# 电磁目标个体识别

1. **摘要**

电磁目标个体识别是现代电子战的重要组成部分，及时有效的电磁目标个体识别能够获取敌方武器的方位、型号、威胁等级等信息，在战场中取得先机。本团队提出了一种基于深度学习的电磁目标个体识别算法，根据电磁时间序列数据的特点，首次将Transformer结构引入到数字信号处理领域，设计了一种联合CNN与Transformer结构的电磁目标个体识别网络，专注于信号的局部和整体的特征信息。解决了由于一维信号数据量过大而造成的”维度爆炸”，以及神经网络参数量大的问题。

1. **问题本质挖掘**

电磁目标个体识别的本质是一个多分类问题。

难点问题分析：对于电磁目标信号的分类任务，数据类间和类内的相关性都很大。通过对数据集的研究发现，目标个体间与个体内部间数据相关性较大。如个体1中的14dB10\_1与个体2中14dB810\_2，而且在个体1内部，14dB810\_1和14dB3\_1曲线之间的差异也很细微，这就大大增加了分类任务的难度。由于现有卷积神经网络性能的差异，这实际会造成数据集中数据标签数量的差异，即深度学习又一难题：“标签不均衡”，这或许是造成类似CV中过拟合的根本原因。计算机视觉领域中的图像分类任务在训练时可能会遇到过拟合问题，即训练时准确率高，验证时准确率低的问题。出现这种现象说明深度学习的网络泛化性较差，产生了过拟合问题。目前在CV领域对于过拟合问题并没有提出绝对解决问题的方案，只能对这一现象进行缓解，如：数据增强、正则化、归一化以及降低网络参数量。对于某些任务而言，由于数据集难以获取，数据增强难以进行。而正则化和批归一化所起作用不大时，便只能进行网络结构的调整，但较低、较浅的网络无法胜任任务要求。这实际上需要对网络结构进行精巧设计，做到简洁、轻量化的效果。

1. **重要观点**

由于神经网络在CV领域所展现出的巨大能力与优势，凭借神经网络近乎万能的拟合能力、优秀的特征提取能力以及以数据驱动的训练方式，使得在面对传统算法时，在某些方面具有碾压式的效果，这也掀起神经网络应用于各个领域的热潮。但各个领域在应用时绝不是简单的套用CV领域的结构与经验，而是需要根据本领域的特点，设计合理的网络结构，当然这在数字信号领域也不可避免。目前在数字信号领域主要存在以下难点：

1、现有神经网络基于计算机视觉设计，不断涌现的新模型、新架构都是基于CV领域，并没有专门为数字信号处理领域设计的神经网络。这限制了深度学习在数字信号领域的发展。

2、数字信号领域的数据维度与CV领域图像的维度不一致、特征提取层次的深度亦不一致以及数字信号处理领域与CV领域的输入数据通道数量不一致。这实际造成，在CV领域大展身手的网络结构，在数字信号处理领域毫无建树。

3、现有神经网络是基于CV领域中图像RGB三通道特征设计并不能处理复数。而数字信号处理领域，绝大部分数据格式是复数，而卷积神经网络的使用只能将实部与虚部作为不同的通道数据，这实际上割裂了数据之间的关系。

4、自然语言处理领域与数字信号处理领域数据在时序上有一定相似性，可作为数字信号处理领域网络结构设计的参考，但数字信号处理领域存在编码难、缺少远程上下文关系的问题。

上述几点充分表明，神经网络在数字信号处理领域的应用，还是任重而道远。为实现电磁目标个体识别的准确性，算法采用了新颖的设计思想与创新的模型架构：

1、以切片换维度。

训练集中每条数据3000个采样点，若将这3000个点直接作为网络输入，将会引发神经网络的一个严重问题：”维度爆炸”。卷积与池化是数据降维的不二之选，但与CV中像素点周围特征相近特点不同，数字信号处理中，卷积与池化必定会丢失数据的特征信息。

为降低数据丢失，只能采用小卷积核与小步长。首先采用一维卷积降维到1000。对于1000个采样点经过切片，以250个点为一组，共切分为4组，依次送入后续网络。这降低了维度的同时保留了更多的时间序列信息。

2、以时间换空间

从节省存储空间的角度看，将经过一维卷积后的1000个点分为4组，在网络进行训练时循环4次，虽增加训练时间，但降低网络参数量，减少了设备的存储压力，更便于在边缘端设备的部署。

