



(21) 申请号 202510104225.X

(22) 申请日 2025.01.23

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 119535397 A

(43) 申请公布日 2025.02.28

(73) 专利权人 西安电子科技大学

地址 710071 陕西省西安市雁塔区太白南路2号

(72) 发明人 全英汇 吕勤哲 王国政 范含欣

吴耀君 彭米米

(74) 专利代理机构 西安嘉思特知识产权代理事

务所(普通合伙) 61230

专利代理师 王海栋

(51) Int. Cl.

G01S 7/41 (2006.01)

G06N 3/0455 (2023.01)

G06N 3/0895 (2023.01)

G06N 3/045 (2023.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

(56) 对比文件

CN 118226382 A, 2024.06.21

CN 119226928 A, 2024.12.31

审查员 陈贵阳

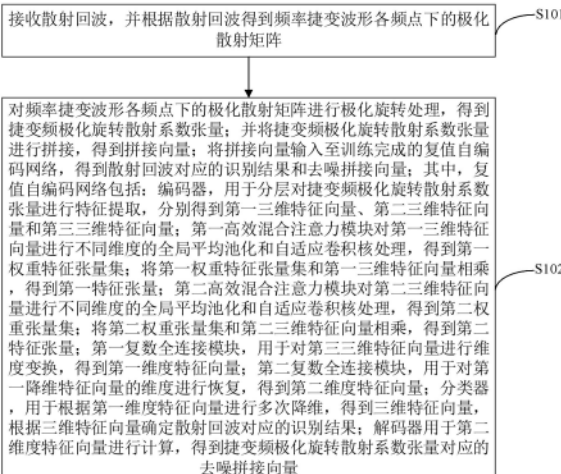
权利要求书3页 说明书10页 附图5页

(54) 发明名称

基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法

(57) 摘要

本发明公开了基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法,涉及雷达信号处理技术领域,解决了现有技术中在实际应用场景中存在依赖大量标记样本训练、低信噪比下性能不足的问题;该方法包括:接收散射回波,并根据所述散射回波得到频率捷变波形各频点下的极化散射矩阵;对频率捷变波形各频点下的所述极化散射矩阵进行极化旋转处理,得到捷变频极化旋转散射系数张量;并将所述捷变频极化旋转散射系数张量进行拼接,得到拼接向量;将所述拼接向量输入至训练完成的复值自编码网络,得到所述散射回波对应的识别结果和去噪拼接向量;该方法实现了低信噪比、小样本场景下无源干扰和目标的智能化、快速、准确识别。



1. 一种基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法,其特征在于,包括:
接收散射回波,并根据所述散射回波得到频率捷变波形各频点下的极化散射矩阵;

对频率捷变波形各频点下的所述极化散射矩阵进行极化旋转处理,得到捷变频极化旋转散射系数张量;并将所述捷变频极化旋转散射系数张量进行拼接,得到拼接向量;将所述拼接向量输入至训练完成的复值自编码网络,得到所述散射回波对应的识别结果和去噪拼接向量;其中,所述复值自编码网络包括:编码器,用于分层对所述拼接向量进行特征提取,分别得到第一三维特征向量、第二三维特征向量和第三三维特征向量;第一高效混合注意力模块,用于对所述第一三维特征向量进行不同维度的全局平均池化和自适应卷积核处理,得到第一权重特征张量集,并将所述第一权重特征张量集和所述第一三维特征向量相乘,得到第一特征张量;第二高效混合注意力模块,用于对所述第二三维特征向量进行不同维度的全局平均池化和自适应卷积核处理,得到第二权重特征张量集,并将所述第二权重特征张量集和所述第二三维特征向量相乘,得到第二特征张量;第一复数全连接模块,用于对所述第三三维特征向量进行维度变换,得到第一维度特征向量;第二复数全连接模块,用于对所述第一维度特征向量的维度进行恢复,得到第二维度特征向量;分类器,用于对所述第一维度特征向量进行多次降维,得到三维特征向量,根据所述三维特征向量确定所述散射回波对应的识别结果;解码器用于根据所述第二维度特征向量、所述第一特征张量和所述第二特征张量进行计算,得到所述捷变频极化旋转散射系数张量对应的去噪拼接向量。

2. 根据权利要求1所述的基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法,其特征在于,所述极化散射矩阵表示为:

$$\mathbf{S}^i = \begin{bmatrix} S_{hh}^i & S_{hv}^i \\ S_{vh}^i & S_{vv}^i \end{bmatrix};$$

其中, S_{hh}^i 表示第 i 个频点对应的HH极化分量散射系数; S_{hv}^i 表示第 i 个频点对应的HV极化分量散射系数; S_{vh}^i 表示第 i 个频点对应的VH极化分量散射系数; S_{vv}^i 表示第 i 个频点对应的VV极化分量散射系数; $\mathbf{S}^i$ 表示第 i 个频点对应的极化散射矩阵, i 取值为 $1 \sim N$, N 表示频点个数。

3. 根据权利要求1所述的基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法,其特征在于,所述捷变频极化旋转散射系数张量中第 i 个频点对应的捷变频极化旋转散射系数矩阵表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{S}^i(\theta) &= \begin{bmatrix} S_{hh}^i(\theta) & S_{hv}^i(\theta) \\ S_{vh}^i(\theta) & S_{vv}^i(\theta) \end{bmatrix}; \\ &= \mathbf{R}_2(\theta) \mathbf{S}^i \mathbf{R}_2^T(\theta) \end{aligned}$$

其中, $S_{hh}^i(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的第 i 个频点对应的HH极化分量极化旋转散射系数; $S_{hv}^i(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的第 i 个频点对应的HV极化分量极化旋转散射系数; $S_{vh}^i(\theta)$ 表示

旋转角度为 θ 的第 i 个频点对应的VH极化分量极化旋转散射系数; $S_{\text{vh}}^i(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的第 i 个频点对应的VV极化分量极化旋转散射系数; $\mathbf{S}^i(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的第 i 个频点对应的捷变频极化旋转散射系数张量; $\mathbf{R}_2(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的旋转矩阵; $\mathbf{R}_2^T(\theta)$ 表示旋转矩阵 $\mathbf{R}_2(\theta)$ 的转置; $\mathbf{S}^i(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的第 i 个频点对应的极化散射矩阵, i 取值为 $1 \sim N$, N 表示频点个数。

4. 根据权利要求1所述的基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法,其特征在于,所述编码器包括依次连接的第一复值深度可分离卷积层、第二复值深度可分离卷积层和第三复值深度可分离卷积层;

所述第一复值深度可分离卷积层包括依次连接的第一深度卷积单元和第一点卷积单元;

所述第一复值深度可分离卷积层的输入为:所述拼接向量;输出为:所述第一三维特征向量;

所述第二复值深度可分离卷积层包括依次连接的第二深度卷积单元和第二点卷积单元;

所述第二复值深度可分离卷积层的输入为:第一复数张量,输出为:所述第二三维特征向量;其中,所述第一复数张量根据所述第一三维特征向量和所述第一复值深度可分离卷积层中卷积核的数量通过复值卷积计算公式计算得到的;

所述第三复值深度可分离卷积层包括依次连接的第三深度卷积单元和第三点卷积单元;

