

中国电子学会文集

雷达系统、电路和数据处理

中国电子学会雷达专业学会编

CIE

前 言

中国电子学会雷达学会于一九八〇年十月下旬在江西省九江市召开了“文革”后恢复活动以来的第一次学术年会，交流的主要内容是雷达系统、雷达电路、数据处理和计算机在雷达中的应用。会中收到各单位的论文报告共百余篇。为了解近年来国际

雷达技术的发展情况，尽管和国际水平相比差距较大，但可以明显看出，这几年我们已恢复了雷达技术的研究，

限于本文集的篇幅，无法将参加交流的论文报告全部刊出，因此用通信投票方式进行了遴选。根据遴选结果，全文刊出的共37篇，其余以摘要刊出。

这次年会之所以能开得比较成功，是由于江西省电子局、九江市机械局、北工、总参四部、西电、成电、1014所等主、协办单位的有关同志通力合作，特别是年会技术组组长北工柯有安副教授的日夜辛劳，在此表示深切的感谢！

张直中

目 录

(一) 雷达系统

雷达系统理论	(1)
谐波雷达	(12)
扩展频谱雷达“信号—滤波器”对	(18)
✓连续波雷达信号分析	(26)
二进制相位编码调制连续波雷达系统的分析与研究	(34)
✓用Monte-Carlo法实现信号检测数字模拟	(41)
仿真环境下的雷达系统性能模拟	(48)
小滑窗计数检测器全虚警概率与瞬时虚警概率之间的关系	(53)
两种检测器的统计试验结果及其比较	(59)
雷达搜索方式的最佳化	(66)
✓7201激光雷达的接收技术	(72)
雷达抗干扰能力的度量公式	(78)
自适应天线旁瓣相消的几个主要问题	(86)
机载雷达对运动干扰源作无源定位的数学模型	(94)
微波相控阵试验雷达	(102)
相控阵雷达的指向精度及其测定	(111)
微波全息成像雷达	(119)
用宽带雷达信号克服回波起伏	(124)
模式识别及其在雷达中的应用	(132)
DC-1 雷达目标散射截面积测量设备	(137)

(二) 电路

✓雷达固体微波电路的进展概况	(143)
16部射频组件发射通道幅相一致性研究	(148)
✓固态调频雷达	(155)
✓十公分固态高稳定本振源	(162)
射频脉冲频率稳定度测试方法	(168)
微波晶体管负阻反射型放大器的基本理论与设计方法	(175)
✓快速转换的频率合成器	(184)

(三) 数据处理和计算机应用

用电荷耦合器件(CCD)构成简易运动目标检测设备(MTD)	(191)
采用CCD和SAW器件的脉冲多卜勒雷达信号处理器	(197)

CCD 动目标显示系统的研制.....	(204)
✓ 用 CCD 产生和处理线性调频信号.....	(209)
雷达坐标变换微计算机专用程序设计.....	(215)
相控阵雷达软件系统设计.....	(221)
仿真基 4 级联 FFT 处理机的一种 ALGOL 程序.....	(226)
日本船用雷达避撞系统软件的分析及改进.....	(232)
相控阵雷达的波束控制软件.....	(240)
用硬件消除测速模糊的设计改进.....	(246)

文章摘要

(一) 雷达系统 (22篇)	(253)
(二) 电路 (20篇)	(267)
(三) 数据处理和计算机应用 (13篇)	(278)

172
173
174
175
176
177
178
179
180
181
182
183
184
185
186
187
188
189
190
191
192
193
194
195
196
197
198
199
200

雷 达 系 统 理 论

北京工业学院 柯有安

提要 扼要讨论模型、检测、估计、平滑、分辨、识别、优化和自适应几个问题。

(一) 模 型

雷达作为一种信息系统，可以用图 1 所示的一般化模型来表示。其中 W 表示信号产生子系统，主要任务是产生一个适当的信息运载工具，其输出应理解为某种空时过程，这里以矢量 u 表示，其元素即该过程的空时采样； T 表示目标子系统，它是雷达信息源，在输入矢量 u 的作用下产生输出矢量 v ，后者的截荷有关于目标的信息；信号矢量 v 与同维干扰矢量 n 之和构成接收矢量 r ，并进入信号处理子系统 P ，后者又可分为检测子系统 D 、估计子系统 E 和平滑子系统 S 。检测子系统 D 的任务是检定目标的有无，输出 d 取 0 表示无目标，取 1 表示有目标。估计子系统 E 的任务是在判定有目标的情况下，进而给出关于目标信息的估计值。目标信息通常可以一个参数矢量来描述，我们以 v_0 记参数矢量的真值，而以 $\hat{v}_0$ 记估计值。估计值通常有别于真值，即估计有误差。如果 v_0 表现为一接续的数据流，数据出现冗余，则可对之进一步进行处理，以获得参数矢量或其它更感兴趣参量的一个更好的估计，这就是平滑子系统 S 的任务。

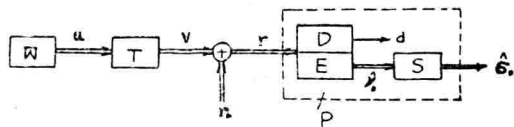


图 1 雷达信息系统模型

在这里我们就上述模型概略地讨论检测、估计、平滑、分辨、识别、优化与自适应几个问题。

(二) 检 测^[1,2]

