

准随机跳频信号最大旁瓣抑制及其神经网络实现¹

位寅生 刘永坦

(哈尔滨工业大学电子工程技术研究所 哈尔滨 150001)

摘要 高频雷达工作在电磁环境十分恶劣的短波段,为避开干扰严重的频段,采用一种准随机跳频信号。这种信号经匹配处理后距离旁瓣很高,严重影响了雷达的性能。该文详细地分析了这种信号,提出一种距离旁瓣处理技术,并采用神经网络来实现优化计算。仿真表明算法具有较好的数值稳定性,能有效地抑制最大旁瓣。

关键词 随机跳频,最大旁瓣抑制,最小二乘,神经网络

中图分类号 TN957.5, TN-052

1 引言

高频雷达工作的频段(3—30MHz)存在着较严重的电磁干扰,系统很难找到一段连续可用的“寂静”频带来满足信号的带宽要求,因此雷达的距离分辨率极为有限。此外,高频雷达在比较窄的频带上集中了较高的能量,其工作频段容易被发现。因此,提高恶劣电磁环境下高频雷达的可靠工作能力变得十分重要。国内外研究者除在抑制干扰,如自适应旁瓣对消、极化滤波、频谱实时监测等方面寻求解决的途径外,相应地在与系统抗干扰能力密切相关的波形设计上也进行了深入的研究^[1,2]。相关文献表明,在干扰严重的环境下,为解决可用带宽窄的问题,高频雷达在工作频带的选取上需摆脱连续带宽的限制,而使用多个不连续频带来提高带宽^[3,4]。单站的高频雷达发射机是断续工作的,在一个波形周期内,频带不连续的信号脉间载频会出现跳变。由于可用频带的时频分布是变化的,不同时间段内载频跳变的组合是不同的;为保持系统相干性,要求在一定的时间段内,通常是一个系统积累周期,跳频的组合不变。由于上述的频率跳变具有一定的确定性和随机性,我们称其为准随机跳频。

准随机频率跳变破坏了跳频间隔与等效脉宽之间的约束关系^[5],从而引起很高的距离旁瓣,这将严重地影响整个雷达系统的性能。文献[6]提出的处理方法实现了以均方误差最小为准则的平均旁瓣抑制,但受跳频组合方式和噪声影响会出现数值结果不够稳定的问题。另外从实现角度考虑,运算中求伪逆不大适合于实时运算,而具有大规模并行模拟处理功能的神经网络为解决这个问题提供了可能。本文在前人工作的基础上,提出了改进的最大旁瓣抑制算法,并把它融入神经网络,利用连续神经网络优化计算功能实现了 Minimax 准则下的最大旁瓣抑制,提高了信号的动态范围,改善了算法的数值稳定性。

2 信号分析

在对准随机跳频信号的旁瓣抑制问题深入讨论之前,有必要对其信号进行分析。首先来看信号的频谱成分。准随机跳频信号占用不连续的寂静频段,因此它的频谱分布与电磁干扰强度的分布有密切关系。电磁干扰的分布往往随着时间和频率随机变化着,因此在一段时间内可用频带沿频率轴的分布是不规则的。

图 1 表示一个波形周期内某一时间段内,频率 f_0 到 $f_0 + B$ 之间的可用频段分布示意图。在下一个时间段内,可用频带的分布将发生变化。由于可用频带一般很窄(几个千赫),因而脉

¹ 2002-01-17 收到, 2002-12-25 改回

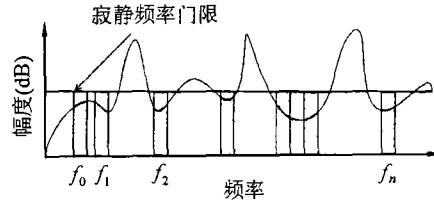


图 1 可用频段分布示意图

内一般无频率和相位调制。从时域来看, 准随机跳频信号为具备时域滤波能力, 采用常规的等间隔的脉冲串。根据以上对信号的时间、频率分析, 一个积累周期内的准随机跳频信号可表示成

$$U_T(t) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} u_1(t - nT_{pp} - mT_{wp}) \cdot e^{j2\pi f_n t + \varphi_0}$$

$$n = 0, 1, \dots, N-1, \quad m = 0, 1, \dots, M-1 \quad (1)$$

其中

$$u_1(t) = \text{rect}[(t - T_{pw}/2)/T_{pw}] \quad (2)$$

T_{pw} 为脉冲宽, T_{pp} 为脉冲重复周期, 波形周期为 $T_{wp} = N \cdot T_{pp}$, N 为一个波形周期脉冲个数, M 为波形周期个数, f_n 为各脉冲的载频, φ_0 为初始相位。为分析的方便, 假定接收信号的幅度为 1, 则回波信号可表示为

$$U_R(t) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} u_1(t - nT_{pp} - mT_{wp} - \tau) \cdot e^{j2\pi f_n(t-\tau) + \varphi_0} \quad (3)$$