所述第三复值深度可分离卷积层的输入为:第二复数张量,输出为:所述第三三维特征向量;其中,所述第二复数张量根据所述第二三维特征向量和所述第二复值深度可分离卷积层中卷积核的数量通过复值卷积计算公式计算得到的。

5. 根据权利要求4所述的基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法,其特征在于,所述第一复值深度可分离卷积层、第二复值深度可分离卷积层和第三复值深度可分离卷积层的两两之间还设置有激活函数层;其中,激活函数层的激活函数表示为:

$$\text{CReLU}(\mathbf{x}) = \text{ReLU}(\mathbf{x}_r) + j \cdot \text{ReLU}(\mathbf{x}_i);$$

其中, $\mathbf{x}$ 表示输入的复数张量; $\mathbf{x}_i$ 表示输入的复数张量的虚部; $\mathbf{x}_r$ 表示输入的复数张量的实部; j 表示虚数单位; $\text{ReLU}(\cdot)$ 表示激活函数。

6. 根据权利要求4所述的基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法,其特征在于,所述复值卷积计算公式表示为:

$$\mathbf{w} * \mathbf{x} = (\mathbf{w}_r * \mathbf{x}_r - \mathbf{w}_i * \mathbf{x}_i) + j(\mathbf{w}_i * \mathbf{x}_r + \mathbf{w}_r * \mathbf{x}_i);$$

其中, $\mathbf{w}$ 表示卷积核复值权重矩阵; $\mathbf{w}_r$ 表示卷积核复值权重矩阵的实部; $\mathbf{w}_i$ 表示卷积核复值权重矩阵的虚部; $\mathbf{x}$ 表示输入的复数张量; $\mathbf{x}_i$ 表示输入的复数张量的虚部; $\mathbf{x}_r$ 表示输入的复数张量的实部; j 表示虚数单位。

7. 根据权利要求1所述的基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法,其特征在于,所述第一高效混合注意力模块中对所述第一三维特征向量进行不同维度的全局

平均池化和自适应卷积核处理,得到第一权重特征张量集,包括:

分别将所述第一三维特征向量沿通道维度、高度维度和宽度维度进行全局平均池化,得到通道维度全局平均池化结果、高度维度全局平均池化结果和宽度维度全局平均池化结果;

利用卷积核大小自适应的一维卷积核分别对所述通道维度全局平均池化结果、高度维度全局平均池化结果和宽度维度全局平均池化结果进行卷积处理,得到第一权重特征张量集;其中,所述第一权重特征张量集包括:通道维度权重特征张量、高度维度权重特征张量和宽度维度特征向量。

8. 根据权利要求1所述的基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法,其特征在于,所述将所述第一权重特征张量集和所述第一三维特征向量相乘,得到第一特征张量,包括:

分别将所述第一权重特征张量集中的各权重特征张量进行相乘,得到第一权重值;其中,所述第一权重特征张量集包括三组权重特征张量;

将所述第一权重值与所述第一三维特征向量相乘,得到第一特征张量。

9. 根据权利要求1所述的基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法,其特征在于,所述复值自编码网络在训练过程中采用的损失函数表示为:

$$\begin{aligned} \text{MSELoss} &= \|\mathbf{X} - \tilde{\mathbf{X}}\|^2 \\ &= \left\| (\mathbf{X}_r - \tilde{\mathbf{X}}_r) + j \cdot (\mathbf{X}_i - \tilde{\mathbf{X}}_i) \right\|^2; \end{aligned}$$

其中, $\mathbf{X}$ 表示拼接向量; $\mathbf{X}_r$ 表示拼接向量的实部; $\mathbf{X}_i$ 表示拼接向量的虚部; $\tilde{\mathbf{X}}$ 表示去噪拼接向量; $\tilde{\mathbf{X}}_r$ 表示去噪拼接向量的实部; $\tilde{\mathbf{X}}_i$ 表示去噪拼接向量的虚部, j 表示虚数单位, $\|\cdot\|^2$ 表示取模值平方和。

基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及雷达信号处理技术领域,尤其涉及基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法。

背景技术

[0002] 角反射器、箔条、拖曳式诱饵等假目标是雷达目标探测和识别场景中常见的高保真、低成本的无源干扰,具有与飞机、舰船等真实目标相似的外形、结构和电磁散射特性,对雷达识别造成了严峻挑战。现有的雷达目标识别方法依赖于高分辨率距离像 (high-resolution range profiles, HRRPs)、合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 图像、微动多普勒特征、极化特征、和雷达截面 (radar cross-section, RCS) 等信息源。然而,基于一维、二维图像特征和运动特征的前三种方法需要较大的系统带宽和计算资源,难以应用于资源受限或对实时性要求较强的场景。相比之下,RCS和极化散射系数特性反映了目标结构、材料等详细的本质特征,并且不需要高传输功率、分辨率(带宽)或计算资源。因此,研究人员开展基于雷达散射数据特征提取与分类器设计的目标和无源干扰识别方法,并且取得了一定的应用进展。近年来,性能更为优越的深度学习被广泛应用于雷达目标识别领域。在目标/无源干扰识别领域,现有方法大多采用长时间、多角度RCS序列作为原始信息输入深度学习模型实现目标和无源干扰识别。

[0003] 然而,这类方法主要存在两方面缺陷:以长时间、多角度RCS序列为模型输入,在实际应用场景中存在实时性不足、泛化性不足的问题。

发明内容

[0004] 本发明通过提供一种基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法,解决了现有技术中在实际应用场景中存在实时性不足、泛化性不足的问题,实现了低信噪比、小样本场景下无源干扰和目标的智能化、快速、准确识别。

[0005] 本发明提供了一种基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法,该方法包括:

[0006] 接收散射回波,并根据所述散射回波得到频率捷变波形各频点下的极化散射矩阵;

[0007] 对频率捷变波形各频点下的所述极化散射矩阵进行极化旋转处理,得到捷变频极化旋转散射系数张量;并将所述捷变频极化旋转散射系数张量进行拼接,得到拼接向量;将所述拼接向量输入至训练完成的复值自编码网络,得到所述散射回波对应的识别结果和去噪拼接向量;其中,所述复值自编码网络包括:编码器,用于分层对所述拼接向量进行特征提取,分别得到第一三维特征向量、第二三维特征向量和第三三维特征向量;第一高效混合注意力模块对所述第一三维特征向量进行不同维度的全局平均池化和自适应卷积核处理,得到第一权重特征张量集;将所述第一权重特征张量集和所述第一三维特征向量相乘,得到第一特征张量;第二高效混合注意力模块对所述第二三维特征向量进行不同维度的全局

平均池化和自适应卷积核处理,得到第二权重特征张量集;将所述第二权重特征张量集和所述第二三维特征向量相乘,得到第二特征张量;第一复数全连接模块,用于对所述第三三维特征向量进行维度变换,得到第一维度特征向量;第二复数全连接模块,用于对所述第一维度特征向量的维度进行恢复,得到第二维度特征向量;分类器,用于根据所述第一维度特征向量进行多次降维,得到三维特征向量,根据所述三维特征向量确定所述散射回波对应的识别结果;解码器用于根据所述第二维度特征向量、所述第一特征张量和所述第二特征张量进行计算,得到所述捷变频极化旋转散射系数张量对应的去噪拼接向量。

[0008] 本发明中提供的一个或多个技术方案,至少具有如下技术效果或优点:

[0009] 本发明提出的基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法,所提的复值自编码网络中编码器相比传统卷积层的运算量更小;解码器中实现降噪矩阵恢复;且高效混合注意力模块能够快速生成不同信道的注意力权重;实现复数域无监督目标散射矩阵降噪以及半监督真实目标和无源干扰识别。

附图说明

[0010] 图1为本发明实施例提供的基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法的步骤流程图;

[0011] 图2为本发明实施例提供的复值自编码网络的结构示意图;

[0012] 图3为本发明实施例提供的高效混合注意力机制的实现方法示意图;

[0013] 图4为本发明实施例提供的一个具体使用实施例中复值自编码网络整体结构示意图;

[0014] 图5为本发明实施例提供的去噪前后的捷变频极化旋转散射系数张量 (Agile frequency polarization rotational scattering coefficient tensor, AFPRSCs) 的比较结果示意图;

[0015] 图6为本发明实施例提供的SNR=-25~10dB时,三种比较算法结果示意图;

[0016] 图7为本发明实施例提供的监督分类训练集的比例为70%时,三种比较算法的结果示意图。

具体实施方式

[0017] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述。显然,所描述的实施例是本发明的一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0018] 本发明提供了一种基于捷变频散射特性与复值自编码器的半监督识别方法,如图1所示,该方法包括以下步骤S101至S102。

[0019] S101,接收散射回波,并根据散射回波得到频率捷变波形各频点下的极化散射矩阵;具体的,极化散射矩阵表示为:

$$[0020] \quad \mathbf{S}^i = \begin{bmatrix} S_{hh}^i & S_{hv}^i \\ S_{vh}^i & S_{vv}^i \end{bmatrix};$$

[0021] 其中, S_{hh}^i 表示第 i 个频点对应的HH极化分量散射系数; S_{hv}^i 表示第 i 个频点对应的HV极化分量散射系数; S_{vh}^i 表示第 i 个频点对应的VH极化分量散射系数; S_{vv}^i 表示第 i 个频点对应的VV极化分量散射系数; $\mathbf{S}^i$ 表示第 i 个频点对应的极化散射矩阵。

[0022] 示例性的, 此处以频点1为例, 频点1的极化散射矩阵表示为: $\mathbf{S}^1 = \begin{bmatrix} S_{hh}^1 & S_{hv}^1 \\ S_{vh}^1 & S_{vv}^1 \end{bmatrix}$, 其

中, S_{hh}^1 表示频点1对应的HH极化分量散射系数; S_{hv}^1 表示频点1对应的HV极化分量散射系数; S_{vh}^1 表示频点1对应的VH极化分量散射系数; S_{vv}^1 表示频点1对应的VV极化分量散射系数; $\mathbf{S}^1$ 表示频点1对应的极化散射矩阵。

[0023] S102, 对频率捷变波形各频点下的极化散射矩阵进行极化旋转处理, 得到捷变频极化旋转散射系数张量; 并将捷变频极化旋转散射系数张量进行拼接, 得到拼接向量; 将拼接向量输入至训练完成的复值自编码网络, 得到散射回波对应的识别结果和去噪拼接向量。

[0024] 这里, 捷变频极化旋转散射系数张量表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{S}^i(\theta) &= \begin{bmatrix} S_{hh}^i(\theta) & S_{hv}^i(\theta) \\ S_{vh}^i(\theta) & S_{vv}^i(\theta) \end{bmatrix}; \\ &= \mathbf{R}_2(\theta) \mathbf{S}^i \mathbf{R}_2^T(\theta) \end{aligned} \quad [0025]$$

[0026] 其中, $S_{hh}^i(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的第 i 个频点对应的HH极化分量极化旋转散射系数; $S_{hv}^i(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的第 i 个频点对应的HV极化分量极化旋转散射系数; $S_{vh}^i(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的第 i 个频点对应的VH极化分量极化旋转散射系数; $S_{vv}^i(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的第 i 个频点对应的VV极化分量极化旋转散射系数; $\mathbf{S}^i(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的第 i 个频点对应的捷变频极化旋转散射系数张量; $\mathbf{R}_2(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的旋转矩阵; $\mathbf{R}_2^T(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的旋转矩阵的转置; $\mathbf{S}^i$ 表示第 i 个频点对应的极化散射矩阵。

[0027] 对频点1的极化散射矩阵进行极化旋转处理, 得到频点1的捷变频极化旋转散射系数矩阵, 具体表示为:

$$\mathbf{S}^1(\theta) = \begin{bmatrix} S_{hh}^1(\theta) & S_{hv}^1(\theta) \\ S_{vh}^1(\theta) & S_{vv}^1(\theta) \end{bmatrix} = \mathbf{R}_2(\theta) \mathbf{S}^1 \mathbf{R}_2^T(\theta); \quad [0028]$$

[0029] 其中, $S_{hh}^1(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的频点1对应的HH极化分量极化旋转散射系数; $S_{hv}^1(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的频点1对应的HV极化分量极化旋转散射系数; $S_{vh}^1(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的频点1对应的VH极化分量极化旋转散射系数; $S_{vv}^1(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的频点1

对应的VW极化分量极化旋转散射系数； $\mathbf{S}^1(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的频点1对应的捷变频极化旋转散射系数张量； $\mathbf{R}_2(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的旋转矩阵； $\mathbf{R}_2^T(\theta)$ 表示旋转角度为 θ 的旋转矩阵的转置； $\mathbf{S}^1$ 表示频点1对应的极化散射矩阵。这里， $\mathbf{R}_2(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}, \theta \in [-\pi, \pi)$ 。

[0030] 捷变频极化旋转散射系数张量为： $\mathbf{S}(\theta) = \begin{bmatrix} S_{hh}(\theta) & S_{hv}(\theta) \\ S_{vh}(\theta) & S_{vv}(\theta) \end{bmatrix}$ ，捷变频极化旋转散射系数张量的各极化散射矩阵分量均用相同的方式进行表述。其中：HH极化散射矩阵分量 $\mathbf{S}_{hh}(\theta)$ 表示为：

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_{hh}(\theta) &= [S_{hh}^1(\theta), S_{hh}^2(\theta), \dots, S_{hh}^N(\theta)] \\ [0031] \quad &= [S_{hh}^1(\theta)_r, S_{hh}^2(\theta)_r, \dots, S_{hh}^N(\theta)_r] ; \\ &\quad + j \cdot [S_{hh}^1(\theta)_i, S_{hh}^2(\theta)_i, \dots, S_{hh}^N(\theta)_i] \end{aligned}$$

[0032] 其中， N 表示频点个数。

[0033] 复值自编码网络包括：如图2所示，编码器、第一高效混合注意力模块、EHA（高效混合注意力机制，Efficient hybrid attention）1第二高效混合注意力模块EHA2、第一复数全连接模块、第二复数全连接模块、分类器和解码器。

[0034] 编码器，用于分层对拼接向量进行特征提取，分别得到第一三维特征向量、第二三维特征向量和第三三维特征向量；

[0035] 具体的，编码器包括依次连接的第一复值深度可分离卷积层、第二复值深度可分离卷积层和第三复值深度可分离卷积层；

[0036] 第一复值深度可分离卷积层包括依次连接的第一深度卷积单元和第一点卷积单元；

[0037] 这里，第一深度卷积单元和第一点卷积单元的卷积核大小分别为：3和5。第一深度卷积单元输出的特征向量的大小为 $1 \times 26 \times 89$ ，第一点卷积单元输出的特征向量的大小为 $16 \times 26 \times 89$ 。

