

文章编号: 2095-4980(2022)03-0213-05

基于深度残差网络的雷达目标数量估计方法

吴明华, 饶彬, 王伟

(中山大学 电子与通信工程学院, 广东 深圳 518107)

摘要: 传统雷达目标检测方法一般将单个距离单元的目标当成单目标进行检测, 而不会估计距离单元内目标的数量。针对该研究空缺, 提出一种基于深度残差网络的雷达目标数量估计方法。该方法将雷达信号转换成时频图并输入至训练好的深度残差网络。残差网络根据单个目标与多个目标对应时频图的差异即可准确得到雷达目标数量的估计值。仿真表明该方法能有效地估计出雷达目标数量。

关键词: 残差网络; 目标检测; 信号处理; 目标数量估计

中图分类号: TN951

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2021354

Radar target number estimation method based on deep residual network

WU Minghua, RAO Bin, WANG Wei

(School of Electronics and Communication Engineering, Sun Yat-sen University, Shenzhen Guangdong 518107, China)

Abstract: Traditional radar detection methods generally detect the target of a range cell as a single target, but do not estimate the number of targets in the range cell. Aiming at this research vacancy, a target number estimation method based on deep residual learning is proposed. The method converts the radar signal into time-frequency graph and inputs it to the trained deep residual network. The residual network can accurately estimate the number of radar targets according to the difference of time-frequency graph between single target and multiple targets. The residual network can then output an estimate of the number of radar targets. Simulation results show that this method can estimate the number of radar targets effectively.

Keywords: residual network; radar detection; signal processing; target number estimation

雷达是一种重要的探测工具。随着技术的发展, 雷达在军事和民用领域均已得到广泛的应用, 例如弹道导弹的目标跟踪、自动航空管制、无人驾驶以及雷雨天气的预报等。雷达目标检测是雷达最基础和最重要的一个功能, 而雷达目标检测技术则一直以来都是雷达领域的一个研究热点。雷达目标检测技术虽然经过多年的发展已经较为成熟, 但是仍然存在许多问题亟待解决。例如, 当系统相关杂波存在时^[1-3]、多个相干信号存在时^[4-5]、在异构高斯环境下^[6-9]或者在干扰条件下, 目标检测的难度会大大增加。现有的研究大多数是检测雷达探测的距离单元内是否含有目标, 而不会去判断距离单元内存在多少个目标。然而, 单个距离单元内存在多个目标的场景是经常会遇到的, 知道低分辨率条件下距离单元内目标的个数也有积极意义。若能在低分辨率条件下获取单个距离单元内目标数量的信息, 那么雷达可以进一步安排高分辨力波形, 或引导后续雷达进行交接处理, 或利用检测信息改善后端跟踪算法。针对上述问题, 本文提出一种基于深度残差网络^[10]的雷达目标数量估计方法。该方法采用的是一种数据驱动的网络结构。该方法的基本思想是将雷达的发射信号及接收的回波信号对应的时频图输入至训练好的深度残差网络中, 网络根据单个目标对应的时频图与多个目标对应时频图的差异估计出该距离单元内目标的数量。

1 雷达信号模型

1.1 发射信号模型

假设本文中用到的雷达是单脉冲雷达, 并且发射的信号为线性调频信号。雷达的发射信号 $s_e(t)$ 为:

$$s_t(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) \exp(j\pi Kt^2) \quad (1)$$

式中： $\text{rect}\left(\frac{t}{T}\right)$ 为脉宽为 T 的矩形脉冲信号； $K = \frac{B}{T}$ 为调频斜率， B 为发射信号的带宽。

在对信号进行处理之前，需要先对信号进行采样。设信号的采样频率为 F_s ，则发射信号的采样点数为 $N = T \times F_s$ 。将采样后的发射信号表示为 $s[n]$ ， $n = 1, 2, \dots, N$ 。

