

文章编号: 2095-4980(2015)01-0118-05

LFM-M 码信号旁瓣抑制技术

任新涛, 杨宁国, 王志淞

(中国人民解放军 63863 部队, 吉林 白城 137001)

摘要: 为了进一步提高雷达的探测性能, 设计了线性调频-二相码(LFM-M)混合调制脉冲压缩信号。采用分类比较的方法, 研究了反向传播网络、Elman 网络和径向基函数(RBF)网络等 3 种典型神经网络在其脉冲压缩中的应用, 设计了网络的结构, 分析了网络的算法。通过仿真和对脉冲压缩输出性能的研究得出, 采用 RBF 神经网络对 LFM-M 码信号进行脉冲压缩, 网络具有较快的收敛速度和较好的数值稳定性, 可获得 60 dB 左右的输出主旁瓣比。

关键词: 线性调频-二相码(LFM-M)信号; 脉冲压缩; 反向传播网络; 径向基函数网络; 主旁瓣比

中图分类号: TN958

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA201501.0118

Side-lobe suppression technology of LFM-M code signal

REN Xintao, YANG Ningguo, WANG Zhisong

(Unit 63863 of PLA, Baicheng Jilin 137001, China)

Abstract: Linear Frequency Modulation(LFM)-M code hybrid modulation pulse compression signal is designed in order to further improve the detection performance of radar. Classified comparison is used to research the application of such three classic neural networks as Back Propagation(BP) network, Elman network, and Radial-Based Function(RBF) network to pulse compression. Three network structures are designed, and their corresponding network algorithms are analyzed. Through the research on simulation and pulse compression output performance, it is indicated that a faster convergence rate and better numerical stability can be obtained in the pulse compression of LFM-M code signal by adopting RBF neural network, with the output main-to-side lobe of about 60 dB.

Key words: Linear Frequency Modulation(LFM)-M code signal; pulse compression; Back Propagation neural network; Radial-Based Function neural network; main-to-side lobe ratio

现代雷达采用的发射信号以大时带积线性调频(LFM)信号和相位编码信号为主。LFM 信号具有较强的抗噪声干扰和欺骗干扰的能力, 脉冲压缩对回波信号的多普勒频移不敏感; 相位编码信号的模糊函数成“图钉”形状, 具有很好的距离分辨力, 采用编码信号对雷达载波相位进行调制, 会产生一种类似于白噪声的信号形式, 可以降低对雷达信号的捕获^[1-2]。线性调频-二相码(LFM-M)信号是一种新的脉冲压缩信号, 它除了兼有线性调频信号和二相码信号的各自优点外, 还具有比线性调频信号和二相码信号更好的低截获概率和抗干扰性能^[3]。目前, LFM-M 混合调制信号旁瓣抑制采用的方法是先进行匹配滤波处理, 然后加窗函数, 用来抑制主瓣附近的旁瓣, 最后通过一个旁瓣抑制滤波器(失配滤波器), 抑制离散旁瓣^[4]。这种方法会使目标的分辨力下降, 而且滤波器的形式不具备可以灵活调节的参数^[5]。20 世纪 90 年代以后, 随着人工智能技术的蓬勃发展, 神经网络也被广泛应用到脉冲压缩的研究中, 使得脉压的智能化不断提高, 输出的性能不断改善。本文以 LFM-M 码信号为对象, 研究神经网络在其脉冲压缩中的应用, 并通过仿真验证了脉压输出性能。

1 LFM-M 码信号设计

LFM-M 码信号是由 LFM 信号和 M 码序列组合而成, 在脉冲内用 LFM 信号调制, 在脉冲间用 M 码进行调制。LFM 矩形脉冲信号可表示为:

$$S_{LFM} = A \text{rect}(t / \tau) \exp(j2\pi f_0 t) \exp(j\pi \mu t^2) \tag{1}$$

