

基于雷达距离象序列的循环神经网络飞机目标识别¹

肖怀铁 庄钊文 郭桂蓉

(国防科技大学电子工程学院 长沙 410073)

摘要 本文应用雷达目标瞬态高分辨距离象序列来识别目标,提出了一种基于距离象序列的实时循环神经网络分类方法,并进行了三类飞机目标的分类实验研究,结果表明,该方法可以得到高的识别率。

关键词 雷达距离象,序列,循环神经网络,目标识别

中图分类号 TN957.7, TN-052

1 引言

雷达目标识别常见方法有:基于低分辨雷达,对回波信号的幅度和相位进行处理和分析,得到雷达散射截面(RCS)等参数;基于高分辨雷达,获取目标的径向距离象信息,对目标进行更细致的刻画。飞机目标识别作为雷达目标识别中的一个重要方面,由于其识别背景的复杂性和目标本身的动态变化,使得它在实时性等方面的要求更为严格。飞机目标的窄带 RCS 随目标姿态的变化非常剧烈,这类算法的训练数据量通常很大。高分辨雷达距离象随目标姿态的变化没有 RCS 剧烈,但仍对姿态的变化较敏感,要完整表征一个目标,需要各个姿态角的距离象,数据量仍比较大。飞机目标运动时,随姿态角的变化获得的距离象序列的熵小于目标单个距离象的熵^[1],增加了有关目标的信息量。本文采用瞬态距离象序列来识别目标,来克服单一雷达距离象表征飞机目标特征给识别带来的困难。

神经网络为复杂目标的识别提供了一种自适应的方法,在飞机目标识别中有许多应用^[2-4]。本文选取循环神经网络作为分类器,提出一种基于距离象序列的实时循环神经网络分类方法,并研究了距离象序列长度对分类精度的影响,实现了三类飞机目标的分类识别。

2 高分辨雷达目标径向距离象序列

高分辨雷达可以揭示目标精细的几何结构和表面材料的组成,雷达发射信号带宽越宽,目标的径向距离分辨力越高,当带宽足够宽时,可以使径向距离分辨力远小于目标尺寸,此时目标占据连续多个径向距离单元。在离散频率点对目标测量,可获得一组频域数据 $S[k]$,其逆傅氏变换 $s(i) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N-1} S[k]e^{j2\pi ki/(N-1)}$ 为目标径向距离象,如图 1 所示。

雷达距离象用于目标识别已有许多研究^[4-6],但是目标单个雷达距离象对姿态仍然比较敏感。假设目标位置不变,当目标的姿态发生变化时,目标的点在径向距离上的投影也发生相应的变化,这种变化称为距离漂移^[5],原来在同一距离分辨单元内的两点,当目标的姿态发生变化后,它们可能不在同一距离分辨单元。要完整表征一个目标需要各个姿态角下的距离象,这对于实时性要求是个很大的挑战。当飞机目标运动时,随姿态角的变化获得的

¹ 1997-01-06 收到, 1997-08-01 定稿

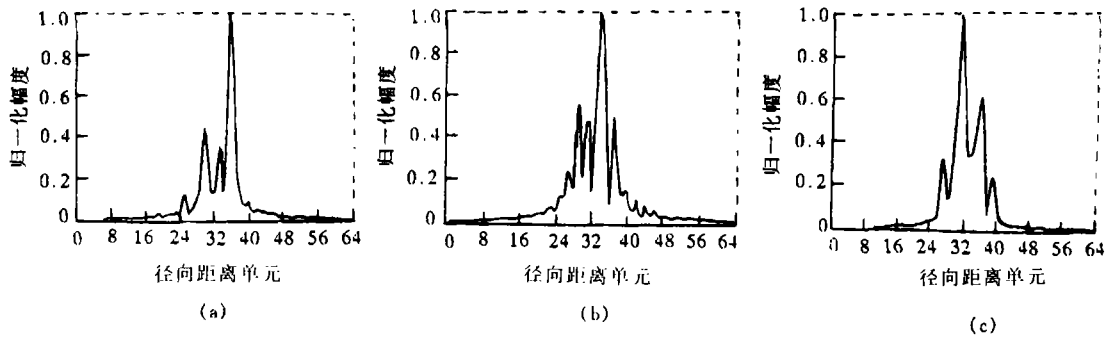


图1 三种飞机目标模型的雷达径向距离象 (IFT 成象): (a) 幻影 2000, 俯仰角 0° , 偏航角 14°
(b) F16, 俯仰角 0° , 偏航角 14° (c) 歼八, 俯仰角 0° , 偏航角 14°

