本申请涉及雷达杂波数据处理技术领域，公开了基于卷积神经网络的杂波分类方法，包括以下步骤：步骤1、获取雷达的地杂波回波数据和杂波类别标记数据；步骤2、对所述地杂波回波数据和所述杂波类别标记数据进行切片处理，获得切片数据；步骤3、对每一个所述杂波类别切片数据进行类别融合判决，得到分类标签；步骤4、对预设的卷积神经网络进行训练；步骤5、利用训练完成的所述卷积神经网络对新的地杂波回波数据进行分类。本发明通过采用卷积神经网络提取雷达回波数据中深层次的纹理和空间分布特征，能够区分出不同地表覆盖类型下的杂波本质区别，从而实现对杂波的细致分类，极大地提升了雷达对复杂地面场景的感知与理解能力。



1．基于卷积神经网络的杂波分类方法，其特征在于，包括以下步骤：

步骤1、获取雷达的地杂波回波数据和与地杂波回波数据对应的杂波类别标记数据；

步骤2、对所述地杂波回波数据和所述杂波类别标记数据进行切片处理，分别获得多个地杂波回波切片数据和多个杂波类别切片数据；

步骤3、对每一个所述杂波类别切片数据进行类别融合判决，得到唯一的融合判决结果作为杂波类别切片数据对应的分类标签；

步骤4、将所述地杂波回波切片数据作为输入、所述融合判决结果作为标签，对预设的卷积神经网络进行训练；

步骤5、利用训练完成的所述卷积神经网络对新的地杂波回波数据进行分类。

2．根据权利要求1所述的基于卷积神经网络的杂波分类方法，其特征在于，所述步骤2中，对地杂波回波数据和杂波类别标记数据进行切片处理的步骤具体为：

将尺寸的地杂波回波数据分解为多个尺寸为 的地杂波回波切片数据；

将尺寸为的杂波类别标记数据分解为多个尺寸为 的杂波类别切片数据。

3．根据权利要求1所述的基于卷积神经网络的杂波分类方法，其特征在于，所述步骤3中，进行类别融合判决的步骤具体为：

统计所述杂波类别切片数据中，每一种杂波类别标记出现的数量；

选取数量最大的杂波类别标记作为所述融合判决结果，并对该结果进行编码以生成所述分类标签。

4．根据权利要求1所述的基于卷积神经网络的杂波分类方法，其特征在于，所述步骤1中，在获取地杂波回波数据和杂波类别标记数据之后，还包括对所述地杂波回波数据进行归一化处理的步骤。

5．根据权利要求4所述的基于卷积神经网络的杂波分类方法，其特征在于，所述归一化处理为最大-最小归一化，即对地杂波回波数据中的每个元素值，通过减去所有数据的最小值再除以最大值与最小值的差，将数据缩放到预设区间。

