

检测数据融合算法分析¹

阙渭焰 彭应宁 陆大绘 侯秀英*

(清华大学电子工程系 北京 100084)

* (电子工业部电子科学研究院 北京 100846)

摘要 雷达组网反隐身目标探测技术是现代军事领域比较关注的一个问题,其中的多传感器数据融合技术又是一热点问题,因而有必要从概念和应用上对其进行了解并为检测数据融合算法的研究提供一个可参照的框架。为此,本文首先说明了多传感器下的检测问题和经典检测问题的相互关系,进而结合信息论的观点就近年来出现的一些典型检测融合算法进行了分析和比较,同时提出了其它可能的一些算法类型。最后,通过计算说明数据融合技术对探测系统的影响和对反隐身系统的重要意义。

关键词 检测, 信息, 最优化, 数据融合, 雷达组网和布站, 反隐身

中图分类号 TP391, TN911.23, TN95

1 引言

多传感器系统,由于具有诸多人们熟知的优点^[1],尤其是在军事上,因而国内外对此竞相研究、开发和利用。其中的数据融合(可谓多信源数据处理)一直是热点问题。雷达组网系统是一种多传感器系统,它必须在各种干扰条件下及时发现和连续、准确地跟踪各种目标,包括机动性能好的低可探性目标(又称隐身目标),以提供完整、可用的空情。检测是数据融合最先要解决的问题,之后是如跟踪数据融合以及战场态势评估和威胁评估等高层次的数据融合。目前人们已提出了许多检测数据融合算法,都冠以“最佳”,并且进行的性能比较也仅限于某几个具体算法。本文首先说明了多传感器下的检测问题和经典检测问题的相互关系,进而结合信息论的观点对这些“最佳”算法从整体上给予分析、归纳和比较,同时提出了其它可能的一些“最佳”融合算法,换句话说,本文给出了用于分析检测数据融合算法性能的一个比较框架,这对于实用雷达组网系统的综合和分析是必要的。最后,通过计算说明数据融合技术对探测系统的影响和对反隐身系统的重要意义。

2 多传感器下的检测问题和经典检测问题的关系

2.1 经典检测理论

一个基本的检测系统如图1所示,其中 r 为传感器获得的观测信号, D 为检测器, u 为检测系统做出的判决, $u=1$ 表示判为有目标, $u=0$ 表示判为无目标。 H_1 表示客观存在目标,相应地 H_0 表示客观不存在目标。由于各种随机的环境因素、传感器自身的噪声和目标特性存在的随机性, r 就不能确定地反映 H_1 和 H_0 。这种不确定由 r 的随机性反映出来,如果条件分布 $p(r|H_1)$ 和 $p(r|H_0)$ 有区别,则 r 仍有价值提供给检测器用来判决是 H_1 还是 H_0 ,这一

¹ 1996-06-16 收到, 1996-11-14 定稿
国防科研基金资助课题

判决结果可以与某种代价函数或某种检测可信度(如总的错误判决概率 P_e , 或虚警概率 P_f 一定下的发现概率 P_d) 相联系, 相应地有 Bayes 检验方法和 Neyman- Pearson(N-P) 检验方法, 但构成的最佳检测器 D 的结构完全一样, 即都需要完成运算

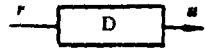


图 1 基本检测系统

$$L = \frac{p(\mathbf{r}|H_1)}{p(\mathbf{r}|H_0)} \begin{matrix} u = 1 \\ > \\ < \\ u = 0 \end{matrix} \eta, \quad (1)$$

只是最佳门限 η 的选择有所不同。基于 Bayes 和 N-P 准则的两种检测理论的发展关系是紧密的。雷达中常用 N-P 准则。

(1) 式可以理解为一套判决规则, 或某种意义下的最佳检测系统, 或一种信息处理器结构, 或对应一种检测理论和一种检测融合算法。当 \mathbf{r} 为一观测矢量时, 这一理解更为自然。

可以看到, 为了探测空域中有无目标存在, 检测系统除了要获得观测信号外 \mathbf{r} 外, 还需掌握其关于 H_1, H_0 的全部统计知识 $p(\mathbf{r}|H_1)$ 和 $p(\mathbf{r}|H_0)$, 并基于某种最佳准则确定 η , 然后才能进行统计判决。检测系统的这三个组成部分有着其丰富的内涵, 因而构成了形式多样的检测理论。另外统计信号处理都是基于统计知识的, 因而统计知识或模型越反映实际情况, 描述越精细, 处理性能就越好。 $p(\mathbf{r}|H_0)$ 在统计意义上反映了对(噪声、杂波、干扰)环境最为客观和全面的认识, 同样 $p(\mathbf{r}|H_1)$ 反映了对目标和环境相互作用结果最为客观和全面的认识, 重要的是, $p(\mathbf{r}|H_1)$ 与 $p(\mathbf{r}|H_0)$ 既有联系又有区别, 反映出目标可以从环境背景中区分出来, 这是目标检测的物理基础, $p(\mathbf{r}|H_1)$ 和 $p(\mathbf{r}|H_0)$ 差别越大, 目标就越易检测出, 而隐身技术和战术的基本原理就是降低这种差别。

