

基于 TDRNN 的大气层外弹道式空间红外目标识别

刘涛 吕江北 王书宏 卢焕章

(国防科技大学电子科学与工程学院空间所 长沙 410073)

摘要: 该文提出一种基于时延回归神经网络(TDRNN)的大气层外弹道式空间红外目标识别方法。该网络采用自适应时间延迟器和输出层回归结构,可以针对输入时间序列信号的局部时变信息自适应选择延迟步长,而且具有“边跟踪边识别”的记忆性动态识别功能。综合考虑弹道式空间目标热物参数和运动状态、空间环境辐射和红外传感器效应等因素,仿真了典型弹道式空间目标的动态红外辐射强度数据,进行了目标识别实验研究。仿真结果表明,提出的TDRNN网络对于弹道式空间红外目标有很强的分类能力。

关键词: 目标识别; 空间目标; 红外辐射; 时延回归神经网络

中图分类号: TP391.41; TN219

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)01-0080-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.00015

Exo-atmospheric Discrimination of Infrared Ballistic Space Target Based on the Time-Delay Recurrent Neural Network

Liu Tao Lv Jiang-bei Wang Shu-hong Lu Huan-zhang

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: This paper presents a Time-Delay Recurrent Neural Network (TDRNN) for exo-atmospheric ballistic space infrared target discrimination. The TDRNN employs adaptive time delays and recurrences where the adaptive time delays make the network choose the optimal values of time delays for the temporal location of important information in the input sequence, and the recurrences enable the network to have dynamic discrimination function. The IR radiation data of space target considering the sensor effect is simulated, taking into account the synthetic factors of heat parameter and motion, the space environment radiation and the sensor effect. The target discrimination experiment is developed, based on dynamic IR radiation simulated data of four typical ballistic space target. The simulation results show that TDRNN have better discrimination ability.

Key words: Target recognition; Space target; IR (Infra-Red) radiation; TDRNN

1 引言

弹道目标在大气层外时,飞行时间较长,目标与冷空背景的红外辐射亮度对比度很大,利用天基红外成像探测器可以较容易探测到目标。但由于探测器距离目标较远,通常观测到的目标都是点辐射源,损失了目标的形状和表面局部辐射功率等信息,如何利用有限的信息量来识别红外点目标成为一个比较困难的问题^[1]。时延神经网络(TDNN)是目前弹道式空间目标识别的常用方法^[2,3],但由于它对所有时刻的输入样本采用固定的时延步长,难以对辐射强度序列变化剧烈的目标进行识别;自适应时延神经网络(ATNN)^[4]改进了TDNN时延器的固定步长,针对不同输入采用可以自适应调整的时延步长,但是由于它的输出结果也是对目标在某时间段内辐射强度的分类结果,不具备对历史分类信息的记忆功能。

本文在前人研究的基础上,通过对大气层外弹道式空间目标的红外成像仿真和分析,提出了一种基于时延回归神经网络(TDRNN)的空间红外目标识别方法。TDRNN网络采用的自适应时间延迟器对输入序列的局部时变信息可以自适应选择延迟步长,输出层的回归结构可以融合之前多个时刻的分类信息。文中首先研究了时延回归神经网络(TDRNN)模型及其学习算法,然后提出了一种基于TDRNN网络分类器的弹道式空间红外目标识别方法,最后,针对4种典型弹道式空间目标的动态红外辐射强度仿真数据,进行了目标识别实验研究。

2 时延回归神经网络模型与学习算法

时延回归神经网络是在多层前馈感知器模型中引入自适应时间延迟器和递归结构扩展而来的。图1给出了一个3层时延回归神经网络的结构图,网络中输入层、隐含层和输出层节点之间的连接都有并行延迟单元组成的自适应时间延迟器;输出层在 $t-1$ 时刻的激励输出通过反馈连接复制给内部状态层,

