

基于子波滤波的并行分布式检测融合算法分析¹

李 明 吴 艳* 吴顺君

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

*(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)

摘 要 将软阈值决策子波域滤波算法与多传感器并行分布式检测融合系统有机地结合在一起, 提出了多传感器并行分布式检测系统在 Neyman-Pearson(N-P) 准则下融合规则和局部判决规则之间相互关系的理论分析方法, 完整地给出了两种次最佳系统和全局最佳系统判决规则的理论推导, 并藉此理论对以上 3 种系统进行了瑞利噪声环境下的仿真, 结果表明子波域滤波算法和多传感器并行分布式检测融合系统的同时引入明显提高了雷达探测系统的检测性能。

关键词 并行分布式检测, 数据融合, Neyman-Pearson 准则, 最佳判决规则, 子波滤波, 软阈值

中图分类号 TP391, O177.6

1 引 言

多传感器系统由于具有人们熟知的诸多优点^[1], 因而国内外对此竞相研究、开发和利用, 其中的数据融合一直是热点问题。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, 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估计等高层次的数据融合。本文针对多传感器并行分布式检测融合系统的 3 种数据融合结构, 首先论证了多传感器分布式检测融合理论, 提出了在 Neyman-Pearson(N-P) 准则下融合规则和局部判决规则之间相互关系的理论分析方法, 完整地给出了两种次最佳系统和全局最佳系统判决规则的理论推导。其次根据传统匹配滤波总是假设信号和噪声均为平稳过程及对信号的先验知识要求较多这一缺点, 采用了软阈值决策子波域滤波算法, 并将此算法有效地引入到多传感器并行分布式检测数据融合结构中。最后, 通过仿真说明子波滤波算法和数据融合算法的有机结合, 对雷达组网探测系统具有很好的应用前景。

2 子波滤波及并行分布式检测融合综合思想的提出

一般来讲, 匹配滤波器的使用总是假设信号和噪声均为平稳过程并且对信号的先验知识要求较多, 同时它对幅度和时延变化的信号具有适应性, 而对频移信号并不具备这种性质。但在雷达信号处理中, 由于实际雷达环境往往是随机因素众多和复杂的, 它们都会对雷达回波产生各种影响, 而这种影响通常使得雷达回波发生了一定量的频移, 这时使用传统的匹配滤波处理则显得力不从心。针对这个问题, 本文采用软阈值决策子波域滤波算法, 其基本思想是先对雷达回波信号进行子波变换, 得到受噪声影响的子波系数 $W_{j,k}(j=1,2,\dots,J, k=0,1,\dots,2^j-1)$, 其中 J 为最大分析尺度。然后再对雷达回波信号子波变换系数进行仔细分析, 我们发现噪声的影响表现在各个尺度上, 而信号的主要特征却分布在较大尺度上的有限个系数中, 而且由大尺度上有限数目的子波系数可以很好的重构原始信号。因而通过采用软阈值函数把小的子波系数置零, 并对相对大的系数作阈值处理, 就可以近似最优地去除噪声, 软阈值函数为

$$\eta_T(W_{j,k}) = \begin{cases} 0, & |W_{j,k}| \leq T \\ \text{sgn}(W_{j,k})(|W_{j,k}| - T), & |W_{j,k}| > T \end{cases} \quad (1)$$

其中 $\eta_T(W_{j,k})$ 代表经过阈值处理后的子波系数, T 代表阈值。

¹ 2002-03-15 收到, 2002-09-26 改回

国家级项目资助

阈值 T 的选取主要基于近似极大极小化思想, 以处理后的信号与原信号用最大概率逼近为约束条件, 阈值选取证明参见文献 [2, 3]. 将此算法用于非平稳雷达回波的噪声抑制, 起到了很好的作用, 即便在较低信噪比下也具有较好效果. 整个过程采用 Mallat 算法实现, 运行速度快, 对信号先验知识依赖少, 具有较强的自适应性能.

将软阈值决策子波域滤波算法有效地引入到 n 个相互独立的多传感器并行分布式检测融合结构中, 总体结构如图 1 所示. WF 表示子波滤波, D 表示似然比检测器, DFC 表示数据融合中心. 在此融合结构中, 各检测器基于子波滤波后的观测信号 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ 先进行局部判决 $X = (u_1, u_2, \dots, u_n)$, 并将此信息传送给融合中心, 融合中心基于接收到的判决信息再做出全局判决 u_0 .