1.2 接收信号模型

设目标的回波信号为 $s_c(t)$ ，有：

$$s_c(t) = \sum_{i=1}^{N_c} A^i s(t) * \delta(t - 2 \times R^i / c) \quad (2)$$

式中： $*$ 为卷积操作； $\delta(\cdot)$ 为冲激响应函数； R^i 为第 i 个目标所在位置； N_c 为目标的个数； c 为光速； A^i 为第 i 个目标的回波幅度。

设雷达接收到的信号 $s_r(t)$ 由目标回波信号以及噪声信号叠加构成，则雷达的接收信号 $s_r(t)$ 为：

$$s_r(t) = s_c(t) + s_n(t) \quad (3)$$

式中 $s_n(t)$ 为噪声信号。

在获得接收信号后，需要对其进行采样处理。设接收信号的采样频率为 F_s 。可以将采样后的接收信号表示为 $s_r[n]$ ， $n = 1, 2, \dots, N_r$ ， N_r 为接收信号的采样点数。

1.3 数据预处理

在将发射信号和接收信号输入深度残差网络之前，需要对其进行预处理，从而符合深度残差网络的输入要求。首先，将采样后的发射信号和接收信号进行拼接。信号拼接的目的是使得深度残差网络能同时处理发射信号和接收信号的信息。

$$s_m = [s_t, s_r] \quad (4)$$

式中： s_m 为拼接信号； s_t 为采样后发射信号； s_r 为采样后接收信号。 s_m 的维度是 $N_m \times 1$ ， $N_m = N + N_r$ 。

需要对拼接信号进行离散傅里叶变换，求出其频谱。离散傅里叶变换的过程：

$$S_m[k] = \sum_{n=0}^{N_r-1} s_m[n] e^{-j2\pi kn/N_r} \quad (5)$$

式中： $k = 0, 1, \dots, N_r - 1$ ； N_r 是离散傅里叶变换的点数。

计算完离散傅里叶变换，即可绘制出信号的时频图。时频图的横坐标为时间，纵坐标为频率，颜色值为信号的幅度。获取了拼接信号的时频图后，还需要将其尺寸调整为 224×224 ，从而符合深度残差网络的输入要求。设尺寸调整后时频图为 I_m ，将其输入训练好的深度残差网络，即可获得一个距离单元内目标数量的估计。

2 深度残差网络结构

深度残差网络主要解决网络深度增加时网络性能退化的问题，即随着网络层数的增加，网络的识别正确率不再继续提升，甚至可能会出现下降。这个问题主要是由网络层数过多时出现了梯度消失导致网络参数无法更新而产生的。针对这个问题，深度残差网络提出了一种残差块结构，见图 1，该结构将前层网络的输出直接与本层网络的输出相加，然后将相加之后的结果通过激活函数作为下一层的输入。实验结果表明，该结构能避免梯度消失的问题并加快网络的收敛。

本文使用的深度残差网络是 ResNet-18 网络，其结构见图 2。ResNet-18 网络主要由 18 个带可学习参数的网络层构成，包括 17 个卷积层以及 1 个全连接层。本文假设一个距离单元内目标数量的上限是 8，因此网络需要估计的目标数量范围是 1~8。ResNet-18 原网络中最后一层全连接层的个数是 1 000，对应需要分类的 1 000 个类别，而本文仅需分类 8 个类别，因此将 ResNet-18 网络的最后一层全连接层的个数修改为 8。修改后的 ResNet-18 网络结构具体参数见表 1。