2.2 检测理论中的信息论观点 [2,3]

信息处理的目的就在于最大限度地提取有用信息, 以进一步消除不确定性, 提高对客观事物认识的可信度。在雷达检测处理中就是在保证虚警概率 P_f 一定时, 最大限度地提高发现概率 P_d 。因此在雷达检测问题中 (P_f, P_d) 反映了信息处理的性能和信息的利用情况。

2.2.1 $p(\mathbf{r}|H_1)$ 和 $p(\mathbf{r}|H_0)$ 与检测性能的关系 记 $p = p(\mathbf{r}|H_1), q = p(\mathbf{r}|H_0)$, 则鉴别信息 $I(p; q)$ 定义为

$$I(p; q) = \int p(\mathbf{r}|H_1) \log \frac{p(\mathbf{r}|H_1)}{p(\mathbf{r}|H_0)} d\mathbf{r}, \quad (2)$$

即 $I(p; q)$ 是 (1) 式所示似然比之对数的均值, 其值是一个正数, 它反映了两个统计分布 $p(\mathbf{r}|H_1)$ 和 $p(\mathbf{r}|H_0)$ 间的相互关系。 $p(\mathbf{r}|H_1)$ 和 $p(\mathbf{r}|H_0)$ 差别越大, $I(p; q)$ 的值就越大, 表示 $p(\mathbf{r}|H_1)$ 与 $p(\mathbf{r}|H_0)$ 间的“距离”越大, 而对于实际应用问题, 这就意味着可以获得的似然比检测性能就越好。因此, 对于实际问题可以用数据提供的鉴别信息来衡量可以获得的似然比检测性能的好坏。

2.2.2 $p(\mathbf{r}|H_1)$ 和 $p(\mathbf{r}|H_0)$ 的描述精细程度与检测性能的关系 如果观测空间 \mathbf{r} 的概率分布的描述被粗化, 则它所提供的检测性能是下降的, 即

$$I(P; Q) < I(p; q), \quad (3)$$

其中 P, Q 分别是对 p, q 粗化的概率分布描述。如图 2 所示的一种方法 (即给出一组量化门限 $\eta_i, i = 1, 2, \dots, 2^k - 1$) 对一维情况下的连续观测信号 r 进行 k 位量化 (即, 粗化), 则离散化后的观测空间 r_k 上的概率分布描述就可用分布律 P 和 Q 表示 (见图 2(d)), 它们分别是对概率密度 p 和 q 粗糙的描述。显而易见, 检测系统输出概率分布 $p(u|H_1)$ 和 $p(u|H_0)$ (见图 2(e)) 分别是 p 和 q 最粗糙的描述, 它对应的鉴别信息用 $I_b(P_d, P_f)$ 表示, 如果 P, Q 仍是比 $p(u|H_1), p(u|H_0)$ 更为精细的描述, 则

$$I_b(P_d, P_f) < I(P; Q) < I(p; q). \quad (4)$$

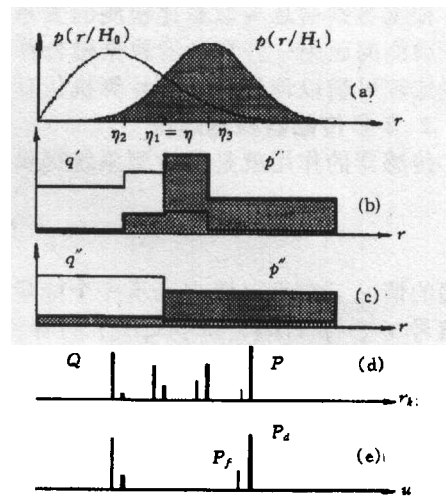


图 2 (a) p 和 q , (b) $I(p'; q') = I(P, Q)$ 的一种概率密度 p' 和 q' , (c) $I(p''; q'') = I_b(P_d, P_f)$ 的一种概率密度 p'' 和 q'' , (d) P 和 Q , (e) $p(u|H_1)$ 和 $p(u|H_0)$

