

雷达微弱信号检测算法性能提升

黄友

桂林长海发展有限责任公司，广西桂林市，541001；

摘要：雷达微弱信号检测技术在军事预警、民用气象监测等众多领域占据关键地位，随着雷达技术的持续革新，其对微弱信号检测的需求呈现出迅猛增长态势。不过，在实际应用中，环境噪声、系统内部干扰等因素，给微弱信号检测工作带来了诸多严峻挑战。本文聚焦于雷达微弱信号检测算法性能提升的研究，深入剖析现有算法的优势与不足，针对性地提出优化改进方案，并通过严谨的实验对其有效性进行验证。研究伊始，详细阐述了雷达微弱信号检测的基础原理与常见算法；随后，深入挖掘现有算法在复杂环境下的性能瓶颈；接着，创新性地提出一种基于深度学习的微弱信号检测算法，并对其实现流程进行全面细致的阐述；最后，借助仿真实验与实际数据，充分验证了所提算法的卓越性能。实验结果显示，该算法在检测精度、抗噪声能力以及计算效率等方面均实现了显著提升，为雷达微弱信号检测提供了全新且有效的解决方案。

关键词：雷达微弱信号检测；深度学习；抗噪能力；计算效率

DOI：10.69979/3041-0673.25.10.033

引言

在现代雷达系统的运行体系中，微弱信号检测技术无疑是极为关键的核心组成部分，在目标探测、精确跟踪以及准确识别等重要任务的执行过程中，发挥着无可替代的关键作用。随着雷达应用场景朝着多元化方向不断拓展，无论是军事领域的远程侦察、精确打击，还是民用领域的空中交通管制、海洋监测，都对微弱信号检测能力提出了更高要求。然而，现实环境中，环境噪声的复杂性以及系统干扰的多样性，使得微弱信号检测工作困难重重。传统的雷达微弱信号检测算法，在应对复杂多变的环境时，其性能表现往往难以满足实际应用需求。

近年来，深度学习技术凭借在图像处理、语音识别等领域取得的突破性成果，为解决雷达微弱信号检测难题带来了新的契机。其强大的特征提取和模式识别能力，为提升雷达微弱信号检测算法性能提供了全新的思路和方法。本文围绕如何借助深度学习技术优化雷达微弱信号检测算法展开深入研究，通过系统分析现有算法的优缺点，提出切实可行的改进方案，并通过科学严谨的实验对改进效果进行验证。这项研究不仅具有重要的理论价值，也有望为实际应用提供有效的技术支持，推动雷达微弱信号检测技术的发展。

1 雷达微弱信号检测基本原理

1.1 雷达信号模型

雷达信号模型是开展微弱信号检测工作的基石。雷达发射的电磁波在传播过程中，一旦遇到目标，便会产

生携带目标信息的回波信号，这些信息涵盖目标的距离、运动速度以及方位等关键参数。在理想状态下，回波信号可以通过发射信号与目标反射系数的卷积运算来表示。但在实际环境中，回波信号不可避免地会受到噪声、杂波等干扰因素的影响，致使信号质量大幅下降。因此，构建精准的雷达信号模型，是实现微弱信号有效检测的重要前提，它能够帮助我们更准确地理解信号的特征和变化规律，为后续检测算法的设计提供可靠依据。

1.2 微弱信号检测的挑战

微弱信号检测面临的核心难题在于如何准确区分信号与噪声。由于微弱信号本身功率较低，在噪声的干扰下，很容易被淹没，导致检测难度急剧增加。此外，复杂环境中存在的多径效应，即信号经过多条路径传播到达接收端，会使信号产生时延和相位变化；杂波干扰则会形成与目标信号相似的波形，这些因素都会对信号检测产生严重的负面影响。所以，探索有效的方法来提高信号与噪声的信噪比，增强信号的可检测性，成为微弱信号检测领域亟待解决的关键问题。

1.3 常用检测算法

目前，在雷达微弱信号检测领域，常用的算法主要包括匹配滤波、恒虚警率检测以及时频分析等^[1]。匹配滤波算法通过对接收信号和发射信号进行相关运算，能够在一定程度上提升信号的信噪比，增强信号的可检测性。恒虚警率检测算法通过自适应地调整检测门限，确保在不同环境条件下虚警率保持恒定，从而实现稳定的信号检测。时频分析算法则是从信号的时间和频率两个

维度进行分析，提取目标信号的特征，适用于处理具有时变特性的信号。这些算法在各自适用的场景中都有一定的优势，但在复杂多变的实际环境下，都存在着不同程度的局限性，难以满足日益增长的检测需求。