问题是确定算子 D ，以某种最优方式给出 $d = D(r)$ ，此处 $d \in [0, 1]$ ， $r = v + n$ (有目标) 或 $r = n$ (无目标)。在线性处理的条件下可认定 D 取图 2 所示的形式。图中 w 为一待定的权重矢量， η 为一门限装置。目标有无的判定可根据 $y \stackrel{1}{\leq} \eta$ 进行。 w 选择得应

使下式所示的信干比达最大

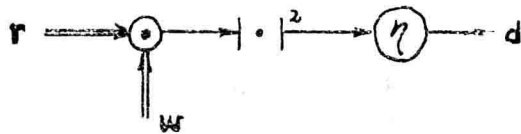


图 2 线性处理检测器 D

$$\rho = \frac{\xi(y|r=v+n) - \xi(y|r=n)}{\xi(y|r=n)}$$

设 $\xi[n] = 0$, $\xi[nn^\dagger] = R$, $\varepsilon[vn^\dagger] = 0$, 并注意 $y = |r^\dagger w|^2$, 代入上式后有

$$\rho = \frac{w^\dagger u v^\dagger w}{w^\dagger R w}$$

数学上这归结为两个二次型之比求极值的问题。利用经典的解法可以求得最优权重矢量 $w_0 = R^{-1}v$, 最大信干比 $\rho_0 = v^\dagger R^{-1}v$ 。这就是文献〔3〕所得变分解的矩阵形式。当干扰退化为平稳白噪声时, $R = 2NI$, 此处 N 为单个噪声样品的平均功率, I 为单位矩阵, 最优权重矢量 $w_m \propto v$, 最大信噪比 $\rho_m = \frac{S}{N}$, 此处 $S = \frac{1}{2} v^\dagger v$ 为信号矢量载荷的总功率。这就是文献〔4〕的变分解的矩阵形式。

线性处理的优点是它只要求关于干扰的一、二阶矩知识。如果知道关于干扰的更高阶统计知识, 显然应该加以利用, 并可望获得更好的结果。设干扰的概率密度函数可知, 记为 $p(n)$, 则两个条件概率分布密度便是可知的, 分别为 $p(r|r=n) = p(n)$, $p(r|r=v+n) = p(r-v)$ 。将 r 空间划为两个互补的区域 Ω_S 和 Ω_N , 并根据 r 落入 Ω_S 或 Ω_N 给 d 赋值 1 或 0, 从而有

$$\xi(d|r=n) = \int_{\Omega_S} p(r|r=n) dr$$

$$\xi(d|r=v+n) = \int_{\Omega_N} p(r|r=v+n) dr$$

定义平均损失函数 $L = \eta \xi(d|r=n) + \xi(d|r=v+n)$, 并选择 Ω_S (或 Ω_N) 以使 L 达最小, 结果即导致似然比处理

$$\Lambda(r) = \frac{p(r|r=v+n)}{p(r|r=n)} \underset{0}{\overset{1}{\leq}} \eta$$

其中 η 为一权重系数。上式指示, 最优检测器如图 3 所示。它一般是非线性的。

为了获得最优检测器的具体形式, 需给定 $p(n)$ 。如果干扰是正态的, 容易证明, 上述似然比处理器即退化为前述线性处理〔5〕。如果干扰不是正态的, 则似然比处理一般有别于线性处理, 并可望获得更好的结果。遗憾的是, 迄今为止还没有获得有价值的结果。例如噪声调频干扰、对数正态或 Weibull 包络的干扰, 最优检测器的

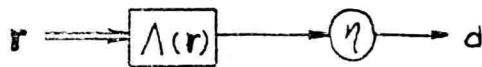


图 3 最优检测器 D

形式是什么, 极限检测性能是什么, 都是没有解决的问题。

检测理论的最新发展是非参量检测和 Robust 检测^[6, 7]。似然比检测要求完备的统计知识, 非参量检测对干扰的统计知识则几乎没有要求, 对复杂多变的干扰环境有较强的适应性, 但它舍弃了某些本来是已知的干扰知识, 检测性能会有损失。Robust 检测介乎非参量检测与似然比检测之间。此法源于 Huber 的工作^[8], 它假定干扰模型为一已知分布与一未知分布的加权和, 并把寻求最优检测器的问题化为一类最大最小问题来处理。结果证明, 最优检测器是似然比检测器与一适当设计的上下限幅器的级联^[9]。Robust 检测理论是一个十分值得注意的研究方向。

(三) 估 计

考虑最简单的“点”目标情形, 目标回波信号矢量 $v = a_0 u(v_0)$ ^[10]。此处 a_0 为复幅度, v_0 为待估目标参数矢量。一般 u 矢量尺度的选取总是使归一条件 $u(v_0) + u(v_0) = 1$ 成立, 从而有 $S = -\frac{1}{2} \cdot v^\dagger v = |a_0|^2/2$ 。观测模型为 $r = a_0 u(v_0) + n$, 此处 n 为观测噪声。问题是确定算子 E 以某种最优方式给出 $\hat{v}_0 = E(r)$, 如图 4 所示。直观的想法是 $\hat{v}_0$ 至少应满足 $\xi[\hat{v}_0] = v_0$, 即无偏; $\xi[(\hat{v}_0 - v_0)(\hat{v}_0 - v_0)^T] = \min$, 即均方误差阵最小。

