



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 117392545 B

(45) 授权公告日 2024. 02. 09

(21) 申请号 202311397629.X

G06V 10/52 (2022. 01)

(22) 申请日 2023. 10. 26

G06N 3/0464 (2023. 01)

G06N 3/084 (2023. 01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 117392545 A

(56) 对比文件

(43) 申请公布日 2024. 01. 12

CN 109978778 A, 2019. 07. 05

US 2021003700 A1, 2021. 01. 07

(73) 专利权人 南昌航空大学

CN 112233026 A, 2021. 01. 15

AU 2020100196 A4, 2020. 03. 19

地址 330036 江西省南昌市丰和南大道696号

CN 106156744 A, 2016. 11. 23

CN 109145815 A, 2019. 01. 04

(72) 发明人 汪洋 危桢 张聪炫 陈震 刘松
葛利跃 卢锋 王梓歌

CN 111401207 A, 2020. 07. 10

CN 114155411 A, 2022. 03. 08

(74) 专利代理机构 北京圣州专利代理事务所
(普通合伙) 11818

CN 114842208 A, 2022. 08. 02

CN 115830407 A, 2023. 03. 21

专利代理师 李春

US 2022261960 A1, 2022. 08. 18

(51) Int. Cl.

US 2022315243 A1, 2022. 10. 06

G06V 20/10 (2022. 01)

US 2023281972 A1, 2023. 09. 07

G06V 10/774 (2022. 01)

WO 2022151535 A1, 2022. 07. 21

G06V 10/82 (2022. 01)

(续)

G06V 10/30 (2022. 01)

审查员 吴海旋

G06V 10/10 (2022. 01)

权利要求书2页 说明书5页 附图3页

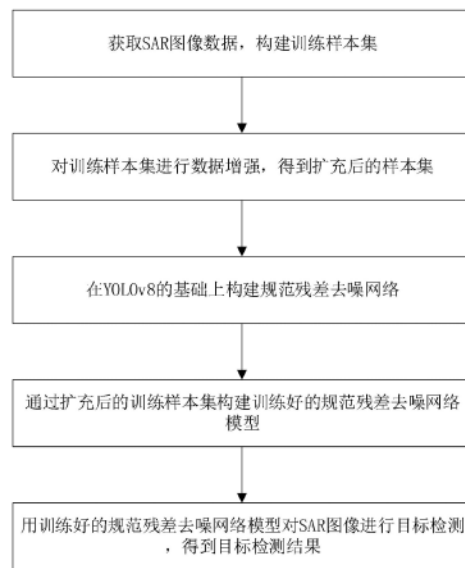
(54) 发明名称

术的相干斑噪声抑制关键问题。

一种基于深度学习的SAR图像目标检测方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于深度学习的SAR图像目标检测方法,属于SAR图像目标检测技术领域,包括:获取SAR图像数据,构建训练样本集;通过马赛克数据增强方式对训练样本集中每幅SAR图像进行数据增强,得到扩充后的样本集;构建规范残差去噪网络;通过扩充后的训练样本集构建训练好的规范残差去噪网络模型;用训练好的规范残差去噪网络模型对SAR图像进行目标检测,得到测试数据目标检测结果。本发明采用上述的一种基于深度学习的SAR图像目标检测方法,实现了在规范残差去噪网络内部的自动软阈值化,以自适应地在特征学习的过程中消除冗余信息,提高了深度学习在含噪声数据或复杂数据上的特征学习效果,解决了现有SAR目标检测技



CN 117392545 B

[接上页]

(56) 对比文件

WO 2023134097 A1, 2023.07.20

罗震宇;于俊朋;刘振华.基于数据扩维的SAR目标识别性能提升技术.现代雷达.2019, (05), 全文.

王晓红;曾静;麻祥才;刘芳.基于深度强化学习的图像去模糊方法.包装工程.2020, (第15

期), 全文.

高净植;刘祎;张权;桂志国.改进深度残差卷积神经网络的LDCT图像估计.计算机工程与应用.2018, (第16期), 全文.

王俊;王赛;任俞明;陈德红;崔闪;魏少明.结合深度学习去噪和超分辨的SAR检测识别.空天防御.2020, (03), 全文.