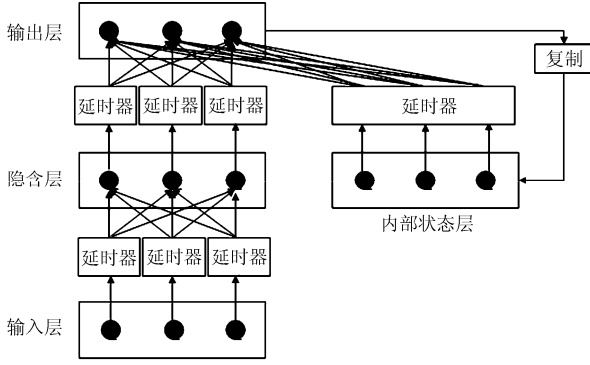


图1 时延回归神经网络(TDRNN)结构图

并添加到 t 时刻输出层节点的输入，另外内部状态层与输出层之间具有延迟时间固定的延迟器。

图2为网络中第 $l-1$ 层的节点 i 与 l 层的节点 j 之间的自适应时间延迟器结构，节点 i 与节点 j 之间有 n 个连接，每个连接 k 都有独立的时间延迟 τ_{jik} 和独立的权值 ω_{jik} 。从图2可以看出，在 t_n 时刻隐含层节点 j 的输入为输入层所有神经元节点经过相应时间延迟后的激励输出的加权和^[5]为

$$S_{j,1}(t_n) = \sum_{i \in N_0} \sum_{k=1}^{K_{ji,0}} \omega_{jik,0} \cdot x_{i,0}(t_n - \tau_{jik,0}) \quad (1)$$

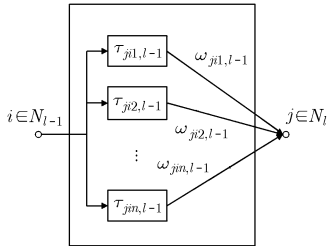


图2 连接节点 i 和节点 j 的延迟器示意图

式中 N_0 是网络输入层包含的节点数， $\tau_{jik,0}$ 是输入层节点 i 到节点 j 的第 k 个连接的时间延迟， $K_{ji,0}$ 是输入层节点 i 到节点 j 的连接总数， $\omega_{jik,0}$ 是输入层节点 i 到节点 j 的第 k 个连接对应的权值， $x_{i,0}(t_n - \tau_{jik,0})$ 是输入层节点 i 在 $t_n - \tau_{jik,0}$ 时刻的输入。

相应的隐含层节点 j 的激励输出为^[5]

$$\left. \begin{aligned} x_{j,1}(t_n) &= f_{j,1}(S_{j,1}(t_n)) \\ f_{j,1}(S) &= \left[\frac{\beta_{j,1}}{1 + e^{-\alpha_{j,1} S}} \right] - \gamma_{j,1} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中，激励函数 f 为 S 型函数，其中 $\alpha_{j,1}, \beta_{j,1}, \gamma_{j,1}$ 均为实数， $-\gamma_{j,1}$ 和 $\beta_{j,1} - \gamma_{j,1}$ 是激励函数 S 的上下确界，通过调整 α, β, γ 的大小可以调整激励函数的形状。网络中对所有神经元节点都选用相同的激励函

数 f 。

假设输出层包含 N_2 个神经元，在 t_n 时刻的输出层节点表示为 $\{x_{i,2}(t_n), i = 1, \dots, N_2\}$ ，相应的内部状态层节点为 $\{\tilde{x}_{i,1}(t_n) \mid \tilde{x}_{i,1}(t_n) = x_{i,2}(t_n - 1), \tilde{x}_{i,1}(0) = 0, i = 1, \dots, N_2\}$ 。则输出层节点 j 的激励输入为隐含层和内部状态层的所有节点经过相应时间延迟后的激励输出的加权和：

$$\begin{aligned} S_{j,2}(t_n) &= \sum_{i \in N_1} \sum_{k=1}^{K_{ji,1}} \omega_{jik,1} \cdot x_{i,1}(t_n - \tau_{jik,1}) \\ &+ \sum_{i \in N_2} \sum_{d=1}^D \tilde{\omega}_{jid,1} \cdot \tilde{x}_{i,1}(t_n - d \cdot \tau) \end{aligned} \quad (3)$$