式中: A 为信号幅度; τ 为矩形脉冲宽度; f_0 为载频; $\mu=B/\tau$ 为调频斜率; $\text{rect}(t/\tau)$ 为矩形函数, 即:

$$\text{rect}(t / \tau) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t \leq \tau \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{2}$$

目前见到的 LFM-M 混合调制信号均采用线性调频-巴克码组合方式, 巴克码具有很好的非周期自相关性能, 但目前找到的巴克码仅有 9 个, 奇数最大的码长为 13, 偶数码长在 4 到 6 048 之间不存在, 超过 6 048 的码一般不采用^[6], 当从雷达的安全性或远距离探测需求方面考虑, 一般不使用巴克码。M 码是一种较为理想的伪随机调相码, 码周期里 1 的个数比 0 的多一个, 且易于产生。M 码调相矩形脉冲信号可表示为:

$$s_M = A \text{rect}(t / \tau) \exp(j2\pi f_0 t) \exp(\phi t) \tag{3}$$

式中 $\exp(\phi(t))$ 为 M 码调相序列, 取值为 1 或 -1。

脉内线性调频、脉间 M 码调相的 LFM-M 码混合调制信号可表示为:

$$s = s_{LFM} * \exp \phi(t) \tag{4}$$

将 LFM 信号和 M 码进行卷积后得到的 LFM-M 码信号, 使 2 种信号实现了优势互补, 具有良好的距离和速度分辨力, 且不存在测距、测速模糊^[7]。

采用 LFM-M 码混合调制信号时, 需要对 LFM 序列和 M 码序列的长度进行设计。若 LFM 序列长度远大于 M 码序列长度, 得到的 LFM-M 码混合调制序列相比 LFM 调制序列, 脉压输出性能改善不大, 而且匹配滤波后的积累旁瓣电平(Integrated Side-Lobe level, ISL)较大; 如果 M 码序列长度远大于 LFM 序列长度, 则匹配滤波结果会出现多个峰值, 影响后续处理中对真实目标的检测。因此在设计时, 采用扩宽后的 127 位 M 码与 LFM 序列进行混合调制, LFM 序列的长度稍大于 M 码长度, 可取得较好的匹配滤波输出结果。

2 神经网络在其脉冲压缩中的应用

2.1 网络的确定

目前常见的神经网络结构主要有前馈型、反馈型和混合型。在前馈型神经网络中, 应用最多的是 BP 网络和其改进算法型 BP 网络。BP 网络隐含层各神经元的激活函数为双曲正切函数(Sigmoid, S), 理论早已证明, 具有偏移量和至少一个 S 型隐含层加上一个线性输出层的网络, 能够逼近任何有理函数^[8]。本文在研究 BP 网络时, 采用经典的 $n-x-1$ 型网络结构, n 表示输入网络的视频回波序列长度, x 表示隐含层节点数, 1 为输出节点数。仿真时, 鉴于网络输入元比较大, 选用 Scaled 共轭梯度算法, 结果表明, 网络误差的期望不能很好地满足要求。采用增加隐含层节点数方法来提高网络的期望响应时, 网络的输出性能改善不大; 采用遗传算法优化神经网络(Genetic Algorithms-BP, GA-BP)时, 网络的性能也无较大改善, 反而大大增加了训练的时间。

反馈神经网络是在前馈网络中增加一个承接层, 这种结构使其对历史状态的数据具有敏感性, 从而使系统具有适应时变特性的能力, 能直接反应动态过程系统的特性^[9]。与前馈神经网络相比, 它更关心网络的平衡点和稳定性, 而前馈神经网络更加关注学习和训练过程, 以及非线性处理性能。通过对 Elman 反馈神经网络的研究可知, 网络具有稳定的平衡状态, 但网络的误差期望同样不能达到预期要求, 脉压输出性能较差。