6．根据权利要求1所述的基于卷积神经网络的杂波分类方法，其特征在于，所述杂波回波数据包括在对原始雷达三维回波数据进行脉冲压缩和波束形成后得到的二维数据。

7．根据权利要求1所述的基于卷积神经网络的杂波分类方法，其特征在于，所述卷积神经网络的结构包括：

输入层，用于从训练样本中随机抽取一批样本输入卷积神经网络中；

第一卷积层，采用5×5尺寸的卷积核对所述地杂波回波切片数据进行卷积运算，生成第一批特征图；

第一下采样层，对所述第一批特征图进行下采样，以减小特征图尺寸。

8．根据权利要求7所述的基于卷积神经网络的杂波分类方法，其特征在于，所述卷积神经网络的结构还包括：

第二卷积层，对所述第一下采样层输出的特征图进行卷积运算，生成第二批特征图；

第二下采样层，对所述第二批特征图进行下采样。

9．根据权利要求8所述的基于卷积神经网络的杂波分类方法，其特征在于，所述卷积神经网络的结构还包括：

全连接层，将所述第二下采样层输出的特征图展平为一维特征向量，并将该特征向量映射到维度等于杂波类别总数的输出向量。

10．根据权利要求7所述的基于卷积神经网络的杂波分类方法，其特征在于，所述第一下采样层在对特征图进行下采样后，采用sigmoid型激活函数进行处理。

**基于卷积神经网络的杂波分类方法**

**技术领域**

本发明涉及雷达杂波数据处理技术领域，具体为基于卷积神经网络的杂波分类方法。

**背景技术**

雷达处在下视状态时，不可避免受到地杂波的影响。在复杂的地面场景中，由于不同的地表覆盖类型、地面高程信息的影响，导致地杂波呈现较大的非均匀性。雷达在执行对面检测任务时，往往需要从杂波中检测目标；同时，机载雷达对地面动目标的检测，主要利用空时自适应处理方法来抑制地杂波，此时获取待检测单元附近的均匀样本，是准确估计杂波协方差矩阵的关键步骤。

已有的杂波抑制技术，在进行杂波协方差估计时，仅通过非均匀检测器滤除非均匀杂波，获取独立同分布训练样本。但这类方法在较强非均匀杂波场景中由于难以获得足够的独立同分布样本，使得杂波抑制效果并不理想。且现有方法并未利用非均匀杂波的信息做进一步的精细化处理，无法实现对杂波的细致分类，降低了雷达对复杂地面场景的感知与理解能力。

**发明内容**

针对现有技术的不足，本发明提供了基于卷积神经网络的杂波分类方法，解决了现有技术中，杂波抑制效果并不理想，无法实现对杂波的细致分类，降低了雷达对复杂地面场景的感知与理解能力的问题。

为实现以上目的，本发明通过以下技术方案予以实现：基于卷积神经网络的杂波分类方法，包括以下步骤：

步骤1、获取雷达的地杂波回波数据和与地杂波回波数据对应的杂波类别标记数据；

步骤2、对所述地杂波回波数据和所述杂波类别标记数据进行切片处理，分别获得多个地杂波回波切片数据和多个杂波类别切片数据；

步骤3、对每一个所述杂波类别切片数据进行类别融合判决，得到唯一的融合判决结果作为杂波类别切片数据对应的分类标签；

步骤4、将所述地杂波回波切片数据作为输入、所述融合判决结果作为标签，对预设的卷积神经网络进行训练；

步骤5、利用训练完成的所述卷积神经网络对新的地杂波回波数据进行分类。

优选的，所述步骤2中，对地杂波回波数据和杂波类别标记数据进行切片处理的步骤具体为：

将尺寸的地杂波回波数据分解为多个尺寸为 的地杂波回波切片数据；

将尺寸为的杂波类别标记数据分解为多个尺寸为 的杂波类别切片数据。

优选的，所述步骤3中，进行类别融合判决的步骤具体为：

统计所述杂波类别切片数据中，每一种杂波类别标记出现的数量；

选取数量最大的杂波类别标记作为所述融合判决结果，并对该结果进行编码以生成所述分类标签。

优选的，所述步骤1中，在获取地杂波回波数据和杂波类别标记数据之后，还包括对所述地杂波回波数据进行归一化处理的步骤。

优选的，所述归一化处理为最大-最小归一化，即对地杂波回波数据中的每个元素值，通过减去所有数据的最小值再除以最大值与最小值的差，将数据缩放到预设区间。

优选的，所述杂波回波数据包括在对原始雷达三维回波数据进行脉冲压缩和波束形成后得到的二维数据。

优选的，所述卷积神经网络的结构包括：

输入层，用于从训练样本中随机抽取一批样本输入卷积神经网络中；

第一卷积层，采用5×5尺寸的卷积核对所述地杂波回波切片数据进行卷积运算，生成第一批特征图；

第一下采样层，对所述第一批特征图进行下采样，以减小特征图尺寸。

优选的，所述卷积神经网络的结构还包括：

第二卷积层，对所述第一下采样层输出的特征图进行卷积运算，生成第二批特征图；

第二下采样层，对所述第二批特征图进行下采样。

优选的，所述卷积神经网络的结构还包括：

全连接层，将所述第二下采样层输出的特征图展平为一维特征向量，并将该特征向量映射到维度等于杂波类别总数的输出向量。

优选的，所述第一下采样层在对特征图进行下采样后，采用sigmoid型激活函数进行处理。

本发明提供了基于卷积神经网络的杂波分类方法。具备以下有益效果：

1、本发明通过采用卷积神经网络直接对地杂波回波数据进行端到端的学习，提取雷达回波数据中深层次的纹理和空间分布特征，相较于传统方法仅对杂波进行均匀性判断，本发明能够区分出不同地表覆盖类型下的杂波本质区别，从而实现对杂波的细致分类，极大地提升了雷达对复杂地面场景的感知与理解能力。

