

一种高精度的神经网络波达方向估计算法

李国彬¹, 朱清超², 宋晓鸥²

¹武警工程大学研究生大队, 陕西 西安

²武警工程大学通信工程教研室, 陕西 西安

Email: 2582046020@qq.com, tgzy0516zqc@126.com, e_miracle@163.com

收稿日期: 2021年4月20日; 录用日期: 2021年5月14日; 发布日期: 2021年5月25日

摘要

基于区间划分的神经网络DOA (波达方向)估计算法通过建立多个网络结构来进行波达方向的估计,但是对一些特定角度的信号,识别的精确度不高。为了提高神经网络算法的精确度和适用性,本文对该算法进行了改进:首先利用波束形成技术,调整天线阵元的权值,将天线阵的波束集中在每个区间所对应的角度;在区间划分上,采用边缘重叠的区间划分方式替代原有的均匀无重叠方式。相比于之前的神经网络算法,该算法的识别精确度更高,并且对于任意角度的信号都适用,最后通过仿真验证了该算法的正确性与有效性。

关键词

神经网络, DOA, 波束, 边缘重叠, 均匀无重叠

A High Precision Neural Network Direction of Arrival Estimation Algorithm

Guobin Li¹, Qingchao Zhu², Xiaou Song²

¹Graduate Brigade of Armed Police Engineering University, Xi'an Shaanxi

²Department of Communication Engineering, Armed Police Engineering University, Xi'an Shaanxi

Email: 2582046020@qq.com, tgzy0516zqc@126.com, e_miracle@163.com

Received: Apr. 20th, 2021; accepted: May 14th, 2021; published: May 25th, 2021

Abstract

The neural network DOA (Direction of Arrival) estimation algorithm based on interval division establishes multiple network structures to estimate the direction of arrival, but the accuracy of recognition is not high for some signals at specific angles. In order to improve the accuracy and

applicability of the neural network algorithm, this article has improved the algorithm: firstly, the beamforming technology is used to adjust the weight of the antenna array element, and the beam of the antenna array is concentrated at the angle corresponding to each interval; in terms of interval division, the interval division method with edge overlap is used to replace the original uniform and non-overlap method. Compared with the previous neural network algorithm, this algorithm has higher recognition accuracy and is applicable to signals of any angle. Finally, the correctness and effectiveness of the algorithm are verified by simulation.

Keywords

Neural Network, DOA, Beamforming, Edge Overlap, Uniform and No Overlap

Copyright © 2021 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

DOA 估计目前面临的主要问题就是如何快速地估计空间中多个信号源的方向, 而传统的 DOA 估计算法: 多重信号分类(MUSIC)算法、基于旋转不变技术的信号参数估计(ESPRIT)算法、Capon 算法等都需要对信号进行特征值分解, 运算量十分大, 难以保证 DOA 估计的实时性[1]。

近年来, 利用机器学习快速估计 DOA 的方法在一些场景下逐渐取代了传统的 DOA 算法, 2018 年 Huang 等人[2]将 MIMO 和 DOA 估计集成到深度学习中的非线性框架中, 能够很好地模拟出不同信道下的情况, 取得了良好的性能, 2019 年 Wang 等人提出了基于时频掩蔽的深度学习 DOA 估计算法[3], 能够应用于多种天线结构。多信源情况下的神经网络 DOA 估计算法也是研究的一个重点, 传统的神经网络算法, 通过建立多信号模型, 找出信号与角度之间映射关系, 但是算法的鲁棒性不高, 网络复杂度太大[4]。基于区间划分的神经网络算法, 将信号按角度划分到不同的区间, 而在每个区间内进行估计, 降低了网络的复杂度, 具有良好的鲁棒性[5], 但是在进行区间划分时, 很难保证划分的一个准确度, 尤其是信号的角度处于区间的边缘处, 因此本文提出了一种新的划分方式, 同时采用波束形成技术与边缘重叠划分提高区间划分的精确度, 进而提升 DOA 估计的性能。

2. 信号模型

考虑使用 M 元直线阵对信号进行接收, 信号模型结构如图 1。其中 M 表示接收阵的阵元个数, d 为阵元之间的间距, θ 为所求的信号的方向, 那么我们便可以得出相邻两个阵元在接收到信号的时间差为 $t = \frac{d \sin \theta}{c}$, 同时也可以求出任意阵元与第一个阵元的相位差为 $\varphi = \frac{2\pi f (i-1) d \sin \theta}{c}, i = 1, \dots, M$, 其中 f 表示入射信号的频率[6]。