[0038] 第一复值深度可分离卷积层的输入为：拼接向量；输出为：第一三维特征向量；

[0039] 第二复值深度可分离卷积层包括依次连接的第二深度卷积单元和第二点卷积单元；

[0040] 这里，第二深度卷积单元和第二点卷积单元的卷积核大小分别为：3和5。第一深度卷积单元输出的特征向量的大小为 $16 \times 13 \times 44$ ，第一点卷积单元输出的特征向量的大小为 $32 \times 13 \times 44$ 。

[0041] 第二复值深度可分离卷积层的输入为：第一复数张量，输出为：第二三维特征向量；其中，第一复数张量根据第一三维特征向量和第一复值深度可分离卷积层中卷积核的数量通过复值卷积计算公式计算得到的；

[0042] 第三复值深度可分离卷积层包括依次连接的第三深度卷积单元和第三点卷积单

元；

[0043] 这里,第三深度卷积单元和第二点卷积单元的卷积核大小分别为:3和5。第三点卷积单元输出的特征向量的大小为 $32 \times 7 \times 21$, 第一点卷积单元输出的特征向量的大小为 $64 \times 7 \times 21$ 。

[0044] 第三复值深度可分离卷积层的输入为:第二复数张量,输出为:第三三维特征向量;其中,第二复数张量根据第二三维特征向量和第二复值深度可分离卷积层中卷积核的数量通过复值卷积计算公式计算得到的。

[0045] 这里,复值卷积计算公式表示为:

$$[0046] \quad \mathbf{w} * \mathbf{x} = (\mathbf{w}_r * \mathbf{x}_r - \mathbf{w}_i * \mathbf{x}_i) + j(\mathbf{w}_i * \mathbf{x}_r + \mathbf{w}_r * \mathbf{x}_i);$$

[0047] 其中, $\mathbf{w}$ 表示卷积核复值权重矩阵, $\mathbf{w} = \mathbf{w}_r + j \cdot \mathbf{w}_i$; $\mathbf{w}_r$ 表示卷积核复值权重矩阵的实部; $\mathbf{w}_i$ 表示卷积核复值权重矩阵的虚部; $\mathbf{x}$ 表示输入复数张量; $\mathbf{x}_i$ 表示输入复数张量的虚部; $\mathbf{x}_r$ 表示输入复数张量的实部; j 表示虚数单位。

[0048] 示例性的,将捷变频极化旋转散射系数张量 $\mathbf{S}(\theta) = \begin{bmatrix} S_{hh}(\theta) & S_{hv}(\theta) \\ S_{vh}(\theta) & S_{vv}(\theta) \end{bmatrix}$ 中的各极

化散射矩阵分量,分别作为复值卷积计算公式中的 $\mathbf{x}$ (输入的复数张量),根据复值卷积计算公式进行计算,得到各极化散射矩阵分量对应的第一计算值、第二计算值、第三计算值和第四计算值,将第一计算值、第二计算值、第三计算值和第四计算值进行拼接,得到拼接向量;将拼接向量输入至第一复值深度可分离卷积层中进行深度可分离卷积和最大池化,得到第一三维特征向量;

[0049] 优选的,在本发明提供的一个具体的实施例中,第一复值深度可分离卷积层、第二复值深度可分离卷积层和第三复值深度可分离卷积的两两之间还添加有激活函数层,激活函数层采用的激活函数为: CReLU 函数。

[0050] 捷变频极化旋转散射系数张量 $\mathbf{S}(\theta)$ 在第一复值深度可分离卷积层中进行计算,得到拼接向量 $\mathbf{x}_0$, 第一复值深度可分离卷积层的卷积核数的复数表达形式为: $\mathbf{w}_1$, $\mathbf{x}_0 * \mathbf{w}_1$ 作为第一复值深度可分离卷积层实际的输入值,第一复值深度可分离卷积层的输出值为: 第一三维特征向量 $\mathbf{x}_1$; 将第一三维特征向量 $\mathbf{x}_1$ 根据 CReLU 函数依据激活函数进行实部激活和虚部激活,得到复数域激活的结果 $\text{CReLU}(\mathbf{x}_1)$;

[0051] 第二复值深度可分离卷积层的卷积核数的复数表达形式为: $\mathbf{w}_2$, 第一复数张量表示为: $\text{CReLU}(\mathbf{x}_1) * \mathbf{w}_2$, 输出为第二三维特征向量 $\mathbf{x}_2$; 将第一三维特征向量 $\mathbf{x}_2$ 根据 CReLU 函数依据激活函数进行实部激活和虚部激活,得到复数域激活的结果 $\text{CReLU}(\mathbf{x}_2)$;

[0052] 第三复值深度可分离卷积层的卷积核数的复数表达形式为: $\mathbf{w}_3$, 第二复数张量表示为: $\text{CReLU}(\mathbf{x}_2) * \mathbf{w}_3$, 输出为第三三维特征向量 $\mathbf{x}_3$; 将第三三维特征向量 $\mathbf{x}_3$ 根据 CReLU 函数依据激活函数进行实部激活和虚部激活,得到复数域激活的结果 $\text{CReLU}(\mathbf{x}_3)$ 。

[0053] 激活函数层的激活函数表示为:

$$[0054] \quad \text{CReLU}(\mathbf{x}) = \text{ReLU}(\mathbf{x}_r) + j \cdot \text{ReLU}(\mathbf{x}_i);$$

[0055] 其中, $\text{ReLU}(\cdot)$ 表示ReLU函数; $\mathbf{x}$ 表示输入的复数张量; $\mathbf{x}_r$ 表示输入的复数张量的实部; $\mathbf{x}_i$ 表示输入的复数张量的虚部; j 表示虚数单位。

[0056] 第一高效混合注意力模块EHA1对第一三维特征向量进行不同维度的全局平均池化和自适应卷积核处理,得到第一权重特征张量集;将第一权重特征张量集和第一三维特征向量相乘,得到第一特征张量;

[0057] 具体的,第一高效混合注意力模块对第一三维特征向量进行不同维度的全局平均池化和自适应卷积核处理,得到第一权重特征张量集,包括:

[0058] (1) 分别将第一三维特征向量沿通道维度、高度维度和宽度维度进行全局平均池化,得到通道维度全局平均池化结果、高度维度全局平均池化结果和宽度维度全局平均池化结果;

[0059] (2) 利用卷积核大小自适应的一维卷积核分别对通道维度全局平均池化结果、高度维度全局平均池化结果和宽度维度全局平均池化结果进行卷积处理,得到第一权重特征张量集;其中,第一权重特征张量集包括:通道维度权重特征张量、高度维度权重特征张量和宽度维度特征向量。

[0060] 具体的,将第一权重特征张量集和第一三维特征向量相乘,得到第一特征张量,包括:

[0061] (1) 分别将第一权重特征张量集中的各权重特征张量进行相乘,得到第一权重值;其中,第一权重特征张量集包括三组权重特征张量;

