

单层介质反射系数的深度学习计算方法

徐思远, 孙娟娟

(北京邮电大学电子工程学院)

摘要: 随着通信系统选用的载波频率逐步升高, 反射效应对电磁波传播的影响愈发重要。在无线通信系统的工作环境中单层墙体反射十分常见, 其计算过程涉及复数计算和矩阵运算, 较为繁琐。构建一个较为简洁的计算方式可以简化未来无线网络的路损计算。由于深度学习可以通过分析数据分布挖掘出数据之间的关系, 可以将理论公式与随机生成的训练数据、测试数据与深度学习工具结合, 再通过参数搜索降低误差损失、提升精度, 从而构建一种计算单层介质反射系数的神经网络模型。此模型有效避免了同时涉及复数和矩阵运算, 并且具有在神经网络加速单元辅助下并行计算的潜力。

关键词: 无线通信; 介电常数; 反射系数; 深度学习; 参数搜索

中图分类号: 请查阅《中国图书馆分类法》

method of single-layer medium reflection coefficient

Xu Siyuan, Sun Juanjuan

(School of electronic engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications)

Abstract: As the carrier frequency selected by the communication system increased, the reflection effect is becoming more and more important for the propagation of electromagnetic wave. In the working environment of wireless communication system, the reflection of single-layer wall is common, but its calculation process involves complex calculation and matrix operation, which is cumbersome. Constructing a more concise calculation method can simplify the future wireless network road loss calculation. Because deep learning algorithm can mine the relationship between data by analyzing the distribution of data, the training and test data generated by theoretical formula can be combined with deep learning tools, and then decrease loss error and increase precision by parameter searching in order to construct a neural network model for calculating reflection coefficient of single-layer medium. In this paper, the deep neural network tool is selected to construct a neural network model for calculating the reflection coefficient of single-layer medium.

Key words: Wireless communication; Dielectric constant; Reflection coefficient; Deep learning; Parameter searching

0 引言

在数字化经济不断深入的信息时代, 无线通信以其方便灵活的布置方式、高效快速的通信速率成为了解决通信最后一公里的主要手段。随着无线通信带宽需求的上升, 无线通信传递信息的载波频率亦随之提高, 环境对载波的影响向射线光学理论靠拢。反射效应作为射线光学的环境的主要影响之一, 在网络规划的路径损耗分析中占比增加。反射效应可以由麦克斯韦方程组配合电磁波边界条件进行分析。实际上导致反射的介质一般是单层材料, 介质厚度对反射效应具有实际影响。对单层介质计算反射系数过程相对复杂, 需要涉及虚数、中

作者简介: 徐思远 (1994 年-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 无线通信

通信联系人: 孙娟娟, 女, 副教授、硕导, 主要研究方向: 无线移动通信相关理论与应用研究. E-mail: sunjj@bupt.edu.cn

间变量矩阵的计算。难以直接通过传统的取模计算避免虚数和矩阵计算获得一个简洁的计算方式。由于深度学习可以通过数据拟合输入和输出之间的映射关系，可以利用此工具构建一种规避虚数、矩阵的反射系数计算方式。

使用深度学习分析在反射系数分析方面已有部分应用。在文献 1 中，以开孔沉箱反射系数试验结果为训练样本建立了对应的神经网络计算模型^[1]，其研究主要面向机械波的反射系数计算与电磁波反射原理不同。在文献 2 中，用三探针测量仪结合神经网络进行推测校准，实现通过测量反射数据推导出总体反射率的方法^[2]，其中神经网络仅承担校正的作用。在文献 3 中，利用神经网络建立雨滴产生的后向散射系数与雷达反射率之间预测模型^[3]，其研究主要面向随机微观场景不适宜在通信中使用。在文献 4 中，通过神经网络构建了环境因素对电离层反射系数影响的模型以模拟其反射系数的变化^[4]，其研究主要面向长距离通信中的反射与无线蜂窝小区场景差别较大。以上研究表明了利用神经网络分析入射相关参数与单层介质反射系数的数据分布，构建单层材料反射系数的计算模型具有可行性和实际意义。

1 电磁波在介质上的反射

1.1 电磁波反射原理

反射过程可以由电磁场中的麦克斯韦公式描述。沿着电磁波传播方向到达介质分界面 D 时传播路径缠上分支，一部分穿过分界面 D，一部分返回入射介质 a 中。反射的影响由反射系数表述。同时对于幅度和相位有影响。基于此建立如图 1 所示的反射过程模型。