从上面的分析可以得出, 隐含层传递函数为 S 函数的 3 层网络, 解决 LFM-M 混合调制信号脉冲压缩时, 在短时间里很难得到很好的脉压结果, 因此本文重点研究 RBF 网络在 LFM-M 混合调制信号脉冲压缩中的应用。

2.2 网络结构设计

RBF 神经网络是从多变量函数插值发展起来的, 采用高斯函数等径向基函数作为神经元传递函数, 能够实现非线性关系的映射。与 BP 网络相比, RBF 网络往往需要更多的神经元, 但是它的学习收敛速度更快, 在输入向量样本数目较多的情况下, RBF 网络的效果是很好的^[9]。RBF 网络的结构见图 1, 其中 X 为输入神经元, W 为权值, b 为偏移, Y 为网络输出。

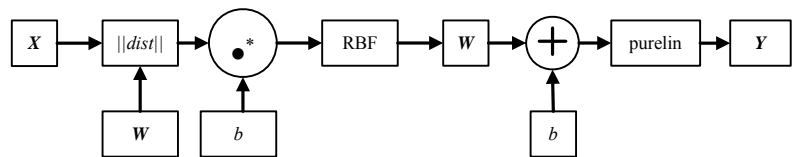


Fig.1 Architecture of RBF neural network
图 1 RBF 神经网络结构图

RBF 网络是一种 3 层前向网络, 隐含层由径向基神经元组成, 输出层由线性神经元组成。 $\|dist\|$ 标号的输入为输入向量和输入权矩阵, 输出为输入向量与权矩阵各行之间的向量距离。RBF 网络的学习过程可归结为 2 步:

第 1 步是求得输入层和隐含层之间的权值和阈值, 为无监督学习; 第 2 步是求得隐函数和输出层之间的权值和阈值, 为有监督学习。

1) 径向基函数选择

常用的径向基函数有高斯函数、多二次函数、逆多二次函数和薄板样条函数等。鉴于本文的网络输入较多, 为了便于理论分析和保证网络的整体逼近能力, 本文选择高斯函数作为网络的径向基函数。高斯基函数具有以下优点^[8-10]: a) 径向对称且形式简单, 在输入层变量多的情况下也不增加太多的复杂性; b) 光滑性好, 任意阶导数均存在; c) 解析性好, 便于进行理论分析。

2) 网络的训练过程

采用高斯函数作为网络的基函数时, 网络的输出为:

$$y_i = \sum_{j=1}^h w_{ij} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x_p - c_j\|^2\right) \quad (5)$$

式中: w_{ij} 为隐含层到输出层之间的权值; c_j 为所选取的中心值。高斯函数的方差为:

$$\sigma = c_{\max} / \sqrt{2h} \quad (6)$$

式中: c_{\max} 为输入到所选取中心之间的最大欧式距离; h 为选取的训练样本数。线性输出层的输入为:

$$a = \exp\left(\frac{h}{c_{\max}^2} \|x_p - c_i\|^2\right) \quad (7)$$

在设定网络的扩展速度 spread 时, spread 越大, 函数拟合越平滑, 但需要的隐层神经元也越大; spread 越小, 函数的逼近误差会变小, 但是逼近过程会不平滑, 可能会出现过适应现象^[8-9]。因此首先需要对不同的 spread 值进行尝试, 然后建模。

3) 网络训练样本

选取的 RBF 网络结构为 $n-m-1$, 即输入层有 n 个节点, 隐含层有 m 个节点, 输出层有 1 个节点。

网络的训练样本由回波序列 x 的转置 x^T 循环移位得到^[11]。

$$p = \begin{bmatrix} x_n & x_{n-1} & \cdots & x_2 & x_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & x_n & \cdots & x_3 & x_2 & x_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & x_n & x_{n-1} & \cdots & x_1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

网络的期望输出为 $t = [0, 0, \dots, 1, \dots, 0, 0]$, 长度 $l=2n-1$, 其中结果 1 的位置在 $(l+1)/2$ 处。