2.2.3 r 的有效观测维数与检测性能的关系 当 r 为一矢量时, 即 $r = (r_1 r_2 \dots r_N)$, 且设 r_1, r_2, \dots, r_N 在 H_1 和 H_0 条件下相互统计独立, 则

$$I[p(r|H_1); p(r|H_0)] = \sum_{j=1}^N I[p(r_j|H_1); p(r_j|H_0)]. \quad (5)$$

r 的有效观测维数是指 $I(p; q)$ 的组成分量中 $I[p(r_j|H_1); p(r_j|H_0)] \neq 0$ 的分量个数, 对应的 r_j 称为有效数据。有效观测维数越高, 则检测性能越好。 r 的各分量可以是来自多传感器独立观测到的相互独立的数据。隐身技术和战术是使各种工作在某些体制下的传感器 (如声、光、电、红外传感器) 获得的鉴别信息 $I[p(r_j|H_1); p(r_j|H_0)] \rightarrow 0$ 的综合技术和战术^[4], 其中 $p(r_j|H_0)$ 反映的是自然环境下的干扰背景。那么雷达反隐身的方法也就是采用综合的技术和战术, 如采用不同的频段和极化的雷达配置以及雷达组网等分集技术使有效观测维数提高, 同时提高各传感器可以获得的鉴别信息。

2.2.4 与 r 相关的数据 x 的利用与检测性能的关系 如果 x 也含有关于 H_1, H_0 的信息, 且数据 x 与观测 r 相关, 即 $I[p(x|H_1, r); p(x|H_0, r)] \neq 0$, 则

$$I[p(rx|H_1); p(rx|H_0)] > I[p(r|H_1); p(r|H_0)], \quad (6)$$

即与只基于 r 的检测相比, 数据 x 的利用总是可以改善最佳检测性能的。如 x 可以是动态检测过程中已得到的判决结果, 也可以是其中的中间判决结果。因此有记忆的数据融合算法在检测性能上优于无记忆的融合算法, 但它是以提高算法复杂度和占有一定的过程时间为代价的, 特殊地, 当 r 和 x 相互独立 (如 x 来自电子支援系统 (ESM) 和电子情报系统 (ELint)), 则 r 和 x 下的联合鉴别信息 $I[p(rx|H_1); p(rx|H_0)]$ 就可由 (5) 式表示出, 此时数据 x 的利用实际上是提高了有效观测维数。

根据鉴别信息与似然比检测的关系, 结合鉴别信息的上述性质, 就可以大致分析、归纳和比较检测问题中一些典型的数据融合算法。而在特定的数据统计模型和数据融合算法下的检测性能比较可辅以理论计算或计算机仿真的方法来进行。

2.3 多传感器检测理论

传感器的作用就是为检测系统提供信源 \mathbf{r} , \mathbf{r} 一般表示为矢量

$$\mathbf{r} = (r_1 r_2 \cdots r_N), \quad (7)$$

极端的情况下它可以用来表示一个标量、或是一个回波、或是一组回波。经典检测理论针对时域信号 \mathbf{r} 、 $p(\mathbf{r}|H_1)$ 和 $p(\mathbf{r}|H_0)$ 的各种具体统计模型以及各种检测准则, 已对最佳检测系统做了深入广泛的研究, 如果 \mathbf{r} 的内涵不再局限于一个传感器提供的信号, 其分量 $r_1 r_2 \cdots r_N$ 来自 N 个形式多样的传感器, 则经典检测理论同样可以用来解决多传感器下的检测问题。因此, 多传感器下的检测理论, 或称检测意义下的数据融合理论, 是经典检测理论 (如 Bayes、Neyman-Pearson、min-max、Wald's sequential probability ratio 检验) 的移植、推广和扩展, 同时它又涉及到了些新问题, 如数据融合前对多源数据进行的归一化处理和关联处理问题, 以及多传感器数据通信问题等等。另外检测性能最佳已不足以用来评价多传感器系统, 系统的威力范围、抗干扰性、目标的分辨力、系统复杂性和鲁棒性等等也是重要指标, 因此找到一种折衷的系统 (或称为次最佳系统) 是有意义的。这就使得各种基于特殊应用背景的数据融合算法不断出现, 呈现出多样性。

3 数据融合算法 / 结构分类和比较

下面就自 80 年代以来已提出的许多算法中的一些典型算法进行分类和比较。为了下面叙述方便和明了, 先做一些假设和符号说明。设 \mathbf{r} 为观测矢量, $\mathbf{r} = (r_1 r_2 \cdots r_N)$, 其每一个分量都是相互统计独立的随机变量, 记号 (sub) 用来表示次最佳 (即: sub-optimal) 数据融合结构, 其上标中的 p 、 $\alpha(k)$ 、 γ 、 β 理解为一个“正值”, 则记号 (sub) p 表示“等级”为 p 的次最佳数据融合结构, p 的“值”越小, 检测性能越好, 如果 $p_1 \leq p_2$, 则用 (sub) $^{p_1} \geq$ (sub) p_2 表示次最佳数据融合结构 (sub) p_1 的检测性能至少不劣于次最佳数据融合结构 (sub) p_2 , 并引入“极限”, 则 (sub) 0 意味着最佳融合结构, 而 (sub) $^\infty$ 意味着不是任何准则下的次最佳融合结构。用 D 表示似然比检测器, DFC 表示融合中心。