距离象序列蕴含了更多有关目标的信息, 用它来识别目标可以克服利用单一距离象表征飞机目标特征给识别带来的困难。

3 距离象数据预处理

对雷达距离象的研究表明^[7], 高分辨距离象所蕴含的目标结构信息包含在较高幅度的峰值, 这些主要的峰值确定了散射中心的位置。因此, 我们采用简单的门限处理和峰值特征抽取预处理方法, 去除零值点, 得到维数较小的特征数据。采用这种预处理的出发点, 一是为了减少预处理的运算量, 提高处理速度; 二是将主要的特征选取留给神经网络分类器, 发挥神经网络的特征抽取功能。具体处理算法如下:

(1) 给距离象 $s(i)$ 加入适当的门限 θ_s (θ_s 的值由实验确定), 则门限后的距离象为

$$\hat{s}(i) = \begin{cases} 0, & s(i) \leq \theta_s; \\ s(i) - \theta_s, & s(i) > \theta_s; \end{cases} \quad i = 0, 1, \dots, N-1;$$

(2) $\hat{s}(i)$ 的第一个非零值点 A 对应目标的前部, 最后一个非零值点 B 对应目标的尾部, 则目标占据的距离单元数 $L = B - A + 1$, 它反映了目标的长度, 并可求得目标的能量 E 。

(3) 将距离单元区间 $[A, B]$ 分成 q 个等区间, 在每一区间 j , 取最大峰值, 计算其峰值幅度 H_j 、峰值位置 P_j 、峰值宽度 W_j (取 H_j 的 90% 处计算)。

(4) 每个距离象对应的特征值 $\{L, E, H_j, P_j, W_j\} (j = 1, 2, \dots, q)$ 作为神经网络的输入特征矢量。

4 飞机目标实时循环神经网络识别方法

4.1 实时循环神经网络算法

循环神经网络具有联想存储器的记忆功能^[8], 可以逼近时不变非线性动力学系统^[9], 适合于处理数据序列, Lindsey 和 Randall 曾用它来作函数预测^[10]。其结构如图 2 所示, 若输出神经元数为 n , 输入特征矢量维数为 m , 则可由下列差分方程来描述:

$$y_i(t+1) = f \left(\sum_{j=1}^n W_{ij}(t)y_j(t) + \sum_{j=n+1}^{n+m} W_{ij}(t)x_{j-n}(t) \right), \quad (1)$$

其中 $y_i(t+1)$ 为输出层第 i 个神经元在 $t+1$ 时刻的输出值, $W_{ij}(t)$ ($i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,n+m$), 为神经元 i 和神经元 j 的连接权值, $f(\cdot)$ 为神经元的传输函数, $x_i(t)$ 为第 i 个神经元在 t 时刻的输入。网络学习过程中 $W_{ij}(t)$ 的改变量 $\Delta W_{ij}(t)$ ^[11] 为

$$\Delta W_{ij}(t) = \alpha \sum_k (e_k(t) p_{ijk}(t)), \quad (2)$$

其中 α 为学习步长, i, k 为输出层神经元, $e_k(t)$ 为神经元 k 在 t 时刻的输出误差,

$$p_{ijk}(t) = f' \left(\sum_{m=0}^{n+m} y_m(t-1) W_{km}(t-1) \right) \left(\sum_{l=1}^n W_{kl}(t-1) p_{ijl}(t-1) + \delta_{ik} y_i(t-1) \right), \quad (3)$$

其中 $f'(\cdot)$ 为函数 $f(\cdot)$ 的导数, δ_{ik} 为狄拉克函数。学习过程中, $\Delta W_{ij}(t)$ 的累加量 $\Delta W_{ij}^*(t) = \Delta W_{ij}^*(t-1) + \Delta W_{ij}(t)$, 新的权值:

$$W_{ij}(t) = W_{ij}(t-1) + \Delta W_{ij}^*(t). \quad (4)$$

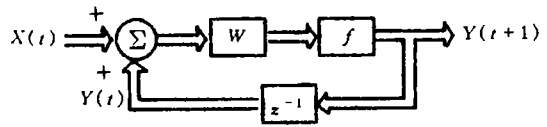


图 2 循环神经网络结构示意图

4.2 基于实时循环神经网络的目标识别训练算法

(1) 设训练集 T 由 S 个序列组成, 每个序列长度为 F 。若目标类别数为 N , 输入特征矢量的维数为 m , 神经网络的隐层数为 h , 则网络的输出层节点数为 $n = N + h$, 网络输入层节点数 $m + n = m + N + h$ 。置 $t = 0, s = 0, f = 0$, 初始化网络权值 $W_{ij}(t)$;

(2) 置 $J = 0, \Delta W_{ij}^*(t) = 0, t = t + 1, s = 0$;

(3) 令 $y_i(t) = 0, p_{ijk}(t) = 0, s = s + 1, f = 0$;