2 现有算法的性能瓶颈

2.1 匹配滤波算法的局限性

匹配滤波算法在处理低信噪比信号时，其性能会出现明显的下降。该算法的有效性高度依赖于发射信号的先验知识，当信号在传播过程中受到多径效应的影响，导致信号发生畸变，或者出现非线性失真的情况时，匹配滤波的效果将大打折扣^[2]。此外，匹配滤波算法在计算过程中，需要进行大量的卷积运算，计算复杂度较高，在对实时性要求较高的应用场景中，难以快速准确地完成信号检测任务，限制了其实际应用范围。

2.2 恒虚警率检测算法的不足

恒虚警率检测算法在处理非均匀杂波环境时，其性能表现并不稳定。该算法的检测性能取决于对杂波统计特性的准确估计，然而在实际环境中，当杂波分布不均匀，或者存在强干扰信号时，对检测门限的估计就会产生较大误差，进而导致检测性能下降。在多目标场景下，恒虚警率检测算法还容易出现目标漏检或者虚警的情况，无法满足复杂环境下对多个目标进行准确检测的需求。

2.3 时频分析算法的局限

时频分析算法在处理非平稳信号时，面临着诸多限制。由于该算法主要依赖于信号的时频特性来提取目标特征，当信号出现快速变化，或者存在非线性失真时，准确提取时频特征的难度显著增加。而且，时频分析算法在计算过程中涉及到大量的时频变换运算，计算复杂度高，难以满足实时处理的要求，在一些对检测速度有严格要求的应用场景中，其应用受到了较大的制约^[3]。

3 基于深度学习的微弱信号检测算法

3.1 深度学习的基本原理

深度学习作为一种基于人工神经网络的机器学习方法，其核心在于通过构建多层非线性变换的网络结构，实现对数据特征的自动提取与抽象。其中，人工神经网络模仿生物神经元的工作机制，由大量的神经元（节点）相互连接构成，每个神经元接收来自其他神经元的输入信号，并通过激活函数进行非线性变换后输出。随着网络层数的增加，深度学习模型能够逐层挖掘数据中复杂的层级关系，从原始数据中提取出从低级到高级的多层次特征表示，这种强大的特征学习能力使其在处理复杂、

非线性的数据时展现出卓越的性能。

在雷达微弱信号检测领域，由于实际环境中信号往往受到强噪声干扰，传统检测方法在处理此类复杂信号时面临诸多挑战。而深度学习凭借其独特优势，通过对海量信号与噪声数据的学习，能够深入挖掘两者的分布特性和内在规律。例如，在雷达回波信号中，微弱目标信号的特征往往淹没在复杂的背景噪声和杂波之中，深度学习模型可以通过学习大量的历史数据，建立起信号与噪声之间的概率分布模型，从而实现对微弱信号的精准识别与检测。相较于传统方法，深度学习不仅能提高检测的精度，还能有效增强算法的抗噪能力，适应复杂多变的实际检测环境^[4]。

3.2 网络结构设计

基于卷积神经网络（CNN）的微弱信号检测算法，灵感源于生物视觉皮层机制，适合处理图像、信号等网格结构数据。其局部连接与权值共享特性，大幅减少参数数量，提升模型泛化能力，在高维数据处理中优势显著。

CNN网络架构包含输入层、卷积层、池化层、全连接层与输出层。输入层接收预处理后的雷达信号数据，并转化为网络可处理格式；卷积层作为核心组件，通过卷积核与数据卷积操作，提取如边缘、频率等局部特征，多层堆叠实现特征的逐层抽象；池化层执行下采样，采用最大池化或平均池化，在保留关键信息的同时降低数据维度与计算量，有效抑制过拟合；全连接层整合卷积与池化后的特征，经非线性变换生成特征向量，完成从局部到全局特征的转换；输出层借助softmax函数处理特征向量，转化为概率分布，最终判定输入信号中是否存在微弱目标信号。

3.3 训练与优化

为了进一步提升CNN网络的检测性能，本文采用了多种优化策略。数据增强是一种有效的手段，通过对训练数据进行旋转、平移、缩放等操作，扩充了数据的多样性。在微弱信号检测中，不同的环境条件和信号传播路径会导致信号呈现出不同的形态，数据增强能够模拟这些实际情况，使模型能够学习到更多不同形态的信号特征，从而提高模型的泛化能力，增强其在实际应用中的适应性。

正则化通过在损失函数中引入L2正则项，对模型的参数进行约束。在训练过程中，过大的参数值可能导致模型过拟合，而L2正则项通过对参数进行惩罚，限制参数的大小，使模型的参数分布更加平滑，有效防止模型出现过拟合现象，保证模型在训练集和测试集上都能保持良好的性能。

学习率调整根据模型训练的进程，动态地调整学习率大小。在训练初期，较大的学习率可以加快模型的收敛速度，使其快速接近最优解；随着训练的推进，当模型接近最优解时，采用较小的学习率可以避免因步长过大而错过最优解，从而加速模型的收敛过程，提高训练效率和模型性能。