其中 $\tau = [2R_0/c - 2vt/c]$, R_0 是初始距离, v 表示目标径向速度, c 表示光速。解调后, 点目标回波在第 m 个波形周期中第 n 个脉冲回波的相位表示为

$$\varphi_{mn}(t) = -2\pi \cdot f_n [2R_0/c - 2vt/c] \quad (4)$$

假定采样时间为 $t = mT_{wp} + nT_{pp} + T_{pw}/2$, 那么 (4) 式可以转化为

$$\begin{aligned} \varphi_{mn}(t) &= -2\pi f_n [2R_0/c - 2v/c \cdot (mT_{wp} + nT_{pp} + T_{pw}/2)] \\ &= \psi_0 + \psi_R + \psi_V + \psi_{RV} \end{aligned} \quad (5)$$

对于积累周期中每个同载频信号来说, 上式的各相位项分别表示为常数项:

$$\psi_0 = 2\pi f_n (T_{pw}/c) v \quad (6)$$

速度项:

$$\psi_V = (4\pi v f_n / c) \cdot mT_{wp} \quad (7)$$

距离项:

$$\psi_R = -2\pi f_n 2R_0/c \quad (8)$$

交叉项:

$$\psi_{RV} = (4\pi v f_n / c) \cdot nT_{pp} \quad (9)$$

可以看出, 速度信息的提取可通过处理载频相同的 M 个脉冲采样来实现, 而距离信息的提取可通过处理同一个速度单元中载频不同的 N 个脉冲采样来实现。

从每个波形周期中抽取载频 f_n 的脉冲采样, 按照时间顺序排列成行向量, 依次得到 N 个这样的向量后组成矩阵 S_v , 对每行数据进行傅里叶变换可以得到 N 行每行包含 M 个速度谱线的矩阵 Y_v 。由于矩阵 Y_v 中每行信号的载频不同, 相同速度所引起的多普勒频率也就不同, 这样矩阵 Y_v 中的列向量中每个元素的速度单元序号虽然相同, 但对应的目标速度却不同, 在做距离处理之前可以通过插值来校正速度门的位置。另外由于每个波形周期中相邻脉冲的起始时间相差 T_{pp} , 因此经过信号抽选和速度处理后, 矩阵 Y_v 相邻行的相位差是 $4\pi v f_n T_{pp}/c$ 。在做距离处理以前, 可以在有目标的速度门上进行精确地相位补偿。类似地, 常数相位 ψ_0 可以同样处理。经过速度门对准, 速度门相位补偿后, 矩阵 Y_v 的每一列就只包含距离相位信息 ψ_R , 因此本文下面的距离处理只需要考虑静态目标即可。

3 距离处理

距离处理的关键是旁瓣抑制滤波器的设计, 而滤波器的性能与所采用的准则密切相关。现有的旁瓣抑制准则主要有两种: 一种是以均方误差最小为准则的积分旁瓣 (ISL) 最小, 另一种以 Minimax 为准则的最大旁瓣 (PSL) 最小^[7]。下面是均方误差最小准则下 ISL 抑制算法, 在此基础上提出改进的 Minimax 准则下的 PSL 最小。

算法基本原理 依前面所述, 每个速度门上的目标都来自同一个原始距离分辨单元, 按波形参数把它分成 L 个距离单元, 对每个基本距离单元设计相应的滤波器。当来自某个特定基本距离单元范围内的回波出现时, 滤波器的响应最大且为恒值 1, 而对来自其它距离的回波, 滤波器的响应尽量小, 期望值为零。

假定第 l 个基本距离单元对应的回波信号为 s_{rl} , 那么 L 个距离门上回波信号矩阵 $S_r \in C^{L \times N}$ 表示如下:

$$S_r = (s_{r0}^T, s_{r1}^T, \dots, s_{r(L-1)}^T)^T \quad (10)$$

$$s_{rl} = (e^{-j2\pi f_0 T_{pw} \cdot n/L}, e^{-j2\pi f_1 T_{pw} \cdot n/L}, \dots, e^{-j2\pi f_{N-1} T_{pw} \cdot n/L}) \quad (11)$$

