



5.1 引言

许多实际应用中,传感器往往配置在一个很宽广的地理范围之上,综合多传感器的信息,在空间域进行多传感器信息融合,这么做可以提高系统的可靠性和生存能力,本章主要介绍分布式融合。分布式检测融合是分布式融合的重要内容之一,用于判断目标是否存在,它属于检测级融合的范畴。在分布式检测融合中,各局部检测器向系统融合中心提供目标是否存在的局部信息,依据各个局部检测器向融合中心提供信息的层次,分布式检测融合可以在数据级、特征级或决策级进行。其中,决策级的分布式检测融合具有造价低和对通信容量要求小的特点,也被称为分布式决策融合,其思想和方法不仅可用于检测级融合,也可用于目标识别级的分布式决策融合。

在最优分布式检测融合中,要同时对局部检测器和融合中心的融合规则进行设计,由于局部决策规则与融合中心的融合规则相互耦合,因而,系统的复杂性大大增加。为了克服这个问题,通常采用次优的方法。即假定各局部检测器的决策规则已按一定准则设计好,然后再对融合中心的融合规则进行设计。而融合规则既与所采用的最优准则有密切的关系,也与所采用的结构有关。在分布式检测融合系统中,并行结构融合网络是基本结构。在并行结构网络中人们可以从融合中心到各传感器引入反馈信息,各局部检测器基于它自己的观测和从融合中心接收到的反馈信息做出判决,然后把各局部判决传送到融合中心,在那里它们被组合产生全局判决。最后新产生的全局判决又被反馈到各局部节点作为下次局部判决的先验信息。另外,在通信容量允许的情况下,在向融合中心传送决策信息的同时,也可传送一定的决策置信度信息,以提高分布式检测融合的性能。另一种经常使用的分布式检测网络是串行结构,在这种系统中,第一个检测器观测现象,做出判决,并把它传送到下一个检测器。第二个检测器,基于来自节点的判决和它自己的观测,做出自己的判决,并把判决传送到下一个检测器。这一过程一直继续到最后一个检测器为止,且在最后一个检测器形成全局判决。本章研究用于分布式结构中的各种融合规则,讨论并行结

构、串行结构和带反馈并行结构中的分布检测与融合准则,以及具有恒虚警率(CFAR)约束的分布检测方法等^[1~10]。

5.2 假设检验

假设检验是融合检测技术的基础,本节介绍假设检验,主要包括假设检验问题描述和似然比判决准则。

5.2.1 假设检验问题描述

目标检测实际上是一种假设检验问题,例如,在雷达信号检测问题中,假设有“目标不存在”和“目标存在”两种假设,分别用 H_0 和 H_1 表示。对于二元假设检验问题,记

$$H_1: r(t) = n(t) + s(t) \quad (\text{目标存在})$$

$$H_0: r(t) = n(t) \quad (\text{目标不存在})$$

式中, $r(t)$ 为观测信号; $n(t)$ 为噪声; $s(t)$ 为待检测信号(如雷达的回波信号)。对于更一般的情形,在 M 个假设 H_1, H_2, \dots, H_M 中,判断哪一个为真,也就是 M 元假设检验问题,其中

$$H_1: r(t) = s_1(t) + n(t)$$

$$H_2: r(t) = s_2(t) + n(t)$$

$$\vdots$$

$$H_M: r(t) = s_M(t) + n(t)$$

例如, M 元通信系统是一个典型的 M 元假设检验例子。

采用假设检验进行统计判决,主要包含如下 4 步^[8]:

(1) 给出各种可能的假设。分析所有可能出现的结果,并分别给出一种假设。二元假设检验问题可以省略这一步骤。

(2) 选择最佳判决准则。根据实际问题,选择合适的判决准则。

(3) 获取所需的数据材料。统计判决所需要的数据资料包括观测到的喜欢数据、假设的先验概率以及在各种假设下接收样本的概率密度函数等。

(4) 根据给定的最佳准则,利用接收样本进行统计判决。

对应于各种假设,假设观测样本 x 是按照某一概率规律产生的随机变量。统计假设检验的任务就是根据观测样本 x 的测量结果,来判决哪个假设为真。 x 的取值范围构成观测空间。

在二元假设情况下,判决问题实质上是把观测空间分割成 R_0 和 R_1 两个区域,当 x 属于 R_0 时,判决 H_0 为真;当 x 属于 R_1 时,判决 H_1 为真。区域 R_0 和 R_1 称作判决区域。

用 D_i 表示随机事件“判决假设 H_i 为真”(公式),这样二元假设检验有 4 种可能

的判决结果:

- (1) 实际是 H_0 为真, 而判决为 H_0 ; (正确)
- (2) 实际是 H_0 为真, 而判决为 H_1 ; (第一类错误, 概率为 $p(D_1 | H_0)$)
- (3) 实际是 H_1 为真, 而判决为 H_0 ; (第二类错误, 概率为 $p(D_0 | H_1)$)
- (4) 实际是 H_1 为真, 而判决为 H_1 。(正确)

在雷达信号检测问题中, 第一类错误称为虚警, 表示实际目标不存在而判为目标存在, $p_f = p(D_1 | H_0)$ 称为虚警概率; 第二类错误称为漏警, 表示实际目标存在而判为目标不存在, $p_m = p(D_0 | H_1)$ 称为漏警概率; 实际目标存在而判为目标存在的概率称为检测概率或发现概率, 记为 p_d 。容易验证, $p_d = 1 - p_m$ 。

5.2.2 似然比判决准则

对于信号检测问题, 需要确定合理的判决准则。这里介绍几种常用的判决准则, 它们最终都归结为似然比检验。

1. 极大后验概率准则

考虑二元检测问题: 设观测样本为 x , 后验概率 $p(H_1 | x)$ 表示在得到样本 x 的条件下 H_1 为真的概率, $p(H_0 | x)$ 表示在得到样本 x 的条件下 H_0 为真的概率, 需要在 H_0 与 H_1 两个假设中选择一个为真。一个合理的判决准则就是选择最大可能发生的假设, 也就是说, 若

$$p(H_1 | x) > p(H_0 | x) \quad (5-1)$$

则判 H_1 为真; 否则, 判 H_0 为真。这个准则称为最大后验概率准则(MAP)。

事实上, 式(5-1)可以改写为

$$\frac{p(H_1 | x)}{p(H_0 | x)} > 1 \quad (5-2)$$

根据贝叶斯公式, 用先验概率和条件概率来表示后验概率, 即

$$p(H_i | x) = \frac{f(x | H_i) p(H_i)}{\sum_{j=0}^1 f(x | H_j) p(H_j)} \quad i = 0, 1 \quad (5-3)$$

式中 $f(x | H_1)$ 及 $f(x | H_0)$ 是条件概率密度函数, 又称似然函数; $p(H_i)$ 表示假设 H_i 出现的概率。把式(5-3)代入式(5-2)中, 可得

$$\frac{p(H_1 | x)}{p(H_0 | x)} = \frac{f(x | H_1)}{f(x | H_0)} \cdot \frac{p(H_1)}{p(H_0)} > 1 \quad (5-4)$$

所以, MAP 可以改写为

$$l(x) = \frac{f(x | H_1)}{f(x | H_0)} > \frac{p(H_0)}{p(H_1)} \quad (5-5)$$

则判 H_1 为真; 否则, 判 H_0 为真。其中, $l(x) = \frac{f(x | H_1)}{f(x | H_0)}$ 称为似然比。

上述判决是通过将似然比 $l(x)$ 与门限 $\frac{p(H_0)}{p(H_1)} = \frac{p(H_0)}{1-p(H_0)}$ 相比较来做出判决检验,从而称为似然比检验(LRT)。下面将会看到,根据其他几种准则进行判决检验,最后也都归结为似然比检验,只不过门限不同而已。

为了方便,MAP 还可以改写为对数似然比检验,如果

$$h(x) = \ln l(x) = \ln f(x | H_1) - \ln f(x | H_0) > \ln \frac{p(H_0)}{p(H_1)} \quad (5-6)$$

则判 H_1 为真;否则,判 H_0 为真。

例 5.1 考虑二元假设检验

$$H_1: x = 1 + v \quad (\text{目标存在})$$

$$H_0: x = v \quad (\text{目标不存在})$$

式中, v 为高斯噪声,均值为 0,方差为 1。

在这两种假设下, x 的概率密度为

$$f(x | H_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right)$$

$$f(x | H_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-1)^2}{2}\right)$$

似然比为

$$l(x) = \frac{f(x | H_1)}{f(x | H_0)} = \exp\left(x - \frac{1}{2}\right)$$

判决准则为:若

$$\exp\left(x - \frac{1}{2}\right) > \frac{p(H_0)}{p(H_1)} \quad (5-7)$$

则判 H_1 为真;否则,判 H_0 为真。

对式(5-7)两边取对数,可得其对数似然比判决准则为:若

$$x > \frac{1}{2} + \ln \frac{p(H_0)}{p(H_1)} \quad (5-8)$$

则判 H_1 为真;否则,判 H_0 为真。

下面证明,最大后验概率准则使平均错误概率达到最小。

第一类错误概率与第二类错误概率分别表示为

$$p_f = p(D_1 | H_0) = \int_{R_1} f(x | H_0) dx \quad (5-9)$$

$$p_m = p(D_0 | H_1) = \int_{R_0} f(x | H_1) dx \quad (5-10)$$

并且

$$p(D_0 | H_0) = 1 - p(D_1 | H_0) = 1 - \int_{R_1} f(x | H_0) dx \quad (5-11)$$

式中, R_0 和 R_1 为判决区域。因此,总的错误概率为

$$\begin{aligned}
p_e &= p(D_0 | H_1) + p(D_1 | H_0) = p(H_1)p(D_0 | H_1) \\
&+ p(H_0)p(D_1 | H_0) = p(H_1) \int_{R_0} f(x | H_1) dx \\
&+ p(H_0) \int_{R_1} f(x | H_0) dx = p(H_1) \left[1 - \int_{R_1} f(x | H_1) dx \right] \\
&+ p(H_0) \int_{R_1} f(x | H_0) dx = p(H_1) \\
&+ \int_{R_1} [p(H_0)f(x | H_0) - p(H_1)f(x | H_1)] dx \quad (5-12)
\end{aligned}$$