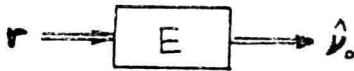


图 4 估计器 E

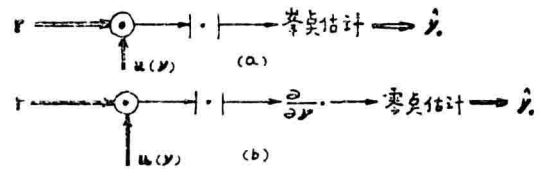


图 5 线性处理的估计器结构

从线性检测获得的结果提示我们, 在 v_0 未知的情况下, 我们可安排一组权重矢量 $u(v)$ (在零均值平稳白噪声情况下), 形成若干个并行通道, 并指定那个能给出最大输出的通道所对应的参数矢量作为 v_0 的估计值, 记为 $\hat{v}_0$, 从而有图 5 a 所示的估计器结构。

在大信号情况下, $\hat{v}_0$ 必偏离 v_0 不远, 因此图 5 a 也可等效为图 5 b。可以证明, 这样的估计器满足无偏条件 $\xi[\hat{v}_0] = v_0$, 并给出^[10, 11]

$$\left. \begin{aligned} \xi[(\hat{v}_0 - v_0)(\hat{v}_0 - v_0)^T] &= \rho_m |\chi|_0^{2n} - 1 \\ \rho_m &= S/N, \chi = u(v)^\dagger u(v_0) \\ |\chi|_0^n &= \left(\frac{\partial^2}{\partial v \partial v^T} |u(v)^\dagger u(v_0)|^2 \right)_{v=v_0} \end{aligned} \right\} \quad (A)$$

式中的 $\chi = \chi(v, v_0)$ 称广义模糊函数, 它是 Woodward 模糊函数的矢量形式和推广。

和检测相仿，这种对信号进行线性处理的估计器只要求干扰的一、二阶矩知识。如果掌握更高阶的统计知识，采用其它类型的估计器有可能获得更好的结果。如果掌握干扰的概率分布密度，则可采用最大似然估计器^[12]。以 $p(r|v_0)$ 记条件密度，它原则上应是可知的。以 v 置换 v_0 得 $p(r|v)$ ，称似然函数。 v_0 的最大似然估计 $\hat{v}_0$ 应是下列似然方程的解

$$\left[\frac{\partial}{\partial v} p(r|v) \right]_{v=\hat{v}_0} = \max$$

并在多数情况下可代之以

$$\left[\frac{\partial}{\partial v} p(r|v) \right]_{v=\hat{v}_0} = 0$$

或

$$\left[\frac{\partial}{\partial v} \ln p(r|v) \right]_{v=\hat{v}_0} = 0$$

从而得最大似然估计器(如图6所示)。

Cramer'r-Rao 证明，任何一个无偏的估计器，其估计误差的方差阵恒满足不等式：

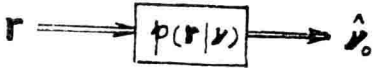


图6 最大似然估计器

$$\xi \{ (\hat{v}_0 - v_0) (\hat{v}_0 - v_0)^T \} \geq - \left[\xi \left\{ \frac{\partial^2}{\partial v \partial v^T} \ln p(r|v) \right\}_{v=v_0} \right]^{-1}$$

上式右端给出了误差方差阵的一个下界，即一个无偏估计器的极限性能。

上述最大似然估计器是否是无偏的？估计误差的方差阵是否能达Cramer'r-Rao 限？文献[13]中的一个粗糙的说明指出，在大信号情况下（即 $\hat{v}_0$ 偏离 v_0 不远时），且如 $\left[\frac{\partial^2}{\partial v \partial v^T} \ln p(r|v) \right]_{v=v_0}$ 近似为一常数矩阵，则上述最大似然估计器是无偏的，且误差的方差阵实际上可达Cramer'r-Rao限。从而满足了对算子E提出的两个要求：无偏，均方误差阵最小。特别是在平稳正态白色干扰条件下由于似然函数为^[10]

$$P(r|v) = \text{常数} \cdot I_0 \left\{ \frac{\sqrt{2S}}{N} |u(v)^\dagger r| \right\}$$

代入似然方程，并考虑大信号条件，结果仍然得到无偏条件和式[A]。从而说明，我们根据线性检测的经验所构造的估计器是最优的，在平稳正态白噪声条件下它是最好的。

估计的更一般理论是所谓Bayes估计理论^[14]，它一般还要求知道参数矢量的先验密度 $P(v_0)$ ，并把平均损失

$$\xi \{ c(\hat{v}_0 - v_0) \} = \int p(r) \int c(\hat{v}_0 - v_0) p(v_0|r) dv_0 dr = \min$$

作为寻求算子E的优化准则。此处 $c(\hat{v}_0 - v_0)$ 为一适当选定的标量函数。当取

$$c(\hat{v}_0 - v_0) = \begin{cases} 0 & |\hat{v}_0 - v_0| \leq \Delta \\ c_0 & |\hat{v}_0 - v_0| > \Delta \end{cases}$$

