攻读博士计划书

1. 选题依据

随着雷达分辨力性能提高、硬件平台的尺寸越来越小、成本越来越低，室内基于雷达人体动作/行为识别能够在具有简单架构的低成本雷达设备中实现。超宽带雷达具有探测距离远，受天气、光线、温度等环境影响小，介质穿透性强，能够获取目标高精度距离信息等优点，在室内复杂环境下具有很强的抗多径衰落、抗干扰能力，作为光学探测手段的有效补充，能够捕获人体的细微动作变化而被用于室内人体动作识别中。随着社会老龄化和城镇化程度的加剧，数量逐年增长的空穴老人行动不便等已成为社会越来越关注的问题。在安全监控领域，基于人体动作识别也具有很多优势，即使犯罪分子带有面具，基于动作识别系统也能分析出人体的动作数据，与整个公安系统的犯罪分子动作数据库进行对比，对潜在的犯罪分子具有一定的预警作用。现有的研究大多数是基于视频的人体动作分析，由于现实环境的复杂性容易被一些障碍物遮挡以及个人隐私的问题。与基于视频人体动作行为识别研究相比，超宽带雷达还具有穿透家具、墙体以及保护个人隐私等优点。其次基于雷达用传统时频分析方法实现人体动作行为识别比较好耗时、实时性不好的缺陷，且人体动作行为的数据较难采集，因此只有少量可用的雷达人体动作/行为实测数据样本，针对这些问题，本课题主要研究基于雷达在小样本下人体动作/行为识别理论方法，主要包括传统统计学方法、时频分析方法和人工智能相结合的方法，主要从基于统计学方法、变换域方法和深度学习方法三个角度研究小样本人体动作行为识别，并将信号处理方法和深度学习方法进一步有机的融合，从信号处理的角度深入揭示人工智能的可解释性。本课题从理论方法研究出发，深入研究小样本学习在雷达人体动作行为识别中的理论方法，同时兼具技术应用探索，具有很好的应用价值，课题研究内容新颖，是当下研究的热点问题，具有很大的创新空间，适合作为博士期间研究的课题。

1. 研究意义

基于雷达人体动作/行为识别由于国防边界安全控制、汽车安全的行人识别和辅助老人生活的跌倒检测而引起了广大科研工作者的兴趣[1]，其主要目标是对人体动作行为进行识别告警并基于先验行为信息起到一定预测作用，主要用于医院病人监护、城市斗争和搜救行动。由于软件定义和无线雷达平台尺寸越来越小，成本越来越低，基于雷达人体动作行为识别研究能够区分高度相似的不同类型动作，室内雷达人体动作识别的应用已经成为现实[2]。

随着雷达技术的发展，雷达的任务不再单纯是测量目标的距离、方位和仰角，还包括目标的速度、形状及其它更多目标信息。雷达人体动作识别是通过分析雷达照射人体的动作回波，从中提取人体的生命参数（如呼吸或心跳）和运动参数（如人的行走、跑步），而且同时保证电磁波的照射不会对人体产生负面影响。电磁波具有很优秀的空间传播特性，它突破了传统探测法不能穿透较厚屏障物、受天气光线约束的弊端，无论白天或者晚上、烟雾都不会带来不良影响，并且能够穿透一定厚度的非金属物质，这对于探测并识别有障碍物阻挡背后的人的动作具有显著的优势。随着人工智能的发展，雷达人体动作识别突破了传统探测识别的限制，特别是在复杂环境下人体动作的识别创造了一个契机。基于微小型雷达实现人体运动识别已成为当下研究的一个热点。随着社会老龄化和城镇化程度的加剧，数量逐年增长的空穴老人的行动不方便等已成为社会越来越关注的问题；随着人们生活节奏的加速，工作压力的增加，越来越多的职场白领感觉到身体长期疲倦处于“亚健康”状态，导致行为失常。在安全监控领域，基于人体动作识别也具有很多优势，即使犯罪分子带有面具，基于动作识别系统也能分析出人体的动作数据，与整个公安系统的犯罪分子动作数据库进行对比，对潜在的犯罪分子具有一定的预警作用。现有的研究大多数是基于视频的人体动作分析，由于现实环境的复杂性容易被一些障碍物遮挡以及个人隐私的问题，迫切加速了在复杂环境下基于雷达人体动作识别的研究。

人体动作/行为的图像数据和利用雷达探测的人体动作/行为回波数据之间所包含的信息量差异巨大，图像数据(以256\*256像素为例)所包含的信息较少，而雷达探测的回波信号数据往往数据大小非常大既包含了时域信息也包含了频域信息，同时还可以利用时频域的信息。然而雷达探测人体动作/行为回波信号的采集有一定的难度、成本较高，且不容易获取。因此本课题研究基于雷达的小样本下人体动作/行为识别，以信号的角度作为切入点，改造深度学习的神经网络架构，使得网络能够更好的学习到信号中的各种属性信息，最终实现小样本的人体动作识别，具有非常高的研究价值。

深度学习都被广泛的认为是一种黑盒子模型，虽然能够通过这些模型取得比较好的效果，然而却很难解释为什么会有这么好的效果，都是做一些探索性的尝试，出现该问题主要是由于这些模型提取的相关信息不像信号中有很好的理论基础，能够明确提取到特征的物理含义。本课题在研究基于雷达小样本下的人体动作/行为识别的基础上，从信号处理的角度出发，进一步揭示深度学习的可解释性。

1. 文献综述

3.1 小样本学习综述

早期的小样本学习算法研究多集中在图像领域，小样本学习模型大致可分为三类：基于模型学习、基于度量学习和基于最优化学习。其中基于模型学习方法旨在通过模型结构的设计快速在少量样本上更新参数，直接建立输入x和预测值P的映射函数；基于度量学习方法通过度量训练样本和测试样本的距离，借助最近邻的思想完成分类；基于最优化学习方法认为普通的梯度下降方法难以在小样本场景下拟合，因此通过调整优化方法来完成小样本分类的任务[3]。

如果在小样本学习的任务中去训练普通的基于交叉熵的神经网络分类器，那么几乎肯定是会过拟合，因为神经网络分类器中有数以万计的参数需要优化。相反，很多非参数化的方法（最近邻、K-近邻、K-means）是不需要优化参数的，因此可以在元学习的框架下构造一种可以端到端训练的小样本分类器。该方法是对样本间距离分布进行建模，使得同类样本靠近，异类样本远离。基于度量学习方法主要有孪生网络[4]、匹配网络[5]、原型网络[6]和关系网络等。

Santoro 等人[7]提出使用记忆增强的方法来解决小样本学习任务。基于记忆的神经网络方法早在2001年被证明可以用于元学习方法中。他们通过权重更新来调节偏置，并且通过学习将表达快速缓存到记忆中来调节输出。然而，利用循环神经网络的内部记忆单元无法扩展到需要对大量新信息进行编码的新任务上。因此，需要让存储在记忆中的表达既要稳定又要是元素粒度访问的，前者是说当需要时就能可靠地访问，后者是说可选择性地访问相关的信息；另外，参数数量不能被内存的大小束缚。神经图灵机和记忆网络就符合这种必要条件。文章基于神经网络图灵机的思想，因为神经网络图灵机能通过外部存储进行短时记忆，并能通过缓慢权值更新来进行长时记忆，神经网络图灵机可以学习将表达存入记忆的策略，并如何用这些表达来进行预测。由此，文章方法可以快速准确地预测那些只出现过一次的数据。