要使 p_e 达到最小, 要求 R_1 是满足如下关系的点的集合, 即

$$p(H_0)f(x | H_0) - p(H_1)f(x | H_1) < 0 \quad (5-13)$$

从而可以得到如下准则: 若

$$l(x) = \frac{f(x | H_1)}{f(x | H_0)} > \frac{p(H_0)}{p(H_1)}$$

则判 H_1 为真; 否则, 判 H_0 为真。因此, MAP 又称为最小错误概率准则。这恰好是最大后验概率准则。

2. 最小风险贝叶斯判决准则

在最大后验概率准则中, 没有考虑到错误判决所付出的代价或风险, 或者认为两类错误判决所付出的代价或风险是相同的。但是, 在实际应用中, 两类错误所造成的损失可能不一样。例如, 在雷达信号检测中, 漏警的后果比虚警的后果要严重得多。

为了反映不同的判决存在的差别, 这里引入代价函数 C_{ij} , 表示当假设 H_j 为真时, 判决假设 H_i 成立所付出的代价 ($i=0, 1; j=0, 1$)。一般地, 取

$$C_{10} > C_{00}, \quad C_{01} > C_{11} \quad (5-14)$$

即正确判决的代价小于错误判决的代价。

二元假设检验的平均风险或代价为

$$\begin{aligned}
R &= \sum_{i,j} C_{ij} p(D_i, H_j) = \sum_{i,j} C_{ij} p(D_i | H_j) p(H_j) \\
&= [C_{00} p(D_0 | H_0) + C_{10} p(D_1 | H_0)] p(H_0) \\
&\quad + [C_{01} p(D_0 | H_1) + C_{11} p(D_1 | H_1)] p(H_1) \\
p(D_0 | H_0) &= 1 - p(D_1 | H_0) = 1 - \int_{R_1} f(x | H_0) dx \\
p(D_0 | H_1) &= 1 - p(D_1 | H_1) = 1 - \int_{R_1} f(x | H_1) dx
\end{aligned}$$

所以

$$\begin{aligned}
R &= C_{00} p(H_0) + C_{01} p(H_1) + \int_{R_1} [(C_{10} - C_{00}) p(H_0) f(x | H_0) \\
&\quad - (C_{01} - C_{11}) p(H_1) f(x | H_1)] dx
\end{aligned}$$

要使 R 达到最小,要求 R_1 是满足如下关系的点的集合,即

$$(C_{10} - C_{00})p(H_0)f(x | H_0) - (C_{01} - C_{11})p(H_1)f(x | H_1) < 0 \quad (5-15)$$

从而得到如下准则: 若

$$l(x) = \frac{f(x | H_1)}{f(x | H_0)} > \frac{C_{10} - C_{00}}{C_{01} - C_{11}} \cdot \frac{p(H_0)}{p(H_1)} \quad (5-16)$$

则判 H_1 为真; 否则,判 H_0 为真。

令门限 $\eta = [(C_{10} - C_{00})p(H_0)] / [(C_{01} - C_{11})p(H_1)]$, 则最小风险贝叶斯判决准则归结为似然比检验。

若取 $C_{10} - C_{00} = C_{01} - C_{11}$, 则最小风险贝叶斯判决准则变成最大后验概率准则, 即最大后验概率准则是最小风险贝叶斯判决准则的特例。

3. 聂曼-皮尔逊 (Neyman-Person) 准则

许多情况下, 不仅先验概率未知, 而且代价也很难指定。解决这个困难的简单做法就是, 在给定虚警概率 p_f 的条件下, 使检测概率 p_d 达到最大, 这就是聂曼-皮尔逊 (Neyman-Person) 准则的基本思想。

一般地, 人们希望虚警概率 p_f 和漏警概率 p_m 都尽量小。但是, 这两个要求是互相矛盾的, 即减少其中一个, 必定增加另一个。因为

$$p(D_1 | H_0) = \int_{R_1} f(x | H_0) dx \quad (5-17)$$

$$p(D_0 | H_1) = 1 - \int_{R_1} f(x | H_1) dx \quad (5-18)$$

给定条件概率密度函数 $f(x | H_0)$ 、 $f(x | H_1)$, 要使虚警概率 $p(D_1 | H_0)$ 变小, 则判决域 R_1 应变小, 从而漏警概率 $p(D_0 | H_1)$ 变大; 反之亦然。

聂曼-皮尔逊准则就是, 在 $p_f = p(D_1 | H_0) = \alpha$ (常数) 的约束条件下, 使 $p_m = p(D_0 | H_1)$ 达到最小, 或 $p_d = p(D_1 | H_1)$ 达到最大。其中, α 称做检验的水平, p_d 的最大值称做检验的势。

根据拉格朗日 (Lagrange) 乘数法, 定义目标函数

$$L = p(D_0 | H_1) + \mu(p(D_1 | H_0) - \alpha) \quad (5-19)$$

式中 μ 为 Lagrange 乘子。将式(5-17)、式(5-18)代入式(5-19)得到

$$\begin{aligned} L &= \left[1 - \int_{R_1} f(x | H_1) dx \right] + \left[\int_{R_1} f(x | H_0) dx - \alpha \right] \\ &= (1 - \mu\alpha) + \int_{R_1} [\mu f(x | H_0) - f(x | H_1)] dx \end{aligned} \quad (5-20)$$

为了使 L 达到最小, 则要求使被积函数 $\mu f(x | H_0) - f(x | H_1)$ 小于 0 的点全部落入 R_1 中, 且 R_1 中的点使被积函数 $\mu f(x | H_0) - f(x | H_1)$ 小于 0, 因此, 有

$$R_1 = \{x | \mu f(x | H_0) - f(x | H_1) < 0\}$$

从而可得到判决准则为: 若

$$\frac{f(x | H_1)}{f(x | H_0)} > \mu \quad (5-21)$$

则判 H_1 为真；否则，判 H_0 为真。

式(5-21)左边为似然比函数，右边为判决阈值，形式与前两种判决准则相似。不同之处在于阈值是 Lagrange 乘子，需要根据约束条件求解，即

$$\int_{R_1} f(x | H_0) dx = \alpha \quad (5-22)$$

其中

$$R_1 = \left\{ x \mid l(x) = \frac{f(x | H_1)}{f(x | H_0)} > \mu \right\} \quad (5-23)$$

由于 μ 的作用主要是影响积分域，因此，根据式(5-23)求 μ 的解析式很不容易，下面介绍一种实用的计算求解方法。

根据式(5-23)可知， μ 越大， R_1 越小，从而 α 也越小，即 α 是 μ 的单调减函数，给定一个 μ 值，可求出一个 α 值，在计算的值足够多的情况下，可构成一个二维表备查，给定一个 α 后，可通过查表得到相应的 μ 值，这种方法得到的是计算解，其精度取决于二维表的制作精度。

例 5.2 在例 5.1 中，取 $p_i = 0.1$ ，利用聂曼—皮尔逊准则进行假设检验。根据例 5.1 的推导，似然比为

$$l(x) = \exp\left(x - \frac{1}{2}\right)$$

此时，聂曼—皮尔逊判决准则为：若

$$x > \frac{1}{2} + \ln \mu \stackrel{\text{def}}{=} \gamma$$

则判 H_1 为真；否则，判 H_0 为真。利用 $p_i = 0.1$ 来计算 μ 。由

$$p_i = \int_{\gamma}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) dx = 0.1$$

可得

$$\gamma = 1.2816$$

从而有

$$\mu = \exp\left(\gamma - \frac{1}{2}\right) = 2.185$$

进一步可得检测概率为

$$p_d = p(D_1 | H_1) = \int_{\gamma}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-1)^2}{2}\right) dx = 0.3891$$

上述检测概率太低了，难以接受。如果增大 p_i 值，则可以减少门限 γ ，从而提高检测概率 p_d 。

至此，介绍了 3 种判决准则，它们都要求计算似然比，只是门限不同而已。检验的性能可以利用检测概率 p_d 随虚警概率 p_i 变化的曲线来分析，这条曲线称为接收机工作特性 (receiver operating characteristic, ROC)。图 5-1 表示例 5.2 的 ROC 曲线。

对于聂曼-皮尔逊判决准则，由 p_i 和 p_d 的定义，可以证明在任一特定 p_i 值下

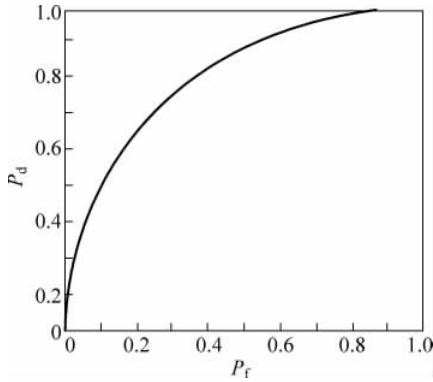


图 5-1 ROC 曲线

ROC 曲线的斜率代表似然比的临界值。事实上

$$\begin{aligned} \frac{dp_d}{d\mu} &= \frac{d}{d\mu} \int_{\mu}^{+\infty} f(l(x) | H_0) dl \\ &= -f(\mu | H_0) \end{aligned}$$

此外

$$\begin{aligned} p_d &= \int_{\mu}^{+\infty} f(l(x) | H_1) dl \\ &= \int_{\mu}^{+\infty} l(x) f(l(x) | H_0) dl \end{aligned}$$

从而

$$\frac{dp_d}{d\mu} = -\mu f(\mu | H_0)$$

因此

$$\frac{dp_d}{dp_f} = \mu$$

式中 μ 为 Lagrange 乘子,也是似然比的临界值。

5.3 检测融合结构模型

融合检测是对多个传感器的信息进行融合处理,消除单个或单类传感器的不确定性,提高目标检测概率。多传感器融合检测系统的结构主要包括集中式融合检测结构和分布式融合检测结构。