3.1 最佳数据融合结构 (sub) 0

这种算法就是要完成 (1) 式所示的似然比 L 的计算, 并与最佳门限 η 比较, 给出判决结果。在 N-P 准则下, η 由下列方程给出

$$\int_{\eta}^{\infty} p(L|H_0)dL = P_f. \quad (8)$$

3.2 最佳并行数据融合结构 (sub) p

这种结构如图 3 所示。文献 [5] 证明了在 N-P 准则下 DFC 是基于 $u = (u_1 u_2 \cdots u_N)$ 的 N-P 检测器, 其结构可以表示为

$$\sum_{j=1}^N w_j u_j \begin{matrix} u_0 = 1 \\ \geq \\ \leq \\ u = 0 \end{matrix} \eta_0, \quad w_j = \log \frac{P_{d_j}(1 - P_{f_j})}{P_{f_j}(1 - P_{d_j})}. \quad (9)$$

(9) 式可以用神经元结构来实现, D_1, D_2, \dots, D_N 为似然比检测器, 且 $N+1$ 个最佳门限 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_N, \eta_0$ 存在耦合关系, 这一关系可由一组非线性方程表示, 文献 [6] 给出了一套有效的解法. 文献 [7] 将文献 [5] 的结果推广到 Bayes 检验情况, 文献 [8] 又将 [7] 的结果推广到 M 元检验情况.

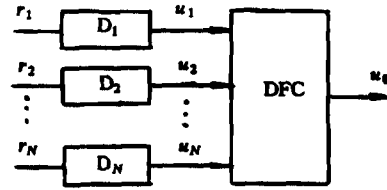


图 3 最佳并行数据融合结构 (sub)^P

3.3 比 (sub)^P 更好的最佳数据融合结构 (sub)^{P-α(k)}

如果 (sub)^P 的 DFC 有多余的计算能力和数据存贮能力, 通信网具有足够的通信容量, 则将 $D_j, j = 1, 2, \dots, N$ 换成为对 r_j 的“粗化”处理器, 则可以构造一个比 (sub)^P 更好的数据融合结构 (sub)^{P-α(k)}, 其原理由 (4) 式表示出. 其中 k 表示整个 (而不是其局部) r_j 观测空间按某一准则被 $2^k - 1$ 个门限粗划为 2^k 个观测区域. 根据 (4) 式所示观点, 如果 $k_2 > k_1$, 则 (sub)^{P-α(k₂)} > (sub)^{P-α(k₁)}, 另外 (sub)^{P-α(k=1)} = (sub)^P. 显然

$$\lim_{k \rightarrow \infty} (\text{sub})^{P-\alpha(k)} = (\text{sub})^0 \tag{10}$$

r 观测空间的划分方法不同, 则 (sub)^{P-α(k)} 的检测性能也有差别, 即

$$(\text{sub})_{N-P}^{P-\alpha(k)} \geq (\text{sub})_{\text{information}}^{P-\alpha(k)} \geq (\text{sub})_{\text{general}}^{P-\alpha(k)} \tag{11}$$

其中下标 N-P 表示 N-P 准则下的划分, 即系统所有 $N(2^k - 1) + 1$ 个门限按 N-P 准则确定, 它们之间存在耦合关系; information 表示鉴别信息最大意义下的划分, 即所有“粗化”器的量化门限的确定是以保证 $I(P; Q)$ 最大为准则, 这些门限有耦合关系, 但与 DFC 无关; general 表示一般的划分方法.

3.4 比 (sub)^P 差的最佳数据融合结构 (sub)^{P+β} 和 (sub)^{P+γ}

在这些结构中有一种就是在 (sub)^P 中使 DFC 先确定, 如采用“ k -of- N ”融合规则, 再求各检测器的最佳门限, 这些门限间仍存在着耦合关系. 这种结构记为 (sub)^{P+β}, 并有下列关系

$$(\text{sub})^P \geq (\text{sub})^{P+\beta} \tag{12a}$$

另一种是在 (sub)^P 中各检测器工作方式任意, 而 DFC 对检测器输出 u 进行最佳数据融合, 其结构仍为 (9) 式, 其最佳门限由所要求的输出虚警概率唯一确定, 将这种结构记为 (sub)^{P+γ}, 显然有

$$(\text{sub})^P \geq (\text{sub})^{P+\gamma} \tag{12b}$$

文献 [5,9] 对 (sub)⁰, (sub)^P, (sub)^{P+β}, (sub)^{P+γ} 在特殊情况下的检测性能给予了讨论.

(sub)^{P+γ} 方案的特点是: (1) 要求的运算量、数据存贮量、运算复杂度与上面其它三种方案相比都大为下降; (2) 需要较小的信道容量, 每个传感器只需向 DFC 传输数据 (u_j, P_{d_j}, P_{f_j}) ; (3) 各传感器可以根据自身、环境和目标的情况独立地选择其工作方式, 并对原始数据进行处理. 因此这种方案宜用来对现有松散的雷达网进行初步改造, 以提高网的检测能力.