1. 一种基于深度学习的SAR图像目标检测方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1、获取SAR图像数据,构建训练样本集;

S2、对训练样本集进行数据增强,得到扩充后的样本集;

S3、在YOLOv8的基础上构建规范残差去噪网络;

构建规范残差去噪网络,包括:

S31、扩充后的样本集经过 1×1 卷积后,将特征映射均匀地分成 s 个特征映射子集 x_i ,其中 $i \in \{1, 2, \dots, s\}$,每个特征映射子集 x_i 具有相同的空间大小,通道数为 $1/s$,除 x_1 外,每个特征映射子集 x_i 都有一个对应的 3×3 卷积,记为 $K_i()$,用 y_i 表示 $K_i()$ 的输出,将特征映射子集 x_i 与 $K_{i-1}()$ 的输出相加,然后反馈到 $K_i()$;

S32、求取输入特征图的所有特征的绝对值;

S33、在主干网络路径下,经过全局均值池化和平均,获得一个特征,即主干网络中经池化和平均获得的特征A;在另一条路径中,将全局均值池化之后的特征图输入批归一化网络中;

$$B_{out} = BN(B_{in}) = \gamma \frac{B_{in} - \theta_B}{\sqrt{\sigma_B^2 + \epsilon}} + \beta \quad (1)$$

式中, θ_B 和 σ_B 分别为 B_{in} 的均值和标准差; γ 和 β 是可训练的仿射变换参数; ϵ 为常数; B_{in} 为输入特征, B_{out} 为经过批归一化后输出特征, BN 为批归一化函数;

通道注意力子模块如方程(2)所示,其中 M_c 表示输出特征, μ 为各通道的标度因子,权重为 $W_\mu = \mu_i / \sum_{j=0} \mu_j$;

$$M_c = \text{Sigmoid}(W_\mu(BN(F_l))) \quad (2)$$

其中, F_l 为每一层输入图像特征; μ_i 为第 i 个通道的标度因子; μ_j 为第 j 个通道的标度因子;

再将 M_c 输入到空间注意力模块中,如方程(3)所示,其中输出记为 M_s , λ 为比例因子,权重为 $W_\lambda = \lambda_i / \sum_{j=0} \lambda_j$;

$$M_s = \text{Sigmoid}(W_\lambda(BN_s(M_c))) \quad (3)$$

规范注意力网络以 Sigmoid 函数作为最后一层,将输出归一化到0和1之间,获得系数 α ,最终的阈值表示为 $\alpha \times A$;

其中, A 为主干网络中经过池化和平均获得的特征;

S34、每层规范注意力网络堆叠2-6个基本模块,基本模块包括卷积层、批标准化、激活函数、全局均值池化以及全连接输出层,得到完整的规范残差去噪网络;

S4、通过扩充后的训练样本集构建训练好的规范残差去噪网络模型;

S41、将扩充后的训练样本集输入到规范残差去噪网络中,利用随机梯度下降算法,分别计算规范残差去噪网络中每一层的代价函数的梯度值,用每一层的梯度值更新该层的权值,得到更新前的权值;

S42、利用反向传播算法,计算规范残差去噪网络中每一层的误差灵敏度,用每一

层的误差灵敏度更新该层的权值,得到更新后的权值;

S43、判断更新前的权值与更新后的权值是否相等,若是,则网络训练完毕,得到训练好的规范残差去噪网络模型,执行步骤S5,否则,执行步骤S41;

S5、用训练好的规范残差去噪网络模型对SAR图像进行目标检测,得到目标检测结果。

2. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习的SAR图像目标检测方法,其特征在于,步骤S1中,获取SAR图像数据,构建训练样本集,包括以下步骤:

S11、选取SSDD-SAR数据集中的所有SAR图像;

S12、从SAR-ship-dataset数据集中随机选取SAR图像;

S13、从SSDD-SAR数据集和SAR-ship-dataset数据集中选取与各自所选SAR图像对应的目标坐标信息和类别标签;

S14、分别将每幅SAR图像以及目标坐标信息和类别标签组成训练样本集。

3. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习的SAR图像目标检测方法,其特征在于,步骤S2中,对训练样本集进行数据增强,得到扩充后的样本集,包括:对训练样本集中每幅SAR图像采用马赛克数据增强方式,随机缩放,再随机分布进行拼接,增加随机小目标以增强网络的鲁棒性;采用随机旋转、平移、缩放、错切、叠加、随机粘贴、水平翻转操作,得到扩充后的样本集。