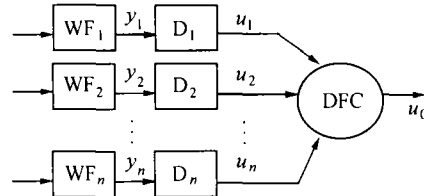


图 1 最佳并行分布式检测融合结构

3 多传感器并行分布式检测融合系统分析

并行分布式检测问题的 N-P 准则描述如下: 即在融合中心虚警概率恒定的条件下, 确定局部检测器的最佳门限和最佳融合规则使系统检测概率最大, 以上是全局最佳系统问题, 同时也存在两种次最佳系统问题, 即对于给定局部判决规则集合后, 仅对融合规则的优化问题及对于给定融合规则而对局部判决规则进行优化的问题 [4]. 由 N-P 准则我们首先导出一有意义的基本定理, 然后在此准则下进一步对两种次最佳系统和全局最佳系统进行理论推导.

定理 1 对于融合中心给定虚警概率使全局检测概率最大的最优判决方案是融合中心使用 N-P 检测, 局部检测器使用似然比检测.

文献 [5] 中已对该定理进行过证明, 但它使用的方法是一阶拉格朗日数乘法. 该方法并不能保证目标函数的凸性, 因此不能获得最优解. 这里我们用一种不依赖于拉格朗日方法的途径对该定理进行充分的证明.

融合规则 $r_0(X)$ 取值为 0 或为 1, 局部判决集合 $X = (u_1, \dots, u_n)$ 有 2^n 种组合, 因此所有可能的判决函数有 2^{2^n} 个. 然而, 并不是所有的 r_0 函数都可以达到门限最优 [6] (即满足 N-P 准则). 下面先对两个引理进行证明, 以此作为定理 1 证明的依据.

引理 1 最优融合规则必为单调布尔函数.

即若对所有检测器 $i = 1, 2, \dots, n$ 有 $p_{di} > p_{fi}$, 存在一个确定的局部判决集合 X^* 使得 $L(X^*) > t_0$, 则当 X^+ 满足 $u_i^+ \geq u_i^*$ 时, 则有 $L(X^+) > t_0$.

证明 假设 X^* 中有 k 个检测器判为 H_1 , 这 k 个检测器的判决集合为 A_k , 则 $(X^* - A_k)$ 中有 $(n - k)$ 个检测器判为 H_0 , 同理, X^+ 中有 l 个检测器判为 H_1 , 这 l 个检测器包含有 X^* 中判为 H_1 的那 k 个检测器, 判决集合 X^* 被分为 A_l 及 $(X^+ - A_l)$ 两部分. 因

$$L(X^*) = \frac{p(X^*/H_1)}{p(X^*/H_0)} = \frac{p(A_k, X^* - A_k/H_1)}{p(A_k, X^* - A_k/H_0)} = \frac{p(A_k/H_1)p(X^* - A_k/H_1)}{p(A_k/H_0)p(X^* - A_k/H_0)} > t_0 \quad (2)$$

$$L(X^+) = \frac{p(X^+/H_1)}{p(X^+/H_0)} = \frac{p(A_k/H_1)}{p(A_k/H_0)} \cdot \frac{p(A_l - A_k/H_1)}{p(A_l - A_k/H_0)} \cdot \frac{p(X^+ - A_l/H_1)}{p(X^+ - A_l/H_0)} \quad (3)$$

要证 $L(X^+) > t_0$, 只需证明:

$$\frac{p(A_l - A_k/H_1)}{p(A_l - A_k/H_0)} \cdot \frac{p(X^+ - A_l/H_1)}{p(X^+ - A_l/H_0)} > \frac{p(X^* - A_k/H_1)}{p(X^* - A_k/H_0)} \quad (4)$$

