

神经网络在毫米波频率步进雷达信号处理中的应用

刘 静 李兴国 吴 文

(南京理工大学毫米波光波近感技术研究所, 江苏, 南京 210094)

摘要 基于人工神经网络能量函数优化理论, 提出了一种毫米波频率步进雷达距离像的神经网络算法的理论框架, 并进行了仿真实验. 由于神经网络的并行运算, 本文所介绍的方法具有速度快的优点.

关键词 频率步进雷达, 能量函数, 人工神经网络, DHT.

APPLICATION OF THE NEURAL NETWORK TO MMW STEPPED-FREQUENCY RADAR SIGNAL PROCESSING

LIU Jing LI Xing-Guo WU Wen

(Institute of Millimeter Wave and Optical Wave Near Sensing Technology, Nanjing Univ. of Sci. & Tech., Nanjing, Jiangsu 210094, China)

Abstract Based on the energy function optimization theory of the artificial neural network, a theoretical frame of neural network algorithm was presented to produce 1-D range profile of MMW stepped-frequency radar and some simulation experiments were done. Because of the parallel computation of the neural network, the method developed by the authors has the advantage of rapidness.

Key words stepped-frequency radar, energy function, artificial neural network, DHT.

引言

近十年来人工神经网络理论得到飞速发展并被广泛应用于各种优化设计问题中, 其基本思想是将优化问题的目标函数化成能量函数, 采用具有该能量函数的神经网络实现优化. 由于神经网络具有并行运算的特点, 如果将信号处理问题化成优化问题, 再采用神经网络来实现, 可以获得高速的信号处理算法.

毫米波频率步进雷达探测系统具有距离分辨率高、抗干扰能力强、低仰角性能好、全天候的工作能力等优点, 因此常被用于精确制导技术中, 此时要求实时处理. 频率步进雷达技术中的接收机的中心频率可以在脉冲与脉冲之间步进的跟随发射频率, 对于发射的每一步进脉冲串, 正交混频器输出信号的复包络采样值是目标的频域响应数据, 通过逆傅里叶技术即可获得相应的时域距离位置数据, 而 IFFT 可以化为一个优化问题, 从而可以用神经网络来实现. 故毫米波频率步进雷达的一维距离像算法可以用神经网络来实现. 本文就此作一些探索, 并做了仿

真实验, 仿真结果表明本文提出的方案是可行的.

1 频率步进雷达一维距离像

1.1 成像原理

设发射机的发射信号为

$$x_i(t) = \begin{cases} B_i \cos(2\pi f_i t + \theta_i) & iT_r \leq t \leq iT_r + T \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

它是具有 N 个脉冲, 跳频间隔为 ΔF 的频率步进雷达信号. 其中 $f_i = f_0 + i\Delta F$ 为发射信号频率, B_i 为第 i 个发射频率信号上的幅度, T 为脉冲宽度, T_r 为脉冲重复周期, θ_i 为相对相位.

本振信号为

$$y_i(t) = B \cos(2\pi f_i t + \theta_i) \quad iT_r \leq t \leq iT_r + T_r \quad (2)$$

距离为 R , 速度为 v_t 的目标回波信号为

$$z_i(t) = \begin{cases} B'_i \cos\{2\pi f_i [t - 2(R - v_t t)/c] + \theta_i\} & iT_r + 2(R - v_t t)/c \leq t \leq iT_r + T + 2(R - v_t t)/c \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

对于固定目标,经过 I、Q 正交双通道的混频、滤波及归一化综合处理,可得目标回波信号的复包络输出

$$G_i = e^{-j2\pi f_i(2R/c)} \quad (4)$$

由式(4)可见,对于发射的每一步进脉冲串,正交混频器输出信号的复包络采样值 G_i 是目标的频域响应数据,利用逆傅里叶变换即可获得相应的时域目标一维距离像。

1.2 离散 Hartly 变换(DHT)

一组采样数据的 DHT 及其逆 DHT 分别定义如下

$$\begin{cases} \nu(k) = \frac{1}{N} \sum_{\tau=0}^{N-1} b(\tau) \text{cas}\left(\frac{2\pi k\tau}{N}\right), \\ b(\tau) = \sum_{k=0}^{N-1} \nu(k) \text{cas}\left(\frac{2\pi k\tau}{N}\right), \end{cases} \quad (5)$$

其中

$$\text{cas}\left(\frac{2\pi k\tau}{N}\right) = \cos\frac{2\pi k\tau}{N} + \sin\frac{2\pi k\tau}{N}$$

N : 采样点数, τ : 代表时间的离散变量, k : 代表频率的离散变量, b : 采样数据, ν : b 的 DHT. 表示成矩阵形式,则式(5)可化为

$$\begin{cases} \vec{\nu} = D^{-1} \vec{b}, \\ \vec{b} = D \vec{\nu}, \end{cases} \quad (6)$$