假设阵元同时接收 N 个信号(也就是说信号的稀疏度为 N), 那么我们便可以得出第 k 个天线上的接收信号:

$$x_k(t) = \sum_{i=1}^N s_i(t) e^{-j \frac{2\pi f_i (k-1) d \sin \theta_i}{c}} + n_k(t) \quad (1)$$

其中, $s_i(t)$ 示第 i 个干扰信号的幅度, $n_k(t)$ 表示第 k 个阵元的接收到的噪声。

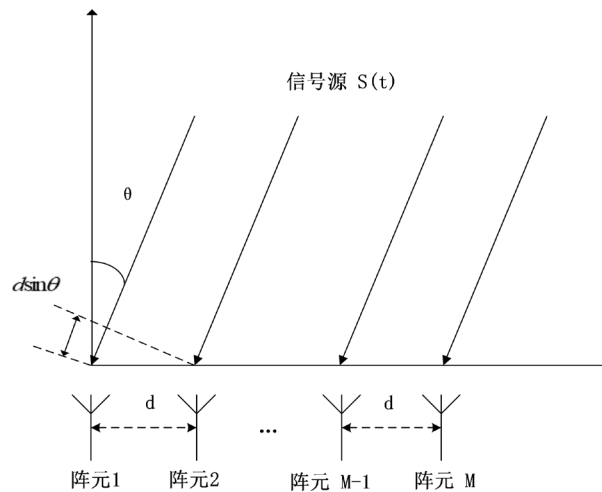


Figure 1. M-element array signal receiving model
图 1. M 元阵列信号接收模型

整个天线阵接收到的信号用矩阵形式可以表示为:

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ \vdots \\ x_M(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{-j\frac{2\pi f_1(M-1)d \sin \theta_1}{c}} & \cdots & e^{-j\frac{2\pi f_N(M-1)d \sin \theta_N}{c}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1(t) \\ \vdots \\ s_N(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_1(t) \\ \vdots \\ n_M(t) \end{bmatrix} \quad (2)$$

同样可以简化为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{AS} + \mathbf{N} \quad (3)$$

其中 \mathbf{A} 为方向矩阵, \mathbf{S} 为信号矩阵, \mathbf{N} 为噪声矩阵。对于不同的阵列, 他们的方向矩阵不同, 同时接收矩阵中还携带者 DOA 信息, 因此不同的信号源, 方向矩阵和信号矩阵都不同, 这就为我们 DOA 的估计提供了理论依据。

3. 改进的基于区间划分的神经网络 DOA 估计算法

3.1. 基于区间划分的神经网络 DOA 估计算法

基于区间划分的神经网络估计 DOA 主要可以分为四个部分, 如图 2, 包括预处理、区间划分、细分类(角度的估计)、线性插值。其中区间划分和角度的估计都通过由神经网络来完成的, 该神经网络算法相比于直接训练信号与角度之间映射关系的网络更加简单, 对于样本的适用性也更高。

预处理主要是提取信号中的有用成分, 使之成为符合网络输入的形式。包括对信号进行协方差处理(由于协方差矩阵的对称性, 取其上对角部分)、归一化处理。

区间划分是通过编码器和解码器将信号划分到不同的角度区间, 对信号的 DOA 进行一个粗略的分类。通过神经网络的训练, 编码器和解码器就相当于一个“滤波器”, 如果输入的信号角度在此编码器所对应的子区间内, 那么解码器的输出就是此信号所对应的矩阵, 否则输出为大小相同的零矩阵, 能够完成对角度的一个粗分类。这里的区间划分方式采用均匀无重叠划分。

细分类是通过神经网络对每个解码器的输出进行 DOA 估计, 每个神经网络都是相互独立的, 因此网络的复杂度大大减少, 同时也提高了多信源情况下分类效果的鲁棒性。最后将多个分类器的输出按照区间的顺序排列, 形成空间谱。