基于优化学习的方法，Finn[8]提出的方法使得可以在小量样本上，用少量的迭代步骤就可以获得较好的泛化性能，而且模型是容易微调的。而且这个方法无需关心模型的形式，也不需要为元学习增加新的参数，直接用梯度下降来训练learner。文章的核心思想是学习模型的初始化参数使得在一步或几步迭代后在新任务上的精度较大化。它学的不是模型参数的更新函数或是规则，它不局限于参数的规模和模型架构（比如用 RNN 或 siamese）。它本质上也是学习一个好的特征使得可以适合很多任务（包括分类、回归、增强学习），并通过fine-tune来获得好的效果。文章提出的方法，可以学习任意标准模型的参数，并让该模型能快速适配。他们认为，一些中间表达更加适合迁移，比如神经网络的内部特征。因此面向泛化性的表达是有益的。因为我们会基于梯度下降策略在新的任务上进行finetune，所以目标是学习这样一个模型，它能对新的任务从之前任务上快速地进行梯度下降，而不会过拟合。事实上，是要找到一些对任务变化敏感的参数，使得当改变梯度方向，小的参数改动也会产生较大的loss。

3.2 基于雷达的人体动作/行为识别方法文献综述

最近，大量研究人员研究人体动作行为识别的检测设备分为两类：可穿戴式和非穿戴式。可穿戴式设备，如加速度计、陀螺仪等[9]，适合活跃的群体，但不太适合活动较少的老年人以及搜救行动中待救人员。此外，可穿戴设备不适合夜间或者浴室中使用。非穿戴设备，如摄像头[10]和被动式红外传感器[11,12]等更加适合老年人以及城市斗争和搜救行动。在辅助生活和环境智能应用[13,14,15]中，每一种非穿戴式设备都有其自身的优点和缺点。与其它传感器技术相比，雷达系统无论白天还是晚上都可以正常工作并且不会受到烟雾、灰尘、光线变化等极端情况影响，而且还具有穿透家具、墙体以及保护个人隐私的优点[16]。基于雷达人体动作行为识别具有明显的优势，能够远距离非接触式的识别不同类型人体动作行为，并且在很少或者没有光线的情况下，依然能够起作用[17,18]。虽然一些研究人员专注于基于视觉系统的跌倒检测系统，并且即使在诸如变光、家具遮挡等一些极端情况下也获得了良好的结果。然而，个人隐私是当今社会大家比较关注的话题，比如在卧室、浴室或者壁橱中老人不愿意进行视觉监控，一旦发生跌倒，视觉系统将无法检测并告警，从而引起严重的后果[19]。

基于雷达传感器在非接触式应用中表现出很好的性能，例如人体生命体征检测，结构健康监测和穿墙检测[19]。同时基于雷达的人体动作行为识别吸引了微波社区和消费者电子行业的重大兴趣。例如谷歌在60GHz的实验演示[20]和多普勒雷达传感器对运动轨迹重建的研究[21]，其优点是可以在具有简单架构的低成本设备中实现。

基于雷达人体动作行为识别研究大多是采集不同类型人体动作回波信号提取关键可靠的特征，当前人体动作特征提取方法在主要从三个方面进行提取：(1)物理特征[22,23]，主要包括主要包括回波信号的包络曲线的最大值、最小值、均值、方差等统计学信息；(2)基于变换的物理特征，主要包括离散余弦变换(DCT)系数[24]；(3)基于时频谱图[25,26]，主要包括短时傅里叶变换、伪魏格纳分布、小波变换[27]等；(4)基于组件分析方法，主要包括主成分分析法[28]和独立成分分析法等；(5)基于深度学习的特征提取方法[29,30]，主要包括卷积神经网络、图神经网络和递归神经网络等。加拿大国防研发中心的T.Thayaparan，S.Abrol和E.Riseborough[31,32]基于雷达系统使用联合小波和时频方法提取人体动作的微多普勒特征,获得了人体动作的基本参数。文献[33]介绍了一种使用UWB雷达系统识别室内人体运动的非接触方式，引入了多层分类方法提出了加权范距离-时频变换方法获得相应的谱图，该方法在室内人体运动中具有非常好的性能。

文献[34]讨论使用微多普勒特征来区分不同类型人体动作的相关研究，但是该方法存在两个局限性。首先计算成本高，基于短时傅里叶变换(STFT)技术，具有庞大的计算成本，其特征提取过程中需要进行大量的计算。其次将不同类型人体动作行为回波信号进行时频分析然后利用时频图对人体动作进行分类识别，该过程需要进行大量的计算，基于微多普勒特征虽然能够对不同类型人体动作行为进行告警并达到一定的预测作用，但该方法不适用于实际场景实时处理。

基于雷达人体动识别的特征提取方法大多几集中微多普勒特征，文献[35]应用线性预测编码(LPC)提取微多普勒特征以分类不同类型的人体动作，文献中针对七种不同类型的12个人进行实验数据测量，得到的分类准确度超过85%。文献[36]提出一种三层深度卷积自动编码器，利用无监督与训练初始化后续卷积层中的权重，区分12个涉及辅助和无辅助分体运动的室内活动的分辨准确率达到了94.2%。文献[37]提出Radar-ID一种基于雷达的人体识别系统，将DCNN应用于雷达微多普勒特征已进行人体识别，并进行最多20人的识别，在多人识别领域中具有非常重要的意义。然而当前大多数研究成果都是基于微多普勒特征利用深度学习中的卷积神经网络进行特征提取然后进行识别，但是这种方法存在一些局限性，由于微多普勒谱图的形状是不同类型人体动作分类的主要特征信息，当两种不同类型动作的微多普勒频谱图相似时，准确度就会急剧下降。

3.3 基于雷达在小样本下的人体动作/行为识别研究方法文献综述

现有人体动作行为识别的相关研究主要集中在视频和图像领域，然而雷达具有探测距离远，受天气、光线、温度等环境影响小，介质穿透性强，能够获取目标高精度距离信息等优点，而且还具有穿透家具、墙体以及保护个人隐私等优势，基于雷达的人体动作行为识别引起了广泛的科研工作者的关注，然而利用雷达探测人体动作/行为成本较高、技术难度较高、获得的数据量较少。

深度学习模型需要大规模标记数据以防止过度拟合并获得良好的泛化。 然而，在雷达应用中，由于对人力，成本和其他资源的限制，获取大量测量的标记数据是具有挑战性的。 结果，迫切需要雷达中无监督的人体动作/行为识别。

迁移学习通常是指将从某个任务学到的知识或模型迁移到另一个相关但不同的任务。 到目前为止，基于雷达的HAR的转移学习主要包括两个方面：转移用大规模自然图像数据集训练的模型，如ImageNet[38,39,40]，并转移用模拟雷达图像数据集训练的模型[41]，42]。 如何详细阐述能够充分学习源域和目标域之间相关性的深度学习模型是基于雷达的人体动作/行为识别领域中的一个悬而未决的问题。

对于人类活动识别任务，验证共享表示存在于不同类型的传感数据中。 此外，共享表示可以用作训练基于雷达深度学习模型。在跨模态知识蒸馏过程中仅使用同步但未标记的数据。文献[43]证明通过跨模式知识蒸馏训练模型不仅减少了所需标记数据的数量，而且加速了训练过程。对于基于雷达的人体动作/行为识别，跨模态知识蒸馏也是有效的，并且不再需要大规模标记数据。