[0062] (2) 将第一权重值与第一三维特征向量相乘,得到第一特征张量。

[0063] 第二高效混合注意力模块EHA2对第二三维特征向量进行不同维度的全局平均池化和自适应卷积核处理,得到第二权重特征张量集;将第二权重特征张量集和第二三维特征向量相乘,得到第二特征张量;

[0064] 具体的,将第二权重特征张量集和第二三维特征向量相乘,得到第二特征张量,包括:

[0065] 分别将第二权重特征张量集中的各权重特征张量进行相乘,得到第二权重值;其中,第二权重特征张量集包括三组权重特征张量;

[0066] 将第二权重值与第二三维特征向量相乘,得到第二特征张量。

[0067] 示例性的,高效混合注意力机制的实现方法如图3所示:以第一高效混合注意力模块EHA1结合图3来进行说明。

[0068] 首先,将第一三维特征向量分别沿通道维度、高度维度和宽度维度进行转置,并对转置后的第一三维特征向量进行全局平均池化,得到通道维度全局平均池化结果、高度维度全局平均池化结果和宽度维度全局平均池化结果;

[0069] 这里,通道维度全局平均池化结果表示为: $G_1(\mathbf{x}) = \frac{1}{HW} \sum_{h=1}^H \sum_{w=1}^W \mathbf{x}_{hw}$;高度维度全局平均池化

结果表示为: $G_2(\mathbf{x}) = \frac{1}{CH} \sum_{c=1}^C \sum_{h=1}^H \mathbf{x}_{ch}$; 宽度维度全局平均池化结果表示为: $G_3(\mathbf{x}) = \frac{1}{CW} \sum_{c=1}^C \sum_{w=1}^W \mathbf{x}_{cw}$;

其中, $\mathbf{x}_{hw}$ 表示特征张量 $\mathbf{x}$ 中在通道维度中空间坐标为 (h, w) ; $\mathbf{x}_{ch}$ 表示特征张量 $\mathbf{x}$ 中在高度维度中空间坐标为 (c, h) ; $\mathbf{x}_{cw}$ 表示特征张量 $\mathbf{x}$ 中在宽度维度中空间坐标为 (c, w) ; C 表示通道维度数; H 表示高度维度; W 表示宽度维度; $G_1(\mathbf{x})$ 表示特征张量 $\mathbf{x}$ 中在通道维度的全局平均池化结果; $G_2(\mathbf{x})$ 表示特征张量 $\mathbf{x}$ 中在高度维度的全局平均池化结果; $G_3(\mathbf{x})$ 表示特征张量 $\mathbf{x}$ 中在宽度维度的全局平均池化结果。

[0070] 然后, 利用卷积核大小自适应的一维卷积核分别对通道维度全局平均池化结果、高度维度全局平均池化结果和宽度维度全局平均池化结果进行卷积处理, 得到通道维度权重特征张量、高度维度权重特征张量和宽度维度特征向量;

[0071] 这里, 通道维度权重特征张量、高度维度权重特征张量和宽度维度特征向量表示为:

$$[0072] \quad \begin{cases} \omega_{1 \times 1 \times C} = \sigma(W(G_1(\mathbf{x}))) \\ \omega_{1 \times 1 \times H} = \sigma(W(G_2(\mathbf{x}))) \\ \omega_{1 \times 1 \times W} = \sigma(W(G_3(\mathbf{x}))) \end{cases}$$

[0073] 其中, $W(\cdot)$ 表示卷积运算; $\omega_{1 \times 1 \times C}$ 表示通道维度权重特征张量; $\omega_{1 \times 1 \times H}$ 表示高度维度权重特征张量; $\omega_{1 \times 1 \times W}$ 表示宽度维度特征向量; σ 表示Sigmoid激活函数。

[0074] 最后, 对通道维度权重特征张量、高度维度权重特征张量和宽度维度特征向量分别进行维度置换, 将通道维度权重特征张量、高度维度权重特征张量和宽度维度特征向量相乘, 得到第一权重值, 将第一权重值与第一三维特征向量相乘, 得到第一特征张量 $\hat{\mathbf{x}}$ 。第一特征张量 $\hat{\mathbf{x}}$ 表示为: $\hat{\mathbf{x}} = (\omega_{1 \times 1 \times C} \times \omega_{H \times 1 \times 1} \times \omega_{1 \times W \times 1}) \times \mathbf{x}$, 其中, $\mathbf{x}$ 表示第一三维特征向量。

[0075] 第一复数全连接模块, 用于对第三三维特征向量进行维度变换, 得到第一维度特征向量;

[0076] 这里, 第一复数全连接模块中包括依次相连接的三个全连接层, 三个全连接层的输出特征的大小分别为 1×9408 、 1×1024 和 1×256 。

[0077] 第二复数全连接模块, 用于对第一维度特征向量的维度进行恢复, 得到第二维度特征向量;

[0078] 这里, 第二复数全连接模块包括依次相连接的三个全连接层, 三个全连接层的输出特征的大小分别为 1×256 、 1×1024 和 1×9408 。

[0079] 分类器, 用于根据第一维度特征向量进行多次降维, 得到三维特征向量, 根据三维特征向量确定散射回波对应的识别结果;

[0080] 这里, 分类器包括依次相连接的三个全连接层, 三个全连接层的输出特征的大小分别为 1×256 、 1×64 和 1×3 。

[0081] 解码器用于根据第二维度特征向量、第一特征张量和第二特征张量进行计算, 得到捷变频极化旋转散射系数张量对应的去噪拼接向量。解码器包括: 第一解码单元、第二解

码单元和第三解码单元;每个解码单元均由一个反卷积层构成。

[0082] 这里,第一解码单元的卷积核为 3×5 ,输出特征的大小 $32 \times 13 \times 44$;

[0083] 第二解码单元的卷积核为 3×5 ,输出特征的大小 $16 \times 26 \times 89$;

[0084] 第三解码单元的卷积核为 3×5 ,输出特征的大小 $1 \times 51 \times 180$ 。

[0085] 复值自编码网络的损失函数表示为:

$$\begin{aligned} \text{MSELoss} &= \|\mathbf{X} - \tilde{\mathbf{X}}\|^2 \\ [0086] \quad &= \left\| (\mathbf{X}_r - \tilde{\mathbf{X}}_r) + j \cdot (\mathbf{X}_i - \tilde{\mathbf{X}}_i) \right\|^2; \end{aligned}$$

[0087] 其中, $\mathbf{X}$ 表示拼接向量; $\mathbf{X}_r$ 表示拼接向量的实部; $\mathbf{X}_i$ 表示拼接向量的虚部; $\tilde{\mathbf{X}}$ 表示去噪拼接向量; $\tilde{\mathbf{X}}_r$ 表示去噪拼接向量的实部; $\tilde{\mathbf{X}}_i$ 表示去噪拼接向量的虚部。

[0088] 在本发明提供的一个具体的使用实施例中,如图4所示,在一个卷积层后均包括一个复ReLU激活函数;在第二复值深度可分离卷积层之后还添加有一个批量标准化层(BN, Batch Normalization);在第三复值深度可分离卷积层之后还包括一个压平层(Flatten),压平层将第三三维特征向量压平为一维特征向量;在解码器之前,设置有一个恢复层(unFlatten),恢复层将一维特征向量恢复为三维特征向量;在第一解码单元之后还设置有一个批量标准化层。