5.3.1 集中式融合检测结构

在集中式融合检测结构中,每个传感器将观测数据直接传送到融合中心,融合中心按照一定的融合准则和算法进行假设检验,实现目标的融合检测,如图 5-2 所示。

这种结构的优点是信息的损失小,但对系统的通信要求较高,融合中心计算负担重,系统的生存能力较差。

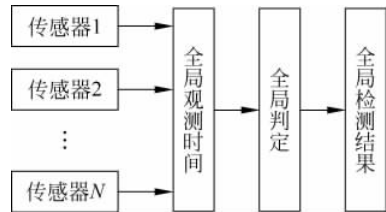


图 5-2 集中式融合检测结构

5.3.2 分布式融合检测结构

在分布式融合检测结构中,各个传感器首先对自己的观测数据进行处理,做出本地判决,然后将各自的判决结果传送给融合中心,融合中心根据这些判决结果进

行假设检验,形成系统判决,如图 5-3 所示。

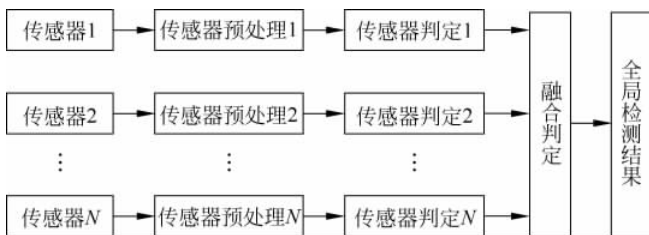


图 5-3 分布式融合检测结构

因为分布式融合检测系统的融合判定不需要大量的原始观测数据,所以不需要很大的通信开销,对传输网络的要求较低,提高了系统的可行性。同时,融合中心处理时间缩短,响应速度可以提高。目前,分布式融合检测结构已成为传感器融合检测的主要结构。

分布式融合检测系统常用的拓扑结构有并行结构、串行结构、树状结构。后续各节分别讨论这 3 种分布式融合检测系统。

5.4 基于并行结构的分布式检测融合

5.4.1 并行分布式融合检测系统结构

并行分布式融合检测系统结构如图 5-4 所示。由图 5-4 可知, N 个局部传感器在接收到观测数据 $y_i (i=1, 2, \dots, N)$ 后,分别进行处理,做出局部检测结果 $u_i (i=1, 2, \dots, N)$,并将局部检测结果传送到融合中心,融合中心进行融合处理并得到全局检测结果 u_0 。

为了研究并行分布式融合检测问题,本节做如下假设:

① H_0 表示“无目标”假设, H_1 表示“有目标”假设,其先验概率分别为 P_0 和 P_1 。

② 分布式融合检测中有 N 个局部检测器和一个融合中心。局部检测器的观测数据为 $y_i (i=1, 2, \dots, N)$,其条件概率密度函数为 $f(y_i | H_j) (j=0, 1)$; 局部检测器观测量的联合条件概率密度函数为 $f(y_1, y_2, \dots, y_N | H_j) (j=0, 1)$ 。

③ 各个局部检测器的判决结果为 $u_i (i=1, 2, \dots, N)$,构成判决向量 $\mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_N)^T$,融合中心的判决结果为 u_0 ; 局部检测器和融合中心的判决均为硬判决,即当判决结果为无目标时, $u_i=0$,反之, $u_i=1 (i=0, 1, 2, \dots, N)$ 。

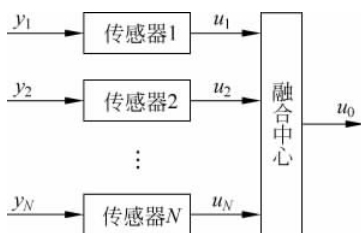


图 5-4 并行分布式融合检测系统结构

④ 各个局部检测器的虚警概率、漏警概率和检测概率分别为 p_{fi} 、 p_{mi} 和 p_{di} ($i=1, 2, \dots, N$), 融合系统的虚警概率、漏警概率和检测概率分别为 p_f 、 p_m 和 p_d 。

5.4.2 并行分布式最优检测

并行分布式融合检测系统性能的优化,就是对融合规则和局部检测器的判决准则进行优化,使融合系统判决结果的贝叶斯风险达到最小。

并行分布式融合检测系统的贝叶斯风险为

$$R = \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 C_{ij} p_j p(u_0 = i | H_j) \quad (5-24)$$

式中, C_{ij} 表示当假设 H_j 为真时,融合判决假设 H_i 成立所付出的代价 ($i, j=0, 1$)。

由于

$$\begin{aligned} p(u_0 = 0 | H_0) &= (p_f)^0 (1 - p_f)^{1-0} \\ p(u_0 = 1 | H_1) &= (p_d)^1 (1 - p_d)^{1-1} \end{aligned}$$

式(5-24)可表示为

$$R = C_f p_f - C_d p_d + C \quad (5-25)$$

其中

$$C_f = p_0(C_{10} - C_{00}), C_d = p_1(C_{01} - C_{11}), C = C_{01} p_1 + C_{00} p_0$$

在实际应用中,通常假定错误判决付出的代价比正确判决付出的代价要大,即 $C_{10} > C_{00}$, $C_{01} > C_{11}$,从而有 $C_f > 0$, $C_d > 0$ 。

系统的虚警概率和检测概率可分别表示为

$$p_f = \sum_{\mathbf{u}} p(u_0 = 1 | \mathbf{u}) p(\mathbf{u} | H_0) \quad (5-26)$$

$$p_d = \sum_{\mathbf{u}} p(u_0 = 1 | \mathbf{u}) p(\mathbf{u} | H_1) \quad (5-27)$$

式中, $\sum_{\mathbf{u}}$ 表示在判决向量 \mathbf{u} 的所有可能取值上求和。将式(5-26)与式(5-27)代入式(5-25)可得

$$R = C + C_f \sum_{\mathbf{u}} p(u_0 = 1 | \mathbf{u}) p(\mathbf{u} | H_0) - C_d \sum_{\mathbf{u}} p(u_0 = 1 | \mathbf{u}) p(\mathbf{u} | H_1) \quad (5-28)$$

由式(5-28)可知,融合系统的贝叶斯风险由融合中心的判决准则和局部检测器的判决准则共同决定。因此,融合检测系统的优化涉及上述两类判决准则的联合优化。通过极小化 R 来获得判决准则,进而设计融合系统。这种优化问题可以采用“逐个优化”(person by person optimization, PBPO)方法来解决。首先,假设融合中心的判决准则已经确定,分别求出各个局部检测器的最优判决准则;然后,假设各个局部检测器的判决准则已经确定,求融合中心的最优融合规则。根据这种方法得到的系统最优判决准则是最优分布式检测的必要条件,但不是充分条件。

为了获得局部检测器 k ($k=1, 2, \dots, N$) 的判决规则,可以通过极小化 R 获得。

在假定融合中心和 k 以外所有其他局部检测器都已设计好并保持固定的前提下,对式(5-28)极小化,可得检测器 k 的判决规则为:若

$$f(y_k | H_1) \sum_{\tilde{\mathbf{u}}_k} C_d A(\tilde{\mathbf{u}}_k) p(\tilde{\mathbf{u}}_k | y_k, H_1) > f(y_k | H_0) \sum_{\tilde{\mathbf{u}}_k} C_f A(\tilde{\mathbf{u}}_k) p(\tilde{\mathbf{u}}_k | y_k, H_0) \quad (5-29)$$

则判 H_1 为真;否则,判 H_0 为真。其中

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{u}}_k &= (u_1, u_2, \dots, u_{k-1}, u_{k+1}, \dots, u_N)^T \\ A(\tilde{\mathbf{u}}_k) &= p(u_0 = 1 | \tilde{\mathbf{u}}_k, u_k = 1) - p(u_0 = 1 | \tilde{\mathbf{u}}_k, u_k = 1) \end{aligned}$$

为了获得融合中心的判决规则,假定所有的局部检测器已设计好并保持固定,条件分布 $p(\mathbf{u} | H_j)$ ($j=0,1$) 已知,则融合规则可表示为:若

$$\frac{p(\mathbf{u} | H_1)}{p(\mathbf{u} | H_0)} > \frac{C_f}{C_d} \quad (5-30)$$

则判 H_1 为真;否则,判 H_0 为真。

通过联合求解 N 个形如式(5-29)和 2^N 个形如式(5-30)的方程得到最优融合规则和最优局部判决准则。

为了简化计算,进一步假设各个传感器的观测相互独立,即

$$f(y_1, y_2, \dots, y_N | H_j) = \prod_{i=1}^N f(y_i | H_j) \quad j = 0, 1 \quad (5-31)$$

可得

$$p(\tilde{\mathbf{u}}_k | y_k, H_1) = p(\tilde{\mathbf{u}}_k | H_1) \quad (5-32)$$

因此,式(5-29)可表示为

$$\frac{f(y_k | H_1)}{f(y_k | H_0)} > \frac{\sum_{\tilde{\mathbf{u}}_k} C_f A(\tilde{\mathbf{u}}_k) p(\tilde{\mathbf{u}}_k | y_k, H_0)}{\sum_{\tilde{\mathbf{u}}_k} C_d A(\tilde{\mathbf{u}}_k) p(\tilde{\mathbf{u}}_k | y_k, H_1)} \quad (5-33)$$

式(5-33)可进一步简化为

$$\frac{f(y_k | H_1)}{f(y_k | H_0)} > \frac{\sum_{\tilde{\mathbf{u}}_k} C_f A(\tilde{\mathbf{u}}_k) \prod_{i=1, i \neq k}^N p(u_i | H_0)}{\sum_{\tilde{\mathbf{u}}_k} C_d A(\tilde{\mathbf{u}}_k) \prod_{i=1, i \neq k}^N p(u_i | H_1)} \quad (5-34)$$

式(5-34)的右边是常量,局部判决规则是阈值检验。这时求解的联合方程的数量没有变,但由于局部判决规则的简化使总体的计算难度降低了。

5.5 基于串行结构的分布式检测融合

本节讨论串行分布式融合检测,包括串行分布式融合检测系统结构和串行分布式最优检测。

5.5.1 串行分布式融合检测系统结构

串行分布式融合检测系统结构如图 5-5 所示。

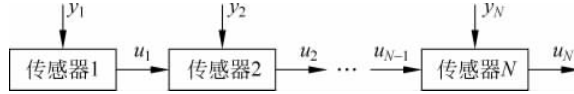


图 5-5 串行分布式融合检测系统结构

由图 5-5 可知, N 个局部传感器分别接收各自的观测数据 $y_i (i=1, 2, \dots, N)$ 后, 首先, 传感器 1 做出局部检测判决 u_1 , 将它传递给传感器 2; 传感器 2 将自己的观测数据与 u_1 融合形成判决 u_2 , 并传递给下一个传感器, 上述过程不断重复, 第 i 个传感器的融合判决实际上是对自身观测 y_i 与 u_{i-1} 的融合过程; 最后, 传感器 N 的判决 u_N 就是融合系统的最终判决。