记第 l 个距离门上滤波器表示为 f_l , L 个滤波器写成矩阵的形式表示为 $F \in C^{N \times L}$ 。每个滤波器的输出为 L 维行向量, 期望输出矩阵可以用 $D \in C^{L \times L}$ 来表示。如果以均方旁瓣最小为准则, 那么上述问题可以转化为寻求最优解 F 使得实际输出 $S_r \times F$ 与期望输出 D 之间的距离最小。进一步地, 需要在一定约束下求解, 那么第 l 个距离单元的滤波器可以描述为

$$\left. \begin{aligned} \min \quad & \sum_{i=0, i \neq l}^{L-1} |s_{ri} \cdot f_l|^2 = f_l^H \tilde{S}^H \tilde{S} f_l \\ \text{s.t.} \quad & s_{rl} \cdot f_l = 1 \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

其中 \tilde{S} 表示去除第 l 行的 S_r , 那么最优解可以写成

$$f_l = (\tilde{S}^H \tilde{S})^{-1} \cdot s_{rl}^H \cdot [s_{rl} \cdot (\tilde{S}^H \tilde{S})^{-1} \cdot s_{rl}^H]^{-1}, \quad l = 0, 1, \dots, L-1 \quad (13)$$

最终我们可以得到 F , 于是一个原始分辨单元内回波的二维谱 Y_{rv} 表示如下:

$$Y_{rv}(k, l) = \sum_{n=0}^{N-1} \tilde{Y}_v(n, k) \cdot F(n, l), \quad l = 0, 1, \dots, L, \quad \forall k \in [0, M-1] \quad (14)$$

上述的二维处理限定在一个原始分辨单元内(即一个脉宽所对应的距离), 雷达探测范围内其它原始距离单元的距离-速度信息可以按照同样的处理方式得到。

4 神经网络实现

仿真表明, 当某些跳频组合出现时, 信号矩阵 S 的条件数变得很大, 会影响 (13) 式数值结果的稳定性。为提高算法的稳健性, 需考虑其它处理方法。由于神经网络具有很强的优化计算能力和便于硬件实现等优点, 因此采用连续神经网络来求解上述约束条件下的二次线性规划问题, 并融合 Minimax 算法实现最大旁瓣的抑制。

4.1 网络基本原理

典型的二次优化神经网络, 由目标网络和约束网络组成^[8]。其中, 目标网络:

$$C_i \frac{du_i}{dt} = -I_i - \frac{u_i}{R_i} - \sum_{j=1}^N g_{ij} \cdot v_j - \sum_{j=1}^m a_{ij} \cdot \varphi_j, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (15)$$

约束网络:

$$\varphi_i = f(-b_i + \sum_{j=1}^N a_{ij} v_j), \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (16)$$

式中 I_i, C_i, u_i, v_i 分别表示信号平面中第 i 个神经元的输入电流、电容、电压和输出电压, φ_i 为约束平面第 i 个神经元的输出电流。 I, u, v, φ 分别为它们的向量表示。 G 表示自跨导 g_{ij} 构成的矩阵, A 表示异跨导 a_{ij} 构成的矩阵, 由 b 表示约束向量, 构成约束条件 $A^T v = b$ 。 g 和 f 分别表示信号平面的放大器函数和约束平面的放大器函数, 神经元的输入与输出之间满足

$$\left. \begin{aligned} v &= g(u) = \beta u \\ \varphi &= f(Av - b) = \alpha(Av - b) \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

由上, 网络的能量函数可定义为

$$E(t) = I^T v + \frac{1}{2} v^T G v + \sum_{j=1}^l F_j(A_j^T v - b_j) + \sum_{i=1}^N \frac{1}{2R} \int_0^{v_i} g^{-1}(\tau) d\tau \quad (18)$$

式中 $F(y) = \alpha y^2 / 2$, 是函数 f 的不定积分。第一、二项代表二次优化的代价函数; 第三项代表违反约束条件的测度; 第四项表示调节项。我们的目的就是寻找第三项为零, 第一、二项取最小值的 v^* 。已经证明, 随着时间的演化, 网络的解轨道在状态空间中总是朝着能量 E 减小的方向运动, 找到网络的稳定点即求得 E 的极小点^[8]。

