- 通信链路: 分布式点对点/中继网络 (可能带丢包/延迟/窃听风险)。

融合层级与方法

- 低层 (传感器层): 多传感器时间同步、卡尔曼滤波/扩展/无迹卡尔曼用于目标跟踪; 传感器标定与坐标统一。
- 中层 (关联与多目标跟踪): 数据关联 (JPDA、MHT)、轨迹融合 (Track-to-Track或集中式滤波), 协同规划可用分布式MPC或基于博弈的任务分配算法。
- 高层 (语义/任务层): 共享目标意图推断 (贝叶斯网络、隐马尔可夫模型、深度学习意图识别)、资源/武器分配 (拍卖算法、强化学习)。

情景说明

多机空中交战环境, 友/敌快速机动、电子干扰与诱饵存在, 要求飞行员/作战单元在短时间内做出识别、武器选择与规避决策。

数据源与信息流

- 机载雷达（相控阵）、红外搜索与跟踪（IRST）、RWR（雷达告警接收机）、光学瞄准具、IFF（身份识别）。
- 友机共享态势（Link-16/代替链路）、地空预警（早期预警机）数据。
- 情报数据库（已知编队/指纹、历史战术档案）。

融合层级与方法

- 传感级融合：多传感器融合提高探测在视距内小目标的概率（联合多普勒+红外融合）。
- 判别级融合：基于证据理论（Dempster - Shafer）、贝叶斯分类器或深度神经网络进行IFF与威胁评估。
- 决策层融合：将识别/威胁概率输入决策树/强化学习策略，输出武器选择与规避动作。
- 鲁棒性：对抗性训练（adversarial training）以抵抗敌方诱饵与信号欺骗。

案例三：一体化防空与反导（IAMD — Integrated Air and Missile Defense）

情景说明

面对来袭巡航导弹/弹道导弹/突防弹头的混合威胁，需从远端预警到拦截系统协同，完成多层防护（远程雷达→中程拦截→近程点防）。

数据源与信息流

- 远程预警雷达（相控阵对低空/高超声速目标）、卫星预警、舰载/陆基多普雷达、光学/红外传感器、弹道/轨迹情报库、战区C2。
- 拦截器状态、发射平台位置、弹道模型与大气数据（风、温度）用于拦截预测。

融合层级与方法

- 轨迹融合与分类：使用扩展KF或非线性滤波（UKF、PF）对来袭目标进行弹道/巡航轨迹估计，结合轨迹特征进行威胁分类（弹道/巡航/反舰/假目标）。
- 传感器网络级融合：集中式融合中心（战区指挥所）进行跨域数据融合与拦截指令下发；在通信受限下采用分布式策略（本地先行响应）。
- 拦截决策：最优拦截点规划（相对运动优化、最小化碰撞概率），并考虑拦截资源分配（混合整数规划、启发式算法）。

案例四：城市/战区低空防空与反无人机（C-UAS / 城市防空）

情景说明

在城市与复杂地形中对抗小型无人机群、遥控器威胁、低空慢速目标，同时要减少误伤与次生损害（保护民用基础设施、避免误击民航）。

数据源与信息流

- 被动RF侦测（无人机遥控/数据链泄露）、声学传感阵列、短程雷达、光电摄像头、地面目击报告与社交媒体入侵情报（OSINT）。
- 城市基础数据（建筑物高度、航线、民航信息）用于去虚警和约束应对手段。

融合层级与方法

- 异构传感器融合：将RF、声学与视频证据进行证据汇聚（D-S理论）、多模态深度学习用于小目标检测与分类。
- 语义约束融合：将地图与民航航路信息加入规则引擎，过滤出可能的非法飞行行为（地理围栏+航迹异常检测）。
- 响应决策：根据威胁等级选择缓解手段（软件干扰、诱导着陆、捕获网、物理拦截），使用多准则决策（最小化风险与附带损害）。

来自 <<https://chatgpt.com/c/68fc578c-e984-8331-b166-2822a373ae99>>

- 1、理解透教材例题 4-7、题 5-3、题 6-8，尤其是后两题，参考该例题，能做到修改题目条件，写出状态方程、观测方程，以及根据条件写出关键步骤的Matlab 代码
2. 由两个传感器组成的系统，每个传感器对未知常量 x 进行一次单独测量，得到。
测量时存在随机、独立、无偏的测量误差量，
试设计一个组合两个测量值以得到 x 的最优估计的信息融合算法（写出步骤）