与并行结构相比, 在串行分布式融合检测系统中, 不存在唯一的融合中心, 融合过程由各个传感器共同完成, 融合系统的最终判决由一指定的传感器完成。

为了研究串行分布式融合检测问题, 类似地, 本节做如下假设:

- ① H_0 表示“无目标”假设, H_1 表示“有目标”假设, 其先验概率分别为 p_0 和 p_1 。
- ② 假设系统由 N 个检测器构成, 各个检测器的观测量为 $y_i (i=1, 2, \dots, N)$, 每个检测器的判决结果为 $u_i (i=1, 2, \dots, N)$, 最终的融合判决由检测器 N 完成。
- ③ 各检测器的判决均为硬判决, 即当判决结果为无目标时, $u_i = 0$, 反之, $u_i = 1 (i=1, 2, \dots, N)$ 。
- ④ 各个检测器的虚警概率、漏警概率和检测概率分别为 p_{fi} 、 p_{mi} 和 p_{di} , 且 $p_{di} \geq p_{fi} (i=1, 2, \dots, N)$ 。

5.5.2 串行分布式最优检测

串行分布式融合检测系统性能的优化, 就是对各个检测器的判决准则进行优化, 使融合系统判决结果的贝叶斯风险达到最小。在各个传感器观测相关的条件下, 最优检测器判决规则的形式较复杂, 不能简化为似然比判决准则。本节主要研究各个检测器的观测相互独立条件下, 各检测器的判决规则的优化问题。

串行分布式融合检测系统的贝叶斯风险为

$$R = \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^1 C_{ij} p_j p(u_N = i | H_j) \quad (5-35)$$

式中, C_{ij} 表示当假设 H_j 为真时, 最终判决假设 H_i 成立所付出的代价 ($i=0, 1$)。

由于

$$p(u_N = i | H_0) = (p_{fN})^i (1 - p_{fN})^{1-i}$$

$$p(u_N = i | H_1) = (p_{dN})^i (1 - p_{dN})^{1-i}$$

式(5-35)可表示为

$$R = C_f p_{iN} - C_d p_{dN} + C \quad (5-36)$$

其中

$$C_f = p_0(C_{10} - C_{00}), C_d = p_1(C_{01} - C_{11}), C = C_{01}p_1 + C_{00}p_0$$

系统优化采用“逐个优化”(PBPO)方法,在推导某个检测器的判决规则时,都假定其他检测器的判决规则是固定的。

下面先考察第一个检测器的判决规则。

融合系统的检测概率可表示为

$$\begin{aligned} p_{dN} &= p(u_N = 1 | H_1) = p(u_N = 1 | u_1 = 0, H_1) \\ &= p(u_1 = 0 | H_1) + p(u_N = 1 | u_1 = 1, H_1)p(u_1 = 1 | H_1) \\ &= p(u_N = 1 | u_1 = 0, H_1) + [p(u_N = 1 | u_1 = 1, H_1) \\ &\quad - p(u_N = 1 | u_1 = 0, H_1)]p(u_1 = 1 | H_1) \end{aligned}$$

令 $A(u_N, u_k, H_j) = p(u_N = 1 | u_k = 1, H_j) - p(u_N = 1 | u_k = 0, H_j)$, 其中 $k=1, 2, \dots, N-1$ 。可以证明^[1], 在各检测器观测独立且 $p_{di} \geq p_{fi}$ 条件下, $A(u_N, u_k, H_j) \geq 0$ 。

利用 $A(u_N, u_k, H_j)$ 表示 p_{dN} , 可得

$$p_{dN} = p(u_N = 1 | u_1 = 0, H_1) + A(u_N, u_1, H_1)p(u_1 = 1 | H_1) \quad (5-37)$$

同样可得

$$p_{iN} = p(u_N = 1 | u_1 = 0, H_0) + A(u_N, u_1, H_0)p(u_1 = 1 | H_0) \quad (5-38)$$

将式(5-37)与式(5-38)代入式(5-36), 可得

$$\begin{aligned} R &= C + C_f p(u_N = 1 | u_1 = 0, H_0) - C_d p(u_N = 1 | u_1 = 0, H_1) \\ &\quad + C_f A(u_N, u_1, H_0)p(u_1 = 1 | H_0) \\ &\quad - C_d A(u_N, u_1, H_1)p(u_1 = 1 | H_1) \end{aligned} \quad (5-39)$$

又因为

$$p(u_1 = 1 | H_j) = \int p(u_1 = 1 | y_1) f(y_1 | H_j) dy_1 \quad (j = 0, 1)$$

所以

$$\begin{aligned} R &= C_1 + \int p(u_1 = 1 | y_1) [C_f A(u_N, u_1, H_0) f(y_1 | H_0) \\ &\quad - C_d A(u_N, u_1, H_1) f(y_1 | H_1)] dy_1 \end{aligned} \quad (5-40)$$

其中

$$C_1 = C + C_f p(u_N = 1 | u_1 = 0, H_0) - C_d p(u_N = 1 | u_1 = 0, H_1)$$

由于假设各个检测器观测量相互独立, 可以证明, C_1 的取值与第 1 个检测器的判决规则无关。因此, 为了使 R 达到最小, 第一个检测器的判决规则必须满足: 若

$$\frac{f(y_1 | H_1)}{f(y_1 | H_0)} > \frac{C_f A(u_N, u_1, H_0)}{C_d A(u_N, u_1, H_1)} \quad (5-41)$$

则取 $p(u_1=1|y_1)=1$, 即判 $u_1=1, H_1$ 成立; 否则, 取 $p(u_1=1|y_1)=0$, 判 $u_1=0, H_0$ 成立。

上述判决规则是似然比判决规则, 其门限值是一个固定门限。

下面再考察第 $k(k=2, 3, \dots, N)$ 个检测器的判决规则。类似地, 融合系统的检测概率和虚警概率分别可以表示为

$$p_{dN} = p(u_N = 1 | u_k = 0, H_1) + A(u_N, u_k, H_1)p(u_k = 1 | H_1) \quad (5-42)$$

$$p_{fN} = p(u_N = 1 | u_k = 0, H_0) + A(u_N, u_k, H_0)p(u_k = 1 | H_0) \quad (5-43)$$

容易验证

$$p(u_k = 1 | H_j) = \sum_{u_{k-1}} \int p(u_k = 1 | y_k, u_{k-1}) p(u_{k-1} | H_j) f(y_k | H_j) dy_k$$

所以

$$R = C_k + \sum_{u_{k-1}} \int p(u_k = 1 | y_k, u_{k-1}) [C_f A(u_N, u_k, H_0) p(u_{k-1} | H_0) f(y_k | H_0) - C_d A(u_N, u_k, H_1) p(u_{k-1} | H_1) f(y_k | H_1)] dy_k \quad (5-44)$$

其中

$$C_k = C + C_f p(u_N = 1 | u_k = 0, H_0) - C_d p(u_N = 1 | u_k = 0, H_1)$$

由于假设各个检测器观测量相互独立, 可以证明, C_k 与第 k 个检测器的判决规则无关。因此, 为了使 R 达到最小, 第 k 个检测器的判决规则必须满足: 若

$$\frac{f(y_k | H_1)}{f(y_k | H_0)} > \frac{C_f A(u_N, u_k, H_0) p(u_{k-1} | H_0)}{C_d A(u_N, u_k, H_1) p(u_{k-1} | H_1)} \quad (5-45)$$

则取 $p(u_k=1|y_k, u_{k-1})=1$, 即判 $u_k=1, H_1$ 成立; 否则, 取 $p(u_k=1|y_k, u_{k-1})=0$, 判 $u_k=0, H_0$ 成立。

5.6 树状分布式检测融合

本节讨论树状分布式融合检测, 包括树状分布式融合检测系统结构和树状分布式最优检测。

5.6.1 树状分布式融合检测系统结构

树状融合检测系统实际上是串行与并行网络的一种混合式结构, 在特定条件下, 可以简化为并行或串行结构, 各个传感器可以具有不同的处理结构。

在图 5-6 所示的 5 个传感器构成的树状分布融合检测系统中, 传感器 1、2、3 处理的只有直接观察数据 $y_k(k=1, 2, 3)$; 传感器 4 处理的数据不仅有直接观测数据 y_4 , 而且还有传感器 1 和传感器 2 的检测结果, 融合这些信息得到其检测结果; 传感器 5 融合处理传感器 4 和传感器 3 的检测结果, 得到最终的检测结果。

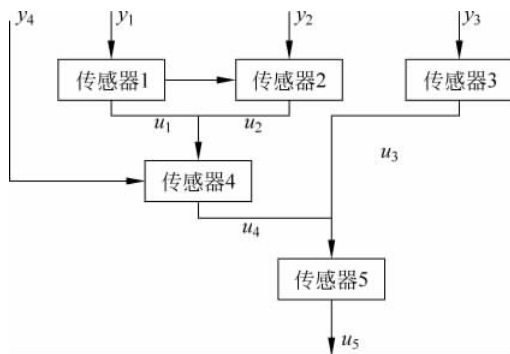


图 5-6 树状分布式融合检测系统结构

5.6.2 树状分布式最优检测

为了便于对不同机构的融合系统进行统一分析,将各传感器的处理数据分成两类,分别记为直接观测数据 y_k 和虚拟观测数据 I_k ($k=1,2,\dots,N$),且 I_k 与 y_k 相互独立,其中, I_k 为与传感器直接相连的前级节点检测结果的集合。对于输入数据只有直接观测的传感器 k ,可以提供一个虚拟观测 I_k ,满足 $p(I_k|H_0) = p(I_k|H_1)$ 。对于不存在直接观测数据的传感器 k ,可以提供一个直接观测 y_k ,其条件概率密度函数满足 $f(y_k|H_0) = f(y_k|H_1)$ 。

假设各个传感器的虚警概率和检测概率分别为 p_{fi} 和 p_{di} ($i=1,2,\dots,N$),系统的融合结果由传感器 N 给出。

与式(5-25)相似,融合系统的贝叶斯风险为

$$R = C_f p_{fN} - C_d p_{dN} + C \quad (5-46)$$

式中,常数 C 、 C_f 和 C_d 的定义与式(5-36)一致。

可以证明,如果各个传感器的直接观测量是相互独立的,那么,使树状融合系统的贝叶斯风险最小的各个传感器的判决准则为:若

$$\frac{f(y_k|H_1)}{f(y_k|H_0)} > \frac{C_f A(u_N, u_k, H_0) p(I_k|H_0)}{C_d A(u_N, u_k, H_1) p(I_k|H_1)} \quad k=1,2,\dots,N \quad (5-47)$$