1. 研究内容

4.1 研究目标

本课题利用雷达对人体进行探测获取人体动作/行为的回波信号，并对回波信号通过研究基于统计学方法、变换域方法和深度学习方法分析小样本人体动作/行为识别。将统计学方法和变换域方法融入深度学习方法中进一步深入研究小样本下的人体动作/行为识别，从基于迁移学习方法、基于元学习方法、基于度量学习方法、基于数据增强方法、基于图神经网络方法、基于LSTM方法、基于GAN方法、基于元强化学习方法和基于统计学时序分析方法对雷达人体动作/行为回波信号记进行分析，设计出基于雷达在小样本下的人体动作/行为识别框架，并从信号处理的角度出发揭示人工智能的可解释性。

4.2 主要研究内容

4.2.1 基于迁移学习方法

迁移学习在深度学习上的应用有两种策略，但目前这两种策略的命名还没有统一。一种策略是微调（fine-tuning）—其中包括使用基础数据集上的预训练网络以及在目标数据集中训练所有层；另一种则是冻结与训练（freeze and train）—其中包括冻结除最后一层的所有层（权重不更新）并训练最后一层。其本质上是把一个领域(即源领域)的知识迁移到另一个领域(即目标领域)，使得目标领域能够取得更好的学习效果。通常，源领域数据量充足，而目标领域数据量较小，这种场景就很适合迁移学习，例如我们要将一个任务进行分类，但是此任务中数据不充足(目标域)，然而却又有大量相关的训练数据(源域)，但是此训练数据与所需要进行的分类任务中的测试数据特征分布不同(例如语音情感识别中，一种语言的语音数据充足，然而所需进行分类任务的情感数据却极度缺乏)，在这种情况下如果采用合适的迁移学习方法则可以大大提高样本不充足任务的分类识别结果。由于雷达探测人体动作/行为的成本较高、技术难度较大、数据量较少，因此也可以通过含有丰富标签的大规模数据集获得，例如ImageNet数据集。首先在利用ImageNet数据集训练出一个模型，然后利用实际采集的雷达人体动作/行为回波信号的小样本数据集上进行微调模型参数，训练时固定原有的基础网络参数，利用该小样本数据进行网络参数训练，从而微调整个网络结构，最终训练一个适合小样本下人体动作/行为识别模型，可以大大提高人体动作/行为小样本下的分类识别任务。本课题可以采用MOCAP等数据集，该数据集主要是包含基于视频的人体动作/行为数据预，利用该数据集预训练一个模型，然后再利用实际场景下采集的基于雷达人体动作/行为数据去微调已经训练好的模型，使得该模型适合小样本下雷达人体动作/行为识别。

4.2.2 基于元学习方法

元学习的目标是在各种不同的学习任务中学出一个模型，可以仅用少量的样本数据就能解决一些新的学习任务。该任务面临的挑战是模型需要结合之前的经验和当前新任务的少量样本信息，并避免在新数据上过拟合。

元学习方法是通过建立在当前所面对的任务基础上，使用不同分类器作为支撑集的函数，寻找模型的超参数和参数，从之前的经验快速学习新的技能而不是把新的任务孤立地考虑。元学习一般有两级，第一级是快速地获得每个任务中的知识，第二级是较慢地提取所有任务中学到的信息。通过知识诱导来表达每种学习方法如何在不同的学习问题上执行，从而发现元知识。元数据是由学习问题中的数据特征(一般指统计特征、信息论特征等)以及学习算法特征(类型、参数设置、性能测量等)形成的。然后，另一个学习算法学习数据特征如何与算法特征相关。给定一个新的学习问题，测量数据特征，并且可以预测不同学习算法的性能。因此，通过组合一些不同的学习算法，即堆叠泛化，来选择最适合新问题的算法。元数据是由这些不同算法的预测而形成的。然后，另一个学习算法从这个元数据中学习，以预测哪些算法的组合会给出好的结果。在给定新的学习问题的情况下，所选择的一组算法的预测被组合（例如通过加权投票）以提供最终的预测。由于每种算法都被认为是在一个问题子集上工作，所以希望这种组合能够更加灵活，并且能够做出好的预测。多次使用相同的算法，训练数据中的示例在每次运行中获得不同的权重。这产生了不同的预测，每个预测都集中于正确预测数据的一个子集，并且结合这些预测导致更好（但更昂贵）的结果。元学习即学会学习, 研究如何随着时间的推移改进学习过程。元数据由关于以前的学习事件的知识组成，并被用于高效地开发新任务的有效假设。其目标是使用从一个领域获得的知识来帮助其他领域的学习。在元学习中，我们在训练集上训练一个训练过程(meta learner)来生产生一个分类器（learner）使得learner在测试集上获得高的精度。

本课题针对小样本的雷达回波信号模仿元学习方法，通过构建不同的学习任务，使用不同的分类器作为支撑集的函数，寻找模型的超参数和参数，首先快速获取到每个任务的知识，然后再提取每一个任务中学习到的信息，利用不同任务之间随时间的推移改进学习的过程，从而能够学习到一个适合小样本的雷达人体动作/行为回波信号模型。

4.2.3 基于度量学习方法

在机器学习中，对高维数据进行降维的主要目的是希望找到一个合适的低维空间，在此空间中进行学习能比原始空间性能更好。事实上，每个空间对应了在样本属性上定义的一个距离度量，而寻找合适的空间，实质上就是在寻找一个合适的距离度量。直接尝试“学习”出一个合适的距离度量，就是度量学习（metric learning）的基本动机。

度量学习旨在利用训练数据学习出有效的距离度量，进而有效地描述样本之间的相似度。传统的度量学习算法大多数都是学习出一个线性的马氏距离，因而不能有效地描述样本的非线性结构。作为经典识别网络的替代方案，可以很好地适应某些特定的图像识别场景。一种较好的做法，是丢弃经典神经网络最后的softmax层，改成直接输出一根feature vector，去特征库里面按照度量学习寻找最近邻的类别作为匹配项。

度量学习的目标时学习一个从图像嵌入到空间的映射，在该空间中，同一类图像彼此之间的距离较近，而不同类的图像距离较远，是对样本间距离分布进行建模。常见的度量学习方法有匹配网络、原型网络和孪生网络。例如对输入的结构进行限制并自动发现可以从新样本上泛化的特征。通过一个有监督的基于孪生网络的度量学习来训练，然后重用那个网络所提取的特征进行one/few-shot学习。匹配网络提出了基于memory和attention的matching nets，使得可以快速学习。

本课题针对小样本下的雷达人体动作/行为识别的回波信号，借鉴匹配网络、原型网络和孪生网络中的方法，将通信信号处理领域中度量信号之间差异性的指标结合到已有的度量学习方法中，从而设计出一种适用于小样本下的人体动作识别方法。例如采用匹配网络中的思想，想训练数据集和测试数据集分别采用一些处理方法提取不同类型人体动作/行为的特征，然后采用通信信号处理领域中度量信息的方法度量训练数据集和测试数据集之间的相似度，从而对不同类型人体动作/行为进行分类识别。

4.2.4 基于数据增强方法

数据增强是扩充数据样本规模的一种有效地方法。深度学习是基于大数据的一种方法，我们希望数据的规模越大、质量越高越好。模型才能够有着更好的泛化能力，然而实际采集数据的时候，往往很难覆盖掉全部的场景，比如：对于光照条件，在采集图像数据时，我们很难控制光线的比例，因此在训练模型的时候，就需要加入光照变化方面的数据增强。再有一方面就是数据的获取也需要大量的成本，如果能够自动化的生成各种训练数据，就能做到更好的开源节流。