式中 N_1 为隐含层包含的节点数， $\omega_{jik,1}$ 是隐含层节点 i 到输出层节点 j 的第 k 个连接对应的权值， $\tau_{jik,1}$ 是隐含层节点 i 到输出层节点 j 的第 k 个连接的时间延迟， $K_{ji,1}$ 是隐含层节点 i 到输出层节点 j 的连接数目。 $\tilde{\omega}_{jid,1}$ 是内部状态层节点 i 到输出层节点 j 的第 d 个连接对应的权值， τ 和 D 分别为内部状态层节点到输出层节点的基本延迟时间长度和时延步长。对于内部状态层的所有节点， τ 和 D 的取值相同且固定，训练时只对 $\tilde{\omega}_{jid,1}$ 进行调整。

相应的输出层节点 j 输出为

$$x_{j,2}(t_n) = f_{j,2}(S_{j,2}(t_n)) \quad (4)$$

假定输出层第 j 个神经元在 t_n 时刻的期望输出为 $d_j(t_n)$ ，则网络在 t_n 时刻总的瞬时平方误差(MSE)为

$$E(t_n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in N_2} (d_j(t_n) - x_{j,2}(t_n))^2 \quad (5)$$

利用误差梯度下降算法，可以推导出各权值和时间延迟的修正公式：

$$\left. \begin{aligned} \Delta \tau_{jik,l-1} &= \eta_1 \rho_{j,l}(t_n) \omega_{jik,l-1} x'_{i,l-1}(t - \tau_{jik,l-1}), \quad l = 1, 2 \\ \Delta \omega_{jik,l-1} &= \eta_2 \delta_{j,l}(t_n) x_{i,l-1}(t - \tau_{jik,l-1}), \quad l = 1, 2 \\ \Delta \tilde{\omega}_{jid,1} &= \eta_3 \delta_{j,2} \tilde{x}_{i,1}(t_n - d\tau) \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

式中 η_1, η_2, η_3 是学习率，

$$\delta_{j,l}(t_n) = \begin{cases} \left[\sum_{p \in N_1} \sum_{q=1}^{K_{pj,l}} \delta_{p,l+1}(t_n) \omega_{pq,l}(t_n) \right] f'(S_{j,l}(t_n)), & l=1 \\ (d_j(t_n) - x_{j,2}(t_n)) f'(S_{j,2}(t_n)), & l=2 \end{cases} \quad (7)$$

$$\rho_{j,l}(t_n) = \begin{cases} \left[\sum_{p \in N_1} \sum_{q=1}^{K_{pj,l}} \rho_{p,l+1}(t_n) \omega_{pq,l}(t_n) \right] f'(S_{j,l}(t_n)), & l=1 \\ (d_j(t_n) - x_{j,2}(t_n)) f'(S_{j,2}(t_n)), & l=2 \end{cases} \quad (8)$$

$$x'_{j,l-1}(t_n - \tau_{jik,l-1}) \approx \begin{cases} \frac{x(t_n) - x(t_{n-1})}{\tau}, & \tau_{jik,l-1} = 0, \\ \tau\tau = t_n - t_{n-1} \\ \frac{x(t_{k+1}) - x(t_{k-1})}{2\tau}, & \tau_{jik,l-1} \neq 0, \\ t_n - \tau_{jik,l-1} = t_k, \tau = t_k - t_{k-1} \end{cases} \quad (9)$$

3 时延回归神经网络的目标识别方法

通过对大量仿真数据的分析,发现空间红外点目标的识别特征信息主要有辐射强度,辐射强度变化趋势,辐射强度变化率,辐射强度的频谱。但由于这些红外特征不仅随时间逐渐变化,而且与太阳位置、目标和诱饵的各种参数、观测点位置以及系统噪声等都有密切的关系,因此,空间红外点目标识别算法必须是时域动态的,且具有一定自适应和抗干扰能力。