则判 $u_k=1, H_1$ 成立;否则,判 $u_k=0, H_0$ 成立。其中

$$A(u_N, u_k, H_j) = p(u_N = 1 | u_k = 1, H_j) - p(u_N = 1 | u_k = 0, H_j)$$

式(5-47)的最优判决准则是在统一的传感器观测结构下推导出来的。对于具体的传感器,可以根据其观测结构,对其进行简化。

对于只有直接观测量的传感器 k ,式(5-47)可简化为

$$\frac{f(y_k|H_1)}{f(y_k|H_0)} > \frac{C_f A(u_N, u_k, H_0)}{C_d A(u_N, u_k, H_1)} \quad (5-48)$$

对于不存在直接观测量的传感器 k ,式(5-47)可简化为

$$\frac{p(I_k|H_1)}{p(I_k|H_0)} > \frac{C_f A(u_N, u_k, H_0)}{C_d A(u_N, u_k, H_1)} \quad (5-49)$$

5.7 反馈网络中的分布式检测融合

本节讨论具有反馈信息的并联网络中的分布检测与融合问题。在这种网络中,在观测时间间隔内观测信息顺序到达局部检测器,且假设的存在保持不变。局部检测器在收到每个观测采样之后做出局部判决,并顺向融合中心传送。在向融合中心传送路径上的子中心或检测器把到来的判决与它们的观测组合在一起做出判决,如果需要的话,还要继续把它们的判决顺向传送。它们也可以把信息逆向反馈到检测器。这些检测器基于反馈信息修改它们的判决。这一节我们只研究带反馈的并联网络结构,其他带反馈的网络结构可以用类似方法研究。

5.7.1 反馈并联网络的融合与局部判决规则

网络结构表示如图 5-7 所示。系统由 N 个局部检测器组成,各自收到观测之后,把判决送到融合中心。在组合各局部判决之后,融合中心把全局判决回送到各局部检测器。系统的运行描述如下:在时刻 t ,第 $k(k=1,2,\dots,N)$ 个检测器基于上一时刻的全局判决 u_0^{t-1} 、当前时刻的观测 y_k^t 和以前的观测 $y_k^{t-1}, y_k^{t-2}, \dots, y_k^1$ (用 $\mathbf{Y}_{t-1,k}$ 表示) 做出当前时刻的局部判决 u_k^t ($k=1,2,\dots,N$)。然后把局部判决 u_k^t 送到融合中心,在那里把 u_k^t 与其他局部判决组合在一起产生全局判决 u_0^t 。然后,融合中心把全局判决 u_0^t 反馈到各局部检测器

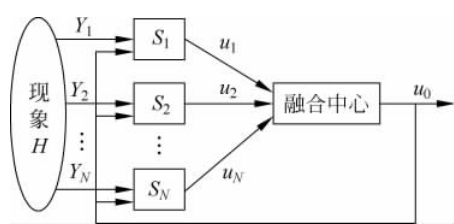


图 5-7 具有反馈信息的并联网络

供 $t+1$ 时刻使用。

我们假定联合条件概率密度函数 $f(\mathbf{Y}^t, \mathbf{Y}^{t-1}, \dots, \mathbf{Y}^1 | H_j)$ ($j=0,1$) 是已知的先验信息,又设 \mathbf{Y}^t 是 t 时刻所有局部节点观测的集合,即 $\mathbf{Y}^t = \{y_1^t, y_2^t, \dots, y_N^t\}$ 。利用判决规则 $\gamma_k^t(\cdot)$ 获得局部判决 u_k^t , 即

$$u_k^t = \gamma_k^t(\mathbf{Y}_{t,k}, u_0^{t-1}) \quad (5-50)$$

其中, $\mathbf{Y}_{t,k} = \{y_k^t, y_k^{t-1}, \dots, y_k^1\}$ 。利用全局判决规则 $\gamma_0^t(\cdot)$ 获得全局判决 u_0^t

$$u_0^t = \gamma_0^t(\mathbf{u}^t) \quad (5-51)$$

这里, $\mathbf{u}^t = \{u_1^t, u_2^t, \dots, u_N^t\}$ 。

现在的问题是为每个检测器 $k(k=1,2,\dots,N)$ 寻找 PBPO 判决规则 $\gamma_k^t(\cdot)$, 以便极小化给定的代价函数 $R(\Gamma^t)$, 其中 $k=0$ 代表融合中心, $\Gamma = \{\Gamma^t: t=1,2,\dots\}$ 且 $\Gamma^t = \{\gamma_k^t(\cdot): k=0,1,\dots,N\}$ 。每个检测器 k 的 PBPO 判决规则名 $\gamma_k^t(\cdot)$ 是通过极小化代价函数 $R(\Gamma^t)$ 获得, $R(\Gamma^t)$ 由下式给出

$$R(\Gamma^t) = C_{00} p(u_0^t = 0, H_0) + C_{01} p(u_0^t = 0, H_1) \\ + C_{10} p(u_0^t = 1, H_0) + C_{11} p(u_0^t = 1, H_1)$$

$$\begin{aligned}
&= C_{00}p(u'_0 = 0 | H_0)p_0 + C_{01}p(u'_0 = 0 | H_1)p_1 \\
&\quad + C_{10}p(u'_0 = 1 | H_0)p_0 + C_{11}p(u'_0 = 1 | H_1)p_1 \quad (5-52)
\end{aligned}$$

这里, C_{ij} ($i, j=0, 1$) 表示当在假设 H_j 为真时决策为 $u'_0=i$ 的代价, C_{ij} ($i, j=0, 1$) 和 p_0 、 p_1 假定是已知的, 根据时刻 t 的虚警概率 p'_f 和检测概率 p'_d , 式(5-52)可重新表示为

$$R(\Gamma^t) = C_f p'_f - C_d p'_d + C \quad (5-53)$$

其中 C_f 、 C_d 、 C 已在 5.5 节给出。

下面首先确定融合规则 $\gamma'_0(\bullet)$ 。我们就判决向量 u^t 展开虚警和检测概率如下

$$\begin{aligned}
R(\Gamma^t) &= C_f \sum_{u^t} p(u'_0 = 1, u^t | H_0) - C_d \sum_{u^t} p(u'_0 = 1, u^t | H_1) + C \\
&= C_f \sum_{u^t} p(u'_0 = 1 | u^t, H_0) p(u^t | H_0) \\
&\quad - C_d \sum_{u^t} p(u'_0 = 1 | u^t, H_1) p(u^t | H_1) + C \quad (5-54)
\end{aligned}$$

因为在给定 u^t 的条件下 u'_0 不依赖于假设 H_0 或 H_1 , 于是式(5-54)可进一步表示为

$$R(\Gamma^t) = \sum_{u^t} p(u'_0 = 1 | u^t) [C_f p(u^t | H_0) - C_d p(u^t | H_1)] + C \quad (5-55)$$

由于采用 PBPO 方法, 我们假设局部检测器是固定的, 并在融合中心通过选择判决规则使代价函数 $R(\Gamma^t)$ 极小化可得

$$p(u'_0 = 1 | u^t) = \begin{cases} 1 & C_f p(u^t | H_0) - C_d p(u^t | H_1) < 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5-56)$$

这也就是说, $p(u'_0=1|u^t)$ 只有 0, 1 两种取值, 要想使 $R(\Gamma^t)$ 达到极小, 只有使式(5-56)成立。于是, 判决规则 $\gamma'_0(u'_0)$ 可以写为

$$\gamma'_0(u^t) = u'_0 = \begin{cases} 1 & \Lambda(u^t) > \frac{C_f}{C_d} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5-57)$$

其中, $\Lambda(u^t) = \frac{p_r(u^t | H_1)}{p_r(u^t | H_0)}$ 。

这样就通过使式(5-55)极小化获得了式(5-57)具有似然比形式的融合规则。下一步, 推导局部判决规则。考虑第 k 个局部判决, 把式(5-56)写成显式表达式, 即

$$\begin{aligned}
R(\Gamma^t) &= \sum_{u^t} \{ p(u'_0 = 1 | u^t_{k_1}) [C_f p(u^t_{k_1} | H_0) - C_d p(u^t_{k_1} | H_1)] \\
&\quad + p(u'_0 = 1 | u^t_{k_0}) [C_f p(u^t_{k_0} | H_0) - C_d p(u^t_{k_0} | H_1)] \} + C \quad (5-58)
\end{aligned}$$

其中, $u^t_{k_1} = \{u^t_1, u^t_2, \dots, u^t_{k-1}, u^t_{k+1}, \dots, u^t_N\}$; $u^t_{k_0} = \{u^t_1, u^t_1, \dots, u^t_{k-1}, u^t_k = i, u^t_{k+1}, \dots, u^t_N\}$ ($i=0, 1$)。

因为 $p(u^t_{k_0} | H_j) = p(u^t_k | H_j) - p(u^t_{k_1} | H_j)$ ($j=0, 1$), 所以式(5-58)化简为

$$\begin{aligned}
R(\Gamma^t) &= \sum_{u^t} \{ [p(u'_0 = 1 | u^t_{k_1}) - p(u'_0 = 1 | u^t_{k_0})] [C_f p(u^t_{k_1} | H_0) - C_d p(u^t_{k_1} | H_1)] \\
&\quad + p(u'_0 = 1 | u^t_{k_0}) [C_f p(u^t_k | H_0) - C_d p(u^t_k | H_1)] \} + C \quad (5-59)
\end{aligned}$$

就第 k 个检测器的优化而论, 我们注意到式(5-59)中的最后两项值是固定的。

因而在推导 k 个检测器的优化准则时我们可忽略这些项。于是,经过推导,可获得第 k 个检测器的判决规则为

$$\gamma_k^t(\mathbf{Y}_{t,k}, u_0^{t-1}) = u_k^t = \begin{cases} 1 & \frac{f(\mathbf{Y}_{t,k} | H_1)}{f(\mathbf{Y}_{t,k} | H_0)} > \eta_k^t(u_0^{t-1}) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5-60)$$