4.2 神经网络的构造

神经网络计算功能就是把目标函数同神经网络对应起来, 通过模拟网络的迭代来求最优解。由于各神经元之间输入、输出均为实数, 而目标函数是复数形式, 因此先将复数运算化为实数运算。设下角标 r, i 表示矩阵(向量)的实部和虚部, (12) 式中的矩阵和向量可以写成

$$\tilde{S} = \tilde{S}_r + j \cdot \tilde{S}_i, \quad s_l = s_{lr} + j \cdot s_{li}, \quad f_l = f_{lr} + j \cdot f_{li} \quad (19)$$

重新构造如下矩阵:

$$\bar{S} = \begin{bmatrix} \tilde{S}_r & -\tilde{S}_i \\ \tilde{S}_i & \tilde{S}_r \end{bmatrix}, \quad \bar{f}_l = \begin{bmatrix} f_{lr} \\ f_{li} \end{bmatrix}, \quad \bar{S}_l = \begin{bmatrix} s_{lr} & -s_{li} \\ s_{li} & s_{lr} \end{bmatrix} \quad (20)$$

目标函数的实数形式写成如下:

$$\left. \begin{aligned} \min \bar{\mathbf{f}}_i^H \cdot \bar{\mathbf{S}}^H \cdot \bar{\mathbf{S}} \cdot \bar{\mathbf{f}}_i \\ \text{s.t. } \bar{\mathbf{S}}_i \cdot \bar{\mathbf{f}}_i = [1, 0]^T \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

将上式与 (18 式) 的能量函数对应, 不难得出如下关系:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{G} = \bar{\mathbf{S}}^H \bar{\mathbf{S}} \in R^{2N \times 2N}, \quad \mathbf{v} = \bar{\mathbf{f}}_i \in R^{2N \times 1} \\ \mathbf{A} = \bar{\mathbf{S}}_i^T \in R^{2N \times 2}, \quad \mathbf{b} = [1, 0]^T \in R^{2 \times 1} \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

目标函数中没有一次优化项, 因此电流 $\mathbf{I} = 0$, 网络能量函数简化为

$$E(\mathbf{v}) = \frac{1}{2} \mathbf{v}^T \mathbf{G} \mathbf{v} + \frac{a}{2} \|\mathbf{A}^T \mathbf{v} - \mathbf{b}\|^2 + \frac{1}{2\beta R} \|\mathbf{v}\|^2 \quad (23)$$

准随机跳频引起的距离旁瓣的分布是很不均匀的, 因而均方误差最小准则下的 ISL 最小时, PSL 往往还是很高, 不能满足检测要求. PSL 抑制一般通过加权迭代实现, 其原理是通过目标函数加权, 有选择地强化对较大旁瓣的抑制, 使得在迭代的过程中, 优化目标在 ISL 和 PSL 之间折衷, 最后逼近 PSL. 本文根据这种思想提出一种较为简便的具有自适应目标的迭代算法, 并融合了神经计算, 通过输出的回馈来决定门限和加权系数, 实现 Minimax 准则下的 PSL 最小.

令 $\tilde{\mathbf{G}} = \bar{\mathbf{S}}^H \mathbf{W} \bar{\mathbf{S}}$, 其中矩阵 \mathbf{W} 除对角线外均为零. 记 $\mathbf{W} = \text{diag}(\mathbf{w})$, $\mathbf{w} \in R^{N \times 1}$ 为一向量. 用 $\tilde{\mathbf{G}}$ 代替 (23) 式中的 \mathbf{G} , 求导, 得到

$$\left. \begin{aligned} \nabla E(\mathbf{v}) = (\tilde{\mathbf{G}} + \alpha \mathbf{A} \mathbf{A}^T + [1/(\beta R)] \mathbf{I}) \mathbf{v} - \alpha \mathbf{A} \mathbf{b} \\ \nabla^2 E(\mathbf{v}) = \tilde{\mathbf{G}} + \alpha \mathbf{A}^T \mathbf{A} + [1/(\beta R)] \mathbf{I} \end{aligned} \right\} \quad (24)$$

其中 \mathbf{I} 是单位矩阵, 由于 $\nabla^2 E(\mathbf{v})$ 正定, 因此能量函数 E 是全局稳定的凸函数, 网络最终收敛的最小二乘解必然是全局最优解. 下面, 我们采用梯度最速下降法在计算机上模拟上述网络. 由集体作用函数定义^[8], 网络的参数递推由下式决定:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{u}^{n+1} = \mathbf{u}^n - \frac{1}{C} \left(\frac{a}{2} \|\mathbf{A}^T \mathbf{v}^n - \mathbf{b}\|^2 + \frac{1}{2\beta R} \|\mathbf{v}^n\|^2 \right) \cdot \nabla E(\mathbf{v}^n) \\ \mathbf{v}^{n+1} = \beta \mathbf{u}^{n+1} \end{aligned} \right\} \quad (25)$$