数据增强主要有两个作用：1) 增加训练的数据量，提高模型的泛化能力；2) 增加噪声数据，提升模型的鲁棒性。数据增强可以分为两类，一类是离线增强，一类是在线增强。离线增强是指直接对数据集进行处理，数据的数目会变成增强因子x原数据集的数目 ，这种方法常常用于数据集很小的时候。在线增强主要用于获得batch数据之后，然后对这个batch的数据进行增强，如旋转、平移、翻折等相应的变化，由于有些数据集不能接受线性级别的增长，这种方法长用于大的数据集，很多机器学习框架已经支持了这种数据增强方式，并且可以使用 GPU 优化计算。

本课题参考基于数据增强的方法扩充数据集的大小，但是这里阐述的数据增强方法不是简单的通过旋转、亮度变化、翻转等方法实现的数据增强，而是通过结合注意力机制对整个回波信号中某一段更加关注的部分进行增强，从而实现整体数据增强的方法扩充现有的的数据集大小，从而解决小样本下由于样本数据量较小带来的过拟合情况。

4.2.5 基于图网络的小样本学习方法

图是一种数据结构，它对一组对象（节点）及其关系（边）进行建模。近年来，由于图结构的强大表现力，用机器学习方法分析图的研究越来越受到重视。图神经网络是一类基于深度学习的处理图域信息的方法。由于其较好的性能和可解释性，GNN 最近已成为一种广泛应用的图分析方法。

图神经网络的第一个动机源于卷积神经网络（CNN）。CNN 的广泛应用带来了机器学习领域的突破并开启了深度学习的新时代。然而CNN只能在规则的Euclidean数据上运行，如何将CNN应用于图结构这一非欧几里德空间，成为GNN模型重点解决的问题。

图神经网络的另一个动机来自图嵌入，它学习图中节点、边或子图的低维向量空间表示。DeepWalk、LINE、SDNE 等方法在网络表示学习领域取得了很大的成功。然而，这些方法在计算上较为复杂并且在大规模上的图上并不是最优的，GNN 旨在解决这些问题。

已有大量的学者将图神经网络用语小样本学习任务中[1,2,3]，但是现有的图神经网络大多是针对图像领域，将每一个图像作为图网络中的一个节点，然后利用不同节点之间的相似度进行传播。本课题考虑可以将整个雷达人体动作/行为回波信号看成是一个无线传感器网络中的若干个节点的缩影，提出一种新的图网络概念，即将离散信号的每一个节点作为一个网络节点，其次信号可以从时域和频域两方面展开研究，以一定间隔的时间或者频率进行采样，采样的点就认为是网络中的一个节点，通过图网络节点之间的传递性(这里叙述的传递性计划引入类似RNN、LSTM时间序列中的联系)展开研究，从而能够提取一个样本的最大信息量，最终实现在小样本下能够对人体动作/行为进行精确的识别。

4.2.6 基于LSTM方法的小样本学习

循环神经网络(Recurrent Neural Network, LSTM)是一种用于处理序列数据的神经网络，相比一般的神经网络来说，它能够处理序列变化的数据。长短记忆网络是一种特殊的RNN，主要是为了解决长序列训练过程中的梯度消散和梯度爆炸问题。简单来说，就是相比普通的RNN，LSTM能够在更长的序列中有更好的表现。

本课题计划考虑利用LSTM方法深度挖掘小样本下每一个样本的属性特征，再利用匹配网络等方法如对不同小样本任务进行分类识别。

4.2.7 基于GAN方法的小样本学习

GAN网络主要由两个网络构成，生成网络G和辨别网络D，生成模型G的思想是将一个噪声包装成一个逼真的样本，判别模型D则需要判断送入的样本是真实的还是假的样本，即共同进步的过程，辨别模型D对样本的判别能力不断上升，生成模型G的造假能力也不断上升。

GAN是在学习从随机变量到训练样本的映射关系，其中随机变量可以选择服从正太分布，那么就能得到一个由多层感知机组成的生成网络，网络的输入是一个一维的随机变量，输出是一张图片。如何让输出的伪造图片看起来像训练样本，Goodfellow采用了这样一种方法，在生成网络后面接上一个多层感知机组成的判别网络，这个网络的输入是随机选择一张真实样本或者生成网络的输出，输出是输入图片来自于真实样本或者生成网络的概率，当判别网络能够很好的分辨出输入是不是真实样本时，也能通过梯度的方式说明什么样的输入更加像真实样本，从而通过这个信息来调整生成网络。从而需要尽可能的让自己的输出像真实样本，而则尽可能的将不是真实样本的情况分辨出来。

本课题由于雷达探测人体动作回波信号的采集难度大、成本高且不易采集大量的样本数据，因此样本的数据集比较小，可以通过GAN来扩充数据集。主流的方法是将GAN方法用于图像中，因此该方法第一阶段考虑对雷达回波信号进行时频分析，将时频图视为图像，然后利用GAN技术来扩充数据集。第二阶段是尝试利用GAN生成一般的信号，通过对比生成信号与原始信号的相似度或者信号比之类的指标衡量生成信号的质量，其次是通过将生成的信号做简单的频域或者时频分析，原始信号也做相应的分析，然后进行对比，检验生成信号的质量。

4.2.8 基于元强化学习的小样本学习

元强化学习是元学习应用到强化学习的一个研究方向，核心的想法就是希望AI在学习大量的强化学习任务中获取足够的先验知识然后在面对新的强化学习任务时能够学的更快，学的更好，能够自适应新环境！

元强化学习试图解决深度强化学习存在的如下问题：1）样本利用率非常低；2）表现很多时候不够好；3）DRL成功的关键离不开一个好的奖励函数（reward function），然而这种奖励函数往往很难设计；4）局部最优/探索和剥削（exploration vs. exploitation）的不当应用；5）对环境的过拟合；6）不稳定性。

本课题考虑将强化学习引入进来展开研究，目前初步考虑元学习强化学习的思路是：人体动作/行为具有一定的连续性或衔接性，同样是朝着某一个既定的轨迹前进，因此我们是否可以参照强化学习中的奖励机制，设置相应的奖励机制，使得利用小样本数据不断地自我学习，从而达到最终的目的。其次是模仿利用不同层级任务按照元学习的思路进行设计，设计出一种基于元强化学习在小样本下的人体动作/行为识别框架。

4.2.9 基于统计学时序分析方法的小样本人体动作/行为识别

时间序列分析动态数据处理的统计方法，研究随机数据序列所遵从的统计规律，以用于解决实际问题；时间序列通常由4种要素组成：趋势、季节变动、循环波动和不规则波动。主要方法有移动平均滤波与指数平滑法、ARIMA横型、量ARIMA横型、ARIMAX模型、向呈自回归横型、ARCH族模型时间序列是指同一变量按事件发生的先后顺序排列起来的一组观察值或记录值。构成时间序列的要素有两个：其一是时间，其二是与时间相对应的变量水平。实际数据的时间序列能够展示研究对象在一定时期内的发展变化趋势与规律，因而可以从时间序列中找出变量变化的特征、趋势以及发展规律，从而对变量的未来变化进行有效地预测。

时间序列的变动形态一般分为四种：长期趋势变动，季节变动，循环变动，不规则变动。时间序列预测法的应用：系统描述：根据对系统进行观测得到的时间序列数据，用曲线拟合方法对系统进行客观的描述；系统分析：当观测值取自两个以上变量时，可用一个时间序列中的变化去说明另一个时间序列中的变化，从而深入了解给定时间序列产生的机理；预测未来：一般用ARMA模型拟合时间序列，预测该时间序列未来值；决策和控制：根据时间序列模型可调整输入变量使系统发展过程保持在目标值上，即预测到过程要偏离目标时便可进行必要的控制。

