

宽带毫米波雷达目标时延神经网络识别新方法*

肖怀铁 付强 庄钊文 郭桂蓉

(国防科技大学电子科学与工程学院 ATR 国家重点实验室, 湖南, 长沙, 410073)

摘要 基于一维距离像和神经网络研究宽带毫米波雷达目标识别问题,研究了用于雷达距离像序列识别的时延神经网络模型及其学习算法,并提出了基于距离像序列的宽带雷达目标时延神经网络识别方法.还利用三种飞机缩比模型的暗室测量数据,研究了时延神经网络分类器中时延单元数目对分类精度的影响以及分类器的分类性能.实验结果表明:本方法具有良好的应用前景.

关键词 目标识别,毫米波雷达,时延神经网络,高分辨径向距离像,分类器.

NEW TARGET RECOGNITION METHOD OF WIDE-BAND MILLIMETER WAVE RADAR BY USING TIME DELAY NEURAL NETWORK*

XIAO Huai-Tie FU Qiang ZHUANG Zhao-Wen GUO Gui-Rong

(ATR Key Laboratory, School of Electronic Science and Engineering,

National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract Target recognition by using neural network based on high-resolution range profile (HRRP) with wide-band millimeter wave (MMW) radar was researched. Time delay neural network (TDNN) model and its learning algorithm to range profile sequence input were studied first, the TDNN target recognition method based on range profile sequence with wide-band MMW radar was proposed. The effect of time delay unit number on classification precision and the performance of TDNN classifier using three typical aircraft dark-room data measured with scale model were studied. The results show that the proposed method has good application prospects.

Key words target recognition, MMW radar, time delay neural network, high-resolution range profile, classifier.

引言

在毫米波雷达系统中,宽带技术被广泛用于获得较高的径向距离分辨力.在高距离分辨情况下得到的目标一维距离像,反映了不同物体在几何形状和物理结构上的差异性,通过它可实现复杂背景中目标的检测、鉴别,但目标距离像总是随目标姿态角的变化而变化,目前尚无具有姿态角不变性的特征的有效提取方法,解决这一问题的有效途径是对目标进行全方位的特征抽取与建模,以适应目标不同的姿态,然后采用匹配滤波技术进行模式分类^[1].但

常规匹配方法要求对目标几乎所有的距离、方位进行相关匹配处理,存储量和运算量都很大,这对于目标识别的实时性要求无疑是个很大的挑战.

人工神经网络(ANN)具有并行处理运算能力和网络的信息存储能力,能满足雷达目标识别系统并行计算和较小数据存储空间的要求,ANN还克服了传统模式识别技术在特征选择、组合和描述方面的实际困难,为解决非合作目标的识别提供了一种具有灵活性和自适应性的方法.由于ANN这些诱人的特点,ANN技术应用于雷达目标识别极具潜力^[2].在目标识别领域中,多层前馈感知器是最常

* 国防预研基金(编号:96J3.1.2.KG01)和国防科技重点实验室基金(编号:98JS93.2.2.ZS9302)资助项目
稿件收到日期 2000-10-30,修改稿收到日期 2001-02-15

* The project supported by the Preliminary Research Foundation of National Defense (No. 96J3.1.2.KG01) and Key Laboratory Foundation of National Defense Science and Technology (No. 98JS93.2.2.ZS9302)
Received 2000-10-30, revised 2001-02-15

用的神经网络模型,但由于它既没有反馈单元也没有延迟单元,网络缺乏对过去输入的记忆,使得它的应用存在着局限性.在多层前馈感知器中引入时延单元可以使之增加记忆功能,由此导出的神经网络模型适合应用于处理序列数据^[3].研究表明^[4],随姿态角的变化获得的雷达目标距离像序列,蕴含了比单个距离像更多有关目标的信息.利用距离像序列来识别目标可以克服利用单一距离像表征目标特征给识别带来的困难,提高识别器的分类精度.因此,本文将基于距离像序列和时延神经网络进行目标识别的研究.文中首先研究了时延神经网络模型及其学习算法,然后提供了宽带雷达目标时延神经网络识别新方法.最后,用宽带极化雷达目标测量系统在暗室中测得的3种飞机缩比模型的数据,进行了目标识别实验研究.