神经网络算法描述:

(1) 初始化 初始化加权因子 $\mathbf{w}^0 = [1, 1, \dots, 1]^T \in R^{2L \times 1}$, 初始门限 $\text{TH}^0 = 0$, 加权矩阵 $\mathbf{W}^0 = \text{diag}(\mathbf{w}^0)$, 数据矩阵 $\tilde{\mathbf{G}} = \bar{\mathbf{S}}^H \mathbf{W}^0 \bar{\mathbf{S}}$.

(2) k 时刻参数计算 k 时刻滤波器神经计算:

(a) 初始化: 随机选取状态初始值 \mathbf{v}^0 , 计算能量函数 E^0 ;

(b) 梯度计算: 采用 (24) 式计算当前梯度 $\nabla E(\mathbf{v})$;

(c) 参数更新: 利用 (25) 式求下一迭代的参数 \mathbf{u}^{n+1} , \mathbf{v}^{n+1} , E^{n+1} ;

(d) 检验判据: 如果 $\mathbf{v}^{n+1} = \mathbf{v}^n$ 并且 $E(\mathbf{v}) \leq \varepsilon$, 结束. 否则 $n = n + 1$ 回到 (b). 其中 ε 为指定的常数.

k 时刻误差: $\mathbf{err}^k = |\tilde{\mathbf{S}}\mathbf{v}|$, 其中 \mathbf{err} 表示误差矢量.

(3) 状态更新

$k+1$ 时刻的门限: $\text{TH}^{k+1} = \mu \cdot \max(\mathbf{err}^k)$, 其中 μ 为收敛常数.

$k+1$ 加权因子: $w^{k+1}(i) = \begin{cases} w^k(i) + \eta \cdot \mathbf{err}^k(i), & \mathbf{err}^k(i) > \text{TH}^k \\ w^k(i), & \text{else} \end{cases}$, 其中 η 为常数.

$\mathbf{W}^{k+1} = \text{diag}(w^{k+1})$, 其中 $i \in [0, 2L-1]$.

$k+1$ 数据矩阵: $\tilde{\mathbf{G}} = \tilde{\mathbf{S}}^H \mathbf{W}^k \tilde{\mathbf{S}}$

(4) 检验判据 如果 $\text{TH}^{k+1} \leq \text{PSL}_e$, 结束, 否则回到 (2). 其中 PSL_e 为期望最大旁瓣.

5 仿真结果与分析

经过速度处理和速度补偿后, 在每个速度单元上做距离处理时, 我们分别采用点距离匹配的算法 (记为算法 A) 和采用公式的算法 (算法 B) 以及本文的神经网络处理算法 (记为算法 C) 进行对比. 选取的波形与信号处理参数如下:

设载频 $f_0 = 6\text{MHz}$, 脉冲宽度 $T_{pw} = 0.5\text{ms}$, 脉冲重复周期 $T_{pp} = 15.625\text{ms}$, 脉冲个数 $N=32$, 波形周期 $T_{wp} = 0.5\text{s}$, 波形重复个数 $M=128$, 跳频总带宽 $B=300\text{kHz}$, 脉间频谱无混叠. 基本距离单元数 $L=75$, 背景噪声为复高斯白噪声. 假定存在两个点目标, 均为静态目标. 目标 1, 2 距离分别为 35km , 45km . 幅度均为 1.

图 2, 图 3, 图 4 分别表示采用算法 A, B, C 得到的目标距离谱图.

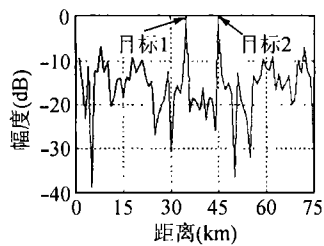


图 2 距离剖面图

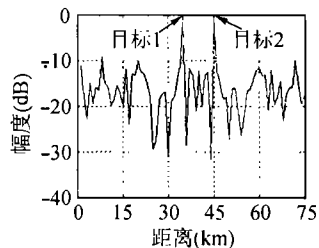


图 3 距离剖面图

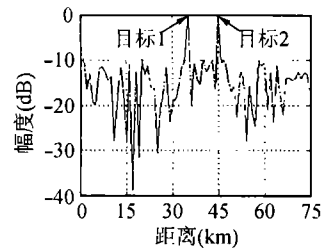


图 4 距离剖面图

由于距离旁瓣和背景噪声共同对检测造成影响, 而旁瓣可以看作自杂波, 因而本文采用信号干扰噪声比、最大干扰噪声和平均干扰噪声作为三种算法性能的评价参数. 表 1 可以定量地比较上面的处理结果. 其中改善为正, 损失为负, 均与算法 A 做比较.