[0089] 在本发明提供的一个仿真实例中,使用SolidWorks构建了Arleigh Burkeclass 驱逐舰、二十面体角反射器及其阵列的1:1比例的3D模型,作为本方法识别目标和无源干扰的案例进行验证。在加入海面模型后,将这些模型导入CST电磁仿真软件以获得散射矩阵。

[0090] 在仿真中,频率范围设置为12~13 GHz,步长为20 MHz,俯仰角 $0^\circ \sim 90^\circ$,方位角 $0^\circ \sim 180^\circ$,两者步长均为 1° 。因此,对于每个目标,获得了51个频率点上16,290个角度(90×181)的散射矩阵。

[0091] 以 $S_{hh}(\theta)$ 、 $S_{vv}(\theta)$ 、 $S_{vh}(\theta)$ 、 $S_{hv}(\theta)$ 为研究对象,所以每个目标有 $16290 \times 4 = 65160$ 个复样本序列。为了验证所提降噪和分离方法的优越性,采用了基于极化不变量的支持向量机(SVM)的方法、基于频率捷变RCS的OS-CNN-FF和利用频率捷变极化旋转矩阵的ResNet18作为比较算法。基于上述比较算法的设置,给出了标签级的实验结果、在各种SNR和训练集大小下的实验。训练、验证和测试的数据集分割为0.4:0.1:0.5。所有模型都是使用Python 3.9和Torch 2.2构建的。在表1中,第一列表示目标;第二列表示对比算法SVM的识别结果;第三列表示OS-CNN-FF算法的识别结果;第四列表示ResNet18算法的识别结果;第五列RVNN-AE-A表示与本发明方法结构完全相同,但仅采用实数网络运算的模型的识别结果;第六列CVNN-AE表示不带注意力机制的基于自编码器架构的复值神经网络的识别结果;第八列CVNN-AE-A表示本发明方法所设计的模型。

[0092] 1) 多算法对比和消融实验(SNR=0 dB):

[0093] 表1 识别结果对比

[0094]

	SVM	OS-CNN-FF	ResNet18	RVNN-AE-A	CVNN-AE	CVNN-AE-A
船	75.83	80.80	81.46	83.12	91.69	90.36
角反射器	88.39	93.36	93.57	98.50	98.84	99.35
角反阵列	58.17	63.14	57.73	72.40	86.29	89.56
整体精度(%)	66.51	71.49	68.71	84.30	92.25	93.39
平均精度(%)	74.13	79.10	77.59	84.68	92.28	93.05
平均召回率(%)	70.65	75.50	68.89	84.35	92.26	93.08
F1(%)	70.36	75.38	70.72	84.17	92.22	93.06
FLOPs(M)	-	-	396.51	60.78	232.85	232.96

[0095] 可以看出,与SNR=0dB的前三种比较算法相比, CVNN-AE-A;在整体精度、平均精度、平均召回率和F1方面分别实现了26.88%~21.90%、13.95%~18.92%、17.58%~24.19%和17.68%~22.70%的改善。

[0096] 在消融实验的最后三列中,结果显示CVNN-AE-A优于相同结构的实数处理网络RVNN-AE-A,在整体精度、平均精度、平均召回率和F1方面的改进约为8.37%~9.09%。这证明了引入复数网络处理的有效性和性能贡献。CVNN-AE-A与CVNN-AE相比,设计的EHA的浮点运算量FLOPs几乎没有变化,而整体精度、平均精度、平均召回率和F1等性能指标提高了0.77%~1.14%。

[0097] 图5直观地显示了AFPRSCs (SNR = 0 dB)的三种去噪算法的结果,表明RVNN-AE-A、CVNN-AE和CVNN-AE-A的去噪效果依次增强,这也是表1中分类性能差异的根本原因。

[0098] 不同信噪比的性能:

[0099] 2) 本方法使用SNR=0dB的数据来训练三个去噪模型,并且使用SNR范围从-25 dB到10 dB的数据来训练其他三个算法。最后,使用SNR=-25~10dB测试数据进行了性能分析,结果如图6所示。当信噪比降低时,现有的三种无去噪方法的性能会严重下降。相比之下,当信噪比从10 dB下降到-10 dB时,三种去噪算法的精度略有下降。值得注意的是,所提出的CVNN-AE-A在SNR = -10 dB时仍然实现了88.79%的整体精度,比三种现有方法高出34.55%至52.53%。图6中,SVM表示支持向量机;OS-CNN-FF表示基于频率捷变RCS的OS-CNN-FF的模型;ResNet18表示ResNet18算法。

[0100] 3) 不同训练集大小的性能:如图7所示当监督分类训练集的比例从10%增加到70%时,三种比较算法的性能显著提高。另一方面,三种去噪算法主要利用未标记数据进行无监督去噪学习,只需要少量的标记样本进行分类学习。因此,训练集比率的变化对它们的性能影响最小,并且它们在小样本情况下表现出优异的准确性。

[0101] 本说明书中的各个实施方式采用递进的方式描述,各个实施方式之间相同或相似的部分互相参见即可,每个实施方式重点说明的都是与其他实施方式的不同之处。本发明的全部或者部分可用于众多通用或专用的计算机系统环境或配置中。例如:个人计算机、服务器计算机、手持设备或便携式设备、平板型设备、移动通信终端、多处理器系统、基于微处理器的系统、可编程的电子设备、网络PC、小型计算机、大型计算机、包括以上任何系统或设备的分布式计算环境等等。

[0102] 以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对本发明限制;尽管参照前述实

施例对本发明进行了详细的说明,本领域普通技术人员应当理解:其依然可以对前述实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分或者全部技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明技术方案的范围。