1 宽带雷达目标时延神经网络识别方法

1.1 时延神经网络模型及学习算法

时延神经网络模型是多层前馈神经网络模型中引入时间延迟器扩展而来,该网络自隐层至输出层的所有节点,与上一层每个节点的输出之间存在一组并行的延迟单元.图1为一个三层的时间延迟神经网络模型,网络中每一层节点的端都有并行结构的延迟单元组成的延迟器,图2为神经网络模型第*l*层的神经元节点*i*与*l+1*层的神经元节点*j*之间的延迟器结构,节点*j*的输入为上一层神经元节点*i*在*t, t-1, ..., t-T_l*时刻输出的加权和,*T_l*为第*l*层延迟器的延迟单元数目.延迟单元的数目由模式的时变特性来决定,一般越往下层延迟单元数目越大,使得下层的单元包含输入模式样本的时变特性比上层的跨度大,即*T_l < T_{l+1}*.延迟单元的引入,使得神经元不但了解当前时刻*t*的输入信息,还了解过去时刻的输入信

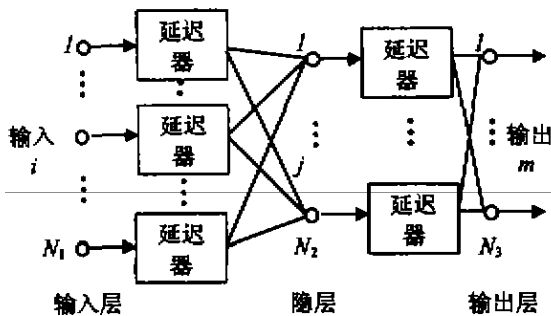


图1 时延神经网络结构示意图
Fig.1 The schematic diagram of time delay neural network

息,有利于生成更为丰富和复杂的分类界面.

设时延神经网络由*L*层神经元构成,在第*l*层包含有*N_l*个神经元节点,令*x_i^l(t)*为第*l*层的第*i*个神经元节点在*t*时刻的输出值,则节点*i*的延迟输出矢量为

$$X_i^l(t) = [x_i^l(t), x_i^l(t-1), \dots, x_i^l(t-T_l)]^T, i = 1, \dots, N_l \quad (1)$$

设第*l*层任一节点*i*与第*l+1*层的任一节点*j*的连接权值矢量为

$$W_{ij}^l = [w_{ij}^l(0), w_{ij}^l(1), \dots, w_{ij}^l(T_l)]^T, j = 1, \dots, N_{l+1} \quad (2)$$

则节点*i*的输出值对节点*j*的输入贡献为

$$y_j^{l+1}(t) = W_{ij}^l \cdot X_i^l(t)^T = \sum_{k=0}^{T_l} w_{ij}^l(k) x_i^l(t-k), \quad (3)$$

于是节点*j*总的输入为

$$y_j^{l+1}(t) = \sum_{i=1}^{N_l} y_{ij}^{l+1}(t), \quad (4)$$

节点*j*的输出为

$$x_j^{l+1}(t) = f[y_j^{l+1}(t)], \quad (5)$$

其中*f*(·)为传输函数.设*d_i*为第*i*个目标的输出理想值,我们有输出瞬时误差

$$e_i(t) = d_i(t) - x_i^L(t), \quad (6)$$

利用误差梯度下降法,可以推导出^[5]:

$$\Delta W_{ij}^{l-1} = -\eta \delta_j^l X_i^{l-1}(t), \quad (7)$$

其中

$$\delta_j^l(t) = \begin{cases} (-2e_j(t)) \cdot f'(y_j^l(t)), & \text{if } l = L \\ f'(y_j^l(t)) \sum_{m=1}^{N_{l+1}} \Delta_m^{l+1}(t) \cdot W_{mj}^l, & \text{if } 1 \leq l \leq L-1 \end{cases} \quad (8)$$