2、本发明通过对整个雷达回波图进行切片处理，并对包含多种杂波类型的切片采用类别融合判决机制赋予其唯一类别标签，可将传统技术中因非均匀性而被舍弃的数据转化为有效的训练样本，解决了在强非均匀杂波场景下难以获取足够独立同分布样本的难题，为模型训练提供了更全面的信息，增强了分类模型的准确性。

**附图说明**

图1为本发明的方法流程图；

图2为本发明的卷积神经网络的层级结构图；

图3为本发明的sigmoid型激活函数示意图；

图4为本发明的均方误差收敛曲线，其中，横坐标代表迭代过程，纵坐标代表均方误差，蓝色曲线为误差性能曲线。

**具体实施方式**

下面将结合本发明说明书中的附图，对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例，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。

为了更好地理解本发明，以下结合具体实施例对上述内容进行详细说明。

请参阅附图1-附图4，本发明实施例提供基于卷积神经网络的杂波分类方法，包括以下步骤：

步骤1、获取雷达的地杂波回波数据和与地杂波回波数据对应的杂波类别标记数据；

本步骤中，获取雷达系统在下视工作状态下采集的地杂波回波数据。原始回波数据为三维矩阵，其维度包括距离单元、天线阵元和脉冲数。为提取距离-多普勒维度的信息，对所述原始回波数据执行脉冲压缩和波束形成处理，生成二维的地杂波回波数据。该地杂波回波数据的每一帧可表示为一个尺寸为的矩阵，其中为距离单元数，为脉冲数；同时，依据地理信息等先验信息，获取与所述地杂波回波数据帧在空间位置和尺寸上严格对应的杂波类别标记数据。该杂波类别标记数据同样为一尺寸为的矩阵，其矩阵中的每个元素值代表了对应位置的杂波类别。

步骤2、对所述地杂波回波数据和所述杂波类别标记数据进行切片处理，分别获得多个地杂波回波切片数据和多个杂波类别切片数据；

本步骤中，在进行后续处理前，可对所有地杂波回波数据进行归一化处理，以消除数据幅值差异对模型训练的影响。一种可行的归一化方式为最大-最小归一化，

完成归一化后，对归一化后的地杂波回波数据和与之对应的杂波类别标记数据进行切片处理。该处理将尺寸为的数据矩阵，沿其两个维度分解为多个尺寸固定为的子矩阵。由此，分别获得多个地杂波回波切片数据和多个杂波类别切片数据。此步骤可为后续的神经网络训练生成大量的、尺寸统一的输入样本。

步骤3、对每一个所述杂波类别切片数据进行类别融合判决，得到唯一的融合判决结果作为杂波类别切片数据对应的分类标签；

此步骤中，旨在为每一个可能包含多种杂波类型的杂波类别切片数据确定一个唯一的、确定的类别。针对每一个尺寸为的杂波类别切片数据，执行类别融合判决。该判决包括：

统计该杂波类别切片数据内所包含的全部杂波类别标记，并计算每一种类别标记出现的数量；

将出现数量最大的一个杂波类别标记，确定为该杂波类别切片数据对应的唯一融合判决结果。

随后，将该融合判决结果生成为可用于监督学习的分类标签。具体地，该分类标签为一维向量，其维度等于预设的杂波类别总数。在该向量中，与该融合判决结果所对应的索引位置的数值置为1，其余所有位置的数值均置为0。通过此方式，将一个区域的类别信息转化为标准化的向量表达，解决了多标签区域无法直接用于分类模型训练的技术问题。

步骤4、将所述地杂波回波切片数据作为输入、所述融合判决结果作为标签，对预设的卷积神经网络进行训练；

此步骤中，将步骤2中获得的地杂波回波切片数据作为训练输入，将步骤三中生成的分类标签作为训练目标，对预设的卷积神经网络进行训练。训练过程通过不断地将成批次的输入数据和目标标签送入网络，利用前向传播计算预测值，并根据预测值与目标标签的误差，通过后向传播算法更新网络内部的权重和偏置等参数。