基于雷达人体动作/行为识别的回波信号属于一种时间序列信号，本课题考虑利用时序信号处理方法对回波信号进行分析，提取人体动作/行为回波信号中的关键有效特征，然后在根据这些特征对不同类型人体动作/行为进行识别，其次由于回波信号是一种连续时间序列信号，我们可以通过引入信号处理中的时间窗函数，对信号进行分割，提取连续人体动作/行为回波信号中的每一种类型人体动作/行为，对这些不同类型的人体动作/行为进行识别，

最后利用时间关联性能够预测接下来的人体行为，能够提前告知预警，防患于未然。

4.2.10 深度学习的可解释性

人体动作/行为的图像数据和利用雷达探测的人体动作行为回波数据之间所包含的信息量差异巨大，图像数据(以256\*256像素为例)所包含的信息较少，而雷达探测的回波信号数据往往数据大小非常大既包含了时域信息也包含了频域信息，同时还可以利用时频域的信息。因此本课题研究基于雷达的小样本下人体动作/行为识别，以信号的角度作为切入点，改造深度学习的神经网络架构，使得网络能够更好的学习到信号中的各种属性信息，最终实现小样本的人体动作识别。

众所周知深度学习都被广泛的认为是一种黑盒子模型，虽然能够通过这些模型取得比较好的效果，然而却很难解释为什么会有这么好的效果，都是做一些探索性的尝试，出现该问题主要是由于这些模型提取的相关信息不像信号中有很好的理论基础，能够明确提取到特征的物理含义。例如卷积神经网络中使用最多的是卷积层操作和池化层操作，而信号处理中的卷积操作不仅仅是像卷积神经网络中的点积求和的方式而是以更加全面的卷积操作，此外深度学习中的池化操作主要包括最大池化操作平均池化操作，这是信号筛选的最基本方法，而信号处理存在大量的更为复杂的信号筛选方式，例如经验模态分解(EMD)采用的筛选方法是一种反复迭代的筛选方法能够将信号的频率从高到低的筛选出来，是否可以采用这样的方式重新设计神经网络的结构使得提取的特征具有明确的物理意义，从而揭示神经网络的可解释性，能够从信号处理的角度更好地解释AI可解释性。本文在研究基于雷达小样本下的人体动作行为识别的基础上，从信号处理的角度出发，进一步揭示深度学习的可解释性。

最后随着雷达分辨率性能的提高，硬件平台的尺寸越来越小，成本越来越低，基于雷达人体动作/行为识别研究能够区分高度相似的不同类型人体动作/行为，室内雷达人体动作识别的应用已经成为现实。本课题作为博士期间的研究内容，无论从理论方面还是实际应用都能够有所突破，如果时间上允许的话，攻读博士研究生期间布置一些小型的雷达节点，然后通过分布式的无线传感器网络最终实现人体动作/行为的识别。

4.3 研究内容的实施方案及可行性分析

对于本课题的几个研究主要内容，目前在硕士期间已经对现有基于雷达人体动作/行为识别有了一定的研究基础，下面针对这些具体的实施方案和处理结果进行详细的介绍。

4.3.1 基于迁移学习方法的小样本雷达人体动作/行为识别

迁移学习主要有两种训练策略：1)使用基础数据集上的预训练网络模型，并利用该预训练网络模型在目标数据集中再次训练所有层，调节整体的参数，使得该模型更加是适合目标数据集中的样本；2）冻结除最后一层的所有层(即权重不更新)并利用目标数据集中的样本训练最后一层，调节最后一层的参数，使得目标领域能够取得更好的学习效果。由于雷达探测人体动作/行为的成本较高、技术难度较大、数据量较少，因此本课题通过含有丰富标签的大规模数据集(例如ImageNet数据集、MOCAP数据集)预训练一个模型，然后利用实际采集的雷达人体动作/行为回波信号的小样本数据集上进行微调整个模型参数，训练时固定原有的基础网络参数，利用才小样本数据进行网络参数训练，从而微调整个网络结构，，最终训练一个适合小样本下人体动作/行为识别模型，可以大大提高人体动作/行为小样本下的分类识别任务。具体基于迁移学习方法的小样本雷达人体动作/行为识别框架，如下图所示：

人体动作/

行为识别

迁移学习

Mocap数据集

预训练

时间-距离-时频谱图

多普勒频谱图

已训练好的模型

微调预训练模型

Model

时间-距离图

人体动作回波信号

时间-多普勒图图

加载人体动作/行为回波信号小样本数据集

图1 基于迁移学习方法的小样本下雷达人体动作/行为识别

图1为基于迁移学习方法的小样本下雷达人体动作/行为识别流程框图，本课题利用迁移学习领域的知识解决小样本小的雷达人体动作/行为识别问题，首先收集利用雷达探测人体不同类型动作/行为信号数据样本集，然后将这些样本数据做多普勒分析得到若干个多普勒频谱图，将这些频谱图作为微调数据集。利用一些公开的相似数据集预训练一个模型(例如ImageNet数据集、Mocap数据集)，然后利用微调数据集微调预训练模型，最后利用采集的小样本雷达人体动作数据验证该已训练模型的识别效果。

4.3.2 基于元学习方法的小样本雷达人体动作/行为识别

元学习的目的是在各种不同的学习任务中学习一个模型，可以仅用少量的样本数据就能够解决一些新的学习任务。通过建立在当前所面对的任务基础上，使用不同分类器作为支撑集，寻找模型的超参数和参数，从之前的经验快速学习新的知识而不是把新的任务孤立起来。院学习方法一般有两级，第一集是快速获取每个任务的知识；第二级是较慢地提取所有任务中学到的信息，通过知识诱导来表达每种学习方法如何在不同的学习问题上执行，从而发现元知识。本课题针对小样本的雷达回波信号模仿院学习方法，通过构建不同的学习任务，使用不同的分类器作为支撑集函数，寻找模型的超参数和参数。

**Divide into**

人体动作/行为

识别

Model

…

|  |
| --- |
| Task1 |
| Task2 |
| … |
| Taskn |
| Test |

多普勒频谱图

时间-多普勒频谱图

距离-多普勒频谱图

时间-距离-多普勒频谱图

人体动作回波信号

图2 基于元学习的小样本雷达人体动作/行为识别框架

本课题针对小样本的雷达回波信号模仿元学习方法，通过构建不同的学习任务，利用不同任务之间随时间的推移改进学习的过程，从而能够学习到一个适合小样本的雷达人体动作/行为回波信号模型，如上图2所示。本课题首先利用人体动作/行为回波信号进行时频多普勒频谱图，然后将这些频谱图划分为若干个不同的任务，然后通过不同任务之间岁时间推移改进学习，最后生成一个适合小样本的雷达人体动作/行为识别模型，并利用测试样本数据集验证本课题提出的元学习小样本识别模型。

4.3.3 基于度量学习方法的小样本下雷达人体动作/行为识别

度量学习旨在利用训练数据学习出有效的距离度量，进而有效地描述样本之间的相似度。度量学习的目标时学习一个从图像嵌入到空间的映射，在该空间中，同一类图像彼此之间的距离较近，而不同的图像距离较远，是对样本间距离分布进行建模。常见的度量学习有匹配网络、原型网络和孪生网络。本课题针对小样本下的雷达人体动作/行为识别的回波信号，借鉴匹配网络、原型网络和孪生网络中的方法，将通信信号处理中度量信号之间差异性的指标结合到已有的度量学习方法中，从而设计出一种适用于小样本下的人体动作/行为识别方法。例如借鉴匹配网络中的思想，将训练数据集和测试数据集分别采用一些处理方法提取不同类型人体类型人体动作/行为的特征，然后利用通信信号处理领域中度量信息的方法度量训练数据集和测试数据集之间的相似度，从而对不同类型人体动作/行为进行分类识别。下图3为本课题基于度量学习方法的设计适合小样本的雷达人体动作/行为识别的框图。