(4) 令 $e_k(t) = 0, \Delta W_{ij}(t) = 0, f = f + 1$ 。输入第 s 个序列的第 f 个特征矢量, 由 (1) 式计算 $y_i(t)$ 、 $e_k(t)$ 和均方误差 $J = J + 0.5e_k^2(t)$, 由 (2) 式计算 $\Delta W_{ij}(t)$ 和 $\Delta W_{ij}^*(t)$, 由 (3) 式计算 $p_{ijk}(t)$, 若 $f = F$, 则转 (5), 否则转 (4);

(5) 由 (4) 式计算 $W_{ij}(t)$, 若 $s = S$, 则转 (6), 否则转 (3);

(6) 若 $J <$ 设定值, 则存储 $W_{ij}(t)$, 结束训练, 否则, 修正学习步长 α , 转 (2)。

4.3 基于实时循环神经网络的目标自动分类算法

网络对某一序列的分类算法如下:

(1) 设序列长度为 F , 令 $f = 0$;

(2) $f = f + 1$;

(3) 输入序列的第 f 个矢量, 由 (1) 式计算 $y_i(t)$, 若 $f = F$, 则将结果分类, 否则转 (2)。

5 目标识别实验研究

本文构造了一个飞机目标实时循环神经网络自动分类器,如图3所示。在暗室对三种飞机(F16,歼八,幻影2000)缩比模型进行了测量。测量系统为宽带全极化线性扫频雷达,带宽为2GHz,目标缩比后尺寸在1m左右,工作波段在Ka波段,收发极化方式为左、右圆极化,目标俯仰角为 0° ,对偏航角分三段测量,第一段是目标鼻锥向 $0^\circ \sim 30^\circ$,第二段是目标机腹向 $60^\circ \sim 90^\circ$,第三段是目标机尾向 $150^\circ \sim 180^\circ$,角度间隔为 1° ,在四种极化态下,对每个姿态角作1024点频域测量。我们对频域数据作逆傅里叶变换后,得到目标高分辨径向距离象。由奇数姿态角度下的距离象组成训练样本集,偶数姿态角度下的距离象组成测试样本集。对距离象采用第3节所述的门限处理和峰值特征抽取方法进行预处理。

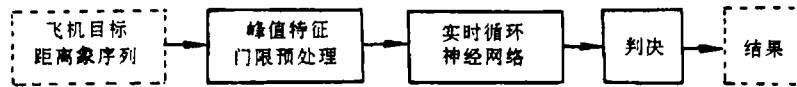


图3 飞机目标实时循环神经网络分类器

5.1 序列长度对循环神经网络分类器的分类精度的影响

我们取俯仰角为 0° ,偏航角为 $0^\circ \sim 30^\circ$ 的目标距离象全极化数据(已归一化),研究序列长度对循环神经网络分类器的分类精度的影响,第3节中的门限 θ 取0.06,等分数 $d=4$,则神经网络输入矢量维数

$m=14$,设网络隐层节点数为0,则网络输入层节点数为 $14+3=17$,输出层节点数为3。初始学习步长 α 取0.016,迭代次数设为200,在序列长度 $F=2 \sim 10$ 九种情况下,用第4.2节、第4.3节算法对分类器分别进行了训练和测试,并对四种极化态下的分类结果采用投票的判决方式,三类飞机目标的平均分类结果如图4所示。从图中可以明显的看到,随着序列长度的增加,循环神经网络分类器的分类精度有很大的提高,而且在本文的实验数据下,最佳序列长度等于6。

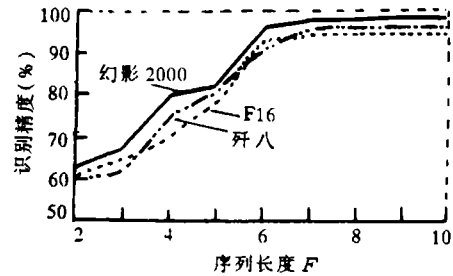


图4 循环神经网络分类器对俯仰角 0° ,偏航角 $0^\circ \sim 30^\circ$,序列长度分别为 $2 \sim 10$ 时,三类飞机目标(F16,歼八,幻影2000)全极化态数据的分类结果

5.2 加噪声情况下,分类器的分类性能和抗噪性

我们取俯仰角为 0° ,偏航角范围分别为鼻锥向($0^\circ \sim 30^\circ$)、机腹向($60^\circ \sim 90^\circ$)、机尾向($150^\circ \sim 180^\circ$)的目标距离象全极化数据,对三种飞机目标在每一段内分别建模。序列长度 F 取为6,训练集中的距离象加入白噪声($\text{SNR}=25\text{dB}$),预处理后,形成共360个特征序列训练本来训练循环神经网络分类器,测试集中的距离象加入白噪声($\text{SNR}=15\text{dB}$),每一序列产生10组,形成共3960个特征序列测试样本数据来测试神经网络分类器的分类性能。信噪比由 $\text{SNR} = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} |s(i)|^2}{\sum_{i=0}^{N-1} |n(i)|^2}$ 计算,其中 $n(i)$ 为白噪声。第3节中的门限 θ 取0.12,等分数 $d=4$,则神经网络输入特征矢量维数 m 为14,设网络隐层节点数为2,则网络输入层节点数为 $14+3+2=19$,输出层节点数为 $3+2=5$ 。初始学习步长 α 取0.016,迭代次数设为300。用第4.2节、第4.3节算法对分类器进行训练和分类识别,每个序列的识别结果取序列中最后一个特征矢量的输出结果,并对四种极化态下的分类结