本文参考时间序列预测和语音识别领域的研究成果^[5,6],选择多输出型 TDRNN 网络作为目标分类器直接对目标的红外辐射强度序列进行学习和分类,网络结构如图 2 所示。网络的输入为目标与场景中其他目标的辐射强度比值的对数,输入层的节点数与探测器视场中的目标数目有关。当视场中有 M 个目标时,目标 i 在一个波段内有 $M-1$ 个输入量:

$$\left. \begin{aligned} P_{i,j,w}(t) &= \lg \left(\frac{I_{i,w}(t)}{\bar{I}_{j,w}} \right), j = 1, \dots, M, j \neq i \\ \bar{I}_{j,w} &= \frac{1}{N} \sum_{\tau=t-N}^t I_{j,w}(\tau) \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式(10)中 $I_{i,w}(t)$ 是 t 时刻目标 i 在 w 波段的辐射强度, $\bar{I}_{j,w}$ 为目标 j 在 w 波段的局部平均辐射强度, N 为局部时间段长度。采用辐射强度比值作为输入特征量,可以降低太阳辐射,探测距离等外部因素对识别性能的影响。考虑到在整个大气层外飞行过程中,目标辐射强度的变化程度较大,通过对辐射强度比值取对数可以减小比值的变幅。当探测系统采用 W 个波段进行探测时,则目标 i 对应的输入特征量有 $H = W(M-1)$ 个。

网络输出层的每个输入节点对应输入样本的每个特征,输出层节点数等于类别数。在训练阶段,如果输入训练样本的类别编号是 k ,则训练时将第 k 个输出节点的期望输出设为“1”,其它输出节点的期望输出设为“0”。在识别阶段,当未知序列样本输入网络时,针对各输出节点在 t 时刻的输出值,定义输出最大值和次最大值之差为 t 时刻网络识别目标的置信度 θ_t ,即

$$\theta_t = y_j(t) - \max_{k \neq j} y_k(t), y_j(t) = \max_{1 \leq i \leq Q} y_i(t) \quad (11)$$

式(11)中 Q 为类别数, $y(t)$ 为 t 时刻的输出矢量。当置信度 θ_t 大于阈值 C 时,则将该样本判定为输出值最大的节点对应的类别,当置信度 θ_t 小于阈值 C 时,则拒绝 t 时刻的网络识别结果,值 C 可以通过对一定样本的训练获得。

从每类目标中选取一定数目的特征序列构成训练集,序列的长度为 N ,则可以按图3所示的流程图对神经网络进行训练:

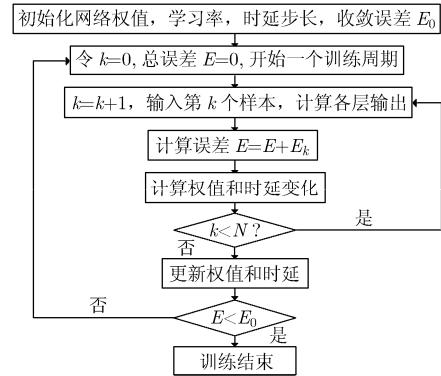


图3 TDRNN网络训练流程图

4 目标识别实验

4.1 实验数据仿真

天基红外传感器所观测到的空间目标红外辐射主要与目标表面温度、发射率、几何形状、运动状态和探测器特性相关,因此,空间目标红外成像仿真需要进行目标运动建模、红外特性建模和红外传感器响应建模。目标运动建模分别考虑目标的质心运动和姿态运动,质心运动模型可以根据椭圆弹道理论建立,姿态运动模型可以用弹体坐标系相对于弹道坐标系的3个欧拉角(偏航角 ψ , 俯仰角 θ , 滚转角 γ)来描述^[7]。红外辐射特性建模首先需要对目标进行几何建模,然后采用节点网络法把目标外表面划分成等温面元,分析面元与外部环境、面元与内热源以及面元之间的热交换和热平衡关系,对每个面元建立热平衡方程,联立方程组即可求出目标表面的温度分布,进而求得目标传输到传感器入孔处的红外辐射强度^[8]。红外传感器响应模型可以视为线性时不变系统,主要包括了光学系统传递函数,探测器传递函数和电子线路传递函数。传感器的输出信号可以表示为入射红外辐射信号与整个系统传递函数的卷积与传感器噪声的和。天基红外传感器视场应该避开地球热背景,而在深空地球邻边冷背景下观测目标。由于本文主要研究空间目标的识别问题,为了分析方便,仿真中目标所处的深空背景可简化为高斯白噪声。