度量信号相似度的方法

Divided into

人体动作回波信号

多普勒频谱图

时间-多普勒频谱图

距离-多普勒频谱图

时间-距离-多普勒频谱图

NN

|  |
| --- |
| Train data |
| Test data |

计算相似度

频谱分析

人体动作/

行为识别

NN

针对原始回波信号

图3 基于度量学习的小样本下雷达人体动作/行为识别框架

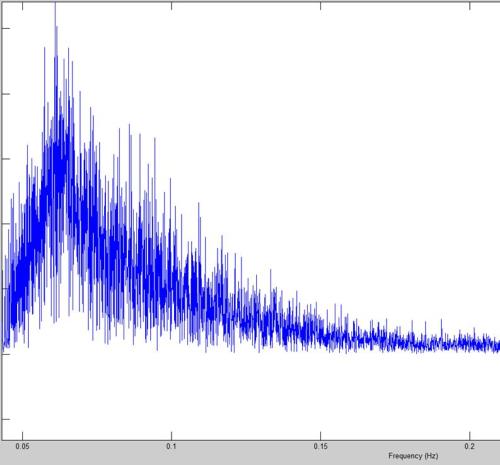
本课题针对基于度量学习的小样本下雷达人体动作/行为识别，首先对回波信号进行频谱分析获得若干个频谱图，然后在对这些频谱图划分为训练数据集和测试数据集，并借鉴匹配网络中的方法分别对训练数据集和测试数据集采用神经网络中某些算法提取训练数据集和测数据集中人体回波的重要特征，最后引入信号处理中度量信号相似度的方法计算训练数据和测试数据的相似度，最后根据相似度对不同人体动作/行为进行识别。其中该方法不仅考虑了频谱图的方法还很好的保留了原始动作回波信号的数据，结合度量学习中的思想呢并引入信号处理中计算信号相似度的方法设计一种基于度量学习的小样本雷达人体动作/行为识别框架。

4.3.4 基于数据增强方法的小样本雷达人体动作/行为识别

数据增强是扩充数据样本规模的一种有效方法，深度学习是基于大数据的一种方法，只有数据的规模越大、质量越好，模型才能够有更好的泛化性能，然而实际采集数据的时候往往很难覆盖掉全部的场景。数据增强主要有两个作用：1)增加训练的数据量，提高模型的泛化性能；2）增加噪声数据，提高模型的鲁棒性。本课题基于数据增强的方法扩充数据集的大小，但是这里阐述的数据增强方法不是简单地通过旋转、亮度变化、翻转等方法实现数据增强，而是通过结合注意力机制对整个回波信号中某一段更加关注的部分进行增强，对回波信号中某一种类型人体动作/行为中比较重要的部分结合注意力机制对该部分进行增强，例如一个人走路时摆臂的最高处和最低处，从而实现整体数据增强的方法扩充现有的数据集大小，从而解决小样本下由于样本数据量较小而带来的过拟合现象。

4.3.5 基于图网络结构的小样本雷达人体动作/行为识别

图结构是对一组对象(节点)及其关系(边)进行建模。图神经网络是一类基于深度学习的处理图像信息的方，由于其较好的性能和可解释性成为一种广泛的分析方法。现有的图神经网络大多是针对图像淋雨，将每一个图像作为图网络的一个节点，然后利用不同节点之间的相似度进行传播。本课题将雷达人体动作/行为回波信号看成是一个无线传感器网络中的若干个节点的缩影，提出一种新的图网络概念，即将离散信号的每一个节点作为一个网络节点，其次信号可以从时域和频域两方面展开研究，以一定间隔的时间或者频率进行采样，采样的点就认为是网络中的一个节点，通过图网络节点之间的传递性(这里叙述的传递性引入类似RNN、LSTM时间序列中的联系)展开研究，从而能够提取一个样本的最大信息量，最终实现在样本下能够对人体动作/行为进行精准到的识别。图4为某一样本数据的信号图，每一个采样的点都作为一个网路节点，然后通过图网络节点之间的传递性，即采用类似RNN和LSTM中将不同节点关联起来，提取每一个样本的最大信息量，从而设计出一种小样本下的雷达人体动作/行为识别框架。



图网络信号节点

图4 图网络信号

4.3.6 基于LSTM方法的小样本雷达人体动作/行为识别

循环神经网络(RNN)是一种处理序列数据的神经网络，相比一般的神经网络来说，它能够处理序列变化的数据。长短记忆网络是一种特殊的RNN，主要是为了解决长序列训练过程中的梯度消散和梯度爆炸问题。简单来说，相比普通的RNN，LSTM能够在更长的系列中有更好的表现。



图5 LSTM流程图

LSTM内部主要有三个阶段：

1. 忘记阶段。这个阶段主要是对上一个节点传进来的输入进行选择性忘记。简答来说就是会“忘记不重要的， 记住重要的”，通过计算得到(f表示forget)来作为忘记门控，来控制上一个状态哪些需要留哪些需要忘记。

2. 选择记忆阶段。该阶段将输入有选择性的进行“记忆”。主要是会对输入进行选择记忆。哪些重要则着重记录下来，那些不重要的，则少记一些。当前的输入内容由前面计算得到的z表示。而选择门控信号则是由(i表示information)来进行控制。

3. 输出阶段。这个阶段将决定哪些将会被当成当前阶段的输出。主要是通过来进行控制的。并且对上一阶段得到的进行了放缩(通过一个tanh激活函数进行变换)。



图6基于LSTM的小样本雷达人体动作/行为识别框架

本课题采用LSTM方法对不同类型人体动作/行为进行识别分类，首先对不同类型人体动作/行为回波信号进行时频分析得到相应的时频谱图，然后对这些时频谱图分别进行CNN处理，提取每一种类型人体动作/行为回波信号的高层语义特征，然后将这些特征作为LSTM算的输入，然后分别进行忘记阶段、选择记忆阶段和输出阶段操作，提取该类型人体动作的时序相关的特征信息，最后通过softmax对不同类型人体动作/行为进行分类识别。这里只是采用LSTM在小样本下肯定是不行的，还需要再考虑下如何改造LSTM,使得LSTM的变种能够适合小样本下的人体动作识别。

4.3.7 基于GAN方法的小样本学习

GAN网络主要由两个网络构成，生成网络G和辨别网络D，生成模型G的思想是将一个噪声包装成一个逼真的样本，判别模型D则需要判断送入的样本是真实的还是假的样本，即共同进步的过程，辨别模型D对样本的判别能力不断上升，生成模型G的造假能力也不断上升。

需要注意的是，生成模型G的输入是服从-1~1均匀分布的随机变量，输出为一张图片（或者其他，这里我们需要图片而已），因此，生成网络的结构是一个反卷积网络，即对应CNN中的可视化操作，由随机变量生成图片的过程。

GAN是在学习从随机变量到训练样本的映射关系，其中随机变量可以选择服从正太分布，那么就能得到一个由多层感知机组成的生成网络，网络的输入是一个一维的随机变量，输出是一张图片。如何让输出的伪造图片看起来像训练样本，Goodfellow采用了这样一种方法，在生成网络后面接上一个多层感知机组成的判别网络，这个网络的输入是随机选择一张真实样本或者生成网络的输出，输出是输入图片来自于真实样本或者生成网络的概率，当判别网络能够很好的分辨出输入是不是真实样本时，也能通过梯度的方式说明什么样的输入更加像真实样本，从而通过这个信息来调整生成网络。从而需要尽可能的让自己的输出像真实样本，而则尽可能的将不是真实样本的情况分辨出来。