其中

$$D = [D_{ij}], D_{ij} = \text{cas}\left(\frac{2\pi ij}{N}\right), i, j = 0, 1, \dots, N-1$$

且为一 N 阶方阵,可以证明

- ① $D = D^T$,
- ② $D^2 = NI$,

因此,序列 $b(\tau)$ 的 DFT 可由下式得到

$$f(k) = \frac{\nu(k) + \nu(N-k)}{2} + j \frac{-\nu(k) + \nu(N-k)}{2} \quad (7)$$

1.3 DHT 的线性规划神经网络实现

图 1 为 $N=3$ 时的线性规划神经网络,其能量函数定义为

$$E = \sum_i a_i \nu_i + \sum_j F\left(\sum_i D_{ji} \nu_i - b_j\right) + \sum_i \frac{1}{R_i} \int_0^{\nu_i} g^{-1}(\nu) d\nu \quad (8)$$

其中

f : 约束放大器函数,本文定义 $f(z) = \alpha z$

F : f 的无穷积分,即 $1/2\alpha z^2$

g : 信号放大器函数,本文定义 $g(u) = \beta u$

ν_i : 信号放大器 i 的输出电压

\vec{a}, \vec{b} : 分别为信号与约束放大器的输入电流矢量. 本

文令 \vec{a} 为 0 矢量, \vec{b} 为采样数据矢量

R_i : 信号放大器 i 的输入端电阻,本文取 R_i 为相同值 R

D_{ij} : 网络的连接权值矩阵,本文定义变换矩阵 D 为连接权值矩阵

因此该网络的能量函数可以定义为

$$E = \sum_{j=0}^{N-1} \frac{\alpha}{2} \left(\sum_{i=0}^{N-1} D_{ji} \nu_i - b_j \right)^2 + \sum_{i=0}^{N-1} \frac{1}{R_i} \int_0^{\nu_i} \frac{1}{\beta} \nu d\nu = \frac{\alpha}{2} \| D \vec{\nu} - \vec{b} \|_2^2 + \frac{1}{2\beta R} \| \vec{\nu} \|_2^2 \quad (9)$$

当 $\vec{\nu}$ 趋于正确解 $D \vec{\nu} = \vec{b}$ 时,式(9)中第一项取最小值,且当 R 或 β 增大或 $\vec{\nu}$ 减小时,式(9)中第二项趋于最小值。

图 1 中 ϕ_j 表示约束放大器的输出电压,且 $\phi_j = f(\sum_i D_{ji} \nu_i - b_j) = \alpha (\sum_i D_{ji} \nu_i - b_j)$

由 KCL 可得

$$c \frac{d u_i}{dt} = - \left(\frac{u_i}{R} + \sum_j D_{ji} \phi_j \right)$$

将上式写成矩阵形式,并利用

$$\begin{cases} D = D^T, \\ \vec{\Phi} = \alpha (D \vec{\nu} - \vec{b}), \end{cases}$$

有

$$\frac{d \vec{u}}{dt} = - \left(\frac{1}{Rc} + \frac{\alpha \beta N}{c} \right) \vec{u} + \frac{\alpha}{c} D \vec{b} \quad (10)$$

2 仿真分析

设频率步进雷达中心频率为 35 GHz,跳频步长 $\Delta F = 10$ MHz,跳频点数 $N = 64$ (此时回波压缩处理后所得的一维距离像的距离分辨率近似为 $c/2N\Delta F$,其中 c 为光速),I、Q 通道存在幅相不平衡

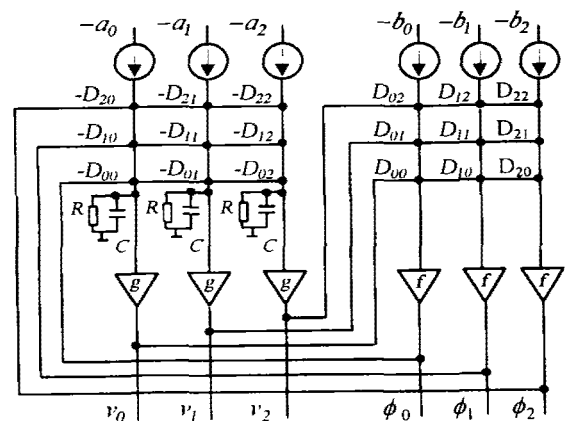


图 1 线性规划神经网络

Fig. 1 Linear programming neural network

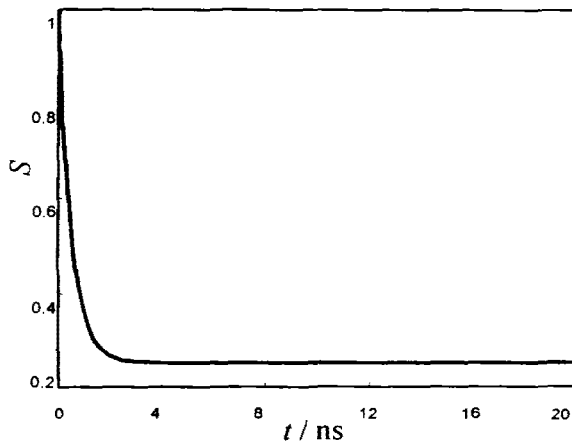


图2 神经网络算法收敛趋势图($\alpha=10, \beta=30$)
 Fig. 2 Convergent trend of the neural network algorithm($\alpha=10, \beta=30$)

