Inline Text Wrapping Picture

北京邮电大学

硕士研究生学位论文开题报告

学 号: 2017111593

姓 名: 刘琦

学 院: 信息光子学与光通信研究院

专业(领域): 电子科学与技术

研究方向: 信息光电子技术与微纳光子学

导师姓名: 尹飞飞

攻 读 学 位: 工学硕士

2018年11月29日

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 论文题目 | 基于机器学习的等离激元器件设计及优化研究 | | |
| 选题来源 | 北京市科技委重点项目 | 论文类型 | 基础研究 |
| 开题日期 | 2018-11-29 | 开题地点 | 科研楼315 |
| **一、立题依据（包括研究目的、意义、国内外研究现状和发展趋势，需结合科学研究发展趋势来论述科学意义；或结合国民经济和社会发展中迫切需要解决的关键科技问题来论述其应用前景。附主要参考文献目录）（不少于800字）**  表面等离激元(surface plasmons ，SPs)是金属纳米结构中自由电子的共谐振荡，具有一系列新奇的光学性质，例如对光的选择性吸收和散射、局域电场增强、电磁波的亚波长束缚等。金属纳米颗粒中自由电子振荡受到结构尺寸的限制，称为局域的表面等离激元（LSP）[1—2]。在金属纳米薄膜与介质的界面上激发的表面等离激元可以沿着薄膜远程传播，称为传导的表面等离激元(SPP)[3]。近年来，随着纳米加工和制备技术以及理论模拟分析手段的发展，人们对表面等离激元的机理和应用的研究逐渐广泛和深入，使其迅速发展成为一门新兴的学科—等离激元光子学(plasmonics)，并在生物、化学、能源、信息等领域具有重要的应用前景[4]。  表面等离激元由于具有选择性光散射和吸收以及局域电场增强、电场强束缚、可远程传播等特点， 在生物、化学、材料、能源等领域具有一系列重要广泛的应用，其中包括 LSPR 传感器、表面增强光谱表面、等离激元激光、表面等离激元光开关以及光逻辑运算等[6—11]。同时，由于表面等离激元限域于金属纳米结构的表面，因此可以突破光的衍射极限，这一特点使得表面等离激元在超分辨成像技术、突破衍射极限的光刻技术、高集成光信息处理技术方面具有独特的优势[5]。  然而，利用SPPs性质设计表面等离激元光器件结构的复杂度不可忽略。特别体现在结构的选择和参数的确定上。由于复杂结构本身的传输特性难以精确计算，往往会依据经验给定部分结构参数的取值，或者利用时域有限差分法（Finite-Difference Time-Domain， FDTD）进行求解。然而，通过FDTD计算所有结构参数的电磁响应通常需要大量的计算时间。如果可以通过使用少量仿真结果来预测所有结构参数的电磁响应，则将大大提高等离激元结构的设计和分析效率。然而，目前仍然缺乏基于部分模拟结果来预测和评估所有结构参数的频谱响应的简单且快速的解决方案。  机器学习是英文名称Machine Learning(简称ML)的直译。机器学习涉及概率论、统计学、逼近论、凸分析、算法复杂度理论等多门学科。专门研究计算机怎样模拟或实现人类的学习行为，以获取新的知识或技能，重新组织已有的知识结构使之不断改善自身的性能。它是人工智能的核心，是使计算机具有智能的根本途径，其应用遍及人工智能的各个领域。  目前很多学者已经使用人工神经网络（ANN）来近似高精度地进行许多物理模拟。G. Carleo等人[8]使用ANN来解决许多体量子物理问题，Faber等人[9]使用ANN来近似密度泛函理论。而John Peurifoy等人[10]已进一步模拟光与纳米级结构的相互作用，并使用人工神经网络解决逆设计问题。我们将进一步把ANN应用到等离激元光学结构的设计及其频谱预测上，这将对以后的光子纳米结构设计有着重要的意义。  本课题将围绕在等离激元光器件结构设计中，结构参数难以确定及求解电磁响应求解耗时极长等问题，将机器学习算法（如ANN等）引入到等离激元光器件结构设计及电磁相应求解中，探索基于机器学习算法的等离激元光器件结构的设计及优化方案，短耗时实现结构设计及频谱预测。并对特定物理指标进行频谱优化，这对以后的等离激元光器件结构设计具有重要的理论和实践意义。  参考文献  [1] WilletsK A, Van DuyneR P. Annu, Localized, Surface Plasmon Resonance Spectroscopy and Sensing. Rev. Phys. Chem. ,2007，58:267  [2] MayerK M, HafnerJH, Optical detection of single non-absorbing molecules using the surface plasmon resonance of a gold nanorod . Chem. Rev. ,2011，111:3828  [3] RitchieR H, Interaction of Charged Particles with a Degenerate Fermi-Dirac Electron Gas, Phys. Rev. ,1957，106:874  [4] BrongersmaM L, ShalaevV M, Electrically Controlled Nonlinear Generation of Light with Plasmonics . Science, 2010, 328:440  [5] JinEX，XuXF, Review on subwavelength confinement of light with plasmonics.Appl. Phys. Lett. ,2005，86:111106  [6] FangN, LeeH, SunCetal, Surface Plasmons in Thin Films. Science, 2005, 308:534  [7] LuoXG, IshiharaT, Surface Plasmon Interference Nanolithography. Appl. Phys. Lett. ,2004,84:4780  [8] G.Carleo, M. Troyer, Solving the quantum many-body problem with artificial neural networks. Science 355, 602–606 (2017)。  [9] F.A.Faber, L.Hutchison, B.Huang, J.GilmerS. S.Schoenholz, G.E.Dahl, O. Vinyals, S.Kearnes, P.F.Riley, O.A.von Lilienfeld, Machine learning prediction errors better than DFT accuracy. arXiv:1702.05532 (2017)。  [10] J.E.Peurifoy, Y.Shen, L.Jing, F.Cano-Renteria, Y.Yang, J.D.Joannopoulos， M.Tegmark, M.Soljacic, Nanophotonic inverse design using artificial neural network, in Frontiers in Optics 2017 (Optical Society of America, 2017), p. FTh4A.4 | | | |