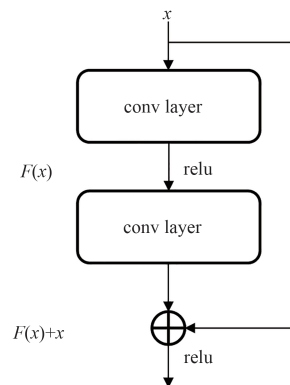


Fig.1 Residual structure
图 1 残差块结构图

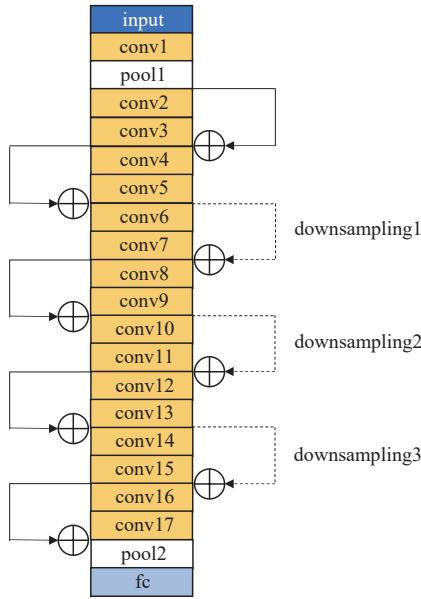


Fig.2 ResNet-18 network structure
图2 ResNet-18 网络结构图

表 1 ResNet-18 网络参数表

Table1 ResNet-18 coefficients

name	details
input	224×224×3
conv1	kernel number:64,kernel size:7×7×3,stroke:[2 2],padding:[3 3 3]
pool1	stroke:[2 2],padding:adding:[1 1 1]
conv2	kernel number:64,kernel size:3×3×64,stroke:[1 1],padding:[1 1 1]
conv3	kernel number:64,kernel size:3×3×64,stroke:[1 1],padding:[1 1 1]
conv4	kernel number:64,kernel size:3×3×64,stroke:[1 1],padding:[1 1 1]
conv5	kernel number:64,kernel size:3×3×64,stroke:[1 1],padding:[1 1 1]
downsampling1	kernel number::128,kernel size:1×1×64,stroke:[2 2],padding:[0 0 0]
conv6	kernel number:128,kernel size:3×3×64,stroke:[2 2],padding:[1 1 1]
conv7	kernel number:128,kernel size:3×3×128,stroke:[1 1],padding:[1 1 1]
conv8	kernel number:128,kernel size:3×3×128,stroke:[1 1],padding:[1 1 1]
conv 9	kernel number:128,kernel size:3×3×128,stroke:[1 1],padding:[1 1 1]
downsampling2	kernel number::256,kernel size:1×1×128,stroke:[2 2],padding:[0 0 0]
conv10	kernel number:256,kernel size:3×3×128,stroke:[2 2],padding:[1 1 1]
conv11	kernel number:256,kernel size:3×3×256,stroke:[1 1],padding:[1 1 1]
conv12	kernel number:256,kernel size:3×3×256,stroke:[1 1],padding:[1 1 1]
conv13	kernel number:256,kernel size:3×3×256,stroke:[1 1],padding:[1 1 1]
downsampling3	kernel number:512,kernel size:1×1×256,stroke:[2 2],padding:[0 0 0]
conv14	kernel number:512,kernel size:3×3×256,stroke:[2 2],padding:[1 1 1]
conv15	kernel number:512,kernel size:3×3×512,stroke:[1 1],padding:[1 1 1]
conv16	kernel number:512,kernel size:3×3×512,stroke:[1 1],padding:[1 1 1]
conv17	kernel number:512,kernel size:3×3×512,stroke:[1 1],padding:[1 1 1]
pool2	global average pooling
fc	output size:8

3 仿真实验

3.1 网络训练

首先，需要为网络的训练、验证和测试产生信号样本。本文在信噪比 R_{SN} 分别为 30,20,10,0 和 -10 dB 的情况下进行实验。本文实验中所使用的信号参数设置如下：线性调频信号的脉宽 T_i 为 100 μ s，带宽 B_i 为 1 MHz，采样频率 F_s 为 5 MHz。设雷达检测的最小距离 R_{min} 为 15 000 m，最大距离 R_{max} 为 30 000 m。设目标随机分布在 22 500~22 650 m 所在的距离单元内，目标的个数为 1~8 之间的随机值。设噪声 $s_n(t)$ 为实部和虚部都服从均值为 0，方差为 1/2 的高斯分布的复噪声。本文假设雷达探测的目标为分布在同一距离单元的相同类型的目标。设第 i 个目标的回波幅度 $A^i = \alpha_i \sqrt{\sigma_n R_{SN}}$ ，其中 α_i 为第 i 个目标的回波幅度波动因子，其取值为 0.9~1 之间的随机值， σ_n 为噪声的方差。