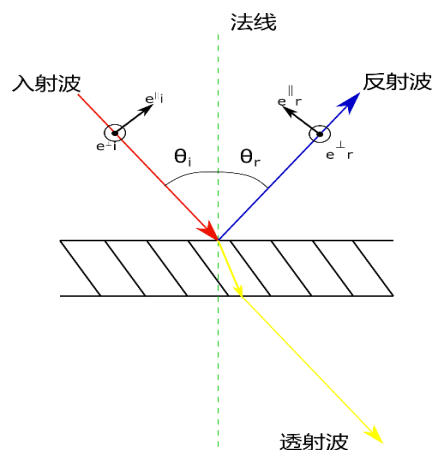


图 1 反射现象示意图^[5]

Fig. 1 Schematic diagram of reflection phenomenon

复介电常数用于表示介质对电磁波影响特性由介电常数和及电导率计算得出。由于介质的电磁特性随频率变化，所以复介电常数计算过程中需要考虑频率的影响。因此，如表 1 所示介质电磁特性往往以频率的指数和乘积系数给出。式 1 与式 2 给出了相对介电常数实部 η' 和电导率 σ 与频率以及常数的公式。

$$\eta' = af^b, \quad (1)$$

$$\sigma = cf^d, \quad (2)$$

其中 f 是以 GHz 为单位的频率， η' 为介质复介电常数实部， σ 以 S/m 为单位的介质电导率。 a, b, c 和 d 的值在表中给出。相对介电常数计算公式：

$$\eta'' = \sigma \div f, \quad (3)$$

$$\eta = \eta' - j\eta'', \quad (4)$$

其中 σ 为介质电导率, f 为入射波频率, η' 为介质复介电常数实部, η'' 为介质复介电常数虚部, j 为单位虚数

表 1 介质电磁参数表^[6]

Table 1 Electromagnetic parameters of medium

介质类型 代表符号	复介电常数实部		电导率/(S m ⁻¹)		频率范围/ GHz
	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	<i>f</i>
真空	1	0	0	0	0.001-100
水泥	5.31	0	0.03260	0.8095	1-100
砖	3.75	0	0.03800	0	1-10
石膏板	2.94	0	0.01160	0.7076	1-100
木材	1.99	0	0.00470	1.0718	0.001-100
玻璃	6.27	0	0.00430	1.1925	0.1-100
天花板	1.50	0	0.00050	1.1634	1-100
纤维板	2.58	0	0.02170	0.7800	1-100
木塑地板	3.66	0	0.00440	1.3515	50-100
金属	1	0	10 ⁷	0	1-100
非常干燥的地面	3	0	0.00015	2.5200	1-10
中等干燥的地面	15	-0.1	0.03500	1.6300	1-10
潮湿地面	30	-0.4	0.15000	1.3000	1-10

1.2 分界面反射系数计算

菲涅尔公式是由电场强度 E 和磁感应强度 B 的应用边值关系得出, 用于求入射波、反射波和透射波幅度、相位关系的公式^[7]。反射由三要素构成, 介质表面, 入射射线, 反射射线。首先使用波阻抗 Z 用于描述介质对电磁波的整体影响, 计算公式如式 5 所示。

$$Z = \sqrt{\frac{\mu}{\epsilon_0 * \eta_1}}, \quad (5)$$

其中, μ 为磁导率, ϵ_0 为真空介电常数, η_1 为介质介电常数。电场强度 E 和磁感应强度 B 互相激发通过波阻抗 Z 建立转换关系。由入射波、反射波以及透射波之间的 E 、 B 关系合并方程组。由反射定律确定反射角度与入射角度相同, 透射波的角度则使用斯奈尔定律计算, 如式 6 所示

$$\cos \theta_1 = \sqrt{1 - \frac{1}{\eta_1} \sin^2 \theta_0}, \quad (6)$$

其中, θ_0 、 θ_1 分别为入射与透射角。由于反射时发生的损耗相对入、反射线所在平面的水平、垂直方向有不同的反射损耗规律^[5]。反射系数可以分成垂直反射系数和水平反射系数, 计算公式如式 7、式 8 所示,

$$\Gamma_{\perp} = \frac{Z_{02} \cos \theta_0 - Z_{01} \cos \theta_1}{Z_{02} \cos \theta_0 + Z_{01} \cos \theta_1}, \quad (7)$$

$$\Gamma_{//} = \frac{Z_{02} \cos \theta_1 - Z_{01} \cos \theta_0}{Z_{02} \cos \theta_1 + Z_{01} \cos \theta_0}, \quad (8)$$