4. 根据权利要求1所述的一种基于深度学习的SAR图像目标检测方法,其特征在于,误差灵敏度包括精确率、召回率和平均精确率。

一种基于深度学习的SAR图像目标检测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及SAR图像目标检测技术领域,尤其是涉及一种基于深度学习的SAR图像目标检测方法。

背景技术

[0002] 合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar,简称SAR)是一种主动式的对地观测系统,具有全天候、全天时、分辨率高以及穿透力强等特点,可安装在飞机、卫星等飞行平台上,获得高分辨率的地表图像。SAR图像在民用、环境等领域有着广泛的应用,其中目标检测与识别是SAR图像处理中的一个重要问题。

[0003] 随着人工智能技术的日益发展,计算机视觉中物体检测技术越来越成熟,深度学习是当前目标识别研究领域中热门的研究方向之一。深度学习显著的特点是在不需要人工设计特征的前提下,通过网络自动地提取出有效特征,完成端到端的模型训练、预测。深度学习方法具有灵活性高、通用性强、精度高、计算量大等特点,为SAR图像自动目标识别提供了一种有价值的解决方案。

[0004] SAR系统独特的成像原理导致目标图像存在姿态缺失、角度变化敏感和背景充斥散斑噪声的问题。在深度学习算法中,传统方法采用CNN进行目标识别,但CNN方法存在具有鉴别性的关键特征提取困难的现象,会直接影响模型最终的识别性能;另一方面,受限于标注成本和访问限制,客观存在一些小样本SAR数据集,CNN在对小样本数据集进行训练时会产生严重的过拟合现象,导致最终的模型泛化性差;此外,CNN具有较高的空间复杂度,对计算设备的算力和储存空间具有较高的要求,不利于相关算法在实际SAR系统上的开发部署。

[0005] 近年来,以YOLOv8(You Only Look Once)为代表的YOLO系列算法是学术届和工业届的研究热点。相比传统CNN检测算法,YOLOv8在多数情况下能够实现更快速的检测速度及检测精度;由于采用了多尺度特征融合的策略,YOLOv8在复杂场景下能够实现更高的检测准确率,也可以在实时视频检测、边缘计算等场景下发挥重要作用。

[0006] YOLO系列的算法虽然可以提高精确度和效率,但是其作为一种目标检测的通用算法,在SAR图像目标检测中需要更多的适应性。SAR图像中存在的噪声特征与一般高斯噪声不同,具有结构相干的特性,也被称为相干斑噪声。当目标纹理较弱或者尺寸特征不明显时,相干斑噪声会对目标造成污染,影响检测结果。

发明内容

[0007] 本发明的目的是提供一种基于深度学习的SAR图像目标检测方法,将软阈值化作为非线性层引入残差的网络结构之中,在网络的内部实现了自动软阈值化,以自适应地在特征学习的过程中消除冗余信息,改善目标在噪声环境下的影响,提高目标识别的精度,降低误检率与漏检率,提高深度学习方法在SAR图像数据上的特征学习效果。

[0008] 为实现上述目的,本发明提供了一种基于深度学习的SAR图像目标检测方法,包括以下步骤:

[0009] S1、获取SAR图像数据,构建训练样本集;

[0010] S2、对训练样本集进行数据增强,得到扩充后的样本集;

[0011] S3、在YOLOv8的基础上构建规范残差去噪网络;

[0012] 构建规范残差去噪网络,包括:

[0013] S31、扩充后的样本集经过 1×1 卷积后,将特征映射均匀地分成 s 个特征映射子集 x_i ,其中 $i \in \{1, 2, \dots, s\}$,每个特征映射子集 x_i 具有相同的空间大小,通道数为 $1/s$,除 x_1 外,每个特征映射子集 x_i 都有一个对应的 3×3 卷积,记为 $K_i()$,用 y_i 表示 $K_i()$ 的输出,将特征映射子集 x_i 与 $K_{i-1}()$ 的输出相加,然后反馈到 $K_i()$;

[0014] S32、求取输入特征图的所有特征的绝对值;