3.5 比 (sub)^{P+γ} 更好的最佳数据融合结构 (sub)^{P+γ-α(k)}

这种方案提高检测性能的原理仍是基于(4)式,与 $(\text{sub})^p$ 类比,同样有下列关系:

$$(\text{sub})^{p+\gamma-\alpha(k)} \geq (\text{sub})^{p+\gamma}, \quad \text{当 } k > 1; \quad (13a)$$

$$(\text{sub})^{p+\gamma-\alpha(k_2)} \geq (\text{sub})^{p+\gamma-\alpha(k_1)}, \quad \text{当 } k_2 > k_1; \quad (13b)$$

$$\lim_{k \rightarrow \infty} (\text{sub})^{p+\gamma-\alpha(k)} = (\text{sub})^0; \quad (13c)$$

$$(\text{sub})_{N-p}^{p+\gamma-\alpha(k)} \geq (\text{sub})_{\text{information}}^{p+\gamma-\alpha(k)} \geq (\text{sub})_{\text{general}}^{p+\gamma-\alpha(k)}, \quad (13d)$$

该方案是在 $(\text{sub})^{p+\gamma}$ 基础上将 D_j 变为 r_j 的“粗化”处理器而形成的。文献[10]详细研究了 $(\text{sub})^{p+\gamma}$ 结构,并比较了 $(\text{sub})^p$, $(\text{sub})^{p+\gamma-\alpha(2)}$ 和 $(\text{sub})^{p+\gamma}$ 三种融合算法的性能。文献[11]研究了 $(\text{sub})_{\text{general}}^{p+\gamma-\alpha(k)}$ 算法和性能。

3.6 比 $(\text{sub})^{p+\gamma}$ 差的一种数据融合结构 $(\text{sub})^\infty$

在 $(\text{sub})^\infty$ 中各检测器 D 、DFC的关系最为松散,无最佳检测性能上的制约关系,DFC不采用似然比检测方法。如DFC采用“ k -of- N ”融合规则构成的 $(\text{sub})_{k\text{-of-}N}^\infty$ 和采用 \max 融合规则(即DFC采用所有传感器中检测可信度最高的判决)构成的 $(\text{sub})_{\max}^\infty$ 是现役雷达网常用的数据融合结构。

3.7 与 $(\text{sub})^p$ 平行的最佳数据融合结构 $(\text{sub})_{NN}^p$

$(\text{sub})_{NN}^p$ 是将前向多层神经网络(NN)结构引入最佳检测问题^[12]而提出的一种结构。 $(\text{sub})_{NN}^p$ 结构在系统的鲁棒性上优于 $(\text{sub})^p$ 是以其增加信道数量和冗余计算为代价的,而在最佳检测意义上仍有

$$(\text{sub})_{NN}^p = (\text{sub})^p \quad (14)$$

将神经网络理论用于信息融合技术是目前研究的一个热点,在检测方面也有一定的研究^[13]。

3.8 复合最佳数据融合结构 $(\text{sub})^p$

这种结构是将图3所示的 $(\text{sub})^p$ 结构中的检测器 D 扩展成为一种数据融合结构而成。扩展的 D 可以称之为子系统,它被包含在一个 $(\text{sub})^p$ 或 $(\text{sub})^{p+\beta}$ 或 $(\text{sub})^{p+\gamma}$ 等主系统中。根据数据的统计特性和门限间的关系可将复合结构相应地归类为 $(\text{SUB})^p$ 或 $(\text{SUB})^{p+\beta}$ 或 $(\text{SUB})^{p+\gamma}$ 甚至 $(\text{SUB})^\infty$ 。

(1) 复合 $(\text{SUB})^p$ 结构要求其主系统和所有子系统均为 $(\text{sub})^p$ 结构,其中所有的最佳门限都存在耦合关系。

(2) 复合 $(\text{SUB})^{p+\gamma}$ 结构要求其主系统为 $(\text{sub})^{p+\gamma}$ 结构,子系统为任何结构,当然子系统如何选取 $(\text{sub})^0 \sim (\text{sub})^\infty$ 中的一组会对复合系统的最终判决性能有影响,且最终性能与其“级别”成“正比”,如:子系统选 $(\text{sub})^p$ 时的复合系统的检测性能比选 $(\text{sub})^{p+\gamma}$ 的要好。

(3) 复合 $(\text{SUB})^{p+\beta}$ 结构要求其主系统为 $(\text{sub})^{p+\beta}$ 结构,与DFC有关,子系统可能是 $(\text{sub})^0 \sim (\text{sub})^\infty$ 中的某一组,子系统中所有最佳门限存在耦合关系。文献[14]所提出的算法可归类为 $(\text{SUB})^p$,而所做的分析是针对 $(\text{SUB})^{p+\beta}$ 结构的。