1. **方法描述**

电磁目标个体识别网络整体结构如4.1图所示：



图4.1 个体识别网络结构图

电磁个体信号数据为一维数据形式，每一个数值代表了一个采样点。为缓解卷积后数据特征丢失的问题，小卷积核、小步长以及尽量少的卷积层数是结构设计的关键。过长维度的数据会造成以及参数量剧增的问题。但较低参数量的神经网络，函数拟合能力无法实现任务要求。如何在不降低网络参数量的基础上，避免“维度爆炸”和函数拟合能力弱的问题，是当前网络亟待解决的问题。本团队对该问题仔细研究后，结合前期对通信信号处理所积累的经验以及先进的网络结果，提出了基于循环切边片式的神经网络结构。以增加训练和推理时间的方式，避免“维度爆炸”以及函数拟合能力差的问题。

电磁个体识别网络首先利用一维卷积核对电磁信号数据序列进行扫描与降维，提取信号的局部特征。原始电磁信号数据通过一维卷积降维后，再经过切片操作。经降维后维度长达1000的电磁信号按采样点数量等分，每连续250个采样点的数据存入buffer中。全部数据切分存入buffer后，可以将切片数据依次从buffer取出，依次进入Transformer的Enconder模块，再经过多头注意力层和前馈神经网络层实现对电磁个体信号全局特征的提取。最后，经过一个MLP层得到最终电磁信号个体种类的识别结果。Tranformer模块中最具有重要意义的注意力机制是由Self-Attendtion实现的，且 Transformer 模型中每一个子层之间都通过残差模块连接，减缓了网络退化现象，避免了梯度消散问题，同时也保持了与 Transformer 模型中其他子层操作的一致性。

1. **局限性与不足**

通过分析网络结构和网络在验证集的表现来看，当前个体识别网络主要存在以下的不足之处：

1. 网络泛化能力不足

由于模型较为复杂，网络存在一定程度的过拟合问题。数据类间与类内存在的较大相似性导致模型的泛化能力不足，出现训练集准确率高，而测试集准确率低的现象。

1. 改进潜力不大

为提高验证集的准确率，调整了一些超参数的数值，但效果并没有获得很大的提升，只有从重新改进网络结构下手，才能提升分类效果。

1. 边缘端部署存在问题

当前网络参数量较大，消耗算力多，且网络结构中存在循环，在基于FPGA的边缘端设备上难以部署，在基于嵌入式GPU的边缘端设备端上存在网络参数大的问题，部署效果不好，可移植性不高。

1. **未来展望**

数字信号处理中的数据处理与变换工作，在另一个维度揭示了数据本身的特征，这对于传统算法的设计具有重要参考意义。同时对于神经网络结构的搭建也具有重要指导意义。如何充分利用数字变换的后的变换域数据以及数据映射后的高低维度数据，是今后在数字信号处理领域的难点之一。对于后续工作的展开，应主要集中在以下几个方面：

1、基于多域特征联合的研究

时域、频域、希尔伯特变换、图像域四域分别从不同的角度揭示了数字信号中所具备的特征。这四域特征往往分别具备明显且单一的特征，这对于电磁信号个体的识别具有重要意义。如何将多域特征进行联合，实现不同域之间的优势互补、整体提升的效果，是后续重点研究的工作之一。

2、多域特征权值的研究

时域、频域、希尔伯特变换以及图像四个维度所揭示的数字信号的特征维度、层次不一致，同时在最终的分类器中所占据的权重也不一致，目前多域特征之间的联合有叠加、拼接以及CCA算法融合等方式，但这些算法不可避免的让所有特征向量使用同一数值的权重，影响算法的整体效果。研究如何自适应的分配不同域间和域内特征权重，实现不同变换域之间特征的互补，将是今后开展工作的重点之一。

3、电磁信号个体识别边缘端的研究

随着边缘端设备的算力逐渐提高，已经陆续有学者开始研究神经网络在边缘端设备上的部署，这也是我们团队在认知无线电方面需要展开研究的重点工作之一。轻量级的CNN网络做特征提取的研究以及使用分布式设备对网络结构分解，以实现边缘端部署的神经网络加速算法，也是后续工作的重要组成部分。