仿真结果表明, 应用连续神经网络计算功能得到的最优滤波器能有效地抑制最大距离旁瓣, 算法 B 和 C 均优于算法 A. 算法 B 的信干比有所提高, 算法 C 有微小的信干比损失, 但是最大干扰噪声抑制加强. 二者的在回波矩阵条件数不大的时候, 结果比较接近, 但多次仿真表明算法 C 与 B 相比有具有更好的数值稳健性.

表 1 算法 A 与 B 和 C 性能比较

处理方式	信干比 (dB)		最大干扰噪声 (dB)	平均干扰噪声 (dB)
	目标 1	目标 2	目标 1,2	目标 1,2
算法 A	13.64	13.82	-6.58	-13.81
算法 B	15.10	15.09	-9.12	-15.10
改善或损失	+1.46	+1.27	+2.54	+1.29
算法 C	13.69	13.78	-9.57	-13.78
改善或损失	+0.05	-0.04	+2.99	-0.03

5 结 论

准随机跳频信号能够利用处于干扰频带之间的不连续寂静频带, 因此提高了高频雷达的可用带宽和抗干扰能力。文中提出的改进的距离旁瓣抑制方法能有效地抑制最大旁瓣, 提高了信号的动态范围, 由于采用了神经网络优化计算获得了更好的数值稳健性。

参 考 文 献

- [1] R. H. Khan, P. K. Mitchell, Waveform analysis for high-frequency FMICW radar, IEE Proc-F, 1991, 128(5), 411-419.
- [2] Shen Yiyang, Liu Yongtan, Step pulse train design for high resolution range imaging with Doppler resolution processing, Chinese Journal of Electronics, 1999, 8(2), 196-199.
- [3] V. M. Kutuzov, Synthesis of non-regular multitone signals and algorithms of their processing, ICSP'96, Beijing, 1996. Part 1 (of 2) Oct: 14-18.
- [4] S. D. Green, S. P. Kingsley, Improving the range/time sidelobes of large bandwidth discontinuous spectra HF radar waveforms, IEE Conference Publication Proceedings of the 7th International Conference on HF Radio Systems and Techniques, London, 1997, 246-250.
- [5] G. S. Gill, Step frequency waveform design and processing for detection of moving targets in clutter, IEEE 1995 International Radar Conference, Alexandria 1995, 573-578.
- [6] Wei Yinsheng, Liu Yongtan, New anti-jamming waveform designing and processing for HF radar, CIE Internal Conference on Radar Proceedings, Beijing, 2001, 281-284.
- [7] B. M. Zrnic, A. J. Zejak, A. Petrovii, Pulse compression radar: self-clutter suppression using modified RLS algorithm, International Conference on Telecommunications in Modern Satellite, Cable and Broadcasting Services, Yugoslavia, 1999. Vol.2, 363-366.
- [8] 焦李成, 神经网络系统理论, 西安, 西安电子科技大学出版社, 1995, 59-67.

MAXIMUM SIDELOBE SUPPRESSION FOR QUASI-RANDOM STEP FREQUENCY SIGNAL AND ITS NEURAL NETWORK IMPLEMENTATION

Wei Yinsheng Liu Yongtan

(RIEE, Harbin Institute of Technology, Haerbin 150001, China)

Abstract Operating in the heavy congested SW band, HF radars use a quasi-random step frequency signal to avoid the interference bands. However, the sidelobe of this signal after matching processing is very high, thus would greatly debase the radar's performance. In this paper, a range sidelobe processing technique is proposed on a basis of delicate signal analysis and a NN based algorithm is applied to realize the optimization computing. Simulation results demonstrate this method could successfully suppress the maximum sidelobe with good numerical stability.

Key words Random step frequency, Maximum sidelobe suppression, Least square method, Neural networks

位寅生: 男, 1974年生, 博士生, 主要研究方向: 雷达信号设计和阵列信号处理等。

刘永坦: 男, 1936年生, 中国科学院院士, 中国工程院院士, 从事新体制雷达系统等方面的研究与教学工作。