又因 $p_{di} > p_{fi}$, 故

$$\frac{p_{di}}{p_{fi}} > \frac{1 - p_{di}}{1 - p_{fi}} \quad (5)$$

$$\frac{p(A_l - A_k/H_1)}{p(A_l - A_k/H_0)} \cdot \frac{p(X^+ - A_l/H_1)}{p(X^+ - A_l/H_0)} = \prod_{i=1}^{l-k} \frac{p_{di}}{p_{fi}} \prod_{j=1}^{n-l} \frac{1 - p_{dj}}{1 - p_{fj}} \quad (6)$$

$$\frac{p(X^* - A_k/H_1)}{p(X^* - A_k/H_0)} = \prod_{i=1}^{n-k} \frac{1 - p_{di}}{1 - p_{fi}} = \prod_{i=1}^{l-k} \frac{1 - p_{di}}{1 - p_{fi}} \prod_{j=1}^{n-l} \frac{1 - p_{dj}}{1 - p_{fj}} \quad (7)$$

所以 (4) 式显然成立。

证毕

引理 2 对任意固定的单调规则 $r_0^*(u_1, \dots, u_n)$, 全局检测概率 p_{D0} 是各局部检测器检测概率 p_{di} 的增函数。

证明

$$p_{D0} = p(u_0 = 1/H_1) = \sum_x r_0^*(u_1, \dots, u_n) \prod_{S_1} p_{dj} \prod_{S_0} (1 - p_{dk}) \quad (8)$$

式中

$$S_1 = \{u_j; u_j \in X, u_j = 1\}; \quad S_0 = \{u_k; u_k \in X, u_k = 0\} \quad (9)$$

当 $u_i = 1$ 时,

$$p_{D0} = \sum_x r_0^*(u_1, \dots, u_i = 1, \dots, u_n) \prod_{S_1^i} p_{dj} \prod_{S_0^i} (1 - p_{dk}) p_{di} \quad (10)$$

当 $u_i = 0$ 时,

$$p_{D0} = \sum_x r_0^*(u_1, \dots, u_i = 0, \dots, u_n) \prod_{S_1^i} p_{dj} \prod_{S_0^i} (1 - p_{dk}) (1 - p_{di}) \quad (11)$$

式中

$$S_1^i = \{u_j; u_j \in x, j \neq i, u_j = 1\}; \quad S_0^i = \{u_k; u_k \in x, k \neq i, u_k = 0\} \quad (12)$$

由 (10), (11) 式得

$$\frac{\partial p_{D0}}{\partial p_{di}} = \frac{1}{2} \left\{ \sum_x [r_0^*(u_1, \dots, u_i = 1, \dots, u_n) - r_0^*(u_1, \dots, u_i = 0, \dots, u_n)] \cdot \prod_{S_1^i} p_{dj} \prod_{S_0^i} (1 - p_{dk}) \right\} \quad (13)$$

因 $r_0^*(X)$ 为单调函数 $r_0^*(u_1, \dots, u_i = 1, \dots, u_n) - r_0^*(u_1, \dots, u_i = 0, \dots, u_n) > 0$, 故

$$\partial p_{D0} / \partial p_{di} > 0$$

证毕

定理 1 的证明 给定判决 $X = (u_1, \dots, u_n)$, 对于 $p_{F0} = \alpha$, 使 p_{D0} 最大的检测, 由经典的检测理论可知为 N-P 检测。假设局部检测器使用非似然比检测, 工作于 (p_{fi}, p_{di}) 满足条件 $p_{F0} = \alpha$, 而使用似然比检测时, 工作于 $(p_{fi}^* = p_{fi}, p_{di}^*)$, 由似然比检测的性质可知 $p_{di}^* > p_{di}$, 其中 $i = 1, 2, \dots, n$ 。又由引理 2 得: p_{D0} 为 p_{di} 的单调增函数, $p_{D0}^* > p_{D0}$, 由此可得: 局部检测器使用似然比检测的性能优于其它检测。

证毕

为了讨论 3 种系统在 N-P 准则下的检测问题, 记 $p_{x_k} = p(u_0 = k/X)$, $k = 0, 1$; $p_{lx} = p(X/H_l)$, $l = 0, 1$.

$$p_{M0} = p(u_0 = 0/H_1) = \sum_x p_{x0} \cdot p_{1x} \quad (14)$$

$$p_{D0} = p(u_0 = 1/H_1) = \sum_x p_{x1} \cdot p_{1x} \quad (15)$$

$$p_{F0} = p(u_0 = 1/H_0) = \sum_x p_{x1} \cdot p_{0x} \quad (16)$$

其中 p_{lx} 由局部判决规则 $r_1, r_2, \dots, r_n$ 决定, p_{xk} 由融合规则 r_0 决定.