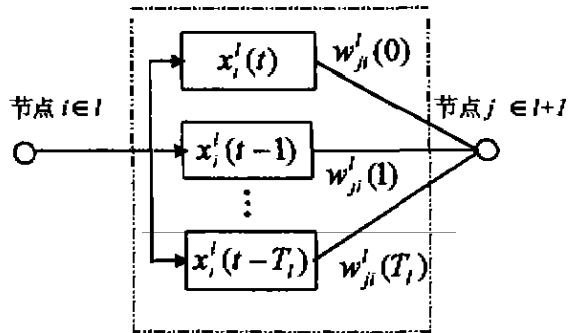


图2 连接节点*i*和节点*j*的延迟器结构示意图
Fig.2 The schematic diagram of delay block connecting unit *i* and unit *j*

$$\Delta_m^{t+1}(t) = [\delta_m^{t+1}(t), \delta_m^{t-1}(t+1), \dots, \delta_m^{t+1}(t+T_1)], \quad (9)$$

网络在 $t+k$ 时刻的输入矢量为

$$X_i(t-T_1+k) = [x_i(t-T_1+k), \dots, x_i(t+k)], \quad i=1, \dots, N_1 \quad (10)$$

k 随时间向前移动, 则网络输入层节点 i 在 $t+k$ 时刻的输出矢量为

$$X_i'(t+k) = X_i(t-T_1+k), \quad i=1, \dots, N_1; k=1, \dots, T_2, \quad (11)$$

由 $\Delta W_n^t(k)$ 累加 $t+k$ 时刻权值的改变量 ΔW_n^t :

$$\Delta W_n^t(k) = \Delta W_n^t(k-1) + \Delta W_n^t, \quad (12)$$

当 $k=T_2$, W_n^t 加上累加量 $\Delta W_n^t(k)$ 得到新的权值 ΔW_n^t , 即

$$\Delta W_n^t = W_n^t + \Delta W_n^t(k). \quad (13)$$

1.2 基于时延神经网络的目标识别训练方法

基于以上时延神经网络学习算法, 我们进一步提出基于时延神经网络的雷达目标识别训练方法, 具体步骤如下:

(1) 从每类目标中选取一定数目的特征序列构成训练集 T , 设训练集 T 由 S 个序列组成, 每个序列长度为 F .

(2) 若目标类别数为 M , 输入特征矢量的维数为 N , 神经网络的隐层数为 H , 则可以定义一个三层时延神经网络: 输入层节点数 $N_1=N$, 隐层节点数 $N_2=H$, 输出层节点数 $N_3=M$, 延迟单元数目 $T_2=F-T_1$, 且 $T_2>T_1$.

(3) 置 $t=0, s=0, k=0$, 初始化式(2)的网络权值矢量 $W_n^t (t=1, 2, \dots; j=1, \dots, N_{l-1}; i=1, \dots, N_l)$.

(4) 置 $J=0, \Delta W_n^t(k)=0, t=t+1, s=0$.

(5) 由式(2)置隐层输出矢量 $X_j^t(t)=0 (j=1, \dots, N_2)$, 由式(9)置 $\Delta_m^t(t)=0 (m=1, 2, \dots, N_3)$, 由式(8)置 $\delta_j^t(t)=0, (j=1, 2, \dots, N_2), s=s+1, k=0$.

(6) 令 $e_m(t)=0, \Delta W_n^t=0, k=k+1$.

(7) 由式(10)输入第 s 个序列的第 k 组特征矢量 $X_i(t-T_1+k)$.

(8) 由式(5)计算 $x_j^t, y_m^t(t), x_m^t(t)$.

(9) 由式(6)计算输出误差 $e_m(t)$ 和 $J=J+(e_m(t))^2$.

(10) 利用式(8)计算 $\delta_m^t(t+k)$, 如果 $k<T_2$, 令 $x_i^t(t-1-q)=x_i^t(t-q) (q=k, \dots, 0)$, 利用式(7)计

算权值 $t+k$ 时刻权值的改变量 ΔW_n^t , 由式(12)计算 $\Delta W_n^t(k)$.

(11) 若 $k=T_2$, 则转步骤(12), 否则转步骤(6).

(12) 由式(13)计算 W_n^t .

(13) 若 $s=S$, 则转步骤(14), 否则转步骤(5).

(14) 若 $J<$ 设定值, 则存储 W_n^t , 结束训练, 否则, 修正学习步长 η , 转步骤(4).