针对每种信噪比情况下，本文实验均产生 8 类样本，即目标所在距离单元内分别有 1,2,3,4,5,6,7,8 个目标时的信号样本。每类样本的数量为 1 000，总共 8 000 个样本。随机选取每类样本中的 800 个样本做训练集，100 个样本做验证集，100 个样本做测试集。

本文使用迁移学习对网络进行训练，即在已经训练好的 ResNet-18 网络基础上，将其最后一层全连接层的神经元个数修改为 8，然后再利用本文构建的训练集修改后的网络进行训练。

3.2 实验结果

图 3 为 $R_{SN}=0$ dB，单个目标位于 22 589 m 时回波信号及对应的脉冲压缩图。图 4 为 $R_{SN}=0$ dB，8 个目标分别位于 22 575 m,22 559 m,22 643 m,22 632 m,22 550 m,22 609 m,22 586 m,22 519 m 时回波信号及对应的脉冲压缩图。由图 3 和图 4 可知，由于多个目标都位于一个距离单元内，因此对应的脉压图与单个目标对应的脉压图相似，仅有一个最高峰，此时传统目标检测算法难以分辨出单个距离单元内的目标个数。

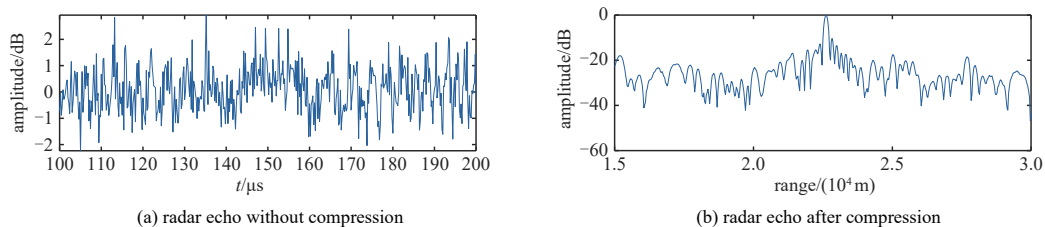


Fig.3 Echo and pulse compression of single target
图3 单个目标时的目标回波及脉压图

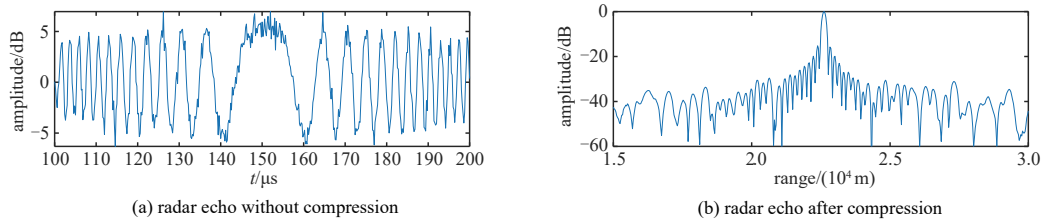


Fig.4 Echo and pulse compression of 8 targets
图4 八个目标时的目标回波及脉压图

图 5 为 $R_{SN}=0$ dB 时不同目标数量情况下拼接信号的时频图，左上角至右下角分别对应一个距离单元内存在 1,2,3,4,5,6,7,8 个相同类型目标时的拼接信号时频图。对于每个时频图，有 2 条明显的斜条纹。左边的斜条纹对应发射信号，右边的斜条纹对应目标回波信号。回波信号斜条纹周围颜色相对较浅的部分对应噪声信号。可以看到，单个距离单元内含有不同数量相同类型的目标时，对应的时频图是有差异的。深度残差网络通过这种差异即可估计出一个距离单元内存在目标的个数。