3.1 局部判决规则给定时最佳融合规则的确定

假定条件概率密度 $p(y_i/H_0)$, $p(y_i/H_1)$ 及局部判决规则 $\{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ 均为已知, 我们期望在 $p_{F0} \leq \alpha$ 的条件下使 p_{D0} 最大 (p_{M0} 最小), 建立目标函数

$$J_{\max} = J_m = p_{D0} - L(p_{F0} - \alpha) \quad (17)$$

其中 J_m 为目标函数, L 为 Lagrange 乘子, α 为系统所期望的虚警概率.

把 (15), (16) 式代入 (17) 式得

$$J_m = \sum_x p_{1x} p_{x1} - L \left(\sum_x p_{0x} p_{x1} - \alpha \right) \quad (18)$$

将 J_m 作为特定值 $X^* = (u_1^*, u_2^*, \dots, u_n^*)$ 的函数展开得

$$J_m = k(X^*) - L(p_{0x^*} p_{x^*1} - \alpha^{*'}) + p_{1x^*} p_{x^*1} \quad (19)$$

式中 $\alpha^{*'} = \alpha - \sum_{X \neq X^*} p_{0x} p_{x1}$, $k(X^*) = \sum_{X \neq X^*} p_{1x} p_{x1}$, $\sum_{X \neq X^*}$ 表示除 X^* 外对 X 所有可能取值求和. 我们期望在 $p_{F0} \leq \alpha$ 条件下, 通过改变 p_{x^*1} 使 J_m 最大

$$J_m^* = p_{x^*1} - L^*(p_{x^*1} - \alpha^*) + k'(X^*) \quad (20)$$

其中 $J_m^* = J_m/p_{1x^*}$; $\alpha^* = \alpha^{*'}/p_{0x^*}$; $k'(X^*) = k(X^*)/p_{1x^*}$; $L^* = L \cdot p_{0x^*}/p_{1x^*}$; $k'(X^*)$ 对于 p_{x^*1} 为常数, 此时问题转化为在 $p_{x^*1} \leq \alpha^*$ 时对 p_{x^*1} 求最大值. (20) 式是关于 p_{x^*1} 的线性方程, 最大值出现在直线取值的端点上, 且与直线斜率有关. 因 $p_{x^*1} \in (0, 1)$ 又 $p_{x^*1} \leq \alpha^*$, 故融合规则如下:

$$\frac{p_{1x^*}}{p_{0x^*}} \begin{cases} > L, & p_{x^*1} = \min\{\alpha^*, 1\} \\ < L, & p_{x^*1} = 0 \end{cases} \quad (21)$$

对每一个固定的 X^* 取值, 我们都可以得到一个方程, 共可得到 2^n 个方程. 这组方程确定了对于 $p_{F0} \leq \alpha$ 使 p_{D0} 最大或 p_{M0} 最小的融合规则.

3.2 给定融合规则求各局部检测器最佳判决规则

假定条件概率密度 $p(y_i/H_0)$, $p(y_i/H_1)$ 及融合规则 $r_0(X)$ 均为已知, 我们期望在 p_{F0} 满足 $p_{F0} \leq \alpha$ 的条件下使 p_{D0} 最大 (p_{M0} 最小), 建立目标函数:

$$J_{\min} = J = p_{M0} + L(p_{F0} - \alpha) \quad (22)$$

其中 L 为 Lagrange 乘子, α 为系统所期望的虚警概率.

为了用 p_{fi} 和 p_{mi} 表示 p_{F0} , p_{M0} , 定义: $M_x = \prod_{S_0} p_{mk} \prod_{S_1} (1 - p_{mj})$, $F_x = \prod_{S_0} (1 - p_{fk}) \prod_{S_1} p_{fj}$, 代入 (22) 式得

$$J = \sum_x M_x p_{x0} + L \left(\sum_x F_x p_{x1} - \alpha \right) \quad (23)$$

把 (23) 式对第 μ 个传感器展开, 即展开成用 $p_{f\mu}$, $p_{m\mu}$ 表示的形式:

$$J = C_{M\mu} p_{m\mu} + L(C_{F\mu} p_{f\mu} - \alpha + K_{2\mu}) + K_{1\mu}, \quad \mu = 1, 2, \dots, n \quad (24)$$