且 $\Delta \rightarrow 0$ 时, 则导致最大后验估计

$$[p(v|r)]_{v=\hat{v}_0} = \max$$

或

$$[-\frac{\partial}{\partial v} \ln p(v|r)]_{v=\hat{v}_0} = 0$$

式中, $p(v|r)$ 即后验密度 $p(v_0|r)$ 中的 v_0 以 v 置换的结果。可以证明⁽¹⁾, 对任何无偏估计器有

$$E[(\hat{v}_0 - v_0)(\hat{v}_0 - v_0)^T] \geq -[E[\frac{\partial^2}{\partial v \partial v^T} \ln p(v|r)]_{v=v_0}]^{-1}$$

并且还可证明, 当后验密度取正态分布时, 上式取等号, 由于最大后验估计充分利用了关于参数矢量的先验知识, 因此优于最大似然估计, 即一般有

$$-[E[\frac{\partial^2}{\partial v \partial v^T} \ln p(v|r)]_{v=v_0}]^{-1} \leq -[E[\frac{\partial^2}{\partial v \partial v^T} \ln p(r|v)]_{v=v_0}]^{-1}$$

(四) 平滑

估计量 $\hat{v}_0$ 一般有别于真值 v_0 , 即有

$$\hat{v}_0 = v_0 + \epsilon$$

ϵ 即误差矢量。如果估计是重复进行的, 或者我们感兴趣的并非 v_0 本身, 而是另一与之呈线性关系且维数较低的矢量 ϕ_0 , 则上式可改写为更一般化的模型

$$\hat{v}_0 = H \phi_0 + \epsilon \quad (B)$$

式中, H 为一行数大于列数的已知常数矩阵。从 $\hat{v}_0$ 估计 ϕ_0 的工作称为平滑。平滑器 S 应根据输入 $\hat{v}_0$ 给出 ϕ_0 的某个最优的估计 $\hat{\phi}_0$ 。依赖于对 ϵ 统计知识的多少, 有多种平滑器, 如

(i) 若对 ϵ 一无所知, 则有高斯最小二乘平滑器⁽¹⁵⁾, 它要求

$$J(\phi_0) = [(\hat{v}_0 - H \phi_0)^T (\hat{v}_0 - H \phi_0)] = \min$$

并可证满足这条件的

$$\hat{\phi}_0 = (H^T H)^{-1} H^T \hat{v}_0$$

(ii) 若已知 $E[\epsilon] = 0$, $E[\epsilon \epsilon^T] = Q$, 则可用加权最小二乘平滑器⁽¹⁵⁾, 它要求

$$J(\phi_0, W) = [(\hat{v}_0 - H \phi_0)^T W (\hat{v}_0 - H \phi_0)] = \min$$

此处 W 为一待定的正定权重矩阵。并可证明, 满足这条件的 W_0 , $\hat{\phi}_0$ 是 Q^{-1} 及

$$\hat{\phi}_0 = (H^T Q^{-1} H)^{-1} H^T Q^{-1} \hat{v}_0 \quad (C)$$

并有

$$\begin{aligned} E\{\hat{\sigma}_0\} &= \sigma_0 \\ E\{(\hat{\sigma}_0 - \sigma_0)(\hat{\sigma}_0 - \sigma_0)^T\} &= (H^T Q^{-1} H)^{-1} \end{aligned} \quad (D)$$

举一例(16)说明。设目标的一维运动轨迹为

$$\hat{v}_n(t) = \sum_{K=0}^K \sigma_0^{(K)} \frac{(t-t_0)^K}{K!} + \epsilon(t)$$

其中 $\sigma_0^{(K)}$ 为 $t=t_0$ 时目标的 K 阶速度。设测量是以采样方式进行的,

$$\hat{v}_n = \sum_{K=0}^K \sigma_0^{(K)} \frac{(t_n - t_0)^K}{K!} \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (E)$$

引入矢量记号

$$\begin{aligned} \hat{v}_0 &= [\hat{v}_1, \hat{v}_2, \dots, \hat{v}_N]^T \\ \sigma_0 &= [\sigma_0^{(0)}, \sigma_0^{(1)}, \dots, \sigma_0^{(N)}]^T \\ H &= \begin{pmatrix} 1 & t_1 - t_0 & \dots & (t_1 - t_0)^K / K! \\ 1 & t_2 - t_0 & \dots & (t_2 - t_0)^K / K! \\ \vdots & & & \vdots \\ 1 & t_N - t_0 & \dots & (t_N - t_0)^K / K! \end{pmatrix} \end{aligned}$$

式 E 立即化为式 B 的形式。对 σ_0 的加权最小二乘估计由式 C 给出, 方差阵由式 D 给出。

六 0 年左右出现的 Kalman 滤波理论使数据平滑理论向前跨进了一大步, 它的意义不仅在于给出了一种递推的算法 (从而大大减少了计算量), 而且使我们能处理一个受随机扰动的动态目标模型, 实用价值更大。限于篇幅, 不作介绍。