95 其中 Z_{01} 和 Z_{02} 分别是自由空间和障碍物的波阻抗, Γ_{\perp} 、 $\Gamma_{//}$ 分别为垂直和水平反射系数。

1.3 单层介质反射系数计算

现实中要考虑介质中透射波在下表面将反射, 需要在计算反射系数时考虑其影响^[8]。如式 9 所示, 首先确定下表面的反射关系使用上表面反射中空气的波阻抗, 并且由斯奈尔定律可知下表面的透射角与上表面入射角相同。

$$\begin{cases} Z_0 = Z_2, \\ \theta_0 = \theta_2, \end{cases} \quad (9)$$

100 其中 Z_0 、 Z_2 代表单层介质的上下界面的外侧波阻抗, θ_0 、 θ_2 代表单层介质的上下界面的外侧电磁波入射与透射角。于是可以构建上下表面两个反射之间的关系, 使用菲涅尔公式的思路构建两个反射的方程组, 将下表面反射后从上表面透射的分量与上表面反射分量组合成完全的反射分量。由表达此关系的方程组进行合并化简, 可以将单层介质反射波 E 、 H 表示为入射波的 E 、 H 的方程组。然后在使用波阻抗消除磁场分量后, 即可获得单层介质板的反射系数^[9], 计算公式如式 10、11 和 12^[6]所示,

$$k_1 = \frac{2\pi}{\lambda} \sqrt{\eta_1}, \quad (10)$$

其中 k_1 为波数, λ 为真空波长, η_1 为介质的复介电常数

$$\beta_1 = k_1 * \cos \theta_1, \quad (11)$$

110 其中 θ_1 为上分界面的透射角

$$R = \frac{\begin{bmatrix} \frac{1}{Z_0} & Z_0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} jZ_1 * \sin(\beta_1 * d_1) \\ \frac{j \sin(\beta_1 * d_1)}{Z_1} \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 1 & Z_0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \frac{\cos(\beta_1 * d_1)}{Z_0} & \frac{jZ_1 * \sin(\beta_1 * d_1)}{Z_0} \\ \frac{\cos(\beta_1 * d_1)}{Z_0} & \frac{j \sin(\beta_1 * d_1)}{Z_1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ \frac{1}{Z_0} \end{bmatrix}}, \quad (12)$$

其中 R 为上分界面的反射系数, d_1 为单层介质厚度, Z_0 、 Z_1 分别为外界和介质电磁特性系数, j 为单位虚数。同样单层介质分成水平和垂直极化的两种情况分别计算, 由复波阻抗 Z 的极化形式决定求得垂直或水平反射系数。

$$Z_{Te} = \frac{120\pi}{\sqrt{\eta_1} * \cos \theta_1}, \quad (13)$$

$$Z_{Tm} = \frac{120\pi * \cos \theta_1}{\sqrt{\eta_1}}, \quad (14)$$

其中 Z_{Tm} 、 Z_{Te} 分别为垂直和水平极化的介质电磁特性系数。最后由入射波给出的极化角度可以将两个反射系数联合组成总的反射系数, 如式 15 所示。

$$R = \sqrt{(R_{\perp} * \cos \theta_3)^2 + (R_{//} * \sin \theta_3)^2}, \quad (15)$$

120 其中 R_{\perp} 、 $R_{//}$ 为垂直和水平反射系数, θ_3 为极化角, R 为总的反射系数。

2 应用深度学习工具计算反射系数

2.1 深度学习的应用思路

计算反射过程需要涉及到复数计算,并且需要对水平、垂直反射系数分别计算。神经网络可以从样本数据中学习到数据中的规律关系。可以尝试引入神经网络作为计算反射系数的工具,为反射计算提供一种新的思路。深度学习是以神经网络为基础构建的一大类算法,共同的基础是将神经元组合为层的形式,并且包含输入层、多个隐含层以及输出层,使用反向传播 (Back Propagation,BP) 算法作为训练核心算法^[10]。因为深度学习增加了输入到输出的隐含神经网络的路径深度,故增强对于非线性数据规律的学习能力。根据神经网络的规律可以得知三层以上的网络只要调整到合适的结构就可以学习任何映射函数^[11]。