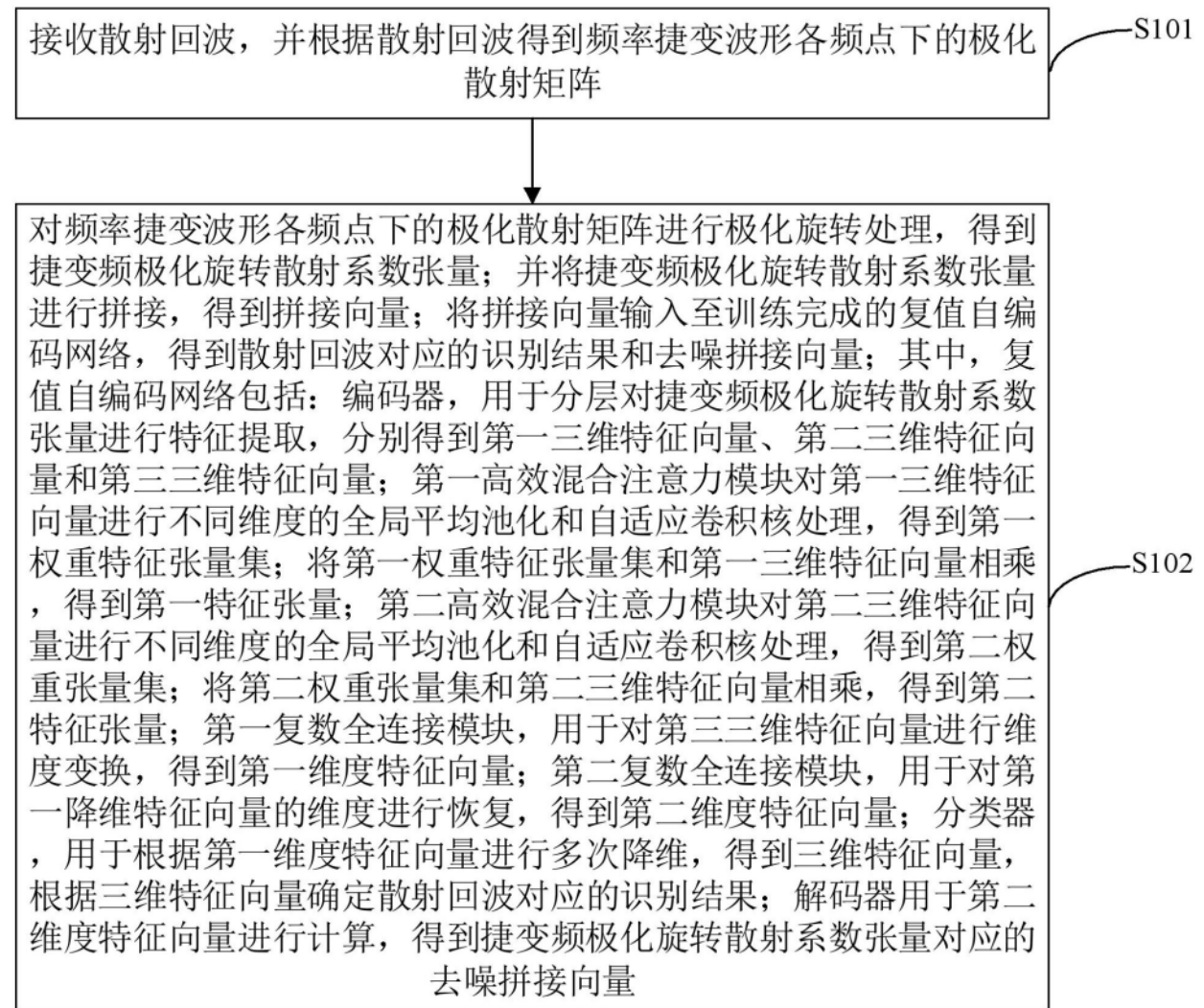


图 1

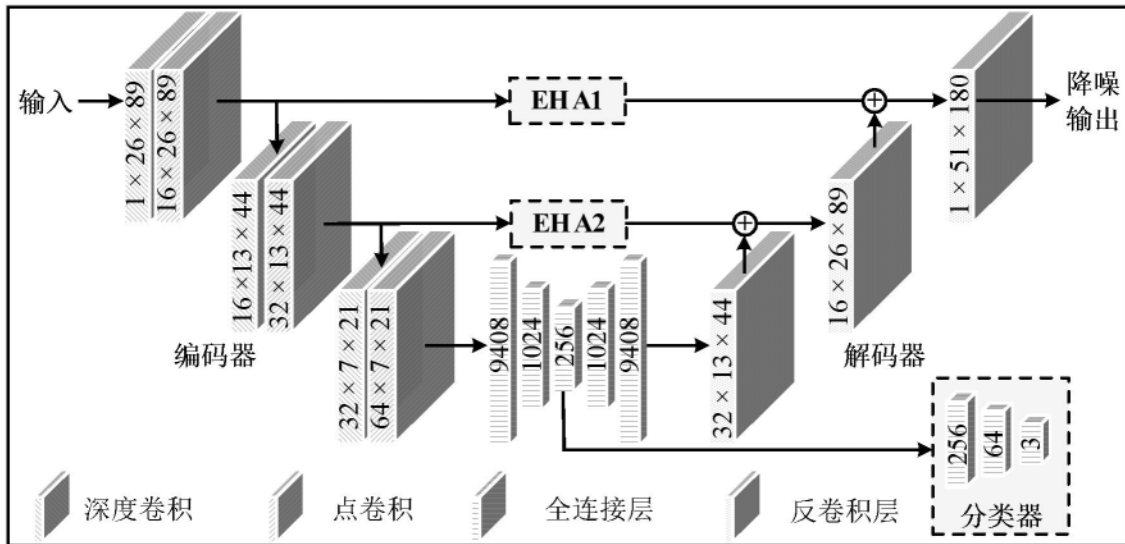


图 2

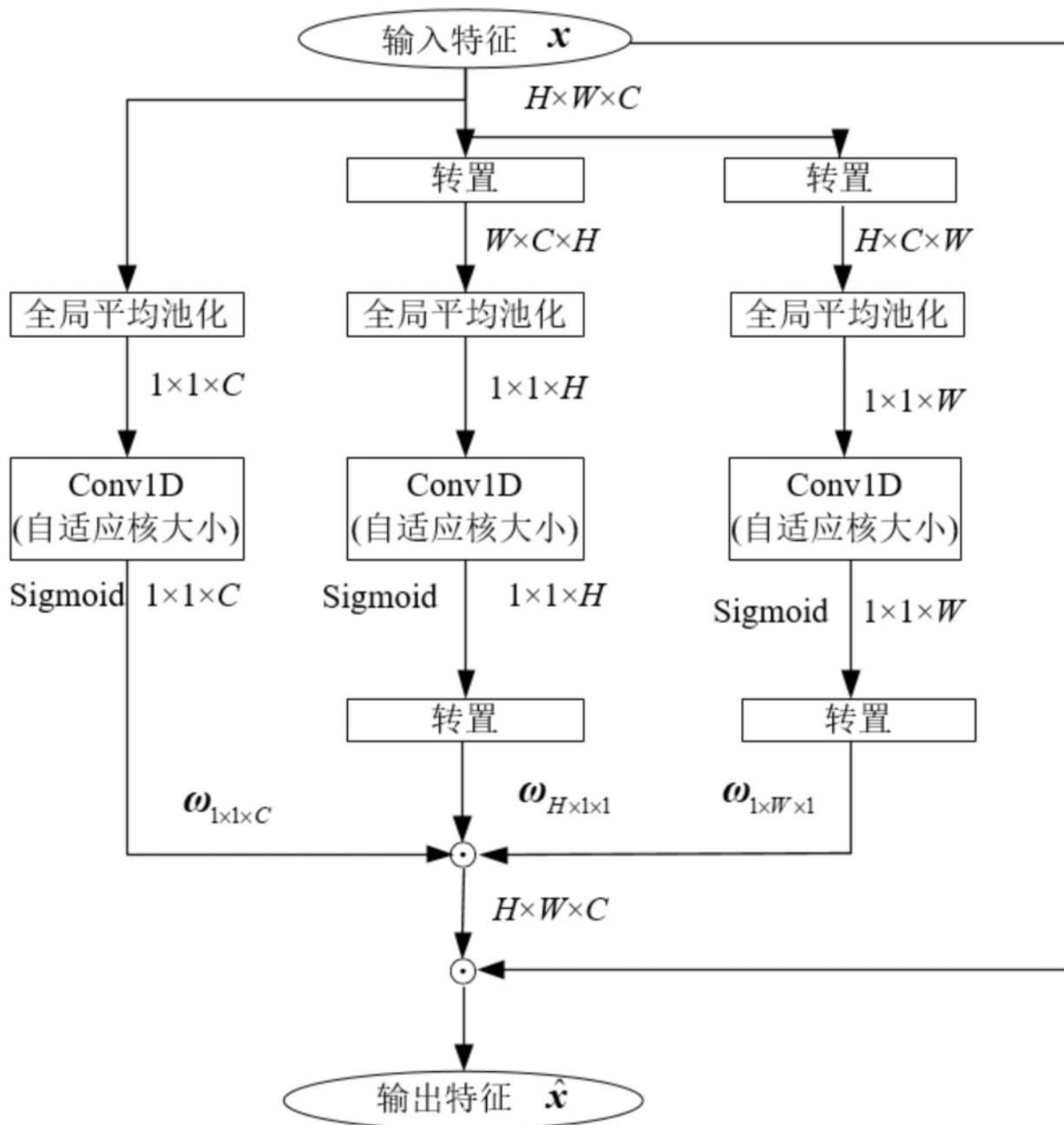


图 3

TABLE II
THE STRUCTURE OF THE PROPOSED CVAE-A

Layer	Kernal size	Stride	CReLU	Output size
Input	-	-	-	$1 \times 51 \times 180$
CVDSConv1	(3, 5)	2	1	$16 \times 26 \times 89$
CVDSConv2	(3, 5)	2	1	$32 \times 13 \times 44$
BN	-	-	-	$32 \times 13 \times 44$
CVDSConv3	(3, 5)	2	1	$64 \times 7 \times 21$