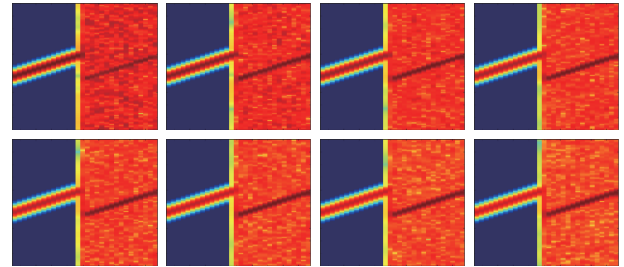


Fig.5 Time-frequency graph of single target
图5 不同目标数量情况下的拼接信号时频图

图 6 为本文残差网络分别在 $R_{SN}=-10,0,10,20$ 和 30 dB 情况下在测试样本上得到的混淆矩阵图，横坐标为网络对测试样本目标数量的估计值，纵坐标为测试样本对应目标数量的实际值。由图可知，在信噪比为 -10 dB 的情况下，网络对测试样本的目标数量估计效果最差。在该信噪比条件下，网络对于每种测试样本均出现目标数量估计错误的情况。其中，网络对于目标数量为 7 的测试样本预测情况最差。在 100 个该类别的测试样本中，目标数量估计错误的样本数为 9。在该信噪比条件下，网络对于目标数量为 2 和 8 的测试样本预测结果最好。对于这两类测试样本，目标数量估计错误的样本数均为 1。在信噪比为 10 dB 和 30 dB 的条件下，网络对测试样本的目标数量估计效果最好，没有出现目标数量估计错误的情况。在信噪比为 20 dB 的条件下，网络在测试集上也能取得较好的效果，误判的样本数仅为 1。此外，由图 6 可以发现，对于目标数量估计错误的情况，网络的估计误差控制在 -1 和 +1 的范围之内。

target1	98	2	0	0	0	0	0	0
target2	0	99	1	0	0	0	0	0
target3	0	3	96	1	0	0	0	0
target4	0	0	4	93	3	0	0	0
target5	0	0	0	1	97	2	0	0
target6	0	0	0	0	4	95	1	0
target7	0	0	0	0	0	5	91	4
target8	0	0	0	0	0	0	1	99
	target1	target2	target3	target4	target5	target6	target7	target8

target1	100	0	0	0	0	0	0	0
target2	0	100	0	0	0	0	0	0
target3	0	0	100	0	0	0	0	0
target4	0	0	0	99	1	0	0	0
target5	0	0	0	1	97	2	0	0
target6	0	0	0	0	2	98	0	0
target7	0	0	0	0	0	2	97	1
target8	0	0	0	0	0	0	2	98
	target1	target2	target3	target4	target5	target6	target7	target8

target1	100	0	0	0	0	0	0	0
target2	0	100	0	0	0	0	0	0
target3	0	0	100	0	0	0	0	0
target4	0	0	0	100	0	0	0	0
target5	0	0	0	0	100	0	0	0
target6	0	0	0	0	0	100	0	0
target7	0	0	0	0	0	0	100	0
target8	0	0	0	0	0	0	0	100
	target1	target2	target3	target4	target5	target6	target7	target8

target1	100	0	0	0	0	0	0	0
target2	0	100	0	0	0	0	0	0
target3	0	0	100	0	0	0	0	0
target4	0	0	0	100	0	0	0	0
target5	0	0	0	0	100	0	0	0
target6	0	0	0	0	0	100	0	0
target7	0	0	0	0	0	1	99	0
target8	0	0	0	0	0	0	0	100
	target1	target2	target3	target4	target5	target6	target7	target8

target1	100	0	0	0	0	0	0	0
target2	0	100	0	0	0	0	0	0
target3	0	0	100	0	0	0	0	0
target4	0	0	0	100	0	0	0	0
target5	0	0	0	0	100	0	0	0
target6	0	0	0	0	0	100	0	0
target7	0	0	0	0	0	0	100	0
target8	0	0	0	0	0	0	0	100
	target1	target2	target3	target4	target5	target6	target7	target8

Fig.6 Confusion chart with $R_{SN}=-10,0,10,20,30$ dB

图6 不同信噪比条件下的混淆矩阵图(从左至上至右下对应的 R_{SN} 分别为 -10, 0, 10, 20, 30 dB)