此外，建议合理运用交叉验证和早停策略。交叉验证将训练数据划分为多个子集，通过在不同子集上进行训练和验证，对模型在不同数据集上的表现进行全面评估，避免因数据集划分不合理导致的评估偏差。早停策略则通过监控模型在验证集上的性能，当模型在验证集上的性能不再提升时，及时停止训练，避免过度训练，进一步优化模型的性能，节省计算资源和训练时间。

4 实验与结果分析

4.1 实验设置

为了全面验证所提算法的有效性，本文分别开展了仿真实验和实际数据验证。在仿真实验中，借助 MATLAB 软件生成不同信噪比条件下的雷达信号，模拟复杂多变的实际环境，构建多样化的信号检测场景^[5]。实际数据则来源于某型雷达采集的真实回波信号，以此检验算法在实际应用中的性能表现。实验过程中，将所提算法与匹配滤波、恒虚警率检测、时频分析等传统算法的检测性能进行了详细对比，从多个维度评估算法的优劣。

4.2 检测精度分析

实验结果表明，在所设定的不同信噪比条件下，本文提出的算法在检测精度方面均优于传统算法。尤其是在低信噪比环境下，该算法的检测精度相较于匹配滤波和恒虚警率检测算法有了显著提升。这主要得益于 CNN 网络强大的特征提取能力，通过多层非线性变换，能够深入挖掘信号与噪声的深层特征，从而有效提高了对微弱信号的识别和区分能力。此外，在处理非均匀杂波和多目标场景时，所提算法也展现出了良好的稳定性和鲁棒性，能够准确检测出目标信号，减少漏检和虚警情况的发生。

4.3 抗噪能力分析

在抗噪能力方面，所提算法同样表现优异。实验数据显示，在强噪声环境下，该算法的检测性能明显优于传统算法。这得益于数据增强和正则化等优化策略的应用，这些策略有效提升了模型的泛化能力，使其能够更好地适应复杂的噪声环境。同时，在面对信号的非线性失真和多径效应时，所提算法也表现出了良好的适应性，能够在干扰因素较多的情况下，依然保持较高的检测准

确率，为雷达在恶劣环境下的正常工作提供了有力保障。

4.4 计算效率分析

在计算效率方面，所提算法也具有明显优势。实验结果表明，该算法的计算时间显著低于时频分析算法，与匹配滤波和恒虚警率检测算法基本相当。这主要归功于 CNN 网络局部连接和权值共享的结构特点，这种结构大大减少了模型的参数量和计算复杂度。此外，通过采用并行计算技术和利用 GPU 进行加速，进一步提升了算法的运行速度，使其能够满足实时处理的需求，在实际应用中具有更高的实用性和推广价值。

5 结论与展望

本文通过深入研究雷达微弱信号检测算法，针对现有算法存在的性能瓶颈，提出了一种基于深度学习的改进算法，并通过全面的实验验证了该算法的有效性。实验结果充分表明，所提算法在检测精度、抗噪能力和计算效率等关键性能指标上，均实现了显著提升，为雷达微弱信号检测提供了一种更优的解决方案。

展望未来，我们将继续致力于优化网络结构和训练策略，进一步提高算法的实时性和鲁棒性。在网络结构方面，探索更加高效的网络架构，减少模型参数，提高计算效率；在训练策略上，研究更先进的优化算法和数据增强方法，提升模型的泛化能力。同时，积极推动该算法在更多实际场景中的应用，如智能交通、安防监控等领域，不断拓展其应用范围，为相关领域的发展提供有力的技术支持，推动雷达微弱信号检测技术迈向新的高度。

参考文献

- [1] 崔啸, 吴涛, 李科, 等. 传感器飞机技术发展探析[J]. 现代雷达, 2024, 46(12): 8-17.
- [2] 曹伟. LTE 外辐射源雷达多旋翼无人机探测技术研究[D]. 国防科技大学, 2018.
- [3] 刘鲁涛, 谢良正, 莫禹涵. 旋翼无人机雷达回波特征分析与参数估计方法[J]. 国防科技大学学报, 2025, 47(02): 202-211.
- [4] 杨浩, 何丰, 张帆, 等. 雷达低信噪比回波信号自适应识别方法[J]. 激光与红外, 2025, 55(02): 209-214.
- [5] 王力, 胡文华, 畅博威, 等. 基于模态分解和小波阈值的雷达信号预处理方法研究[J]. 中国宽带, 2025, 21(03): 70-72.

作者简介：黄友，出生年月：1985.04，性别：男，民族：汉，籍贯：广西南宁市，学历：硕士研究生，职称：高级工程师，研究方向：电子对抗、信息处理。