1.3 基于时延神经网络的自动分类方法

网络训练结束后, 用它来对测试样本集进行分类, 对某一序列的分类方法如下:

(1) 设序列长度为 $Z (Z \geq F)$, 令 $k=0$;

(2) $k=k+1$;

(3) 由式(10)输入第 s 个序列的第 k 组特征矢量 $X_i(t-T_1+k)$;

(4) 由式(5)计算 $x_j^t, y_m^t(t), x_m^t(t)$;

(5) 若 $k-Z-T_1-1$, 则将结果分类, 否则转步骤(2).

2 目标识别实验研究

2.1 目标模型、数据说明

我们用宽带极化雷达目标测量系统在暗室中测得了三种飞机缩比模型的转台数据, 三种模型分别是: F-16, 幻影, 歼 8, 目标缩比后尺寸在 1m 左右. 测量系统工作在 8mm 波段, 带宽选择为 2GHz, 收发极化方式为左、右圆极化. 目标俯仰角为 0° , 对偏航角分 3 段测量, 第 1 段是目标鼻锥向 $0^\circ \sim 30^\circ$, 第 2 段是目标机腹向 $60^\circ \sim 90^\circ$, 第 3 段是目标机尾向 $150^\circ \sim 180^\circ$, 角度间隔皆为 1° . 在 4 种极化态下, 对每个姿态角作 1024 点频域测量. 我们对频域测量数据作成像后得到 3 种目标的一维径向距离像. 在每一段内将分别对 3 种飞机目标建模, 由奇数姿态角下的距离像组成训练样本集, 偶数姿态角度下的距离像组成测试样本集, 对一维距离像采用自适应门限和等距离间隔峰值下采样方法进行预处理^[5]. 图 3 所示为构造一个雷达目标时延神经网络自动分类器, 其中, 时延神经网络为三层网络, 网络输入层节点数为 17, 网络隐层节点数为 10, 网络输出层节点数为 3. 用 1.2、1.3 节方法分别对分类器进行了训练和测试, 初始学习步长 η 取 0.01, 迭代次数设为 1000, 综合判决对四种极化态下的分类结果采用投票方式.

2.2 时延单元数目对分类精度的影响

我们取第 1 段的目标距离像全极化数据, 研究时间延迟单元数目对分类器的分类精度的影响, 神经网络输入层延迟单元数目为 T_1 , 网络隐层延迟单

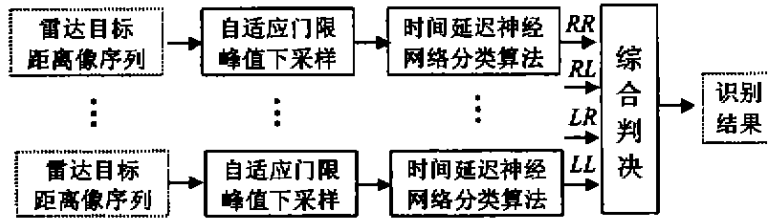


图 3 雷达目标时延神经网络分类器示意图

Fig. 3 The diagram of time delay neural network radar target classifier

表 1 不同时延单元数目组合时 3 类飞机目标的分类结果

Table 1 Recognition results of three kinds of aircraft target based on different time delay unit combination

时延单元数目	T_1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2	2	2
	T_2	1	2	3	4	5	2	3	4	5	6	3	4	5
识别率 (%)	F-16	65.2	68.3	81.1	86.7	96.6	82.3	87.5	96.8	97.6	97.4	97.6	97.6	97.4
	幻影	67.4	70.6	84.6	90.2	95.5	84.1	90.2	96.8	95.7	96.9	97.2	97.6	97.8
	歼 8	63.3	64.4	69.6	81.7	92.5	69.6	86.0	89.8	91.5	92.3	91.8	92.3	91.5

表 2 信噪比为 25dB、15dB、10dB 时的 3 类飞机目标的识别结果

Table 2 Recognition results of three kinds of aircraft target (SNR = 25dB, 15dB, 10dB, respectively)