于是将单层介质理论计算公式配合随机生成的入射角、极化角、介质和频率计算出的反射系数理论值作为标签;将入射角的余弦值、极化角的正弦和余弦值、介质复介电常数的实部、介质电导率、电磁波频率和菲涅尔公式计算的反射系数作为特征数据,一起组成反射系数数据集。以此作为数据来源可以利用深度学习框架工具构建计算单层介质反射系数的神经网络模型。

2.2 反射系数的深度神经网络

神经网络设计没有一个固定的范式,需要根据数据的实际情况设计网络的结构。由于反射过程中厚度的变化引起反射波中分量之间的相位差变化,导致相干叠加后的反射系数产生较为剧烈的变化,非线性特征较为明显。故如图 2 所示选择了 5 个隐藏层的网络作为网络基本结构。

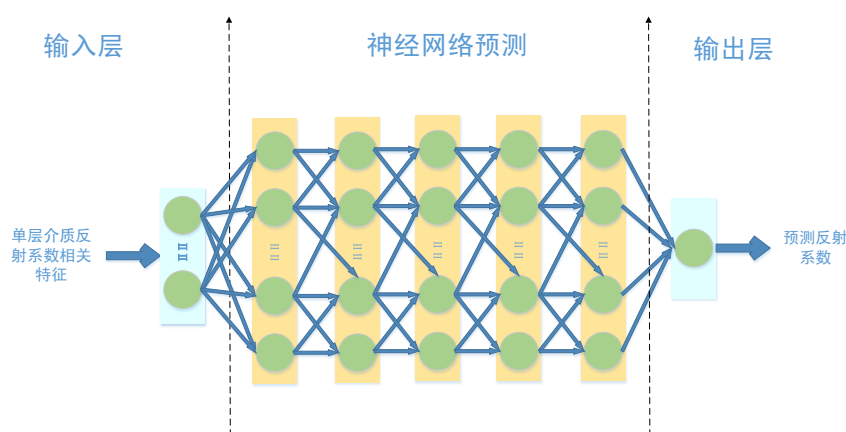


图 2 网络结构示意图

Fig.2 Schematic diagram of network structure

深度学习中通常将由损失函数计算出的 loss 值作为判断神经网络结构与当前数据情况的匹配程度指标,并根据 loss 的变化对神经网络结构予以调整。神经网络挖掘数据分布以计算新数据标签属于回归任务,选择最常用的平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 误差函数。当训练和测试 loss 值长期不下降,属于网络欠拟合的情况,则需要增加网络层中节点。当训练 loss 下降但是测试 loss 不下降,属于网络过拟合的情况,则需要增加 BN 层或者正则化等相关的手段进行抑制。训练方法是反向传播过程中处理梯度获得权值更新值的算法,自适应矩估计 (adaptive moment estimation, ADAM) 最为常用。网络参数如表 2 所示。

表 2 实验网络配置表

Table 2 Experimental network configuration

网络层数	隐藏层数	输出层节点数	损失函数	训练方法
7	5	1	MAE	ADAM

3 实验数据分析

3.1 网络结构参数实验数据分析

首先选用正态初始化方法，将网络中各层的权值和偏置值随机初始化，以此保证在初始运行过程中网络的权值和偏置不会为零导致网络不可运行。然后需要针对于数据分析的需要调整网络的结构，即神经网络超参数中的各层节点数。网络结构决定了网络可以覆盖的函数空间，需要找到容纳目标函数的函数空间对应的网络结构。

由于多层网络覆盖的函数空间复杂难以预测，所以通常采用超参数搜索的方法寻找合适的结构。最直接的方式将各层的所有可能超参数方案随机试验，这样虽然可以搜索到性能较好的神经网络结构模型，但是效率较低^[12]。于是借鉴贪心算法的思想首先逐层改变节点数形成不同构型，进行实验寻找出较优的网络结构。然后继续在较优结构基础上对于节点进行迭代搜索，搜索该结构临近参数网络并试验各模型性能，直至测试 loss 值不再下降。各次迭代最优网络结构以及对应的测试 loss 值，如表 3 所示。