(24) 式中: $C_{M\mu} = \sum_{X\mu} M_x^\mu (p_{x0}^{\mu 0} - p_{x0}^{\mu 1})$; $K_{1\mu} = \sum_{X\mu} M_x^\mu p_{x0}^{\mu 1}$; $C_{F\mu} = \sum_{X\mu} F_x^\mu (p_{x1}^{\mu 1} - p_{x1}^{\mu 0})$; $K_{2\mu} = \sum_{X\mu} F_x^\mu p_{x1}^{\mu 0}$; $M_x^\mu = \prod_{S_0} p_{mk} \prod_{S_1} (1 - p_{mj})$; $F_x^\mu = \prod_{S_0} (1 - p_{fk}) \prod_{S_1} p_{fj}$; $p_{xk}^{\mu j} = p_{xk} | u_\mu = j, j = 0, 1$; 其中 $\sum_{X\mu}$ 表示除 u_μ 外的局部判决集合 $\{u_1, \dots, u_{\mu-1}, u_{\mu+1}, \dots, u_n\}$ 求和, $S_0^\mu, S_1^\mu (\mu = i)$ 见 (12) 式.

值得注意的是在上述的公式中, 优化的是整个系统的性能而不是每个检测器, 实际上各检测器的判决规则及它们的计算都是相互耦合的^[7]. 当求解一个检测器的判决规则时, 应假设其它检测器判决规则和融合中心判决规则已知的条件来求解获得的方程组, 便可得到所需要的判决规则集合.

注意到 $C_{M\mu}$, $C_{F\mu}$ 和 $K_{1\mu}/C_{M\mu}$ 都是融合规则和其它检测器判决规则的函数, 而且独立于第 μ 个检测器, 由于 $K_{1\mu}/C_{M\mu}$ 独立于第 μ 个检测器, 在最小化时可忽略此项. 又规定: $J/C_{M\mu} = J_\mu$; $L \cdot C_{F\mu}/C_{M\mu} = L_\mu = t_\mu$; $p_{f\mu} = (\alpha - K_{2\mu})/C_{F\mu} = \alpha_\mu$, 故

$$J_\mu = p_{m\mu} + L_\mu (p_{f\mu} - \alpha_\mu), \quad \mu = 1, 2, \dots, n \quad (25)$$

J_μ 的最小化产生了下述第 μ 个检测器的似然比检测:

$$L(y_\mu) = \frac{p(y_\mu/H_1)}{p(y_\mu/H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} L_\mu = t_\mu = f_\mu(t_1, \dots, t_{\mu-1}, t_{\mu+1}, \dots, t_n) \quad (26)$$

其中 t_μ 为第 μ 个检测器的门限, 它是其它检测器门限的函数.

总结上述推理过程, 我们得出: 融合规则给定时, 各传感器判决规则为一似然比检测, 且其门限是互耦的, 对以上推理得到 n 个未知数的 n 个方程同时求解就可确定 $p_{F0} \leq \alpha$, 使 p_{M0} 最小的门限集合.

3.3 并行分布式检测融合系统的全局最佳

在全局最佳检测系统中, 由于 $(r_0, r_1, \dots, r_n)$ 均不给定, 此时各检测器门限不仅取决于其它检测器门限, 而且还取决于融合规则. (26) 式变成

$$\frac{p(y_i/H_1)}{p(y_i/H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} t_i = f_i(t_1, \dots, t_{i-1}, t_{i+1}, \dots, t_n, r_0(X)), \quad i = 1, \dots, n \quad (27)$$

其中融合规则

$$r_0(X) = p_{x1} = \begin{cases} 1, & p(X/H_1)/p(X/H_0) > L \\ 0, & p(X/H_1)/p(X/H_0) < L \end{cases} \quad (28)$$

$r_0(X)$ 代表单调布尔函数, 最佳融合结构应同时满足 (27), (28) 式.