图7 基于GAN的信号生成示意图

本课题主要研究小样本下的雷达人体动作/行为识别，由于雷达探测人体动作回波信号的采集难度大、成本高且不易采集大量的数据，因此已有的基于雷达人体动作/行为数据集偏小，因此本课题通过GAN来扩充数据集的大小。目前GAN方法主要用于图像生成中，因此本课题基于GAN方法的小样本雷达人体动作/行为识别的第一阶段考虑将雷达回波信号进行时频分析得到若干个时频图，将时频图暂时视为图像，然后利用GAN技术来扩充数据集从而能够实现小样本下的雷达人体动作识别。该方法的第二阶段尝试利用GAN生成一般的信号如图7所示，通过对比生成信号做简单的频域或者时频分析，将原始回波信号也做相应的分析，然后进行对比，检验生成信号的质量。最后考虑将雷达回波信号直接利用GAN方法生成大量的数据用于不同类型人体动作/行为的识别研究。

4.3.8 基于元强化学习方法的小样本雷达人体动作/行为识别

元强化学习是院学习应用到强化学习的一个研究方向，核心的想法就是希望模型在学习大量的强化学习任务中获取足够的先验知识，然后在面对新的强化学习任务时能够学习更快、学的更好，能够自适应新环境。

元强化学习解决强化学习中存在的如下问题:1）样本利用率非常低；2）表现很多时候不够好；3）深度强化学习成功的关键离不开奖励函数，然是这种奖励函数是比较难设计的；4）对环境的过拟合；5）不稳定性。



图8 元强化学习示意图

本课题考虑将强化学习引入进来展开研究，目前你初步考虑元强化学习的思路是：人体动作/行为具有一定的连续性或者衔接性，同样是朝着某一种既定的轨迹前进，因此我们是否可以参照强化学习中的奖励机制，设计一种奖励函数，使得小样本数据不断地自我学习从而达到最终准确预测的目的。其次是模仿不同层级任务按照元学习的思路将设计，设计一种基于元强化学习在小样本下的人体动作/行为识别框架。

4.3.9 基于统计学时序分析方法的小样本人体动作/行为识别

时间序列分析动态数据处理的统计方法，研究随机数据序列所遵从的统计规律，以用于解决实际问题；时间序列通常由4种要素组成：趋势、季节变动、循环波动和不规则波动。主要方法有移动平均滤波与指数平滑法、ARIMA横型、量ARIMA横型、ARIMAX模型、向呈自回归横型、ARCH族模型时间序列是指同一变量按事件发生的先后顺序排列起来的一组观察值或记录值。构成时间序列的要素有两个：其一是时间，其二是与时间相对应的变量水平。实际数据的时间序列能够展示研究对象在一定时期内的发展变化趋势与规律，因而可以从时间序列中找出变量变化的特征、趋势以及发展规律，从而对变量的未来变化进行有效地预测。

基于雷达人体动作/行为识别的回波信号属于一种时间序列信号，本课题考虑利用时序信号处理方法对回波信号进行分析，提取人体动作/行为回波信号中的关键有效特征，然后在根据这些特征对不同类型人体动作/行为进行识别，其次由于回波信号是一种连续时间序列信号，我们可以通过引入信号处理中的时间窗函数，对信号进行分割，提取连续人体动作/行为回波信号中的每一种类型人体动作/行为，对这些不同类型的人体动作/行为进行识别。最后利用时间关联性能够预测接下来的人体行为，能够提前告知预警，防患于未然。

4.3.10 深度学习的可解释性

人体动作/行为的图像数据和利用雷达探测的人体动作行为回波数据之间所包含的信息量差异巨大，图像数据(以256\*256像素为例)所包含的信息较少，而雷达探测的回波信号数据往往数据大小非常大既包含了时域信息也包含了频域信息，同时还可以利用时频域的信息。因此本课题研究基于雷达的小样本下人体动作/行为识别，以信号的角度作为切入点，改造深度学习的神经网络架构，使得网络能够更好的学习到信号中的各种属性信息，最终实现小样本的人体动作识别。

众所周知深度学习都被广泛的认为是一种黑盒子模型，虽然能够通过这些模型取得比较好的效果，然而却很难解释为什么会有这么好的效果，都是做一些探索性的尝试，出现该问题主要是由于这些模型提取的相关信息不像信号中有很好的理论基础，能够明确提取到特征的物理含义。例如卷积神经网络中使用最多的是卷积层操作和池化层操作，而信号处理中的卷积操作不仅仅是像卷积神经网络中的点积求和的方式而是以更加全面的卷积操作，此外深度学习中的池化操作主要包括最大池化操作平均池化操作，这是信号筛选的最基本方法，而信号处理存在大量的更为复杂的信号筛选方式，例如经验模态分解(EMD)采用的筛选方法是一种反复迭代的筛选方法能够将信号的频率从高到低的筛选出来，是否可以采用这样的方式重新设计神经网络的结构使得提取的特征具有明确的物理意义，从而揭示神经网络的可解释性，能够从信号处理的角度更好地解释AI可解释性。本文在研究基于雷达小样本下的人体动作行为识别的基础上，从信号处理的角度出发，进一步揭示深度学习的可解释性。

4.4 预计创新点

1. 基于迁移学习方法的小样本雷达目标识别

2. 基于元学习方法的小样本雷达目标识别

3. 基于度量学习方法的小样本雷达目标识别

4. 基于数据增强方法的小样本雷达目标识别

5. 基于图神经网络方法的小样本雷达目标识别

6. 基于GAN方法的小样本雷达目标识别

7. 基于元强化学习方法的小样本雷达目标识别

8. 从小样本学习探索深度学习的可解释性(目前主要从图神经网络和GAN方法来展开这方面的研究，将信号处理及控制方法论引入深度学习中，跟踪信号在深度学习中的状态变化，来揭示深度学习的可解释性)

上述的创新点均不是单独存在，每一种方法都是相互交叉的，最终目标是通过上述理论研究点的深入，不知一些小型的雷达节点，通过分布式的无线传感器网络结合上述的理论研究方法完成一套基于雷达在小样本下的人体动作/行为识别框架及解决方案。

参考文献：

[1] Seyfioğlu M S, Özbayğglu A M, Gurbuz S Z. Deep convolutional autoencoder for radar-based classification of similar aided and unaided human activities[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018.

[2] Fioranelli F, Ritchie M, Griffiths H. Analysis of polarimetric multistatic human micro-Doppler classification of armed/unarmed personnel[C]//Radar Conference (RadarCon), 2015 IEEE. IEEE, 2015: 0432-0437.

[3] A Survey of Deep Learning-Based Human Activity Recognition in Radar

[4] Koch, Gregory, Richard Zemel, and Ruslan Salakhutdinov. "Siamese neural networks for one-shot image recognition." ICML Deep Learning Workshop. Vol. 2. 2015.

[5] Oriol Vinyals, Charles Blundell, Tim Lillicrap, Daan Wierstra, et al. Matching networks for one shot learning. In Advances in Neural Information Processing Systems, pages 3630–3638, 2016.

[6] Snell, Jake, Kevin Swersky, and Richard Zemel. "Prototypical networks for few-shot learning." Advances in Neural Information Processing Systems. 2017.