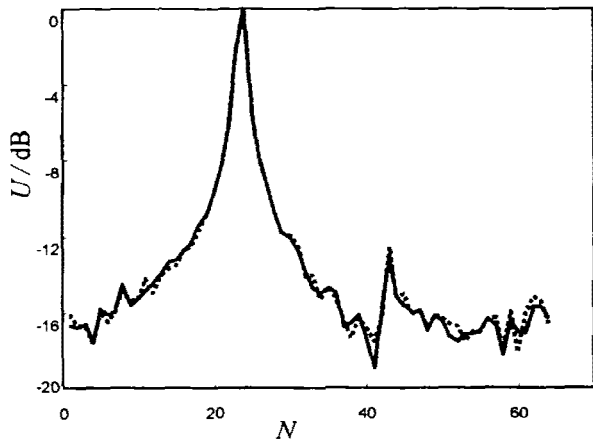


图3 IFFT 和神经网络算法一维距离像比较
 Fig. 3 Comparison of 1-D range profile based on IFFT and neural network

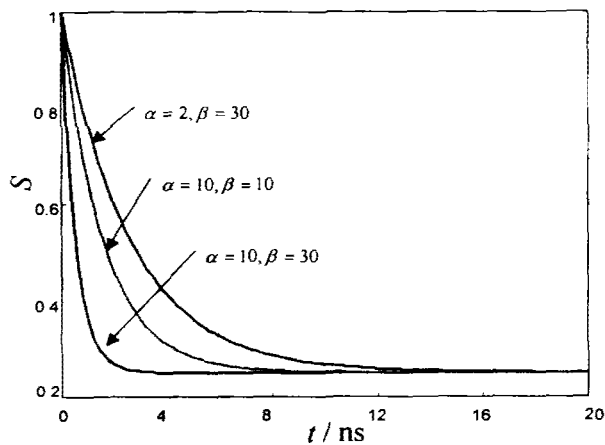


图4 不同参数时神经网络算法收敛趋势图
 Fig. 4 Convergent trend of the neural network algorithm with different parameters

时,对回波信号分别利用两种方法进行的一维距离像分析.

图2为取 $\alpha=10, \beta=30, c=10 \text{ pF}, R=10 \text{ k}\Omega$ 时的神经网络算法收敛趋势图.“1”点为归一化后的算法初始值,纵轴表示归一化后的算法收敛趋势,用符号 S 表示,算法大约经过 4 ns 达到终值.图3中纵轴表示回波信号经压缩后输出的归一化电压 U ,横轴表示 IFFT 变换点数(对应目标的距离,且相邻两点间的间距为距离分辨率),实线为 IFFT 得到的一维距离像,虚线为采用神经网络算法($\alpha=10, \beta=30$)在 $t=4.6 \text{ ns}$ 时得到的一维距离像,其和 IFFT 所得到的一维距离像已经非常吻合.而且,当参数值选取不同时,电路达到稳态的时间也不同.图4给出了不同参数时,神经网络算法的收敛趋势图.由图可知,其它参数不变, $\alpha=10, \beta=10$ 时的稳定时间近似为 12 ns; $\alpha=2, \beta=30$ 时的稳定时间近似为 18 ns.因此,实际应用时可根据指标要求和集成工艺的可实现性合理选择参数.

以上仿真结果从理论上证明了可以用神经网络来实现目标的一维距离像,从而可以设计专用的人工神经网络芯片来实现毫米波频率步进雷达的一维距离像算法,该算法具有速度快特点,尤其适用于精确制导技术.

3 结语

本文提出用线性规划神经网络的思想去实现毫米波频率步进雷达的一维距离像,并通过仿真实验证明了这种方法具有速度快的优点,本文的思想可以进一步推广应用于毫米波频率步进雷达的目标识别技术中.

REFERENCES

[1] Wehner D R. *High Resolution Radar*. London: Artech House Inc. 1987, 5—180
 [2] JIAO Li-Cheng. *The Application & Realization of the Neural Network*. Xi'an: Xidian University Press (焦李成. *神经网络的应用与实现*. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1993, 103—107
 [3] LI Yue-Hua. Detection and processing of millimeter wave stepped-frequency radar signal. Doctor's Thesis, Nanjing Univ. of Sci. & Tech. (李跃华. 毫米波频率步进雷达信号检测与处理, 南京理工大学博士论文, 1999, 23—29