利用上述几种模型，依据设定的参数可以生成特定空间目标的红外辐射和成像数据。文中仿真了天基红外探测器对 4 种典型弹道式空间目标的动态双波段红外成像数据(如图 4, 图 5 所示)。在获取了目标红外图像后，可以利用等效辐射标定方法^[9]，通过图像灰度值反演目标的红外辐射强度，从而得到考虑红外传感器效应的目标红外辐射强度序列仿真数据(如图 6 所示)。

4.2 实验参数设定

本文用图 4 所示的 4 种空间目标模型，其中图 4(a)为锥柱组合体，4(b)为平底锥体，4(c)为圆底锥体，4(d)为球体。对各个目标设置不同的尺寸、质量、比热、内热源、姿态运动、表面涂层发射率和吸收率等参数，仿真计算了 4 个不同空间观测点观测得到的 4 种目标在大气层外飞行过程中的红外辐射强度序列。各目标初始温度均为 500 K，在大气层外的飞行时间为 1000 s，探测波段为 3 ~ 5 μm 和

8 ~ 12 μm ，探测器采样帧频为 10 Hz。训练样本集为一个空间观测点获取的 4 类目标辐射强度序列，测试样本集为另外 3 个空间观测点获取的目标辐射强度序列。为了分析网络在不同信噪比下的识别效果，数据仿真时对训练样本集对应的目标辐射数据加入传感器和背景噪声(SNR=30 dB)，预处理后，形成一段 1000 s 的时间序列；对测试样本集对应的辐射数据分别加入传感器和背景噪声(SNR=30 dB, 20 dB, 15 dB, 10 dB)，每个信噪比分别行成 3 段 1000 s 的时间序列，序列的采样频率均为 0.1 s。

实验中选择 3 层结构的 TDRNN 网络作为目标识别分类器，网络输入层节点数为 6，隐含层神经元节点数为 8，输出层节点数为 4。用第 3 节的方法对分类器进行训练和测试，输出层回归连接的基本延迟时间取为 1 s，时延步长取为 5，输入层节点 i 到隐含层节点 j 之间的连接数取 $K_{ij,0} = 10$ ，隐含层节点 j 到输出层节点 o 之间的连接数取 $K_{jo,1} = 8$ 。初始

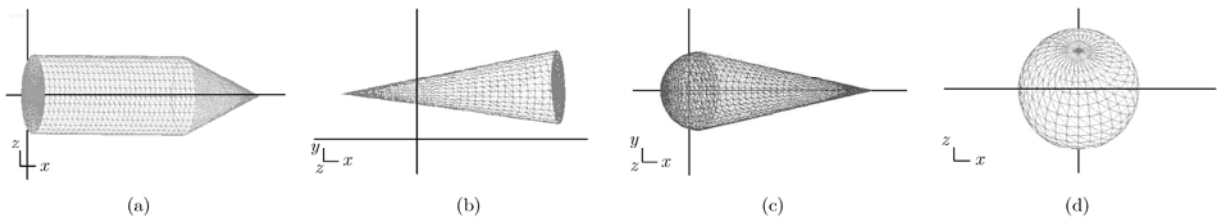
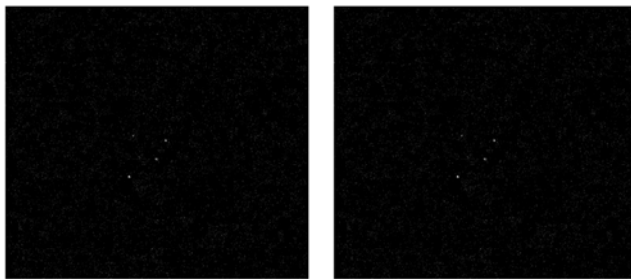
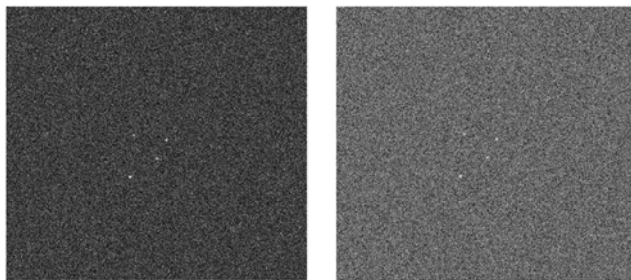