3 仿真结果

为了验证 RBF 网络在 LFM-M 码信号脉冲压缩中的性能, 仿真时将 LFM-M 码信号匹配滤波输出结果, BP 网络应用在 LFM-M 码信号脉冲压缩中的输出结果, Elman 网络应用在 LFM-M 码信号脉冲压缩中的输出结果, 和采用 RBF 网络时的 LFM-M 码信号脉冲压缩输出结果进行了分析比较。BP 网络和 Elman 网络均采用 $N-3-1$ 型结构, 系统的部分仿真参数设置如下: 脉冲宽度 $\tau=0.8 \mu\text{s}$, 采样频率 $f_s=80 \text{ MHz}$, 调频带宽 $B=100 \text{ MHz}$, M 码取扩宽后的 127 位 M 码, 码长为 635。在不加噪声和多普勒频移时, 匹配滤波器的输出见图 2, 采用 BP 神经网络时的脉压输出见图 3, 采用 Elman 神经网络时的脉压输出见图 4, 采用 RBF 神经网络时的脉压输出见图 5。

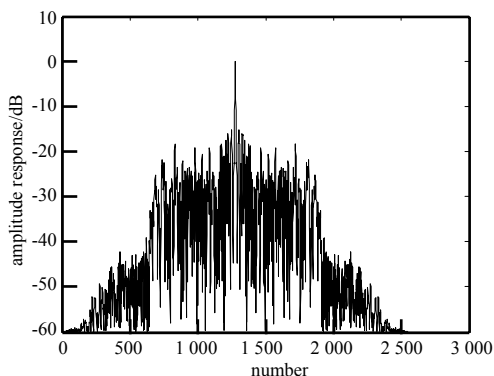


Fig.2 Matched filter output of LFM-M code signal
图 2 LFM-M 码信号匹配滤波输出

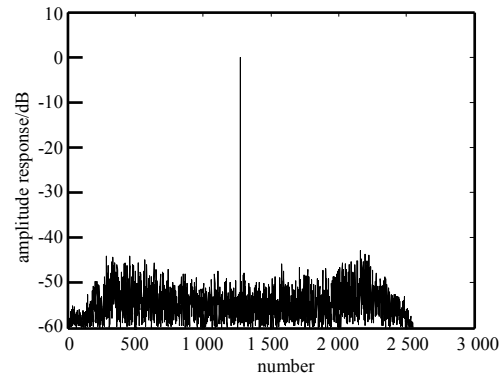


Fig.3 Pulse compression output using BP network
图 3 采用 BP 网络时的脉冲压缩输出

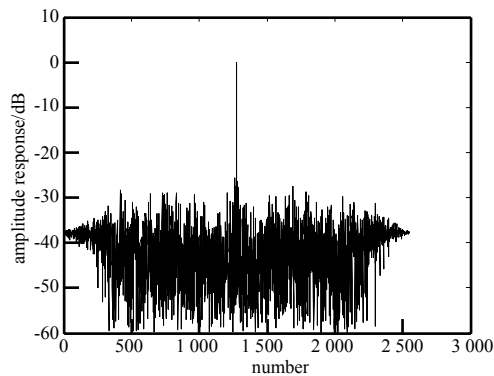


Fig.4 Pulse compression output using Elman network
图 4 采用 Elman 网络时的脉冲压缩输出

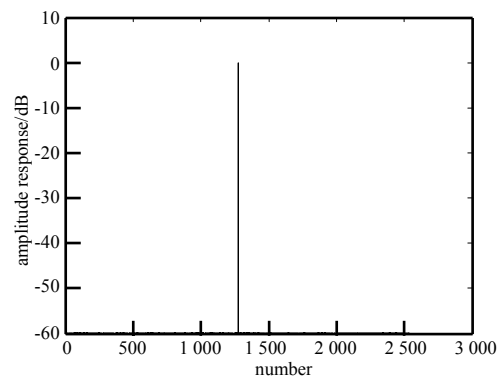


Fig.5 Pulse compression output using RBF network
图 5 采用 RBF 网络时的脉冲压缩输出

一般雷达的旁瓣峰均值比达到 30 dB 以上即可满足探测需求,但有些雷达对旁瓣电平有更高的要求。如航空交通管制系统要求旁瓣电平高于 55 dB,星载测雨雷达要求旁瓣电平高于 60 dB^[12]。从图 2~图 5 可以看出,采用匹配滤波对 LFM-M 码信号进行脉冲压缩时,最大旁瓣电平为-15 dB 左右,难以满足雷达的探测需求;采用 Elman 网络时的旁瓣电平在-30 dB 左右,可以满足一般雷达的探测需求;而采用 BP 网络和 RBF 网络则能很好地满足一般雷达的探测需求,但 RBF 的旁瓣峰均值比更高。

采用不同方法,LFM-M 码信号脉冲压缩输出性能见表 1,其中 PSL 为峰值旁瓣电平(Peak Sidelobe Level)。从表 1 可以看出,采用 Elman 网络进行脉冲压缩时,网络会很快达到稳定状态,但网络收敛时的误差较大,逼近能力差;采用 BP 网络时,网络的输出性能虽然较好,但是网络的稳定性差,常因过适应而无法收敛;采用 RBF 网络时,网络的训练过程优于 BP 网络,逼近能力最好,且稳定性好。

表 1 不同方法下 LFM-M 码信号脉冲压缩输出性能
Table 1 Pulse compression output performance with different methods

method	PSL	ISL	instruction