3.9 最佳串行数据融合结构 $(\text{SUB})^{s+\dots}$

这种结构是与 $(\text{SUB})^{s+\dots}$ 相对应但又不同的一种算法结构。图4给出了一种 $(\text{sub})^s$ 结构,同样存在关系

$$(\text{sub})^s < (\text{sub})^0. \quad (15)$$

与 $(\text{sub})^P$ 相比, 当 $N = 1$ 时, $(\text{sub})^S = (\text{sub})^P$, 当 $N = 2$ 时, $(\text{sub})^S > (\text{sub})^P$, 当 N 为其它值, 和 $N \rightarrow \infty$ 时, 文献 [15—17] 对其算法复杂度、渐进特性和检测性能做了分析和比较. 在检测性能上得不出 $(\text{sub})^S$ 优于 $(\text{sub})^P$ 的一般性结论, 但在系统鲁棒性方面 $(\text{sub})^P$ 优于 $(\text{sub})^S$.

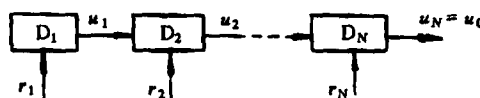


图 4 一种最佳串行数据融合结构 $(\text{sub})^S$

3.10 有记忆的最佳数据融合结构 $(\text{SUB})_{\text{memory}}$

以上所列的几种结构都是无记忆结构, 如果引入数据记忆和反馈机制就可以构成另一类重要且实用的有记忆数据融合系统. 根据 (6) 式, 有记忆的最佳数据融合算法, 其检测性能优于无记忆最佳数据融合算法, 它可以用来解决动态数据融合问题. 分布式序贯检测就是这方面的例子 [18,19], 而且对于 Wald 序贯检测, 在确保检测性能的条件下, 需要的平均判决时间和平均记忆时间最小, 且只取决于观测数据提供的鉴别信息, 这对于组网系统及时发现小目标是有利的; 另外, 最近几年被关注的 TBD (track-before-detect) 技术也是结合数据关联和跟踪方法的一种序贯检测技术. 在利用反馈机制方面, 文献 [20] 给出了一个这方面的简单例子的分析和计算结果. 该文献还将由 N 个检测器 D 和一个 DFC 构成的任意拓扑结构的分布式检测系统做了统一的描述, 包括无记忆的树形结构 $(\text{sub})^P$ 、 $(\text{sub})^S$ 和有记忆的反馈结构, 并证明了当观测数据 r 在时域及空域的各分量相互统计独立时, 整个系统仍由似然比检测器组成, 最佳门限取决于系统的拓扑结构.

4 数据融合对探测系统的影响

设有一如图 5 所示雷达组网系统, 其包含的四个相同的雷达 R_1, R_2, R_3, R_4 均匀分布在一个圆周上, 间距为 $2l_{0.9}$ ($l_{0.9}$ 是 $P_d = 0.9$ 时所对应的雷达探测距离, 其它类推), 雷达为全相参雷达, 目标为均匀导体球 (对应无向目标情况), 干扰背景为高斯白噪声, 则雷达检测性能在距离上的分布 (如图 6 曲线所示) 为

$$l/l_{0.5} = \{1 - [\varphi^{-1}(P_d)]/[\varphi^{-1}(P_{fa})]\}^{-1/2}, \quad (16)$$

其中函数 $\varphi(x) = \int_{-\infty}^x [\exp(-v^2/2)/\sqrt{2\pi}]dv$, 则对于三种融合系统 $(\text{sub})^0$ (表示四个雷达构成一个全相参系统)、 $(\text{sub})^{P+\gamma}$ 和 $(\text{sub})_{\text{max}}^{\infty}$, 雷达网的探测范围、检测性能分布与布站和融合算法的关系如图 5 和表 1 所示. $(\text{sub})^0$ 对应的探测范围接近一个边长为 $4l_{0.9}$ 的正方形, $(\text{sub})_{\text{max}}^{\infty}$ 的探测范围由四个半径为 $l_{0.9}$ 的相切圆所组成, 而 $(\text{sub})^{P+\gamma}$ 的则介于二者之间. 从这个例子可以看出最佳数据融合系统 $(\text{sub})^0$ 对原最松散的雷达网 $(\text{sub})_{\text{max}}^{\infty}$ 的薄弱环节 (即四个相切圆间的漏洞) 的“修补”作用, 且可以进行数据融合的区域为图中四叶形区域及其附近, 而有必要通过数据融合提高检测性能的区域又是其中四个相切圆以外的区域. 四个相切圆以内因为有着要求的检测性能而无需融合处理, 即使融合处理检测性能也无明显改善. 可以看到, 对于无向目标, 雷达网的检测性能的空间分布主要是由雷达布站所决定.