图7为本文模型在不同信噪比条件下的测试结果图。由图可知,本文模型在 $R_{SN}=10,20,30$ dB的条件下均能达到99%以上的目标测试识别正确率;在 $R_{SN}=0$ dB和-10 dB的信噪比条件下虽然测试识别正确率有所下降,但是依然能达到96%以上的识别正确率。

4 结论

本文提出了一种基于深度残差网络的雷达目标数量估计方法,该方法将发射信号与回波信号进行拼接及时频转换,然后在图像域利用深度学习的方法找出其中的微小差异。从实验结果来看,效果是令人满意的。然而,在实际中,雷达波形是多样的,时频变换方法也有多种,真实回波会出现极大的起伏特性。这些问题有待进一步研究。本文提出的研究方法为低分辨率条件下准确识别目标架次提供了一定的借鉴思路。

参考文献:

- [1] WANG Z,LI M,CHEN H,et al. Adaptive detection of a subspace signal in signal-dependent interference[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017,65(18):4812-4820.
- [2] WANG Z,ZHAO Z,REN C,et al. CFAR subspace detectors with multiple observations in system-dependent clutter background[J]. Signal Processing, 2018,153:58-70.
- [3] GHOJAVAND K,DERAKHTIAN M,BIGUESH M. Rao-based detectors for adaptive target detection in the presence of signal-dependent interference[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020,68:1662-1672.
- [4] YAN L,ADDABBO P,HAO C,et al. New ECCM techniques against noise-like and/or coherent interferers[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2020,56(2):1172-1188.
- [5] HAN S,YAN L,ZHANG Y,et al. Adaptive radar detection and classification algorithms for multiple coherent signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021,69:560-572.
- [6] RANGASWAMY M. Non-homogeneity detector for Gaussian and non-Gaussian interference scenarios[C]// Sensor Array & Multichannel Signal Processing Workshop. Rosslyn,VA,USA:IEEE, 2002:528-532.
- [7] RANGASWAMY M. Statistical analysis of the nonhomogeneity detector for non-Gaussian interference backgrounds[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005,53(6):2101-2111.
- [8] JIANG L,WANG T. Robust non-homogeneity detector based on reweighted adaptive power residue[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2016,10(8):1367-1374.
- [9] LIU J,MASSAROD,ORLANDO D,et al. Radar adaptive detection architectures for heterogeneous environments[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020,68:4307-4319.
- [10] HE K,ZHANG X,REN S,et al. Deep residual learning for image recognition[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). [S.l.]:IEEE Xplore Digital Library, 2016:770-778.

作者简介:

吴明华(1994-),男,广东省乐昌市人,在读博士研究生,主要研究方向为雷达抗干扰、智能信息处理。
email:wumh7@mail2.sysu.edu.cn.

王伟(1970-),男,安徽省巢湖市人,教授,长期从事雷达探测与对抗方向的教学科研与人才培养工作。

饶彬(1980-),男,四川省彭州市人,副教授,主要研究方向为目标跟踪与数据融合、认知电子战、电子信息系统建模与仿真。

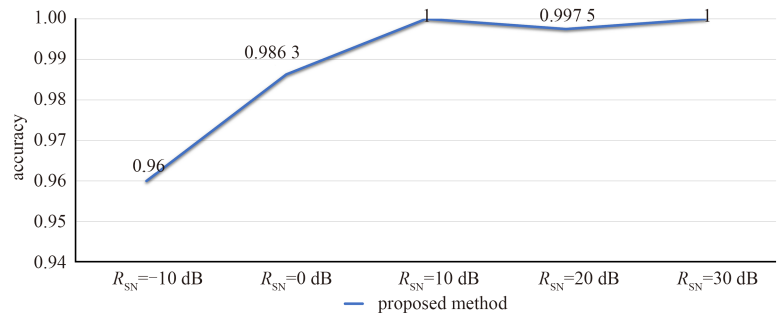


Fig.7 Testing result

图7 测试结果图