信噪比	25dB			15dB			10dB			
	F-16	幻影	歼 8	F-16	幻影	歼 8	F-16	幻影	歼 8	
结果	F-16	318	2	17	306	7	24	281	24	41
	幻影	4	312	14	5	301	26	14	279	38
	歼 8	8	16	299	19	22	280	35	30	251
平均识别率 (%)	96.4	97.0	90.6	92.7	91.2	84.8	85.2	83.6	76.1	

元数目为 T_2 , 在 T_1, T_2 的 13 种组合取值下, 3 类飞机目标的平均分类结果如表 1 所列。从表 1 的识别结果可见, 随着时延单元数目的和 ($T_1 + T_2$) 的增加, 分类精度有很大提高, 事实上, 时延单元数目手 ($T_1 + T_2$) 的增加, 意味着网络对输入矢量的记忆增大, 作为神经网络输入的距离像序列的长度也相应增加, 距离像序列长度 F 与时延单元数目的和 ($T_1 + T_2$) 具有如下关系: $F = T_1 + T_2 + 1$ 。但是增加时延单元数目必然加大神经网络运算量, 因此, 我们选取时延单元的数目时, 应使网络分类器的精度足够大, 并使神经网络的运算量最小, 即时延单元数目最少。在本文的实验数据下, 当 $T_1 + T_2 > 4$ 时, 网络分类器能得到较高的精度。

2.3 加噪声情况下, 分类器的分类性能和抗噪性

我们对 3 种飞机目标距离像全极化数据在每一段内分别建模。序列长度 F 取为 6, 训练集中的距离像加入白噪声 (SNR = 25dB), 预处理后, 形成共 360 个特征序列训练样本来训练时延神经网络分类器。测试集中的距离像加入白噪声 (SNR = 25dB、15dB、10dB), 在每种信噪比下, 每一序列分别产生 10 组数据, 则每种信噪比分别形成 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。神经网络输入层延迟单元数目为 2, 网络隐层延迟单元数目为 3。表 2 为信噪比为 25dB、15dB、10dB 时 3 类飞机目标的分类结果。实验结果表明, 时延神经网络分类器具有较好的抗噪性。在 SNR = 15dB、10dB 的

情况下,分类器仍有较高的识别率。

3 结语

基于宽带一维距离像和神经网络的雷达目标识别是国内外关注的热点课题。本文研究了用于雷达距离像序列识别的时延神经网络模型及其学习算法,并提出了基于距离像序列的宽带雷达目标时延神经网络识别方法。用宽带极化雷达目标测量系统在暗室中测得的3种飞机缩比模型的数据,进行了目标识别实验研究。重点研究了时延神经网络分类器中时延单元数目对分类器精度的影响以及加噪声情况下分类器的分类性能和抗噪性。实验结果表明:本文提出的雷达目标时延神经网络分类器正确识别率高,并有较好的抗噪性能,适合于目标识别的实时处理,在雷达目标识别领域中有良好的应用前景。需要指出的是,延迟单元的数目的确定与序列长度有关,输入序列长度的增加将直接导致延迟单元的数目的增加,增加算法的运算量。在实际应用中,可根据具体情况采用实验的方法选取最佳序列长度,其原则是,在保证识别精

度前提下,选以最短的序列长度,使时延单元数目最少,即神经网络分类器的运算量最小。

REFERENCES

- [1] Hudson S Psaltis D. Correlation filters for aircraft identification from radar range profiles. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1993, **29**(3): 741—748
- [2] Botha E C. Feature-based classification of aerospace radar targets using neural networks. *Neural Networks*, 1996, **9**(1): 129—142
- [3] Waibel A Hanazawa T. Phoneme recognition using time-delay neural networks. *IEEE Trans. on Acoustics Speech Signal Processing*, 1989, **27**(3): 328—339
- [4] Fielding K, Ruck D. Spatio-temporal pattern recognition using hidden Markov models. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1994, **31**(4): 1292—1300
- [5] XIAO Huai-Tie. Study on measurement of target's feature and target recognition algorithm with wide-band MMW polarization radar. Doctor's Thesis, National University of Defense Technology (肖怀铁. 宽带极化毫米波雷达目标特征信号测量与识别算法研究. 国防科技大学博士学位论文), 2000