Flatten	-	-	-	1×9408
FCL1	-	-	1	1×1024
FCL2	-	-	1	1×256
FCL3	-	-	1	1×1024
FCL4	-	-	1	1×9408
UnFlatten	-	-	-	$64 \times 7 \times 21$
CVDeConv1	(3, 5)	2	1	$32 \times 13 \times 44$
BN2	-	-	-	$32 \times 13 \times 44$
CVDeConv2	(3, 5)	2	1	$16 \times 26 \times 89$
CVDeConv3	(3, 5)	2	-	$1 \times 51 \times 180$

图 4

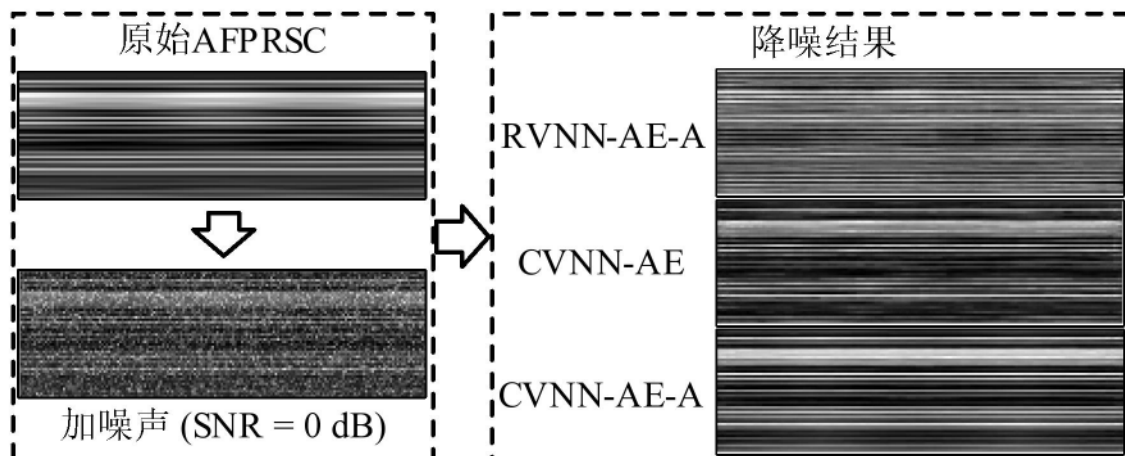


图 5

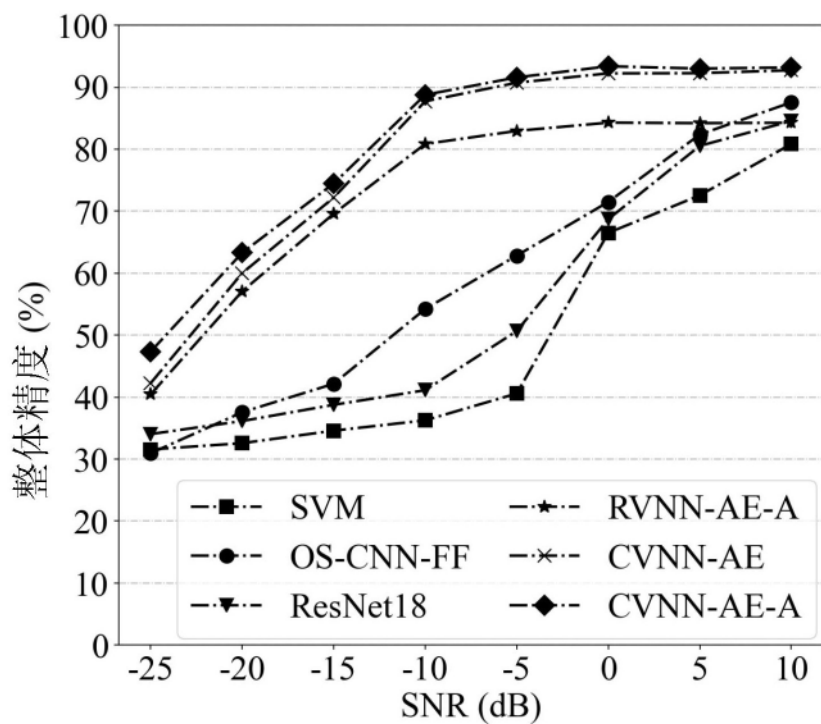


图 6

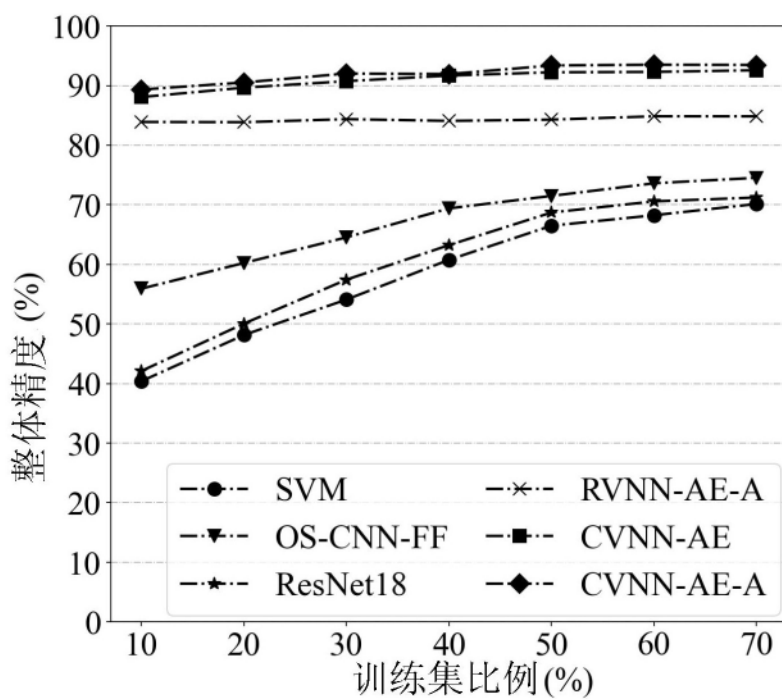


图 7