图 4 4 种弹道式空间目标的几何网格模型

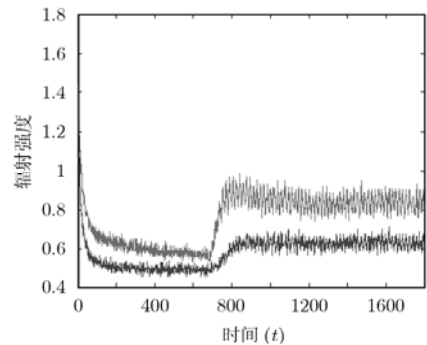


(a) 3-5 μm

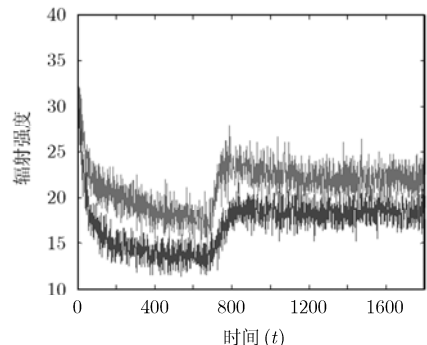


(b) 8-12 μm

图 5 空间目标双波段红外成像序列仿真结果



(a) 3-5 μm



(b) 8-12 μm

图 6 考虑红外传感器效应的两类目标双波段红外辐射强度序列仿真结果

学习率取 $\eta_1 = 0.02, \eta_2 = 0.02, \eta_3 = 0.01$, 迭代次数设为500。为了评估TDRNN网络分类器的识别效果, 分别使用3层TDNN网络和3层ATNN网络作为目标分类器, 针对上述相同的训练和测试样本集也进行了识别实验, 设置TDNN和ATNN的输入层节点为6, 隐含层为8, 输出层为4, 各层节点之间连接数的取值与TDRNN网络相同。

4.3 实验结果与分析

仿真实验在通用计算机平台(CPU为Intel Core Duo 2.33 GHz, 内存1.99 G), 利用Matlab软件运行。表1分别给出信噪比SNR=10 dB~30 dB时TDRNN网络分类器对每一类目标的识别正确率。从表1可以看出TDRNN分类具有较好的抗噪性, 在信噪比为15 dB和10 dB时, 也具有较高的识别率。表2是TDRNN网络与ATNN和TDNN网络分类器的平均识别率比较, 表中平均识别率定义为每个分类器对4类目标识别正确率的平均值。表2的结果表明在任何信噪比下, TDRNN分类器都具有更高的分类和识别能力, 这主要是因为TDRNN网络利用输出层的回归结构, 把之前时刻的分类结果融合到当前时刻的输出层输入, 使当前时刻的决策判断可以参考之前时间的分类结果。

表1 不同信噪比时TDRNN分类器对4类目标的识别率(%)

目标类型	SNR=30 dB	SNR=20 dB	SNR=15 dB	SNR=10 dB
a类目标	84.1	77.4	70.5	63.2
b类目标	80.5	74.8	68.2	61.3
c类目标	87.6	80.5	73.8	67.3
d类目标	91.3	84.7	78.5	70.1

表3 3种分类器在不同时间段内平均识别率的统计结果(%) (SNR=15dB)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
TDRNN	68.7	69.4	71.2	72.5	73.6	72.3	71.4	70.8	69.7	71.3	72.6	73.5	72.2	71.8
ATNN	64.1	66.2	68.3	69.2	70.4	66.5	63.6	62.7	61.2	64.8	66.5	67.1	65.3	63.7
TDNN	58.5	61.7	62.8	63.8	62.4	54.6	52.8	51.4	50.2	57.9	59.2	61.6	60.2	59.5

参考文献

- [1] 武春风, 张伟, 李洁, 等. 基于时空信息的红外成像系统在探测识别目标时所面临的问题及分析[J]. 光学技术, 2005, 31(2): 231-234.
Wu Chun-feng, Zhang Wei, and Li Jie, *et al.*. Problems and its analysis of infrared imaging detection and identification