果采用投票判决方式,三类飞机目标的分类结果如表 1 所示,结果表明,在 SNR=15dB 的情况下,分类器仍有较高的识别率。

表 1 全极化态下,序列长度为 6,循环神经网络分类器对俯仰角 0° ,
偏航角 $0^\circ \sim 30^\circ$ 、 $60^\circ \sim 90^\circ$ 、 $150^\circ \sim 180^\circ$,信噪比为 15dB 时
的三类飞机目标 (F16, 歼八, 幻影 2000) 的识别统计结果

测试	目标		
	F16	歼八	幻影 2000
F16	302	26	2
歼八	17	284	15
幻影 2000	11	20	313
识别率 (%)	91.5	86.1	94.8

6 结束语

本文应用实时循环神经网络算法,提出了一种基于目标高分辨径向距离象序列的飞机目标分类方法,实现了全极化条件下三类飞机目标的自动识别。实验结果表明,该分类方法运算速度快,适于飞机目标识别的实时处理。预处理方法减少了算法的运算量,距离象的分辨力虽有所下降,但提高了抗噪性能,分类器仍有较高的识别率。基于适当长度的雷达距离象序列的目标识别可以减少算法训练数据量,增加特征量的稳定性,提高分类器的识别率。在实际应用中,序列的长度是可变的,可根据具体情况选取达到最佳识别效果的最佳序列长度。

参 考 文 献

- [1] Fielding K, Ruck D. Spatio-temporal pattern recognition using hidden Markov models. IEEE Trans. on AES, 1994, AES-31(4): 1292-1300.
- [2] Farhat N H. Microwave diversity imaging and automated target identification based on models of neural networks. Proc. IEEE, 1989, 77(5): 670-680.
- [3] Jouny I, Garber F. Classification of radar targets using synthetic neural networks. IEEE Trans. on AES, 1993, AES-29(2): 336-344.
- [4] Botha E C, et al. Feature based classification of aerospace radar targets using neural networks. Neural Networks, 1996, 9(1): 129-142.
- [5] Hudson S, Psaltis D. Correlation filters for aircraft identification from radar range profiles. IEEE Trans. on AES, 1993, AES-29(3): 741-748.
- [6] Zyweck A, Bogner R E. Radar target classification of commercial aircraft. IEEE Trans. on AES, 1996, AES-32(2): 598-606.
- [7] Vermeulen P, et al. Radar target recognition with neural nets. The Trans. of the South African Institute of Electrical Engineers, 1993, 84(2): 174-180.
- [8] Tank D W, Hopfield J. Neural computation by concentrating information in time. Proceedings of the National Academy of Science of the USA, 1987, 84: 1896-1900.
- [9] Seidl D R, Lorenz R D. A structure by which a recurrent neural network can approximate a nonlinear dynamic system. Proceedings of the JCNN, Seattle: 1991, 709-714.
- [10] Lindsey, Randall L. Function prediction using recurrent neural networks: [MS thesis]. AFIT/GE/ENG/91D-02.

- [11] Williams R J, Zipser D. An algorithm for continually running fully recurrent neural networks. *Neural computation*, 1989, 1: 270-280.

AIRCRAFT TARGET RECOGNITION BASED ON RADAR RANGE PROFILE SEQUENCES USING RECURRENT NEURAL NETWORK

Xiao Huaitie Zhuang Zhaowen Guo Guirong

(Dept. of E. E., National University of Defence Technology, Changsha 410073)

Abstract In this paper, the temporary high resolution radar target range profile sequences were used to identify aircraft targets, and a real time recurrent neural network classification method was proposed based on range profile sequences. The experiments of classification of three kinds of aircraft targets were performed, and demonstrated that there were high classification performance using the proposed method.

Key words Radar range profiles, Sequence, Recurrent neural network, Target recognition

肖怀铁: 男, 1966 年生, 讲师, 博士生, 现从事雷达目标识别、神经网络方面的研究.

庄钊文: 男, 1958 年生, 教授, 博士生导师, 现从事目标识别、模糊信息处理方面的研究.

郭桂蓉: 男, 1937 年生, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 现从事信号处理、目标识别、模糊数学方面的研究.