当 $n = 3$ 时, 对最佳门限 t_1 , 其中 $r_0(i, j, k) = p(u_0 = 1/u_1 = iu_2 = ju_3 = k)$ 为单调增布尔函数, 表示为

$$\sum_{u_2 u_3} r_0(1, u_2, u_3) > \sum_{u_2 u_3} r_0(0, u_2, u_3) \quad (29)$$

每个检测器的最佳门限可写为

$$t_1 = f_1(t_2, t_3, r_0(u_1, u_2, u_3)) \quad (30a)$$

$$t_2 = f_2(t_1, t_3, r_0(u_1, u_2, u_3)) \quad (30b)$$

$$t_3 = f_3(t_1, t_2, r_0(u_1, u_2, u_3)) \quad (30c)$$

f_2, f_3 是 f_1 的对称形式, 与 (30a) 式相同, (30b), (30c) 式也作了类似 (29) 式的假设。使我们注意的是对于融合规则固定的最佳检测 (30a)~(30c) 式只是一个必要条件^[8], 在某一特定融合规则下, 若存在多组解, 必须确定在 $p_{F0} \leq \alpha$ 的条件下使 p_{D0} 最大的那组解。

在 n 个传感器的并行分布式检测系统中, 融合规则最多可能数为 2^{2^n} , 由于对 (28) 式中的 $r_0(X)$ 作了单调布尔函数的限制, 另外对 (30a)~(30c) 式又作了类似 (29) 式的假设, 这说明可挑选的融合规则为单调增布尔函数。对于 $n = 3$ 的分布式检测系统, 可挑选的融合规则将从 256 减少到 9, 在融合规则的单调布尔集合里每取一个确定的值, 用 (30a)~(30c) 式便可求得一组最佳局部判决门限 t_i , 使得 p_{D0} 最大, 在对所有的融合规则搜索一遍, 得到一组 p_{D0} 的值, 其中最大 p_{D0} 所对应的 $(r_0, r_1, \dots, r_n)$ 为全局最佳解。

4 综合算法实现及检测性能分析

在瑞利噪声环境下, 我们对并行分布式检测融合系统进行综合算法仿真。首先在对远程低距分辨率雷达的非线性调频回波信号进行五尺度的软阈值决策子波域滤波仿真实验中, 当脉冲时宽 $\tau = 120\mu s$, 调频带宽 $B = 50\text{kHz}$ 时, 取采样频率 $f_s = 8.533\text{MHz}$, 小波基为双正交子波 sym8 , 对输入信噪比为 -6.02dB 的雷达回波信号, 进行子波滤波, 滤波后信噪比为 2.602dB , 噪声得到了有效地抑制, 信噪比增益为 8.62dB , 此算法作为并行分布式检测融合系统的预处理。其次在并行分布式检测融合算法的仿真中, 为使问题得到简化, 假设各传感器的观测数据相互独立, 且 $s_1 = s_2 = s_3 = s$ 。融合规则采用 K/n 规则, K 值的选取是全局最佳问题的关键。以下的仿真均是在 $n = 3$ 时 3 个相同传感器情况下, 对上述 3 种系统所作的仿真实例。图 2 和图 3 分别给出了 3 种系统在经过检测融合算法后的系统检测性能曲线和经过子波滤波和检测融合综合算法后的系统检测性能曲线, 系统 A 是已知局部检测器的虚警率 (门限), 求取 N-P 准则下的融合规则; 系统 B 是已知融合规则, 求取 N-P 准则下的局部检测器门限; 系统 C 是在