表 3 实验网络结构表

Table 3 Experimental network structure

序号 n	隐藏层 1	隐藏层 2	隐藏层 3	隐藏层 4	隐藏层 5	测试 loss
1	16	11	29	34	24	0.219358011
2	16	22	29	34	24	0.100486479
3	16	35	29	34	24	0.204107659
4	16	35	17	34	24	0.096587841
5	16	35	17	24	24	0.095151424
6	16	35	17	24	15	0.103164014
7	16	35	17	14	15	0.107576422
8	16	44	17	14	15	0.081789593
9	16	44	17	14	24	0.372274733
10	16	44	17	14	37	0.090484626
11	16	67	17	26	37	0.093439050
12	16	68	3	26	37	0.094537205

实验结构测试 loss 值分布，如图 3 所示。可以看出迭代的各次方案最优解中序号为 8 的节点超参数方案获得了最低的测试 loss 值，后续其他节点超参数方案获得的 loss 值不再下降，则选择此节点超参数方案作为网络各层的节点数目。

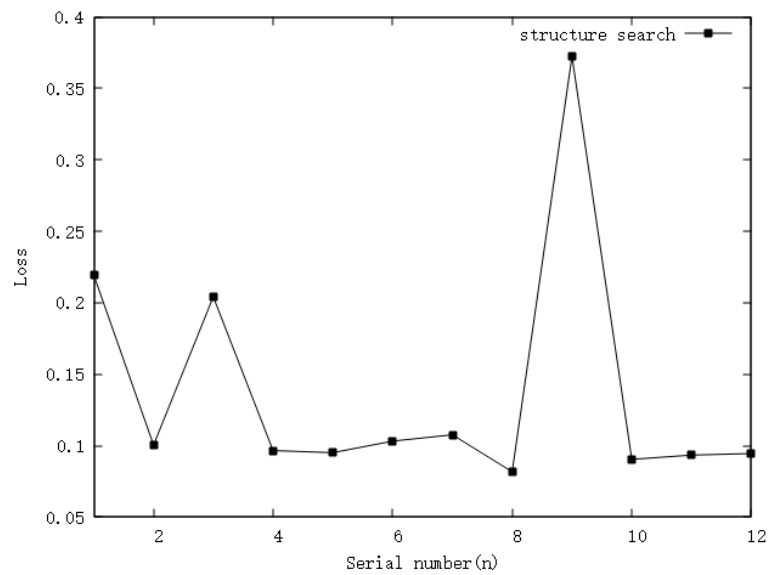


图 3 网络结构测试损失曲线图
Fig.3 Loss curve of network structure test

3.2 网络训练参数实验数据分析

在找到最优的网络结构之后还需要对学习过程中的参数进行调整。首先需要调整学习步长和批处理数量参数以到达最低点损失点，以避免遇到训练 loss 值难以下降情况。然后需要调整正则化参数和 dropout 概率参数抑制过拟合倾向，以避免遇到训练 loss 值波动较大且测试 loss 不下降的过拟合倾向问题。通过参数组合试验观察各方案的训练 loss 与测试 loss 之和以寻找较优的参数组合，并在此组合上迭代搜索数值相邻的不同参数。共进行了 11 次迭代试验，各次效果最好的参数组合以及训练与测试 loss 值数据，如表 4 所示。

表 4 实验网络参数表
Table 4 Experimental network parameters

序号 n	学习速率	Dropout 概率	批次样本数	权重衰减	训练 loss	测试 loss
1	0.042	0.0530	600	0.100	0.007713	0.069905
2	0.042	0.0530	600	0.020	0.005203	0.056220
3	0.002	0.0530	600	0.020	0.003355	0.048490
4	0.042	0.0530	2350	0.020	0.005138	0.051528
5	0.002	0.0530	600	0.005	0.002772	0.037822
6	0.002	0.0530	2350	0.007	0.003525	0.037135
7	0.002	0.0530	2350	0.007	0.003525	0.037135
8	0.002	0.0579	2350	0.007	0.003512	0.035816
9	0.002	0.0628	2350	0.007	0.003512	0.035816
10	0.002	0.0677	2350	0.007	0.003512	0.035816
11	0.002	0.06783	2350	0.007	0.003431	0.036298

不同参数组合方案的训练 loss 和测试 loss 曲线如图 4 所示。从中可以看出，第 10 个参数方案在训练 loss 和测试 loss 中都达到了最小值，并且学习速率较大可以快速收敛，是 11 个参数方案中效果最好的结果，可以达到测试误差 loss 值小于 0.04 的网络性能。后续方案训练 loss 下降然而测试 loss 不再下降产生了过拟合，所以选择序号 10 的方案作为最佳学习参数方案。网络平均绝对误差小于 0.04，相对于反射系数 0 到 1 的取值范围误差较小，此训练参数方案结合节点超参数方案得出的神经网络模型可以较好的精度计算反射系数。