[0015] S33、在主干网络路径下,经过全局均值池化和平均,获得一个特征,即主干网络中经池化和平均获得的特征A;在另一条路径中,将全局均值池化之后的特征图输入批归一化网络中;

$$[0016] \quad B_{out} = BN(B_{in}) = \gamma \frac{B_{in} - \theta_B}{\sqrt{\sigma_B^2 + \epsilon}} + \beta \quad (1)$$

[0017] 式中, θ_B 和 σ_B 分别为 B_{in} 的均值和标准差; γ 和 β 是可训练的仿射变换参数; ϵ 为常数; B_{in} 为输入特征, B_{out} 为经过批归一化后输出特征, BN 为批归一化函数;

[0018] 通道注意力模块如方程(2)所示,其中 M_c 表示输出特征, μ 为各通道的标度因子,权重为 $W_\mu = \mu_i / \sum_{j=0} \mu_j$;

$$[0019] \quad M_c = \text{Sigmoid}(W_\mu(BN(F_l))) \quad (2)$$

[0020] 其中, F_l 为每一层输入图像特征; μ_i 为第 i 个通道的标度因子; μ_j 为第 j 个通道的标度因子;

[0021] 再将 M_c 输入到空间注意力模块中,如方程(3)所示,其中输出记为 M_s , λ 为比例因子,权重为 $W_\lambda = \lambda_i / \sum_{j=0} \lambda_j$;

$$[0022] \quad M_s = \text{Sigmoid}(W_\lambda(BN_s(M_c))) \quad (3)$$

[0023] 规范注意力网络以 Sigmoid 函数作为最后一层,将输出归一化到0和1之间,获得系数 α ,最终的阈值表示为 $\alpha \times A$;

[0024] 其中, A 为主干网络中经过池化和平均获得的特征;

[0025] S34、每层规范注意力网络堆叠2-6个基本模块,基本模块包括卷积层、批标准化、激活函数、全局均值池化以及全连接输出层,得到完整的规范残差去噪网络;

[0026] S4、通过扩充后的训练样本集构建训练好的规范残差去噪网络模型;

[0027] S5、用训练好的规范残差去噪网络模型对SAR图像进行目标检测,得到目标检测结果。

[0028] 优选的,步骤S1中,获取SAR图像数据,构建训练样本集,包括以下步骤:

[0029] S11、选取SSDD-SAR数据集中的所有SAR图像;

[0030] S12、从SAR-ship-dataset数据集中随机选取SAR图像;

[0031] S13、从SSDD-SAR数据集和SAR-ship-dataset数据集中选取与各自所选SAR图像对

应的目标坐标信息和类别标签；

[0032] S14、分别将每幅SAR图像以及目标坐标信息和类别标签组成训练样本集。

[0033] 优选的,步骤S2中,对训练样本集进行数据增强,得到扩充后的样本集,包括:对训练样本集中每幅SAR图像采用马赛克数据增强方式,随机缩放,再随机分布进行拼接,增加随机小目标以增强网络的鲁棒性;采用随机旋转、平移、缩放、错切、叠加、随机粘贴、水平翻转操作,得到扩充后的样本集。

[0034] 优选的,步骤S4中,通过扩充后的训练样本集构建训练好的规范残差去噪网络模型,包括以下步骤:

[0035] S41、将扩充后的训练样本集输入到规范残差去噪网络中,利用随机梯度下降算法,分别计算规范残差去噪网络中每一层的代价函数的梯度值,用每一层的梯度值更新该层的权值,得到更新前的权值;

[0036] S42、利用反向传播算法,计算规范残差去噪网络中每一层的误差灵敏度,用每一层的误差灵敏度更新该层的权值,得到更新后的权值;

[0037] S43、判断更新前的权值与更新后的权值是否相等,若是,则网络训练完毕,得到训练好的规范残差去噪网络模型,执行步骤S5,否则,执行步骤S41。

[0038] 优选的,误差灵敏度包括精确率、召回率和平均精确率。

[0039] 因此,本发明采用上述一种基于深度学习的SAR图像目标检测方法,其技术效果如下:

[0040] (1)可在更细粒度级别表示多尺度特征,并增加了每个网络层的感受野范围。

[0041] (2)每个样本特有一组阈值,使得规范残差去噪网络适用于各个样本的噪声含量不同的情况。

[0042] (3)可以降低不太显著的特征的权重,在计算上更加高效,同时能够保持同样的性能。

[0043] 下面通过附图和实施例,对本发明的技术方案做进一步的详细描述。

附图说明

[0044] 图1是一种基于深度学习的SAR图像目标检测方法的流程图;

[0045] 图2是规范残差去噪网络的结构;

[0046] 图3是残差网络的基本模块;

[0047] 图4是规范注意力机制的基本模块。

具体实施方式

[0048] 以下通过附图和实施例对本发明的技术方案作进一步说明。

[0049] 除非另外定义,本发明使用的技术术语或者科学术语应当为本发明所属领域内具有一般技能的人士所理解的通常意义。

[0050] 实施例一

[0051] 如图1所示,一种基于深度学习的SAR图像目标检测方法,包括以下步骤:

[0052] S1、获取SAR图像数据,构建训练样本集;

[0053] S11、选取SSDD-SAR数据集集中的所有SAR图像;

[0054] S12、从SAR-ship-dataset数据集中随机选取SAR图像；

[0055] S13、从SSDD-SAR数据集和SAR-ship-dataset数据集中选取与各自所选SAR图像对应的目标坐标信息和类别标签；

[0056] S14、分别将每幅SAR图像以及目标坐标信息和类别标签组成训练样本集。

[0057] S2、对训练样本集进行数据增强,得到扩充后的样本集；

[0058] 对训练样本集进行数据增强,得到扩充后的样本集,包括:对训练样本集中每幅SAR图像采用马赛克数据增强方式,随机缩放,再随机分布进行拼接,增加随机小目标以增强网络的鲁棒性;采用随机旋转、平移、缩放、错切、叠加、随机粘贴、水平翻转操作,得到扩充后的样本集。

[0059] S3、在YOLOv8的基础上构建规范残差去噪网络；

[0060] 如图2所示,为规范残差去噪网络的结构,其中,FC表示全连接层;BN表示批归一化;C为特征通道数;W为图像宽度;Sigmoid,ReLU为激活函数; \ominus 为减法器; \otimes 为乘法器; \odot 表示软阈值化; W_0, W_1, W_2, W_3 为各通道的权重因子; $\mu_0, \mu_1, \mu_2, \mu_3$ 为各通道的标度因子。

[0061] 构建规范残差去噪网络,包括以下步骤:

[0062] 如图3所示,为残差网络的基本模块,S31、扩充后的样本集经过 1×1 卷积后,将特征映射均匀地分成s个特征映射子集 x_i ,其中 $i \in \{1, 2, \dots, s\}$,每个特征映射子集 x_i 具有相同的空间大小,通道数为 $1/s$,除 x_1 外,每个特征映射子集 x_i 都有一个对应的 3×3 卷积,记为 $K_i(\cdot)$,用 y_i 表示 $K_i(\cdot)$ 的输出,将特征映射子集 x_i 与 $K_{i-1}(\cdot)$ 的输出相加,然后反馈到 $K_i(\cdot)$;

[0063] S32、求取输入特征图的所有特征的绝对值；

[0064] 如图4所示,为规范注意力机制的基本模块。

[0065] S33、在主干网络路径下,经过全局均值池化和平均,获得一个特征,记为A;在另一条路径中,将全局均值池化之后的特征图输入批归一化网络中;

$$[0066] \quad B_{out} = BN(B_{in}) = \gamma \frac{B_{in} - \theta_B}{\sqrt{\sigma_B^2 + \epsilon}} + \beta \quad (1)$$

[0067] 式中, θ_B 和 σ_B 分别为 B_{in} 的均值和标准差; γ 和 β 是可训练的仿射变换参数; ϵ 为常数,此处取0.001; B_{in} 为输入特征, B_{out} 为经过批归一化后输出特征,BN为批归一化函数;

[0068] 通道注意力子模块如方程(2)所示,其中 M_c 表示输出特征, μ 为各通道的标度因子,权重为 $W_\mu = \mu_i / \sum_{j=0} \mu_j$,

$$[0069] \quad M_c = \text{Sigmoid}(W_\mu(BN(F_1))) \quad (2)$$

[0070] 其中, F_1 为每一层输入图像特征; μ_i 为第i个通道的标度因子; μ_j 为第j个通道的标度因子;