表 1 三种融合系统的检测性能 P_d 在空间上的分布 ($P_{fa} = 10^{-5}$)

	a	b	c	d	0	注
$(\text{sub})^0$	0.37 (15.68)*	0.9 (31)	0.9998 (62)	>0.9 (>31)	0.9 (31)	
$(\text{sub})^{p+\gamma}$	0.13 (1.07)	0.6 (7.2)	0.99 (20)	>0.6 (>7.2)	0.25 (2.14)	$P_{fa} \approx 10^{-5}$
$(\text{sub})_{\text{max}}^{\infty}$	0.068 (1.07)	0.37 (7.2)	0.9 (20)	0.37 (>7.2)	0.068 (2.14)	

* 表中 (...) 的值表示输入数据所提供的鉴别信息 (单位为奈特)

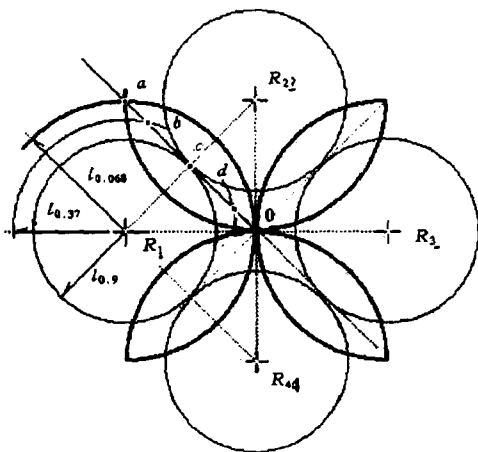


图 5 数据融合对组网探测系统的影响

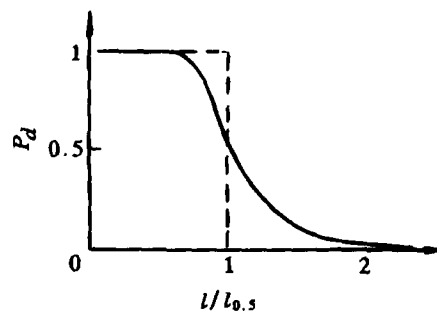


图 6 单个雷达检测性能分布特性

一般来说,对于任何一组干扰背景、目标特性和雷达检测处理, $P_d \sim l$ 关系曲线可由相应的雷达接收机的工作特性或检测特性获得,且都具有与图 6 相似的变化规律,该曲线的特性反映着使用数据融合技术后可以对组网系统性能改善的潜力。从数据融合的观点来看,在 $l_{0.5}$ 附近 P_d 变化越平缓,则有必要进行数据融合的区域就越大,融合技术对组网系统的整体性能改善的潜力就越大,而对于图 6 中虚线所示的极端情况数据融合既无必要也无可能。从目前对隐身目标缩比模型的 RCS(雷达散射面积)特性的测试结果看,隐身目标的 RCS 方向性比常规目标更突出,其值变化更剧烈,如果用统计分布来描述归一化的 RCS 特性,隐身目标具有比常规目标有更大的方差(而方差为零的目标即为均匀目标),因而在隐身目标下 $P_d \sim l$ 特性在 $l_{0.5}$ 处变化更为平缓,数据融合给反隐身带来的好处更大。

5 结束语

本文从概念和应用上说明了多传感器下的检测问题与经典检测问题的相互关系,并结合信息论的观点对一些典型的检测融合算法进行了分析、归纳和比较,同时提出了其它可能的一些算法,为检测数据融合算法的研究提供一个可参照的框架。通过计算和分析说明数据融合技术对组网系统的意义和提供的反隐身潜力。除本文提到的算法外还有许多算法已被研究,新的方法还在不断出现^[21],检测不再仅仅限于统计检测,它还可以向模糊检测、人工智能方向发展,以适应越来越复杂的战争环境。但总的看来,现有的算法研究为了分析方便都对传感器、环境和目标模型进行了简化和限定,这就使得理论研究科学与工程应用还有相当的距离,如何缩小这个差距和找出一种实用的折衷方案也是值得研究的工作^[19,22,23]。仅从雷达组网系统中的数据融

合来看, 一个实际的数据融合系统的能力表现在: (1) 拥有的先验知识的质 (模型表征客观事物的准确性) 和量 (反映复杂情况的能力); (2) 融合算法能力 (复杂性、速度和可实现性等); (3) 算法和先验知识的配合能力 (自适应性和鲁棒性)。另外, 数据融合技术与优化布站技术 [24] 的结合也是重要的方面。

致谢 作者在完成本文的过程中, 冯一云教授在百忙之中对本文进行了审阅, 毛士艺教授为下一步反隐身研究工作提供了宝贵建议, 葛宁博士给予了许多具体帮助, 在此一并表示感谢。