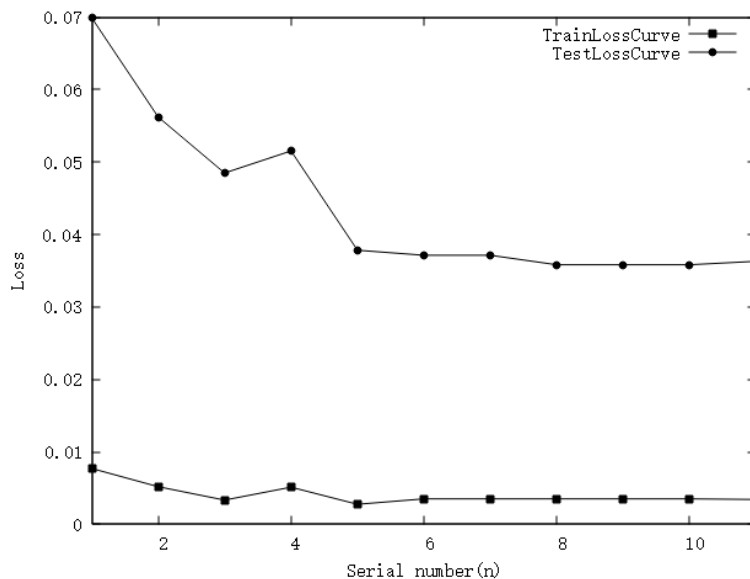


图4 网络参数测试损失曲线图

Fig.4 Loss curve of network parameter test

4 结论

本文给出了一种基于深度学习的反射系数计算方法。将入射角的余弦值、极化角的正弦和余弦值、介质复介电常数的实部、介质电导率、电磁波频率和分界面反射系数作为特征数据；将理论计算单层反射系数作为标签数据；将两者结合构成数据集配合深度学习工具进行训练，从而构建的神经网络模型能够以较好的精度计算单层介质反射系数。此模型可以避免遇到复数和矩阵处理步骤，并可以通过多次复用推广至多层介质板的反射系数计算。随着神经网络加速芯片的发展，模型具有与之结合实现并行计算的潜力，对未来无线通信网络规划中的路损计算具有实用意义。

[参考文献] (References)

- [1] 郑健, 张黎邦, 刘勇. 基于深度神经网络的开孔沉箱反射系数计算方法研究[J]. 水道港口, 2020, 41(5):9.
- [2] Andreev M V, Drobakhin O O, Saltykov D Y. Techniques of measuring reflectance in free space in the microwave range[C]// 2016 9th International Kharkiv Symposium on Physics and Engineering of Microwaves, Millimeter and Submillimeter Waves (MSMW). 2016.
- [3] 黄际英, 姜胜勇, 杜文启. 毫米波段雨介质双基雷达反射率的神经网络模型[C]// 中国电子学会微波学会全国毫米波学术会议. 中国电子学会, 2000.
- [4] Ghomi, Mehdi, Khakian, et al. Modeling the variations of reflection coefficient of Earth's lower ionosphere using very low frequency radio wave data by artificial neural network[J]. Advances in Space Research the Official Journal of the Committee on Space Research, 2016.
- [5] 冯慈璋, 马西奎. 工程电磁场导论[M]. 高等教育出版社, 2000.
- [6] ITU-R P.2040-2015, 建筑材料和结构对大约 100 MHz 频段以上的无线电波传播的影响[S].
- [7] 王治国, 金佳. 电磁波在含特异材料界面上的布儒斯特角和半波损失[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2015, 43(06):938-943.
- [8] 胡云. 均匀平面电磁波在多层介质中的传播特性分析[J]. 大学物理, 2013, 32(7):4.
- [9] 周琦, 刘新芽. 多层介质中电磁波的反射与透射[J]. 南昌大学学报(理科版), 2003(01):37-44.
- [10] 胡越, 罗东阳, 花奎, 路海明, 张学工. 关于深度学习的综述与讨论[J]. 智能系统学报, 2019, 14(01):1-19.
- [11] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(06):1229-1251.
- [12] 刘建伟, 王新坦. 神经网络结构搜索方法综述[J/OL]. 控制理论与应用:1-21[2022-04-12].