(五) 分 辨

点目标的分辨问题实质上是信号的分辨问题。在信号空间中两个单位强度信号 $u(v_1)$ 和 $u(v_2)$ 的可分辨程度可以用两信号矢量夹角的余弦来度量

$$\cos \alpha = |u(v_2)^\dagger u(v_1)|$$

显然它也是一个信号在另一个信号上的投影长度。当 $v_1 = v_2$ 时, $\cos \alpha = 1$, 即 $\alpha = 0$, 两信号矢量重合, 自然不可分辨。随着 v_2 偏离 v_1 , $\cos \alpha < 1$, α 增大, 信号逐渐变得可分辨。分辨能力取决于 $\cos \alpha$ 随 v_2 之偏离 v_1 的变化规律。 $\cos \alpha$ 随 v_2 之偏离 v_1 变化愈速, 则愈易分辨。

令 $v_1 = v_0$, $v_2 = v$, 得

$$\cos \alpha = |u(v)^\dagger u(v_0)| = |\chi(v, v_0)|$$

此处 $\chi(v, v_0)$ 即前面定义过的广义模糊函数。为了获得高分辨的雷达系统, 雷达设计者的任务之一便是仔细地规划信号矢量 $u(v)$, 使与之对应的广义模糊函数具有我们所需

要的性质。下面的几个关系式指示广义模糊函数在原点邻域的某些一般性质⁽¹¹⁾

$$\begin{aligned} \chi(v, v_0) &\equiv \chi_0 = 1 \\ \chi(v, v_0) &= \chi^*(v_0, v) \\ |\chi(v_1, v_0)| &\leq 1, \text{ 且等式只在 } v = v_0 \text{ 时成立} \\ R_e\left\{\frac{\partial}{\partial v}|\chi(v, v_0)|\right\}_{v=v_0} &\equiv R_e|\chi|_0^{(1)} = 0 \\ \left\{\frac{\partial}{\partial v}|\chi(v, v_0)|\right\}_{v=v_0} &\equiv |\chi|_0 = 0 \\ R_e\left\{\frac{\partial}{\partial v \partial v^T}\chi(v, v_0)\right\} &\equiv R_e\chi_0^{(2)} \\ &= -R_e\left\{\frac{\partial}{\partial v_1 \partial v_2^T}\chi(v_2, v_1)\right\}_{v_1=v=v_2} \\ \left\{\frac{\partial}{\partial v \partial v^T}|\chi(v, v_0)|\right\}_{v=v_0} &= |\chi|_0^{(2)} = R_e\chi_0^{(2)} + \chi_0^{(1)}\chi_0^{(1)*} \leq 0 \\ |\chi(v, v_0)|^2 &\approx 1 - (v - v_0)^T |\chi|_0^{(2)} (v - v_0) \end{aligned}$$

当 $v \approx v_0$ 时广义模糊函数在总体上的一般性质还有待研究，其在某些特殊情况下的性质早已为文献[17]所研究。

对分辨问题的充分研究可以指示W子系统设计的某些一般原则。

(六) 識 別 [18~20]

现在研究一下目标子系统T，对现有的绝大多数雷达来说，它可视为一个线性系统（某些非线性的目标子系统也正在研究中^(21, 22)）。

线性系统可以用它的冲击响应 h 来描述，并有

$$v = u \star h \tag{F}$$

此处 u 为输入， v 为输出， $\star$ 表示卷积。由于 u 是已知的， v 是可测的，因此 h 原则上便是可知的，这只要对上式去卷积就是了。用矢量 u 构造一个三角矩阵 U

$$U = \begin{pmatrix} u_1 & 0 & \cdots & 0 \\ u_2 & u_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u_n & u_{n-1} & \cdots & u_1 \end{pmatrix}$$

式F于是化为

$$v = Uh \tag{G}$$

当 $u_1 \neq 0$ 时， U 非奇异，从而有

$$h = U^{-1}v$$

当测得的 v 有误差，且维数高于 u 的情况时，目标子系统可用更一般的模型概括为

$$v = Uh + \partial$$

此处的 U 自不必同于式G中的，但仍是由已知的 u 构成的。应用高斯最小二乘或加权最

小二乘同样可对 $\mathbf{h}$ 分别做出如下的估计

$$\hat{\mathbf{h}} = (\mathbf{U}^T \mathbf{U})^{-1} \mathbf{U}^T \mathbf{v}$$

$$\hat{\mathbf{h}} = (\mathbf{U}^T \mathbf{P}^{-1} \mathbf{U})^{-1} \mathbf{U}^T \mathbf{P}^{-1} \mathbf{v}$$

其中 $\mathbf{P} = \xi[\partial\partial^T]$, 且 $\xi[\partial] = 0$ 。

至此, 目标识别的问题似乎原则上已经解决了。但事实上不然, 这是因为 $\mathbf{h}$ 一般和雷达极化、目标取向有关。同一目标, 极化和取向不同, 响应矢量 $\mathbf{h}$ 也不同。有的研究表明^[23], T 作为一个线性系统, 目标的极点是不变的, 即同一目标有着相同的极点分布, 决不因极化和取向而改变。

从测得的目标冲击响应中提取不变量——极点的方法有Prony法, 首先为文献[23]所建议。近期的研究表明^[24], 根据多频雷达的截面积测量数据提取极点也是可能的, 从而向现实性方向迈进了一大步。可以期待, 这方面的进一步研究可望获得更好的结果。

(七) 优 化 [25]