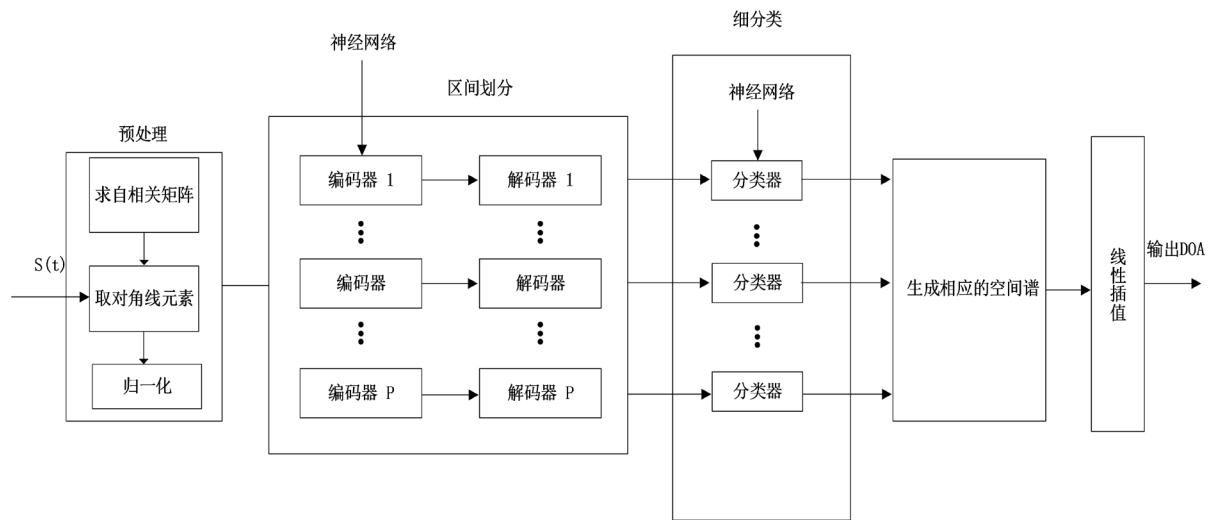


Figure 2. Flow chart of DOA estimation algorithm based on interval division neural network
图 2. 基于区间划分神经网络的 DOA 估计算法流程图

3.2. 改进的区间划分方式

编码器和解码器实质上相当于一个“滤波器”，只希望对应角度区间的信号在解码器上产生响应，其他角度区间的信号不产生响应。编(解)码器利用神经网络进行训练的方式抑制其他区间的信号特征，但是并不能完全地进行抑制，信号仍可能在非对应区间的解码器上产生响应，对后面的一个分类产生影响。波束形成技术可以通过调整每个阵元的权值系数，将天线的主波束对准任意的方向，从而增大该方向的信号增益[7]。利用波束形成技术的这一特点，通过改变每个编码器前的数据权值就可以获得该区间对应角度的高增益信号，很大程度上减小了划分误差。

在区间的划分上，如果采用不重叠的均匀划分方式，那么对一些 DOA 位于区间边缘的信号在进行分类时就会产生很大的影响。如图 3，假设编码器的个数为 6，则每个区间的长度为 30 度，当信源角度为区间边缘角度的信号通过“滤波器”时，由于“滤波器”对边缘的分类效果并不是很好，很可能受到其他区间信源的影响，将信号分到其他区间中，从而对后面 DOA 估计产生一个较大的影响。



Figure 3. Uniform non-overlapping division method
图 3. 均匀无重叠划分方式

采用边缘重叠的划分方式，能够较好地改善这一问题。如图 4，对处于边缘的角度采用相互重叠的方式，即在边缘区域的角度被划分到两个相邻的区间，这样就会同时在两个区间内进行 DOA 的估计，而最后的估计值由两个区间的估计值进行加权得到，避免了因为区间划分所带来的 DOA 误差。



Figure 4. Edge overlap division method
图 4. 边缘重叠划分方式

改进的区间划分方式主要对两部分进行了改进，如图 5：在编码器输入端加入了波束形成技术，在区间的划分中使用了边缘重叠的划分方式。使用波束形成技术在一定程度上增强了信号在对应区间的输入强度，能够提高粗分类的一个准确度，而采用边缘重叠的区间划分方式，既提高了区间边缘角度的估计准确度，又没有对神经网络算法的复杂度产生太大的影响。