[0071] 再将 M_c 输入到空间注意力模块中,如方程(3)所示,其中输出记为 M_s , λ 为比例因子,权重为 $W_\lambda = \lambda_i / \sum_{j=0} \lambda_j$;

$$[0072] \quad M_s = \text{Sigmoid}(W_\lambda(BN_s(M_c))) \quad (3)$$

[0073] 规范注意力网络以Sigmoid函数作为最后一层,将输出归一化到0和1之间,获得系数 α ,最终的阈值表示为 $\alpha \times A$;

[0074] 其中, A 为主干网络中经过池化和平均获得的特征;

[0075] S34、每层规范注意力网络堆叠2-6个的基本模块,基本模块包括卷积层、批标准化、激活函数、全局均值池化以及全连接输出层,得到完整的规范残差去噪网络。

[0076] S4、通过扩充后的训练样本集构建训练好的规范残差去噪网络模型;

[0077] S41、将扩充后的训练样本集输入到规范残差去噪网络中,利用随机梯度下降算法,分别计算规范残差去噪网络中每一层的代价函数的梯度值,用每一层的梯度值更新该层的权值,得到更新前的权值;

[0078] S42、利用反向传播算法,计算规范残差去噪网络中每一层的误差灵敏度,用每一层的误差灵敏度更新该层的权值,得到更新后的权值;

[0079] 误差灵敏度包括精确率、召回率和平均精确率;

[0080] S43、判断更新前的权值与更新后的权值是否相等,若是,则网络训练完毕,得到训练好的规范残差去噪网络模型,执行步骤S5,否则,执行步骤S41。

[0081] S5、用训练好的规范残差去噪网络模型对SAR图像进行目标检测,得到目标检测结果。

[0082] 下面通过试验来说明本发明的技术效果:本发明采用但不限于Windows10操作系统,CPU为Intel Core i7-8700,显卡为Nvidia 3070Ti,显存8GB,内存16GB,Python版本3.9。训练过程批大小设置为16,训练迭代300-1000次。利用高分三号和哨兵一号卫星拍摄的数据集进行测试,测试结果分别为在SSDD数据集上达到97.7%的精确率和94.1%的召回率,在SAR-ship-dataset数据集上达到96.9%的精确率,96.4%的召回率。

[0083] 因此,本发明采用上述一种基于深度学习的SAR图像目标检测方法,将软阈值化作为非线性层引入残差的网络结构之中,在网络的内部实现了自动软阈值化,以自适应地在特征学习的过程中消除冗余信息,改善目标在噪声环境下的影响,提高目标识别的精度,降低误检率与漏检率,提高深度学习方法在SAR图像数据上的特征学习效果。

[0084] 最后应说明的是:以上实施例仅用以说明本发明的技术方案而非对其进行限制,尽管参照较佳实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对本发明的技术方案进行修改或者等同替换,而这些修改或者等同替换亦不能使修改后的技术方案脱离本发明技术方案的精神和范围。