在本实施例中，所述卷积神经网络的层级结构可设置为：

输入层，用于从训练样本中随机抽取一批样本输入卷积神经网络中；

第一卷积层：采用多个尺寸为 5×55×5 的卷积核，对输入的地杂波回波切片数据执行卷积运算，以提取初级特征，生成第一批特征图。

第一下采样层：对第一卷积层输出的第一批特征图进行下采样处理，例如采用 2×2邻域像素求和或求均值的方式，以减小特征图的尺寸。随后，可采用sigmoid型激活函数进行非线性变换；

第二卷积层与第二下采样层：结构与第一卷积层和第一下采样层类似，对前一级下采样层的输出执行进一步的卷积和下采样操作，以提取更抽象的深层特征。

全连接层：将第二下采样层输出的多个特征图进行展平处理，形成一个一维特征向量。随后，通过全连接运算，将该一维特征向量映射为一个输出向量，该输出向量的维度与杂波类别的总数相同，其每个维度的输出值对应输入切片数据属于相应类别的概率或置信度。

步骤5、利用训练完成的所述卷积神经网络对新的地杂波回波数据进行分类。

本步骤中，在卷积神经网络训练完成后，即可利用该网络模型对新的地杂波回波数据进行分类。具体过程为：对新的地杂波回波数据执行与步骤2完全相同的归一化和切片处理；将生成的新切片数据输入至训练完成的卷积神经网络中，网络对每一个切片数据输出一个分类结果；最后，可根据所有切片的分类结果，重构并生成一幅完整的、带有精细化类别标注的杂波场景分类图。该分类图能够为后续的杂波抑制或目标检测等任务提供精确的数据支持，从而提升雷达系统的整体性能。

在一个具体的实施例中：

获取雷达地杂波回波数据和对应的杂波标记数据包括：

获取复杂场景杂波回波数据，其中包括个距离单元，个线性等距线阵，个脉冲，个不同波束方位、俯仰扫描中心的数据块。每一帧回波数据为的三维矩阵，因此，帧的回波数据的表达公式为：

；

式中，表示完整的地杂波回波数据集；为第1帧波数据，为第帧的回波数据；

在经过脉冲压缩和波束形成后，得到尺寸为的地杂波回波数据：

；

式中，表示完整的杂波回波切片数据集，表示数据帧的索引序号，其取值范围从1到；

将第帧写成矩阵形式的公式为：

；

随后利用复杂场景的先验信息，给定尺寸为的杂波类别标记数据，表达公式为：

；

式中，表示完整的分类标签数据集；表示由第帧杂波类别标记数据生成的所有分类标签的集合；表示数据帧的索引序号，其取值范围从1到；

将第帧写为矩阵形式，其公式为：

；

其中，表示中第个距离门第个脉冲对应的杂波类别标记数据。

然后，对杂波数据进行归一化处理；具体为：

获取地杂波回波数据里的矩阵中的最大值，最小值。对中的每个元素，，进行如下操作：

;

式中，表示经过最大-最小归一化处理后，在地杂波回波数据矩阵中位于第行、第列的元素值；表示最大-最小归一化处理前的，在地杂波回波数据矩阵中位于第行、第列的元素值；

随后，即可得到归一化后的地杂波回波数据，其表达公式为：

；

式中，表示经过归一化处理后的完整的地杂波回波数据集；表示数据帧的索引序号，其取值范围从1到；

其中可以表示为：

；

进一步的，对归一化后的数据进行切片提取

对归一化的地杂波回波数据进行切片处理，通过先验知识和经验，将第帧尺寸为的地杂波回波数据矩阵分解为（）个的矩阵，表达公式为：

；

式中，表示，分解得到的第（）个地杂波回波切片数据，每个切片数据的尺寸为，并且，；

随后，将表示为行向量:

；

考虑个数据块得到尺寸为的杂波回波数据集的表达公式为：

；

；

此时进入下一阶段，对杂波类别标记数据进行切片处理：

具体的，对杂波类别标记数据进行切片处理，将第个的杂波类别标记数据分解为（）个的矩阵，其表达公为：

；

式中，表示分解得到的第个杂波类别切片数据，每个切片数据的尺寸为；且，。

将表示为行向量，表达公式为：

；

然后考虑个数据块得到尺寸为的杂波类别切片数据：

；

其中：

进一步的，对杂波类别切片数据进行类别融合判决；

取出中的杂波类别切片数据进行类别融合判决。其中：

；

；

统计维的杂波类别切片数据中杂波类别标记的集合，其中杂波类别标签经统计得到的数目为，，为需要判别的杂波类别数，表达公式为：

；

取出中最大类别数对应的类别标签，作为杂波类别切片数据的融合判决结果，并更新杂波类别标签矩阵，表达公式为：

；

式中，为更新后的杂波类别标签矩阵；

其中，中除了第行的值为1外，其它行的值均为0。

类别融合判决后得到尺寸为的杂波类别数据集为：

；

；

生成训练、测试数据；

测试数据是从杂波数据数据集中随机选取个的矩阵得到的，其中，，其余个样本作为训练数据；

同理，测试数据标记从杂波标记为数据集中随机选取个维的矩阵得到的；其余个样本作为训练数据标记。

在另一个实施例中，利用卷积神经网络进行学习包括：

网络结构、参数设置描述

本实施例中采用的卷积神经网络CNN共有6层，具体包括：

第一层为输入层Input1，从训练样本中抽取一批样本输入卷积神经网络CNN中，其中每一个样本的矩阵尺寸为，一批训练样本数目为个，是个尺寸为的矩阵。

第二层为第一卷积层C2。采用的卷积核kernal1的尺寸为；通过依次输入中的样本与卷积核kernal1进行卷积运算，并加偏置值，得到卷积后的特征图。其中，是尺寸为的矩阵，共得到六个不同的特征图，偏置值，步长为，每个特征图的尺寸为，其表达公式为：

；

；

第三层为第一下采样层S3。每邻域的四个像素求和变为一个像素，再增加偏置，接着利用sigmoid作为激活函数，如附图3所示。产生下采样后的特征映射图；其中偏置值为：；每一个特征映射图的尺寸为，其中：

；

；

第四层为第二卷积层C4，采用的卷积核kernal2的尺寸为；将S3层的输出作为该层的输入，通过和kernal2进行卷积，加上偏置值，得到该层卷积后特征图为，其中，每张特征图的尺寸为；其中，

；

；

第五层为第二下采样层C5，通过标量加权，加偏置，经过sigmoid激活函数得到12个下采样后的特征映射图，其中偏置值：；每一个特征映射图的尺寸为，其中：

；

；

第六层是基于单层感知机的全连接层，将第五层得到的特征图拼合成一个特征向量，为()的向量。将作为单层感知机的输入，采用全连接的方式得到输出Output，Output的维度为需要判别的杂波类别数。

学习率为，每次训练输入的样本数为，每输入个样本就对卷积神经网络的所有参数更新一次；训练共输入样本批次为次。

网络学习过程：

卷积神经网络利用输入的多批训练样本和训练样本的标记进行有监督的学习，通过卷积神经网络的前向过程对输入雷达回波数据内在的数据规律进行学习，并通过多层卷积层和下采样层对雷达回波数据的特征进行抽象；通过后向传递过程完成卷积神经网络的误差传导和梯度计算过程，并用计算得到的梯度完成原始模型的更新；

对测试数据进行杂波分类

1，分类判决准确性评估

得到网络的学习模型后，输入测试数据到卷积神经网络CNN中，得到分类结果，并与测试数据标记对比，计算得到该分类判别的准确性；

2，循环算法

如果，（其中，为设定的准确性阈值），则分类判别算法循环结束；否则重复进行利用卷积神经网络进行学习步骤，直至分类判决的准确性达到算法的要求。

尽管已经示出和描述了本发明的实施例，对于本领域的普通技术人员而言，可以理解在不脱离本发明的原理和精神的情况下可以对这些实施例进行多种变化、修改、替换和变型，本发明的范围由所附权利要求及其等同物限定。



图1



图2



图3



图4