式中 $\eta_k^t(u_0^{t-1})$ 是 t 时刻第 k 检测器的阈值,表示为

$$\eta_k^t(u_0^{t-1}) = \frac{C_i \sum_{u_k^t} g(u_k^t) p_r(u_k^t, u_0^{t-1} | H_0)}{C_d \sum_{u_k^t} g(u_k^t) p_r(u_k^t, u_0^{t-1} | H_1)} \quad (5-61)$$

这里 $g(u_k^t) \stackrel{\text{def}}{=} p_r(u_0^t = 1 | u_k^t) - p_r(u_0^t = 1 | u_{k_0}^t)$ 。

重要的是局部判决规则是似然比检验。在时间步 $t=1$ 处,没有反馈。在这一步,融合规则具有与式(5-57)相同的形式。但局部判决规则是单阈值似然比检验,由下式给出

$$\gamma_k^1(u^1) = u_k^1 = \begin{cases} 1 & \frac{f(y_k^1 | H_1)}{f(y_k^1 | H_0)} > \eta_k^1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5-62)$$

η_k^1 是时间步 $t=1$ 处第 k 个检测器阈值,定义为

$$\eta_k^1 = \frac{C_i \sum_{u_k^1} g(u_k^1) p_r(u_k^1 | H_0)}{C_d \sum_{u_k^1} g(u_k^1) p_r(u_k^1 | H_1)} \quad (5-63)$$

且 $g(u_k^1) \stackrel{\text{def}}{=} p_r(u_0^1 = 1 | u_k^1) - p_r(u_0^1 = 1 | u_{k_0}^1)$ 。

当时间步 $t > 1$ 时,像在方程式(5-60)中表示的那样,第 k 个检测器的阈值 $\eta_k^t(u_0^{t-1})$ 是前一时刻全局判决 u_0^{t-1} 的函数。因为前一时刻全局判决 u_0^{t-1} 在二元假设检验情况下可取两种值。因而对局部检测器的似然函数比也存在两种阈值。

5.7.2 系统的性能描述

下面根据 p_i' 和 p_m' 评价 5.7.1 节描述的系统性能,并获得关于它们的循环关系。依据 u_0^{t-1} 把 $p_i' = \Pr(u_0^t = 1 | H_0)$ 展开为

$$p(u_0^t = 1 | H_0) = p_i' = p(u_0^t = 1 | u_0^{t-1} = 1, H_0) p(u_0^{t-1} = 1, H_0) + p(u_0^t = 1 | u_0^{t-1} = 0, H_0) p(u_0^{t-1} = 0, H_0) \quad (5-64)$$

用 $1 - p(u_0^{t-1} = 1 | H_0)$ 代替 $p(u_0^{t-1} = 0 | H_0)$, 并重新安排式(5-64)各项有

$$p_i' = p(u_0^{t-1} = 1 | H_0) [p(u_0^t = 1 | u_0^{t-1} = 1, H_0) - p(u_0^t = 1 | u_0^{t-1} = 0, H_0)] + p(u_0^t = 1 | u_0^{t-1} = 0, H_0) \quad (5-65)$$

定义: $p_i'(u_0^{t-1} = i) = \Pr(u_0^t = 1 | u_0^{t-1} = i, H_0)$, $i=0,1$, 则上式可以表示为

$$p_i' = p_i^{t-1} [p_i'(u_0^{t-1} = 1) - p_i'(u_0^{t-1} = 1)] + p_i'(u_0^{t-1} = 0) \quad (5-66)$$

引入局部判决向量 u^t , 则有

$$\begin{aligned} p_i^t(u_0^{t-1} = i) &= p(u_0^t = 1 \mid u_0^{t-1} = i, H_0) \\ &= \sum_{u^t} p(u_0^t = 1 \mid \mathbf{u}^t, u_0^{t-1} = i, H_0) p(\mathbf{u}^t \mid u_0^{t-1} = i, H_0), \quad i = 0, 1 \end{aligned} \quad (5-67)$$

注意到基于 u^t 的全局判决 u_0^t 不依赖于 u_0^{t-1} 和 H_0 , 因此, 方程式(5-67)可表示为

$$p_i^t(u_0^{t-1} = i) = \sum_{u^t} p(u_0^t = 1 \mid \mathbf{u}^t) p(\mathbf{u}^t \mid u_0^{t-1} = i, H_0), \quad i = 0, 1 \quad (5-68)$$

用类似的方法, 可以推导出系统的漏警概率 p_m^t 为

$$p_m^t = p_m^{t-1} [p_m^t(u_0^{t-1} = 0) - p_m^t(u_0^{t-1} = 1)] + p_m^t(u_0^{t-1} = 1) \quad (5-69)$$

这里 $p_m^t(u_0^{t-1} = i)$ 表示为

$$\begin{aligned} p_m^t(u_0^{t-1} = i) &= p(u_0^t = 0 \mid u_0^{t-1} = i, H_1) \\ &= \sum_{u^t} p(u_0^t = 0 \mid \mathbf{u}^t) p(\mathbf{u}^t \mid u_0^{t-1} = i, H_1), \quad i = 0, 1 \end{aligned} \quad (5-70)$$

基于虚警和漏警概率, 我们可以写出系统的错误概率为

$$p_e^t = p_i^t p_0 + p_m^t p_1 \quad (5-71)$$

这个公式便表示了全系统的性能。

5.7.3 并联反馈网络应用举例

考虑由两个局部检测器和一个融合中心组成带反馈的并联网络。在两个假设条件下, 每个检测器的输入观测都假定服从具有单位方差的高斯分布。在 H_0 条件下, 均值假定为 0; 在 H_1 条件下, 均值假定为 S , 并设 $p_0 = 0.6$ 。假设采用贝叶斯最小风险准则, $t=1$ 时刻利用式(5-61)计算局部阈值。用式(5-71)计算系统的错误概率, 其中

$$\begin{aligned} p_i^1 &= \sum_{u^1} p(u_0^1 = 1 \mid \mathbf{u}^1) p(\mathbf{u}^1 \mid H_0) \\ p_m^1 &= \sum_{u^1} p(u_0^1 = 0 \mid \mathbf{u}^1) p(\mathbf{u}^1 \mid H_1) \end{aligned} \quad (5-72)$$

应用式(5-60)、式(5-66)、式(5-69)和式(5-71), 可获得 $t > 1$ 情况下的阈值和系统错误概率。

在这个例子中, 融合规则不是利用式(5-63)确定的。因为 \mathbf{u}^t 的分布随时间变化, 因而式(5-63)的融合规则也是随时间变化的。为简单起见, 在这里采用固定的融合规则“或”和“与”。关于这两种融合规则, 阈值参数 $\eta_k^i(u_0^{t-1} = 0)$ 和 $\eta_k^i(u_0^{t-1} = 1)$ 对 S 的关系曲线示于图 5-8~图 5-11, 系统错误概率对 S 的关系曲线示于图 5-12 和图 5-13。为了便于比较, 在图 5-14 和图 5-15 中给出了没有反馈并联网络的错误概率对 S 的关系曲线。

由图 5-8~图 5-11 可以看出, 对某一值 $\eta_k^i(u_0^{t-1} = 1)$ 随着 t 的增加而减小, 但 $\eta_k^i(u_0^{t-1} = 0)$ 则随着 t 的增加而增大。当 $t=1$ 时, 有反馈系统和无反馈系统的错误概率是相同的。但在 $t > 1$ 时, 有反馈并联网络的性能优于无反馈并联网络的性能。