雷达系统理论中的许多论题都和优化这一论题有关, 这从前面几节的讨论已可看出。雷达优化问题就是选取参数信号或系统响应等以使雷达的某项性能达最优。数学上, 这归结为一个函数(或泛函)的求极值问题。这函数(或泛函), 我们叫它评价函数。

雷达中常用的评价函数类型有:

(1) 一般多元函数

$$f = f(x), \text{ 极值的必要条件是 } \frac{\partial f}{\partial x} = 0$$

(2) 二次型

$$f = f(x) = (x - u)^T (x - u)$$

x, u 均为 n 维矢量, 如限制 x 位于 $m (< n)$ 维子空间, 后者由一组线性无关的矢量 $y_1, y_2, \dots, y_m$ 组成, 则上式的极值发生于

$$Y^T (x - u) = 0, \quad Y = [y_1 : y_2 : \dots : y_m]$$

(3) 两个二次型之比

$$f = f(x) = \frac{x^T A x}{x^T B x}, \quad A \geq 0 \quad B > 0$$

极值的必要条件是

$$\det(A - \lambda B) = 0$$

此即特征方程, 其解即特征值, 其中最大和最小特征值 $\lambda_{\max}$, $\lambda_{\min}$ 规定了 f 的极大与极小。而相应的极值矢量则是如下齐次方程的解

$$(A - \lambda_m B)x = 0 \quad \lambda_m \in (\lambda_{\min}, \lambda_{\max})$$

(4) 积分型泛函

$$\varphi(x(\cdot)) = \int_{t_1}^{t_2} f(x(t)) dt$$

极值的必要条件是

$$\frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} = 0$$

特别是, 当 $\mathbf{x} = [\mathbf{x}, \dot{\mathbf{x}}]^T$ 时, 极值条件化为

$$\frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} - \frac{d}{dt} \frac{\partial f}{\partial \dot{\mathbf{x}}} = 0$$

即欧拉变分方程。

(5) 另一积分型泛函

$$\varphi[\mathbf{x}(t)] = \frac{\int_{t_1}^{t_2} \mathbf{f}^*(t) \mathbf{x}(t) dt}{\int_{t_1}^{t_2} |\mathbf{f}(t)|^2 dt}$$

积值发生于 $\mathbf{x}(t) \propto \mathbf{f}(t)$ 时。

(6) 矢量夹角

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \frac{|\mathbf{x}^\dagger \mathbf{u}|}{(\mathbf{x}^\dagger \mathbf{x})^{1/2} (\mathbf{u}^\dagger \mathbf{u})^{1/2}} = \cos \alpha$$

α 即两矢量 $\mathbf{x}, \mathbf{u}$ 间夹角 α 的余弦。由于 $0 \leq \cos \alpha \leq 1$, 所以极值发生于 $\mathbf{x}$ 与 $\mathbf{u}$ 平行 (此时为极大) 和正交 (此时为极小) 时。

(7) 较复杂的矩阵函数

种类很多, 可参阅文献[26]。

以上涉及的只是无条件极值。如附有约束条件, 则问题的一般解法是拉格朗日乘法, 它可将约束型极值问题化为无约束型极值问题^[27]。

文献[25]中集合了雷达优化中的某些典型例子, 此处不再赘述。

(八) 自 适 应

优化要求某些先验知识, 而它们有时是不可得的, 尤其在动态的情况下。根据有限先验知识, 我们可以为整个系统或其中的某个子系统设计有限个数的配方对策, 而由人即席决策, 但这种方法不能保证系统的状态与系统环境间准确的匹配, 即不能保证最优; 人的生理特点往往呈现为弱点, 使得人作为闭环系统的一个环节并不总是适宜的, 因此提出了自适应问题。从最优化到自适应是一个合乎逻辑的发展。

自适应也就是自动寻优。自动综合一个天线波束图形, 在保证主瓣对准目标的情况下使副瓣零点对准干扰源; 自动综合一个 MTI 响应, 使缺口对准消极干扰谱线而让目标谱线通过; 自动综合一个极化以使信号最强, 等等, 都是自适应的例子。

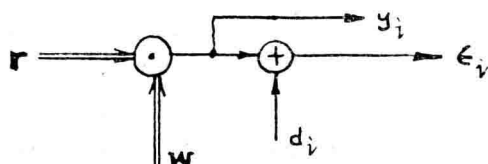


图7 典型的自适应系统

考虑图7所示的模型(实用于一大类雷达自适应系统), 其中 $\mathbf{r}_i, \mathbf{w}$ 为同维实矢量, $\mathbf{d}_i$ 为

参考, ϵ_i 为误差, y_i 为输出。输出的均方误差为

$$\xi = \xi \{ \epsilon_i^2 \} = \xi \{ d_i^2 \} - 2 p^T w + w^T R w \tag{H}$$

其中 $p = \xi[d_i r_i]$, $R = \xi[r_i r_i^T]$ 。梯度矢量

$$\nabla = \frac{\partial \xi}{\partial w} = -2(p - R w)$$

令 $\Delta = 0$, 得最优权重矢量 $w_0 = R^{-1}p$, 此即 Wiener-Hoph 方程解的矩阵形式。以 $w = w_0$ 代入式 H, 有

$$\begin{aligned} \xi &= \xi_{min} + (w - w_0)^T R (w - w_0) \\ \xi_{min} &= \xi \{ d_i^2 \} - p^T R^{-1} p \end{aligned}$$