[7] Santoro A, Bartunov S, Botvinick M, et al. One-shot learning with memory-augmented neural networks[J]. arXiv preprint arXiv:1605.06065, 2016.

[8] Finn, Chelsea, Pieter Abbeel, and Sergey Levine. "Model-agnostic meta-learning for fast adaptation of deep networks." Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning-Volume 70. JMLR. org, 2017.

[9] Giansanti D, Maccioni G, Macellari V. The development and test of a device for the reconstruction of 3-D position and orientation by means of a kinematic sensor assembly with rate gyroscopes and accelerometers[J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 2005, 52(7): 1271-1277.

[10] Anderson D, Luke R H, Keller J M, et al. Linguistic Summarization of Video for Fall Detection Using Voxel Person and Fuzzy Logic[J]. Computer Vision & Image Understanding Cviu, 2009, 113(1):80-89.

[11] Sixsmith A, Johnson N, Whatmore R. Pyroelectric IR sensor arrays for fall detection in the older population[C]//Journal de Physique IV (Proceedings). EDP sciences, 2005, 128: 153-160.

[12] Yazar A, Keskin F, Töreyin B U, et al. Fall detection using single-tree complex wavelet transform[J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(15): 1945-1952.

[13] Augusto J C, Nakashima H, Aghajan H. Ambient intelligence and smart environments: A state of the art[M]//Handbook of ambient intelligence and smart environments. Springer, Boston, MA, 2010: 3-31.

[14] Augusto J C, McCullagh P. Ambient intelligence: Concepts and applications[J]. Computer Science and Information Systems, 2007, 4(1): 1-27.

[15] Ramos C, Augusto J C, Shapiro D. Ambient intelligence—the next step for artificial intelligence[J]. IEEE Intelligent Systems, 2008, 23(2): 15-18.

[16] Liu L, Popescu M, Skubic M, et al. An automatic fall detection framework using data fusion of Doppler radar and motion sensor network[C]//Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2014 36th Annual International Conference of the IEEE. IEEE, 2014: 5940-5943.

[17] Seyfioğlu M S, Özbayğglu A M, Gurbuz S Z. Deep convolutional autoencoder for radar-based classification of similar aided and unaided human activities[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018.

[18] Ding C, Zhang L, Gu C, et al. Non-Contact Human Motion Recognition Based on UWB Radar[J]. IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, 2018, 8(2): 306-315.

[19] Li C, Lubecke V M, Boric-Lubecke O, et al. A review on recent advances in Doppler radar sensors for noncontact healthcare monitoring[J]. IEEE Transactions on microwave theory and techniques, 2013, 61(5): 2046-2060.

[20] Lien J, Gillian N, Karagozler M E, et al. Soli: Ubiquitous gesture sensing with millimeter wave radar[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2016, 35(4): 142.

[21] Fan T, Ma C, Gu Z, et al. Wireless hand gesture recognition based on continuous-wave Doppler radar sensors[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2016, 64(11): 4012-4020.

[22] Fioranelli F, Ritchie M, Griffiths H. Multistatic human micro-Doppler classification of armed/unarmed personnel[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2015, 9(7): 857-865.

[23] Kim Y, Ha S, Kwon J. Human detection using Doppler radar based on physical characteristics of targets[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(2): 289-293.

[24] Yarovoy A G, Zhuge X, Savelyev T G, et al. Comparison of UWB technologies for human being detection with radar[C]//2007 European Microwave Conference. IEEE, 2007: 1574-1577.

[25] Liu L, Liu S. Remote detection of human vital sign with stepped-frequency continuous wave radar[J]. IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing, 2014, 7(3): 775-782.

[26] Lyonnet B, Ioana C, Amin M G. Human gait classification using microdoppler time-frequency signal representations[C]//2010 IEEE Radar Conference. IEEE, 2010: 915-919.

[27] An Q, Li Z, Liang F, et al. Wavelet based human target detection in complex ruins using a low center frequency UWB radar[C]//2016 Progress in Electromagnetic Research Symposium (PIERS). IEEE, 2016: 1744-1747.

[28] Kim Y, Ling H. Human activity classification based on micro-Doppler signatures using a support vector machine[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(5): 1328-1337.

[29] Wang M, Zhang Y D, Cui G. Human motion recognition exploiting radar with stacked recurrent neural network[J]. Digital Signal Processing, 2019, 87: 125-131.

[30] Parashar K N, Oveneke M C, Rykunov M, et al. Micro-Doppler feature extraction using convolutional auto-encoders for low latency target classification[C]//2017 IEEE Radar Conference (RadarConf). IEEE, 2017: 1739-1744.

[31] Zenaldin M, Narayanan R M. Features associated with radar micro-Doppler signatures of various human activities[C]//Radar Sensor Technology XIX; and Active and Passive Signatures VI. International Society for Optics and Photonics, 2015, 9461: 94611D.

[32] Lv H, Lu G H, Jing X J, et al. A new ultra‐wideband radar for detecting survivors buried under earthquake rubbles[J]. Microwave and Optical Technology Letters, 2010, 52(11): 2621-2624.

[33] Ding C, Zhang L, Gu C, et al. Non-Contact Human Motion Recognition Based on UWB Radar[J]. IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, 2018, 8(2): 306-315.

[34] Javier R J, Kim Y. Application of linear predictive coding for human activity classification based on micro-Doppler signatures[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(10): 1831-1834.

[35] Gan L, Zhou L, You X. A new GPR image de-nosing method based on BEMD[C]//Proceedings 2014 IEEE International Conference on Security, Pattern Analysis, and Cybernetics (SPAC). IEEE, 2014: 328-331.

[36] Javier R J, Kim Y. Application of linear predictive coding for human activity classification based on micro-Doppler signatures[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(10): 1831-1834.

[37] Cao P, Xia W, Ye M, et al. Radar-ID: human identification based on radar micro-Doppler signatures using deep convolutional neural networks[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2018, 12(7): 729-734.

[38] Du, H.; He, Y.; Jin, T. Transfer Learning for Human Activities Classification Using Micro-Doppler Spectrograms. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computational Electromagnetics (ICCEM), Chengdu, China, 26–28 March 2018; pp. 1–3.

[39] Seyfiog lu,M.S.;Gürbüz,S.Z.Deep neural network initialization methods for micro-Doppler classification with low training sample support. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 2017, 14, 2462–2466.

[40] Park, J.; Javier, R.J.; Moon, T.; Kim, Y. Micro-Doppler based classification of human aquatic activities via transfer learning of convolutional neural networks. Sensors 2016, 16, 1990.

[41] Kim, Y.; Park, J.; Moon, T. Classification of micro-Doppler signatures of human aquatic activity through

simulation and measurement using transferred learning. In Proceedings of the Radar Sensor Technology XXI. International Society for Optics and Photonics, Anaheim, CA, USA, 10–12 April 2017; Volume 10188, p. 101880V.

[42] Lang, Y.; Wang, Q.; Yang, Y.; Hou, C.; Huang, D.; Xiang, W. Unsupervised Domain Adaptation for Micro-Doppler Human Motion Classification via Feature Fusion. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 2018, 6, 392–396.

[43]Xing,T.;Sandha,S.S.;Balaji,B.;Chakraborty,S.;Srivastava,M.EnablingEdgeDevicesthatLearnfromEach Other: Cross Modal Training for Activity Recognition. In Proceedings of the 1st International Workshop on Edge Systems, Analytics and Networking, Munich, Germany, 10–15 June 2018; ACM: New York, NY, USA, 2018; pp. 37–42.