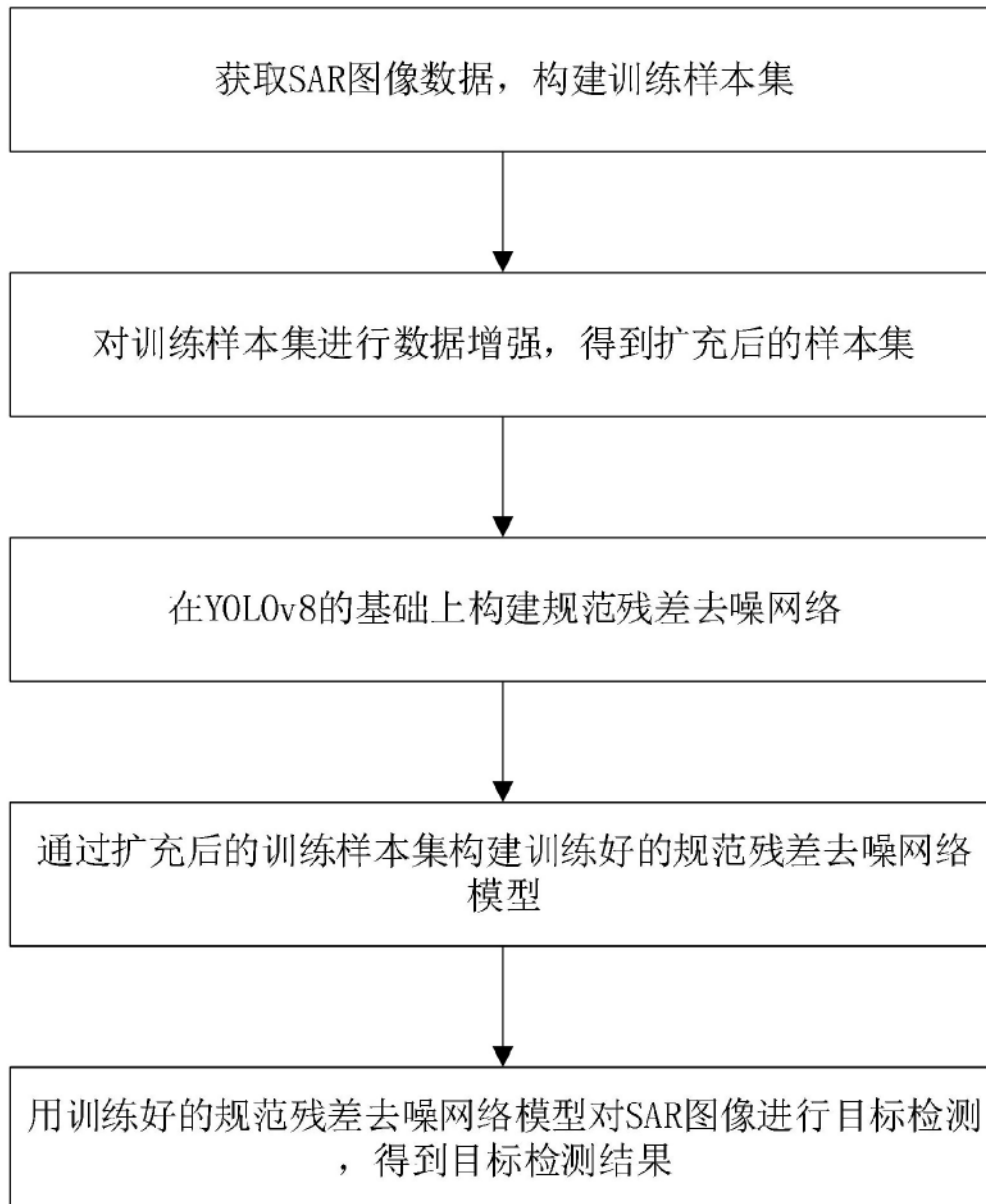


图 1

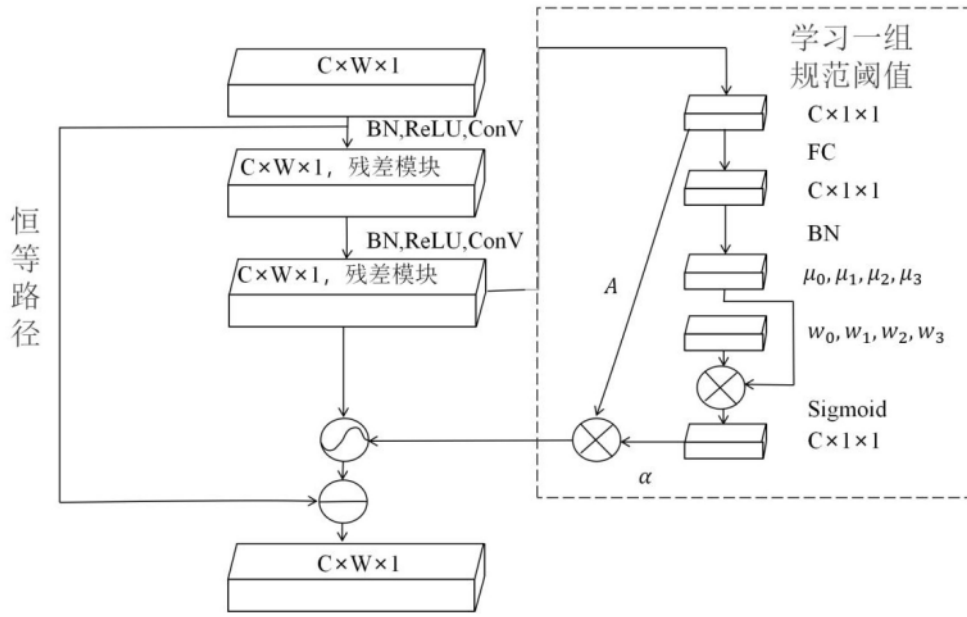


图 2