从任一 w_0 出发, 取一定步长, 沿下降方向向最小点逼近, 即令

$$w_{i+1} = w_i - \mu \nabla_i, \quad \nabla_i = -2(p - R w_i)$$

Widrow 证明^[2,8], 只要 $0 < \mu < 1/\lambda_{max}$ 成立, 此处 λ_{max} 为 R 的最大特征值, 结果将是收敛的, 即有

$$\lim_{i \rightarrow \infty} w_i = w_0, \quad \lim_{i \rightarrow \infty} \xi_i = \xi_{min}$$

获得以上结果需预知 P 与 R, 这需要 d_i 与 r_i 的无限个样品, 而这是不可能的。于是想到以 $p_i = d_i r_i$, $R_i = r_i r_i^T$ 分别作为 P, R 的一个实时估计。Widrow 又证明, 如果 $\xi[x_i x_{i+l}^T] = 0, l \neq 0$, 则在均方意义上仍有上式的结果。收敛速度约在 $[2\mu\lambda_{max}]^{-1}$ 量级, 均方误差的相对增量为 $\mu \text{Tr} R$ 。这些结果都是富有启发性的。

由于最优化数学方法和微处理器的硬件支持, 自适应已出现了诱人的前景。

参 考 文 献

- [1] H. L. VanTrees, "Detection, Estimation, and Modulation Theory", pt. I, 1969.
- [2] C. W. Helstrom, "Statistical Theory of Signal Detection", 1960.
- [3] L. A. Zadeh and J. R. Ragazzini, "Optimum Filters for the Detection of Signals in Noise, PIRE, v.40, p.1227 1952.
- [4] D. O. North, "An Analysis of the Factors Which Determine in Signal/Noise Discrimination in Pulsed Carrier Systems," PIEEE, v.51, P.1026, 1963.
- [5] W.W. Peterson, et-al, "The Theory of Signal Deitability," PGIT, v.4, P.171 1954.
- [6] J. B. Thomas, "Nonparametric Detection" PIEEE, v. 58, P.623, 1970.
- [7] P. Papantoni-Kazakos, "Nonparametric Methods in Communications," 1977.

- [8] P. J. Huber, "A Robust Version of the Probability Ratio Test," *Ann. Math. Stat.*, v.36, P.1753, 1965.
- [9] P.M.Schultheiss, "Some Lessons in Array Processing Theory" in "Aspects in Signal Processing," 1976.
- [10] 柯有安, "雷达信号处理的一般理论", 1979全国雷达信号处理学术会议。
- [11] 柯有安 "空时雷达信号的最优处理", 电子学报, v.9, P.1, 1981 (将出)。
- [12] Y.Bard, "Estimation Theory," 1976.
- [13] 林茂庸、柯有安, "雷达信号理论", 1981 (将出)。
- [14] A. P. Sage, "Estimation Theory With Application to Communication and Control," 1974.
- [15] 数学所, "离散时间序列滤波的数学方法", 1976.
- [16] S. A. Tretter, "Introduction to Discrete-Time Signal Processing", 1976.
- [17] P. M. Woodward, "Probability, Information Theory, and its Application to Radar", 1953.
- [18] 柯有安, "雷达目标识别", 国外电子技术, 1978, №4,5。
- [19] 黄培康, "雷达发展的一个分支—特征信号测量", 国外电子技术, 1979, №. 3。
- [20] 许兆泽, "航空和 航天目标的雷达特征", 1979全国雷达信号处理学术会议。
- [21] METTRS Radar, Microwave J., Aug., 1976.
- [22] 潘志恒等, "谐波雷达", 本文集。
- [23] M. L. Van Blaricum, "A New Method for Radar Target Recognition Based on the Singularity Expansion for Target" 1975 International Radar Conference.
- [24] J. N. Brittingham, et-al, "Pole Extraction from Real-Frequency Information", *PIEEE*, v.68, P.263, 1980.
- [25] 柯有安, "雷达优化问题", 电子技术, 1978, №3.
- [26] 柯有安, "矩阵的微分", 电子技术, 1980, №2.
- [27] 南京大学, "最优化方法" 1979.
- [28] R. Widrow, et-al, "Adaptive Antenna Systems", *PIEEE*, v.55, P.2143, 1967.

諧 波 雷 达

上海交通大学 潘志恒 顾尚杰

大多数人造金属物体及半导体目标能够将入射的电磁波转换成它的谐波后再向外辐射。这是一种自然现象，称之为谐波再辐射。自然物体，如大地、树木和海洋等没有谐波再辐射能力。检测目标的谐波再辐射功率作为回波信号的雷达称为谐波雷达。这种雷达能探测对于普通雷达有严重杂波干扰的目标，在一定程度上具备抗有源干扰的能力。在识别目标时，增加了一个谐波频谱的参数。虽然目标的谐波再辐射效率较低，致使谐波雷达的探测距离较短，通常只适用于近距离的目标探测，但它具有以下重要优点：抗干扰性能强，可以利用较低的微波频率穿透叶从而得到叶丛下面甚至静止不动的金属人造物体的图象，能消除海浪影响探测海面上的目标等，因此在军事上具有重要价值。