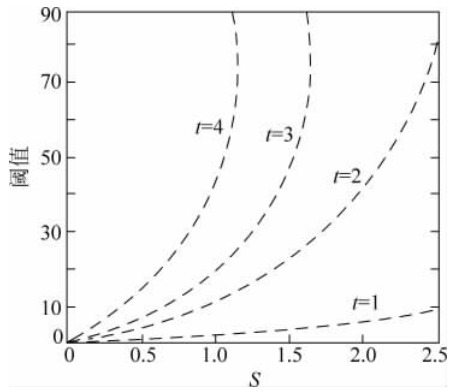


图 5-8 “或”融合规则下的阈值 $\eta_k^i(u_0^{-1}=0)$ 对 S 的关系

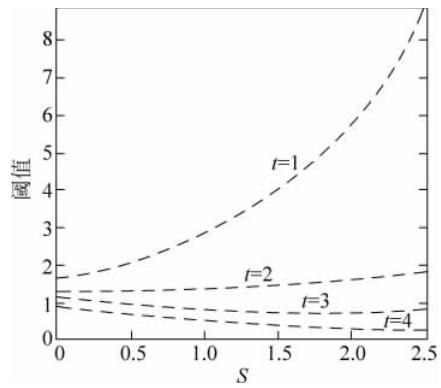


图 5-9 “或”融合规则下的阈值 $\eta_k^i(u_0^{-1}=1)$ 对 S 的关系

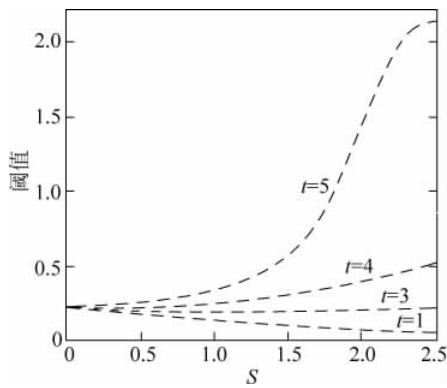


图 5-10 “与”融合规则下的阈值 $\eta_k^i(u_0^{-1}=0)$ 对 S 的关系

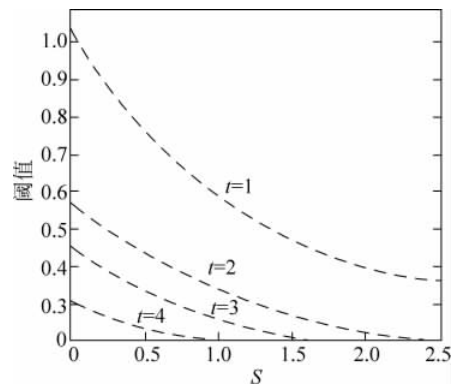


图 5-11 “与”融合规则下的阈值 $\eta_k^i(u_0^{-1}=1)$ 对 S 的关系

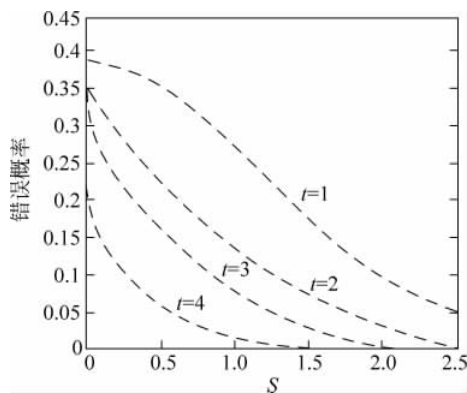


图 5-12 “或”融合规则带反馈系统对 S 的关系

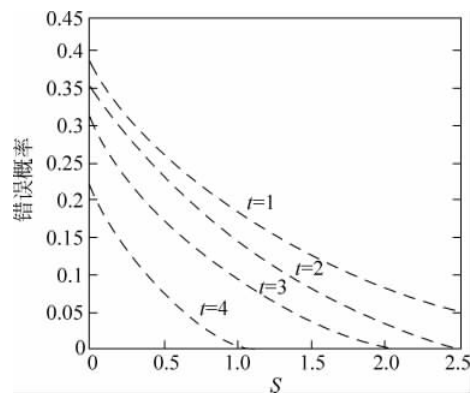


图 5-13 “与”融合规则带反馈系统对 S 的关系

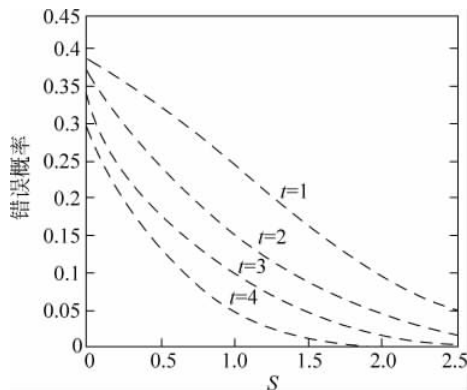


图 5-14 “或”融合规则无反馈系统对 S 的关系

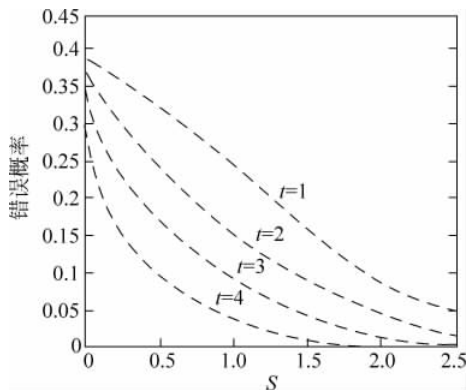


图 5-15 “与”融合规则无反馈系统对 S 的关系

5.8 分布式恒虚警概率检测

在前面几节讨论的融合检测准则的优化问题中,系统性能的优化准则均为最小贝叶斯风险判决准则。采用这种判决准则需要确定先验概率和代价函数。但在许多应用领域,人们可能不仅对先验概率未知,就连错误判断的代价也是难以估计的,甚至是难以定义的。在这种情况下,一般采用 Neyman-Person(N-P)判决准则进行检测,在限定虚警概率 p_f 的前提下,使检测概率 p_d 达到最大。

但是,N-P 检测是固定门限检测,它仅适用于固定不变的检测环境,而在实际工作环境中,传感器接收信号的噪声与杂波强度往往是变化的,这就要求检测门限对噪声与杂波强度具有自适应能力,以保证虚警概率 p_f 始终处于一个相对恒定的水平,这就是恒虚警概率(constant false alarm rate,CFAR)检测。

5.8.1 CFAR 检测

在目标检测中,同一个传感器的检测环境会随着时间、空间、频率等因素的不同而呈现出很大的差异,这就导致接收信号的概率分布发生变化。这时如果要保持恒定的虚警概率就必须根据接收信号概率分布的变化来自适应地调整判决门限。

通常情况下,检测是针对某个特定检测单元。由于接收目标信号的相关性,该检测单元上的接收信号的概率分布可以通过其周围接收单元进行估计,这相当于在检测单元处设定了一个参考窗,被检测单元是参考窗的中心。一般认为,参考窗单元所含杂波的统计特性与检测单元分布一致,参考单元中不包含任何目标,其仅仅存在干扰噪声。在上述条件下,检测单元的干扰杂波统计特性就可以从参考单元的数值中估计出来,进而根据该分布自适应调整判决门限,这种检测方法称 CFAR 检测。

CFAR 检测器处理框图如图 5-16 所示。这里假定目标是慢起伏的 swerling I 型,背景为高斯噪声,接收机采用平方律检波器,输入信号经过平方检波后以串行方式进入一个长度为 $N+1$ 的移位寄存器,寄存器的中间位置为被检测单元,前后各 $N/2$ 个单元组成参考窗,CFAR 处理器根据 N 个参考单元的信号估计背景强度,得到噪声功率估计 Z ,估计算法与采用的 CFAR 检测方式有关。判决门限由估计值乘上加权系数 T 得到,即乘法器的输出 TZ 。比较器将被检测单元信号与门限值进行比较得到输出结果。

图 5-16 所示的 CFAR 检测器的虚警概率和检测概率分别为

$$p_f = \int_0^{\infty} p(X > TZ | Z, H_0) f(Z) dZ \quad (5-73)$$

$$p_d = \int_0^{\infty} p(X > TZ | Z, H_1) f(Z) dZ \quad (5-74)$$

式中, Z 为 CFAR 检测器的噪声功率估计; $f(Z)$ 为 Z 的概率密度函数。

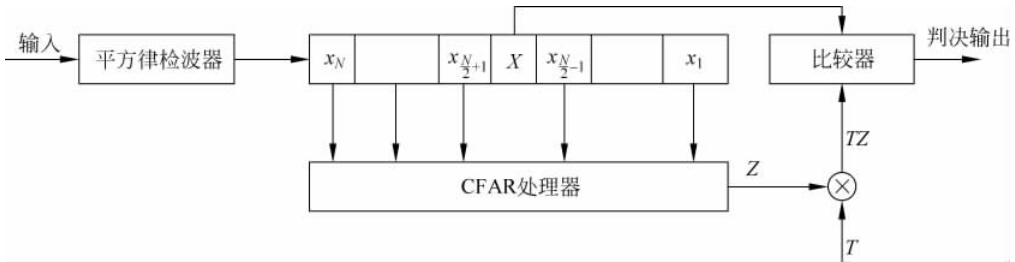


图 5-16 CFAR 检测器处理框图

由式(5-73)和式(5-74)可知, p_f 和 p_d 都与 Z 的分布有关,而 Z 的分布又与 CFAR 处理器的处理算法有关。在 CFAR 检测器中,估计 Z 值的两种基本算法是单元平均法(cell average)和有序统计量法(order statistic),相应地,有单元平均 CFAR 检测和有序统计量 CFAR 检测。

在单元平均 CFAR 检测(CA-CFAR)中, Z 值是各个参考单元信号之和,即

$$Z = \sum_{i=1}^N x_i \quad (5-75)$$

根据式(5-73)和式(5-74)得到 CA-CFAR 检测的虚警概率和检测概率为^[11]

$$p_f = (1 + T)^{-N} \quad (5-76)$$

$$p_d = \left(1 + \frac{T}{1 + S}\right)^{-N} \quad (5-77)$$

式中, S 是目标信号与噪声功率比。

CA-CFAR 方法在均匀环境下具有良好的检测性能,但实际的信号环境往往存在瞬态脉冲干扰、随机杂波、多目标干扰等非均匀背景信号,这就导致参考信号是非均匀分布。在这种情况下,CA-CFAR 的检测性能会明显恶化。为了提高非均匀环境下背景噪声强度估计的鲁棒性,Rohling 在 20 世纪 80 年代提出了有序统计量

CFAR 检测(OS-CFAR)。在 OS-CFAR 检测器中,首先对 N 个参考单元信号按幅度大小进行排序,取其中的某个序值 k 作为背景噪声估计,即

$$x^{(1)} \leq x^{(2)} \leq \dots \leq x^{(k)} \leq \dots \leq x^{(N)} \quad (5-78)$$

$$Z = x^{(k)} \quad (5-79)$$

式中, $x^{(i)}$ 表示排序后的第 i 个序值,其中 $i=1,2,\dots,N$ 。OS-CFAR 的虚警概率和检测概率分别为^[12~13]

$$p_f = \prod_{i=0}^{k-1} \frac{N-i}{N-i+T} \quad (5-80)$$

$$p_d = \prod_{i=0}^{k-1} \frac{N-i}{N-i+\frac{T}{1+S}} \quad (5-81)$$

式中, S 是目标信号和噪声功率比。

5.8.2 分布式 CFAR 检测

假设分布式 CFAR 检测系统采用图 5-3 所示的并行结构,每个传感器都独立进行观测和 CFAR 检测,各传感器的参考窗长度分别为 $N_i (i=1,2,\dots,N)$ 。目标假定是慢起伏的 swerling I 型目标,均匀背景噪声为高斯噪声,各局部检测器具有相同的目标信号与噪声功率比 S ,各传感器的虚警概率和检测概率分别为 p_{f_i} 和 p_{d_i} 。融合系统的虚警概率和检测概率分别为 p_f 和 p_d 。

分布式融合检测系统的设计目标就是寻找一种融合算法和各传感器的 CFAR 检测参数,使得在满足 $p_f = p_{f_0}$ 恒虚警条件下,融合系统的检测概率 p_d 最大。本节主要研究局部检测器为 CA-CFAR 检测器和 OS-CFAR 检测器的情况。

1. CA-CFAR 分布式检测

在均匀背景下,对具有 CA-CFAR 局部检测器的分布式检测系统,当给定融合规则时,可通过最优地设置局部检测器的 $T_i (i=1,2,\dots,N)$ 来极大化全局检测概率。应用拉格朗日乘子法得到目标函数,即

$$J(T_1, T_2, \dots, T_N) = p_d + \mu [p_f - p_{f_0}] \quad (5-82)$$

式中 μ 为拉格朗日乘子。

下面讨论融合系统分别采用“与”和“或”融合规则时的结果。

(1) “与”融合规则,当融合系统采用“与”融合规则时,总的虚警概率和检测概率分别为

$$p_f = \prod_{i=1}^N p_{f_i} \quad (5-83)$$

$$p_d = \prod_{i=1}^N p_{d_i} \quad (5-84)$$

把式(5-76)、式(5-77)分别代入式(5-83)、式(5-84)中,然后再把式(5-83)、式(5-84)代

入式(5-82),得到目标函数为

$$J(T_1, T_2, \dots, T_N) = \prod_{i=1}^N \frac{(1+S)^{N_i}}{(1+S+T_i)^{N_i}} + \mu \left[\prod_{i=1}^N \frac{1}{(1+T_i)^{N_i}} - p_{f_0} \right] \quad (5-85)$$