参 考 文 献

- [1] Waltz E, Llina J. Multisensor Data Fusion. Boston: Artech House, 1990, Chapter 1-12.
- [2] Blahut R E. Principles and Practice of Information Theory. Sydney: Addison-Wesley Publishing Company, 1987, Chapter 4.
- [3] Kailath T. The divergence and Bhattacharyya distance measure in signal selection. IEEE Trans. on COM, 1967, COM-15(1): 52-60.
- [4] Bahert W F. The beginning of stealth technology. IEEE Trans. on AES, 1993, AES-29(4): 1376-1385.
- [5] Srinivasan R. Distributed radar detection theory. IEE Proc.-F, 1986, 133(1): 55-60.
- [6] Volstrom C W. Gradient algorithm for quantization levels in distributed detection systems. IEEE Trans. on AES, 1995, AES-31(1): 390-398.
- [7] Chair Z. Optimal data fusion in multiple sensor detection system. IEEE Trans. on AES, 1986, AES-22(1): 98-101.
- [8] Sadjadi F A. Hypotheses testing in a distributed environment. IEEE Trans. on AES, 1986, AES-22(2): 134-137.
- [9] Reibman A R. Optimal detection and performance of distributed sensor system. IEEE Trans. on AES, 1987, AES-23(1): 24-30.
- [10] Thomopoulos S C A. Optimal decision fusion in multiple sensor system. IEEE Trans. on AES, 1987, AES-23(5): 644-653.
- [11] Lee C C. Optimal local decision space partitioning for distributed detection. IEEE Trans. on AES, 1989, AES-25(4): 536-544.
- [12] Tao Li. Optimal multiple level decision fusion with distributed sensors. IEEE Trans. on AES, 1989, AES-29(4): 1252-1259.
- [13] Thomopoulos S C A, Bougonlias D K, Wann C D. Dignet: An unsupervised-learning clustering algorithm for clustering and data fusion. IEEE Trans. on AES, 1995, AES-31(1): 21-38.
- [14] Jun Han. Distributed binary integration. IEEE Trans. on AES, 1993, AES-29(1): 2-8.
- [15] Papastavrou J D. Distributed detection by a large team of sensors in tandem. IEEE Trans. on AES, 1992, AES-28(3): 639-652.
- [16] Viswanathan R. Optimal serial distributed decision fusion. IEEE Trans. on AES, 1988, AES-24(4): 366-376.
- [17] Swazek P F. On the performance of serial networks in distributed detection. IEEE Trans. on AES, 1992, AES-29(1): 254-259.
- [18] Veeravalli V V, Basar T, Poor H V. Decentralized sequential detection with a fusion center performing the sequential test. IEEE Trans. on IT, 1993, IT-39(2): 433-442.
- [19] Geraniotis E, Chau Y A. Robust data fusion for multisensor detection systems. IEEE Trans. on IT, 1990, IT-36(6): 1265-1279.
- [20] Alhakeem S, Vershney P K. A unified approach to the design of decentralized detection systems. IEEE Trans. on AES, 1995, AES-31(1): 9-20.
- [21] Swazek P F, Willett P. Parley as an approach to distributed detection. IEEE Trans. on AES, 1995, AES-31(1): 446-457.
- [22] Klein L A. A Boolean algebra approach to multiple sensor voting fusion. IEEE Trans. on AES, 1993, AES-29(2): 317-327.

- [23] Klein L A. Processing requirements for multisensor low-cost brilliant munitions, IEEE Trans. on AES, 1993, AES-29(4): 1084-1094.
- [24] Que W, Peng Y, Lu D, Hou X. An approach to radar netting. 1996 CIE International Conference of Radar Proceedings, Beijing: 1996, IEEE Press, 1996, 573-577.

ANALYSIS OF DATA FUSION ALGORITHMS FOR DETECTION PROBLEM

Que Weiyang Peng Yingning Lu Dajin

(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084)

Hou Xiuying

(Institute of Electronic Sciences, Ministry of Electronic Industry, Beijing 100846)

Abstract In recent years, the radar network systems for modern military application, such as anti-stealth tactical and strategic surveillance systems, have been investigated with great interest, and multisensor data fusion has been a hot issue. Consequently, the critical need is to understand it in concept and application and provide a common frame of reference for detection data fusion algorithms. To fill that need, in this paper, the relation between the multisensor detection problem and classical detection problem is pointed out. Discrimination information is used to analyze and compare, in principle, the various representative data fusion algorithms for detection that appeared in some open literatures, and the other possible algorithms are proposed as well. The effects of data fusion on surveillance systems are discussed with some numerical results, and it is shown that data fusion technique is of great importance to anti-stealth systems.

Key words Detection, Information, Optimization, Data fusion, Radar network/netting, Anti-stealth

阙渭焰: 男, 1962年生, 博士研究生, 现从事雷达组网反隐身研究工作.

彭应宁: 男, 1939年生, 教授, 博士生导师, 从事雷达信号处理的研究工作.

陆大绘: 男, 1928年生, 教授, 从事语音信号处理和雷达信号处理的研究工作.

侯秀英: 女, 1944年生, 研究员, 从事雷达系统和雷达信号处理的研究和管理工作.