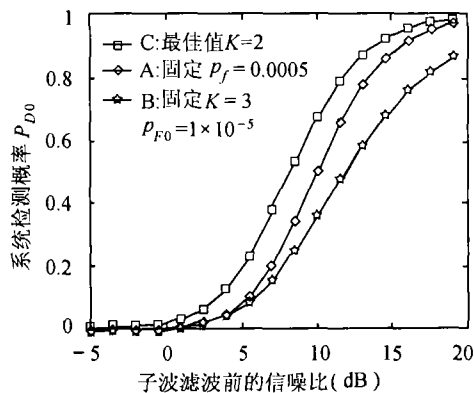


图 2 3 种系统经过融合算法后的检测性能

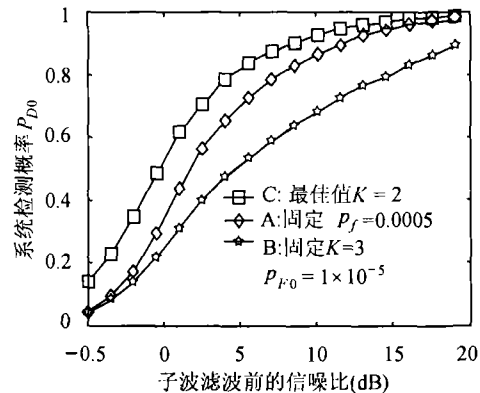


图 3 3 种系统经过综合算法后的检测性能

融合规则和局部检测器门限均为未知条件下,使用局部搜索和全局搜索求取 N-P 准则下的系统最佳。我们知道使用分布检测的目的在于使整个系统的检测性能优于单个检测器,即

$$p_{F0} \leq \min\{p_{fi}\} \text{ 且 } p_{D0} > \max\{p_{di}\} \quad (31)$$

故系统 C 中最佳 K 值的选择在满足 (31) 式的前提下使得系统检测概率最大。

从图 2 可看出:在瑞利噪声环境下,系统 C 的检测性能优于系统 A 和 B,由此得出这一理论推导及仿真结果是正确有效的,同时这一在 N-P 准则下的仿真结果也说明了预先选定局部检测器的门限及融合规则 (K/n) 中的 K 值会导致系统性能的降低。将此融合算法与子波域滤波算法综合使用,我们发现系统的检测性能得到了较大的改善,特别是在信噪比较低的区域,仿真结果见图 3。以上表明子波域滤波算法和多传感器最佳并行分布式检测融合算法的综合使用在很大程度上提高了雷达探测系统的检测性能。

参 考 文 献

- [1] E. Waltz, J. Lina, Multisensor Data Fusion, Boston: Artech House, 1990, Chapter 1-12.
- [2] Y. Yu, J. B. Weaver, *et al.*, Wavelet transform domain filters: a spatial selective noise filtration technique, IEEE Trans. on Image Processing, 1994, IP-3(6), 747-757.
- [3] D. L. Donoho, De-noising by soft-thresholding, IEEE Trans. on IT, 1995, IT-41(3), 612-627.
- [4] R. Viswanathan, P. K. Varshney, Distributed detection with multiple sensors: Part I Fundamentals, Proc. IEEE, 1997, 85(1), 54-63.
- [5] R. Srinivasan, Distributed radar detection theory, IEE Proc.-F, 1986, 133(1), 55-60.
- [6] S. C. A. Thomopoulos, Optimal distributed decision fusion, IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 1989, AES-25(5), 761-765.
- [7] G. Polychronopoulos, N. Tsitsiklis, Explicit solutions for some simple decentralized detection problems, IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 1991, AES-26(2), 282-292.
- [8] R. S. Blum, Necessary conditions for optimum distributed sensor detectors under the Neyman-Pearson criterion, IEEE Trans. on IT, 1996, IT-42(3), 990-994.

OPTIMAL DISTRIBUTED DETECTION FUSION ANALYSIS WITH PARALLEL TOPOLOGY BASED ON WAVELET DOMAIN FILTER

Li Ming Wu Yan* Wu Shunjun

(National Key Lab. of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

*(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract This paper presents a theoretical analysis in the sense of the Neyman-Pearson (N-P) test about the relationship between fusion rule and local decision rules in the parallel distributed detection fusion system with multiple sensors. It combines wavelet filter based on soft-threshold with the parallel distributed detection fusion system with multiple sensors ideally, and derives the determination of decision rules of two sub-optimal systems and globally optimal system completely. The detection performances of three systems above are computed numerically for the problem of detecting a known signal embedded in Rayleigh noise. The results obtained indicate that the presented method can enhance the radar detection performance remarkably.

Key words Parallel distributed detection, Data fusion, Neyman-Pearson criterion, Optimal decision rules, Wavelet filter, Soft-thresholding

李 明: 男, 1965 年生, 副教授, 从事实时信号处理、雷达信号检测、多传感器数据融合、子波理论及应用研究。
吴 艳: 女, 1965 年生, 副教授, 从事多传感器数据融合、模式识别、图像处理研究。
吴顺君: 男, 1942 年生, 教授, 博士生导师, 从事雷达信号检测、雷达系统建模仿真、实时信号处理、阵列信号处理研究。