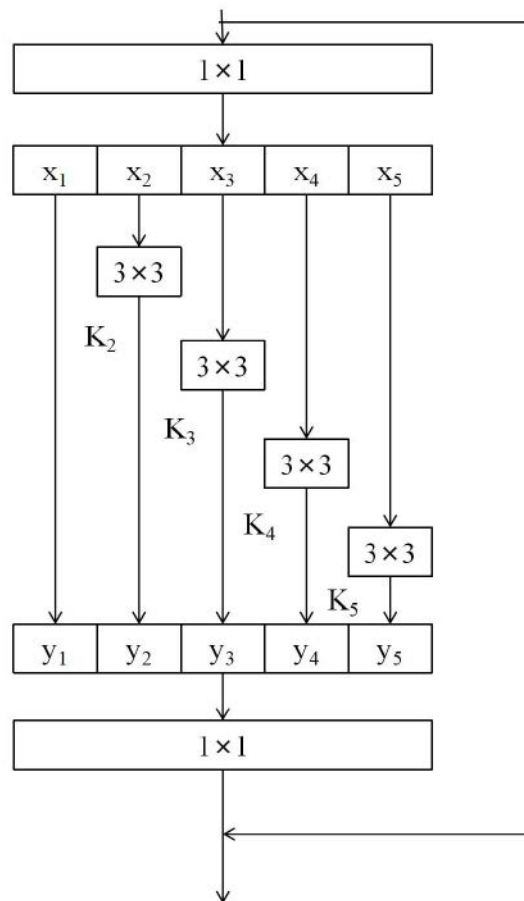


图 3

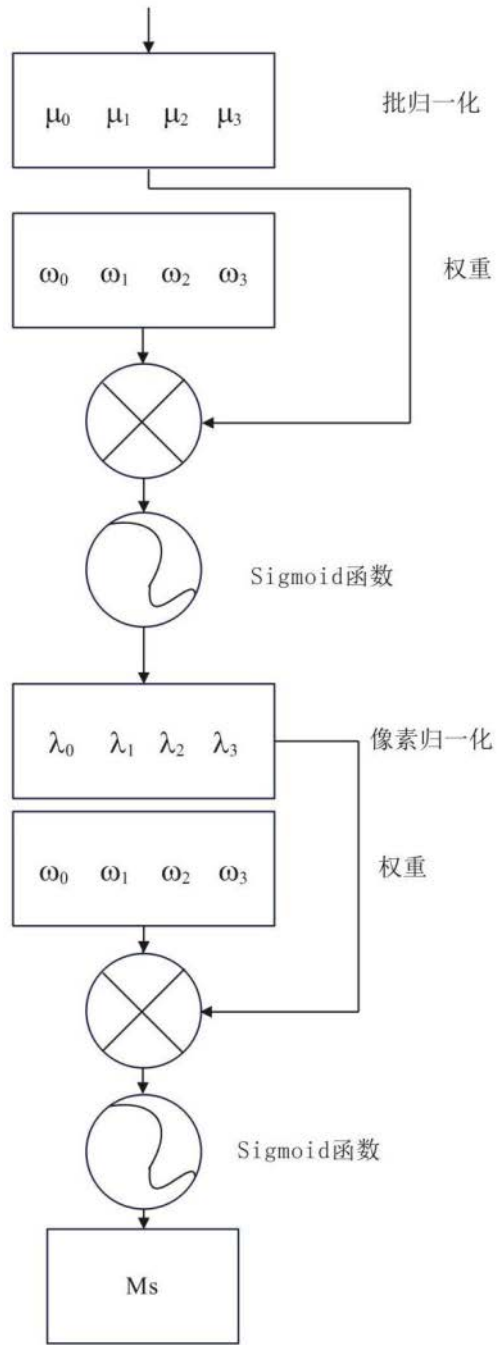


图 4