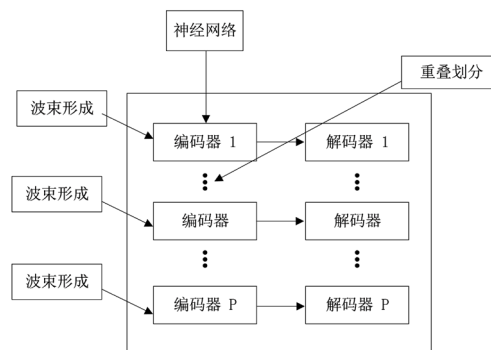


Figure 5. Edge overlap division method
图 5. 边缘重叠划分方式

3.3. 实验仿真

基于区间划分的神经网络 DOA 估计算法相比传统的 DOA 估计算法在运行时间上大大减少，而且估计的准确度也不像传统算法一样受到理论上限制。如图 6，相比于之前的区间划分，改进后的算法获得了更优的性能，尤其是对边缘角度的估计，准确度更高。

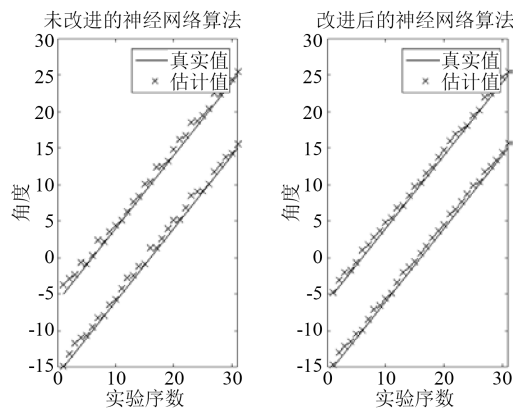


Figure 6. Neural network algorithm estimation results before and after improvement
图 6. 改进前后的神经网络算法估计结果

通过统计改进的区间划分方式和原有的方式对于区间边缘角度的估计值的误差, 来分析两种方式的性能, 如表 1 所示。

Table 1. Algorithm complexity analysis

表 1. 算法复杂度分析

方式	测试角度	估计误差(均方误差)
均匀无重叠	$[29^\circ, 29.5^\circ, 30^\circ, 30.5^\circ, 31^\circ]$	0.068
改进的区间划分	$[29^\circ, 29.5^\circ, 30^\circ, 30.5^\circ, 31^\circ]$	0.064

4. 结束语

针对传统 DOA 估计算法计算量大、估计误差大、实时性低的缺陷, 本文主要对基于区间划分的神经网络 DOA 估计算法进行了分析, 发现该算法在一定程度上也存在一定的估计误差, 尤其是对于一些特定角度(处于划分区间边缘)估计的准确度往往有很大的偏差, 因此提出了一种新的区间划分方式: 即利用波束形成技术提高信源在对应区间的信号特征, 同时采用边缘重叠的划分方式替代原有的均匀无重叠方式。从实验结果上来看, 使用该划分方式的估计误差要小于原有的方法, 尤其是对角度处于区间边缘的信号, 估计的准确度更高。

参考文献

- [1] Schmidt, R.O. (1986) Multiple Emitter Location and Signal Parameter Estimation. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, **34**, 276-280. <https://doi.org/10.1109/TAP.1986.1143830>
- [2] Huang, H., Yang, J., Huang, H., et al. (2018) Deep Learning for Super-Resolution Channel Estimation and DOA Estimation Based Massive MIMO System. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, **67**, 8549-8560. <https://doi.org/10.1109/TVT.2018.2851783>
- [3] Wang, Z.Q., Zhang, X. and Wang, D.L. (2019) Robust Speaker Localization Guided by Deep Learning-Based Time-Frequency Masking. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, **27**, 178-188. <https://doi.org/10.1109/TASLP.2018.2876169>
- [4] 朱重儒, 朱立东. 一种基于机器学习的卫星干扰信号 DOA 估计算法[J]. 无线电通信技术, 2019, 45(6): 586-590+585.
- [5] 李苏航. 基于神经网络的波达方向估计研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019: 27-30.
- [6] 王娟, 逯柳. 宽带相干信号测向算法的改进[J]. 科学中国人, 2016(11): 74.
- [7] 包志强. 快速稳健的参数估计及波束形成技术研究[D]: [博士学位论文]. 西安: 西安电子科技大学, 2006: 30-33.