matched filter	-2.222 5	7.113 2	—
BP network (SCG algorithm)	-49.412 5	-25.985 3	fast network training process but poor stability, easily causing overfitting
Elman network (GDM algorithm)	-25.804 4	-5.191 0	very fast network training process but poor network approximation capability
RBF network	-282.574 5	-282.473 7	fast network training process and good stability

4 结论

本文分析了 LFM-M 码信号的性能,设计了一种 LFM-M 码混合调制信号的组合方式,然后研究了 BP 神经网络、Elman 神经网络和 RBF 神经网络在 LFM-M 码信号脉冲压缩中的应用。通过研究对比和仿真验证得出,采用 RBF 网络对 LFM-M 码信号进行脉冲压缩,能获得很好的脉压输出性能,而且网络具有很好的稳定性。

参考文献:

- [1] 张伟,彭世蕤. LFM-BC 雷达信号的欺骗干扰效果分析[J]. 空军雷达学院学报, 2008,22(1):29-32. (ZHANG Wei,PENG Shirui. Analysis of deception jamming effects of LFM-BC radar signals[J]. Journal of Air Force Radar Academy, 2008, 22(1):29-32.)
- [2] 任新涛. 伪码调相连续波雷达信号处理关键技术研究是实现[D]. 石家庄:军械工程学院, 2012. (REN Xintao. Study and realization on key technology of the pseudo-random-code phase-coded quasi-continuous wave radar signal processing[D]. Shijiazhuang,China:Ordnance Engineering College, 2012.)
- [3] 刘业民,刘忠,王涛,等. LFM-BC 雷达信号的间歇采样转发干扰的研究[J]. 现代防御技术, 2010,38(4):127-131. (LIU Yemin,LIU Zhong,WANG Tao,et al. LFM-BC signal pulse compression intermissive sampling and repeating jamming[J]. Modern Defence Technology, 2010,38(4):127-131.)
- [4] 史林,张静,刘卫东. 基于网络综合法脉冲压缩信号的旁瓣抑制[J]. 现代雷达, 2004,26(11):50-52. (SHI Lin,ZHANG Jing,LIU Weidong. Sidelobe suppression of pulse compression signal based on network synthesis[J]. Modern Radar, 2004, 26(11):50-52.)