本文在分析谐波雷达目标特性的基础上，定义了目标的谐波雷达截面积，给出自由空间的谐波雷达方程、推导了考虑大气影响等情况下的谐波雷达方程，并结合由计算结果绘制的曲线进行了简单的讨论。

一. 谐波雷达的目标特性及截面积

对于谐波再辐射的物理机制目前人们虽不甚明了，但可以认为是由于物体的非线性电磁转移特性而引起的。具有指数伏安特性的半导体二极管就是一个典型的例子。半导体是谐波雷达的极好目标。对于大多数金属人造物体，由于存在许多种类的金属—金属结，它具有非线性的电磁转移特性，构成了谐波雷达的目标。

我们用线段长40毫米、直径为6毫米的普通圆钢焊接起来的试样，两端施加微伏级的电压，测出其静态伏安特性，如图1所示。由图可见，这种金属焊缝试样具有非线性的伏安特性，而且它的特性几乎是对称的。实验表明，试样的焊缝数越多，非线性就越显著。

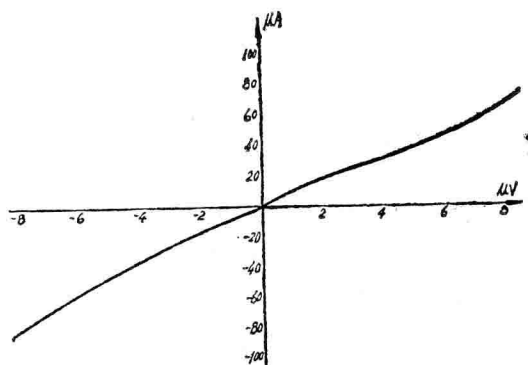


图 1

为了说明目标的谐波再辐射能力，可以将它的电磁转移特性用幂级数展开。通过简

单的数字运算，可以近似地得到在小信号条件下，二次谐波电流振幅正比于所加电压振幅的二次幂；三次谐波电流正比于所加电压的三次幂。一般， n 次谐波电流正比于所加电压的 n 次幂，即有

$$I(n\omega) \propto V_0^n \tag{1}$$

式中： V_0 为所加电压的振幅； ω 为基波角频率； n 为谐波次数； I 为由非线性结产生的电流振幅。

通过试验和分析，可以得出金属人造物体在受到微波场照射后将产生谐波再辐射的结论。对于半导体二极管来说，具有指数转移特性，受到微波场照射后，将产生丰富的谐波，其最低次（二次）谐波的信号最强。由试验观察到的半导体目标的谐波频谱如图 2 所示。为了探测较远的目标，应该利用二次谐波。对于几乎具有对称特性的金属人造目标，由于对称特性仅产生奇次项谐波，故三次谐波信号最强。由试验观察到的金属目标的谐波频谱如图 3 所示。从图中可以清楚地看到金属目标上偶次谐波受到抑制。为了有效地探测金属目标，应用三次谐波。

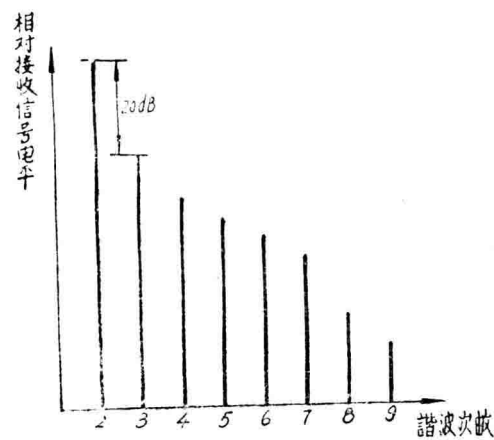


图 2

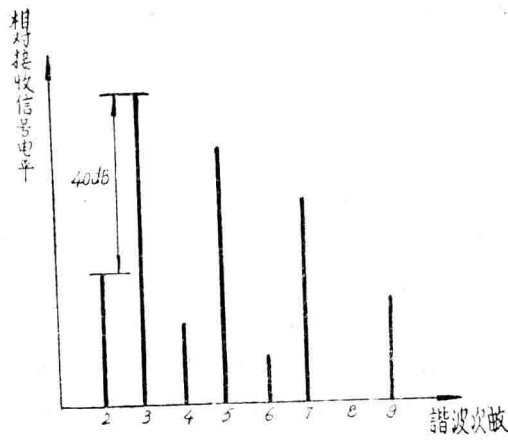


图 3

从金属目标收到的三次谐波的数值通常比从半导体目标收到的二次谐波值小得多。这两种目标的二次谐波和三次谐波的差异，可以用来识别目标的类型，因而增加了一个识别目标的参数。

谐波雷达接收的是目标的谐波功率，因此它的目标截面积不同于普通雷达的目标截面积。任何具有谐波再辐射能力的物体都可被看成由三部分组成：接收天线、非线性单元和再辐射天线。目标的谐波截面积就是包含这三部分影响在内的一种目标参量。对(1)式引伸后，我们就不难理解：一个物体的第 n 次谐波辐射功率 P_r 正比于该物体处入射的基波功率密度的 n 次幂，即有：

$$P_r = k S_i^n \tag{2}$$