CA-CFAR 分布式检测系统的优化问题实际上就是在 $p_t = p_{f_0}$ 约束条件下,对 $J(T_1, T_2, \dots, T_N)$ 求关于 $T_j (j=1, 2, \dots, N)$ 的偏导数,并令其为 0,则有

$$\begin{cases} \frac{(1+S)^{N_j}}{(1+S+T_j)^{N_j+1}} \prod_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^N \frac{(1+S)^{N_i}}{(1+S+T_i)^{N_i}} \\ + \frac{\mu}{(1+T_j)^{N_j+1}} \prod_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^N \frac{1}{(1+T_i)^{N_i}} = 0 \quad j = 1, 2, \dots, N \\ \prod_{i=1}^N \frac{1}{(1+T_i)^{N_i}} = p_{f_0} \end{cases} \quad (5-86)$$

$T_i (i=1, 2, \dots, N)$ 可以通过求解上述带约束的非线性联立方程组获得。

在 $N=2$ 的特殊情况下,上面方程组的解为

$$T_1 = T_2 = p_{f_0}^{\frac{1}{N_1+N_2}} - 1 \quad (5-87)$$

(2) “或”融合规则。当融合系统采用“或”融合规则时,总的虚警概率和检测概率分别为

$$p_t = 1 - \prod_{i=1}^N (1 - p_{t_i}) \quad (5-88)$$

$$p_a = 1 - \prod_{i=1}^N (1 - p_{a_i}) \quad (5-89)$$

目标函数可表示为

$$\begin{aligned} J(T_1, T_2, \dots, T_N) = & 1 - \prod_{i=1}^N \left(1 - \frac{(1+S)^{N_i}}{(1+S+T_i)^{N_i}} \right) \\ & + \mu \left[1 - \prod_{i=1}^N \left(1 - \frac{1}{(1+T_i)^{N_i}} \right) - p_{f_0} \right] \end{aligned} \quad (5-90)$$

在 $p_t = p_{f_0}$ 约束条件下,对 $J(T_1, T_2, \dots, T_N)$ 求关于 $T_j (j=1, 2, \dots, N)$ 的导数,并令其为 0,则有

$$\begin{cases} \frac{(1+S_j)^{N_j}}{(1+S_j+T_j)^{N_j+1}} \prod_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^N \left[1 - \frac{(1+S_i)^{N_i}}{(1+S_i+T_i)^{N_i}} \right] \\ + \frac{\mu}{(1+T_j)^{N_j+1}} \prod_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^N \frac{1}{(1+T_i)^{N_i}} = 0 \quad j = 1, 2, \dots, N \\ 1 - \prod_{i=1}^N \left(1 - \frac{1}{(1+T_i)^{N_i}} \right) = p_{f_0} \end{cases} \quad (5-91)$$

$N=2, S_1=S_2$ 时,“或”规则并不像“与”规则能够得到解析解,但当 $N_1=N_2=N$ 的情况下,上面方程组的解为

$$T_1 = T_2 = (\sqrt{1 - p_{f_0}})^{-\frac{1}{2N}} - 1 \quad (5-92)$$

2. OS-CFAR 分布式检测

在均匀背景下,对具有 OS-CFAR 局部检测器的分布式检测系统的、当给定融合规则时,可通过最优地设置局部检测器的 T_i 和有序值 $k_i (i=1, 2, \dots, N)$ 来极大化全局检测概率。对于给定的参考滑窗尺寸集,应用拉格朗日乘子公式得到目标函数

$$\begin{aligned} & J((T_1, k_1), (T_2, k_2), \dots, (T_N, k_N)) \\ &= P_d((T_1, k_1), (T_2, k_2), \dots, (T_N, k_N)) \\ &+ \mu [P_f((T_1, k_1), (T_2, k_2), \dots, (T_N, k_N)) - P_{f_0}] \end{aligned} \quad (5-93)$$

式中, μ 为拉格朗日乘子。

当融合系统采用“与”融合规则时,目标函数表示为

$$\begin{aligned} & J[(T_1, k_1), (T_2, k_2), \dots, (T_N, k_N)] \\ &= \prod_{i=1}^N \left[\prod_{l=0}^{k_i-1} \frac{N_i - l}{N_i - l + \frac{T_i}{1+S}} \right] + \mu \left[\prod_{i=1}^N \left(\prod_{l=0}^{k_i-1} \frac{N_i - l}{N_i - l + T_i} \right) - P_{f_0} \right] \end{aligned} \quad (5-94)$$

采用“或”融合规则时,目标函数表示为

$$\begin{aligned} & J[(T_1, k_1), (T_2, k_2), \dots, (T_N, k_N)] \\ &= 1 - \prod_{i=1}^N \left[1 - \prod_{l=0}^{k_i-1} \frac{N_i - l}{N_i - l + \frac{T_i}{1+S}} \right] + \mu \left[1 - \prod_{i=1}^N \left(1 - \prod_{l=0}^{k_i-1} \frac{N_i - l}{N_i - l + T_i} \right) - P_{f_0} \right] \end{aligned} \quad (5-95)$$

令目标函数的偏导数等于零,在一定虚警率约束下,求解关于阈值和拉格朗日乘子的方程,就可以获得分布 OS-CFAR 检测系统的参数。

习 题

1. 测定家庭中的空气污染。令 X 和 Y 分别为房间中无吸烟者和有一名吸烟者在 24 小时内的悬浮颗粒量(以 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ 计)。设 $X \sim N(u_x, \sigma_x^2)$, $Y \sim N(u_y, \sigma_y^2)$ 均未知。今取到总体 X 的容量 $n_1=9$ 的样本,算得样本均值 $\bar{X}=93$, 样本标准差为 $S_X=12.9$; 取到总体 Y 的容量为 11 的样本,算得样本均值 $\bar{Y}=132$, 样本标准差为 $S_Y=7.1$, 两样本独立。

(1) 试检验假设($\alpha=0.05$): $H_0: \sigma_X = \sigma_Y, H_1: \sigma_X \neq \sigma_Y$ 。

(2) 如能接受 H_0 , 试检验假设($\alpha=0.05$): $H'_0: u_X \geq u_Y, H'_1: u_X < u_Y$ 。

2. 对一批人进行癌症普查,患癌症者定为 ω_1 类,正常者定为 ω_2 类。统计资料表明人们患癌的概率 $P(\omega_1)=0.005$, 从而 $P(\omega_2)=0.995$ 。设化验结果是一维离散模式特征,有阳性反应和阴性反应之分,作为诊断依据。统计资料表明:癌症者有阳性反应的概率为 0.95, 即 $P(x=\text{阳}|\omega_1)=0.95$, 从而可知 $P(x=\text{阴}|\omega_1)=0.05$, 正常

人阳性反应的概率为 0.01, 即 $P(x=\text{阳}|\omega_2)=0.01$, 可知 $P(x=\text{阴}|\omega_2)=0.99$, 请问有阳性反应的人患癌症的概率有多大?

3. 某工程项目按合同应在三个月内完工, 其施工费用与工程完工期有关。假定天气是影响能否按期完工的决定因素, 如果天气好, 工程能按时完工, 获利 5 万元; 如果天气不好, 不能按时完工, 施工单位将被罚款 1 万元; 若不施工就要付出误工费 2000 元。根据过去的经验, 计划施工期天气好的可能性为 30%。为了更好地掌握天气情况, 可以申请气象中心进行天气预报, 并提供同一时期天气预报资料, 但需要支付资料费 800 元。从提供的资料中可知, 气象中心对好天气预报准确性为 80%, 对坏天气预报准确性为 90%。请问如何进行抉择。

4. 某钟表厂对所生产的钟作质量检查, 从生产过程中随机不放回的抽取 350 只作测试, 测得每只钟的 24 小时走时误差(快或慢, 不计正负号)并记录下来。根据表 5-1 中 350 个数据检验生产过程中产品的走时误差是否服从正态分布(检验的显著水平标准 $\alpha=0.05$)。

表 5-1 采样数据

组号	组限	v_i
1	$-\infty \sim 10$	19
2	10~20	25
3	20~30	31
4	30~40	37
5	40~50	42
6	50~60	46
7	60~70	40
8	70~80	36
9	80~90	30
10	90~100	26
11	100~ ∞	18

参 考 文 献

- [1] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合. 北京: 清华大学出版社, 2006
- [2] 何友, 王国栋等. 多传感器信息融合及应用(第 2 版). 北京: 电子工业出版社, 2007
- [3] 李弼程, 黄洁, 高世海等. 信息融合技术及其应用. 北京: 国防工业出版社, 2010
- [4] David H A. Ordered Statistics[M]. New York: Wiley, 1981
- [5] 王明宇. 复杂环境下雷达 CFAR 检测与分布式雷达 CFAR 检测研究. 博士论文, 西安: 西北工业大学, 2001
- [6] 刘福声, 罗鹏飞. 统计信号处理. 长沙: 国防科技大学出版社, 1999
- [7] Mark A R (邢孟道, 王彤, 李真芳等译). 雷达信号处理基础. 北京: 电子工业出版社, 2008
- [8] 张贤达. 现代信号处理. 北京: 清华大学出版社, 1995
- [9] 斯里纳斯 M D, 雷杰斯卡兰 P K (朱正中, 田立生等译). 统计信号处理. 北京: 国防工业出

出版社,1982

- [10] 杨露菁,余华. 多源信息融合理论与应用. 北京:北京邮电大学出版社,2006
- [11] 何友,关键,彭应宁等. 雷达自动检测与恒虚警处理. 北京:清华大学出版社,1999
- [12] Harkat M, Varsheny K P. Decentralized CFAR Signal Detection. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic, System*,1989,25(2): 141~149
- [13] Hohling H. Radar CFAR Thresholding in Cluttter and Multiple Target Situations. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic, System*,1983,19(2): 608~621