表2 3种分类器在不同信噪比时的平均识别率(%)

信噪比	TDRNN	ATNN	TDNN
10 dB	65.48	60.1	52.3
15 dB	71.24	65.4	56.8
20 dB	79.35	73.5	63.7
30 dB	85.87	78.2	67.5

在实际应用中, 需要空间目标识别算法具有“边跟踪边识别”的功能。文中通过统计分析上述3种分类器在目标飞行各个时间段的识别率, 分析了各分类器识别能力随时间变化的稳定性。对时间段长度取为50 s, 这样一段1000 s测试样本序列被分成20个时间段, 计算各分类器在每个时间段内的平均识别率。表3给出了信噪比SNR=15 dB时3种分类器在各时间段内对目标平均识别率的统计分析结果。从表中可以看出, TDRNN网络分类器对目标的平均识别率随时间的波动要比TDNN和ATNN小, 具有更高的稳定性。

5 结论

本文提出了一种基于TDRNN网络的空间红外点目标识别方法, 该方法充分利用了TDRNN网络可以提取输入序列的局部时变信息和记忆历史分类信息特点。用仿真的4类典型弹道式空间目标的红外辐射数据, 进行了目标识别实验研究, 重点研究了在加噪声情况下TDRNN网络分类器分类性能、抗噪性和时间稳定性。实验结果表明, 在对点目标红外辐射强度序列的识别过程中, 通过与传统ATNN和TDNN网络的比较, 本文提出的TDRNN网络分类器获得了SNR大变化范围内的较高识别率、鲁棒性、稳定性。

致谢 感谢北京航空航天大学许小剑老师和航天集团毛红霞老师在目标红外成像建模方面提供的帮助。

facing[J]. *Optical Technique*, 2005, 31(2): 231-234.

- [2] 张兵. 光学图像末制导中的点目标检测与识别算法研究[D]. [博士论文], 国防科技大学, 2005.
Zhang Bing. Point target detection and recognition algorithms in optical image terminal homing system[D]. [Ph.D. dissertation], National University of Defense Technology, 2005.

- [3] Cheryl R. Exo-atmospheric discrimination of thrust termination debris and missile segments[J]. *Johns Hopkins APL Technical Digest*, 1998, 19(3): 315-321.
- [4] Xiao Huai-tie and Zhuang Zhao-wen. Aircraft target recognition using adaptive time-delay neural network[C]. NAECON 1997., Proceedings of the IEEE 1997 National, Aerospace and electronics conference, 1997, 2: 764-768.
- [5] Kim Sung-suk. Time-delay recurrent neural network for temporal correlations and prediction[J]. *Neurocomputing*, 1998, 20(2): 253-263.
- [6] Kim Sung-suk and Mark Hasegawa-johnson, *et al.*. Automatic recognition of pitch movements using multilayer perceptron and time-delay recursive neural network[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2004, 11(7): 645-648.
- [7] 肖业伦. 航空航天器运动的建模[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2006: 52-74.
Xiao Ye-lun. Dynamics Modeling of Aeronautic and Atmospheric Flight[M]. Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2006: 52-74.
- [8] 毛红霞, 李霞, 等. 空间目标与环境红外特性理论建模及其场景生成[J]. *红外与激光工程*, 2007, 36(5): 607-610.
Mao Hong-xia and Li Xia, *et al.*. Simulation of infrared radiation from outer space targets and environment, and its generation technique of scene[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2007, 36(5): 607-610.
- [9] 曹西征, 郭立红. 基于图像的飞行器红外辐射特性测量[J]. *光学技术*, 2007, 22(2): 299-304.
Cao Xi-zheng and Guo Li-hong. Measurement of the infrared radiation characteristic of the aerobat based on images[J]. *Optical Technique*, 2007, 22(2): 299-304.
- 刘 涛: 男, 1980年生, 博士生, 从事数字图像处理、自动目标识别的研究.
- 吕江北: 男, 1985年生, 硕士生, 从事自动目标识别技术研究.
- 王书宏: 男, 1972年生, 工程师, 从事光学信息处理与目标识别的研究.
- 卢焕章: 男, 1962年生, 教授, 从事精确制导与目标识别的研究.