|  |
| --- |
| **二、研究内容和目标（说明课题的具体研究内容，研究目标和效果，以及拟解决的关键科学问题。此部分为重点阐述内容）（不少于2500字）**  **2.1本课题的研究目标**  （1）利用时域有限差分法（Finite-Difference Time-Domain， FDTD）对石墨烯超材料结构进行设计并计算其电磁响应。  （2）深入学习并掌握人工神经网络（ANN）算法的理论及应用，利用ANN对石墨烯超材料结构进行频谱预测  （3）针对石墨烯材料结构参数多，难确定的问题，利用ANN对结构参数进行逆向预测，以确定其个数及数值。  （4）通过遗传算法，粒子群算法等优化算法对石墨烯超材料结构产生频谱的某些物理特性进行优化。  **2.2本课题的具体研究内容**  **2.2.1 时域有限差分法（Finite-Difference Time-Domain， FDTD）结构设计及仿真**  时域有限差分法 (FDTD， Finite-Difference Time-Domain)是1966年K.S.Yee发表在AP上的一篇论文建立起来的，后被称为Yee网格空间离散方式。核心思想是把带时间变量的Maxwell旋度方程转化为差分形式，模拟出电子脉冲和理想导体作用的时域响应。是目前计算电磁学界最受关注的算法之一。通常情况下，FDTD方法是把 Maxwell 方程式在时间和空间领域上进行差分化。利用蛙跳式(Leap frog algorithm)--空间领域内的电场和磁场进行交替计算，通过时间领域上更新来模仿电磁场的变化，达到数值计算的目的。用该方法分析问题的时候要考虑研究对象的几何参数，材料参数，计算精度，计算复杂度，计算稳定性等多方面的问题。其优点是能够直接模拟场的分布，精度比较高，是目前使用比较多的数值模拟的方法之一，在光学领域中有很重要的应用。  FDTD Solutions软件由加拿大Lumerical Solutions公司出品。该软件被许多国际著名大公司和学术团队所使用。其基于矢量3维麦克斯维方程求解，采用时域有限差分FDTD法将空间网格化，时间上一步步计算，从时间域信号中获得宽波段的稳态连续波结果，独有的材料模型可以在宽波段内精确描述材料的色散特性，内嵌高速、高性能计算引擎，能一次计算获得宽波段多波长结果，能模拟任意3维形状，提供精确的色散材料模型。在本课题中我们利用该软件设计石墨烯纳米条结构如下：    图 1 石墨烯纳米条结构设计图    本课题中所提出的石墨烯纳米条结构由嵌入具有间隔的绝缘二氧化硅层的双层石墨烯带组成。二氧化硅的折射率为 = 1.45，周期性石墨烯带1和2的周期分别为Λ1和Λ2。 石墨烯带1和2的宽度分别为和，占空比为和。覆盖在二氧化硅层的底部和顶部上的薄导电层形成电极，以交替地在PGR 1的石墨烯带上施加电压和，并且在PGR 2的石墨烯带上施加电压和，从而形成石墨烯带。两个具有替代化学势的PGR（PGR 1为*μ*c1和*μ*c2，PGR 2为*μ*c3和*μ*c4）  **2.2.2 人工神经网络的结构及原理**  人工神经网络（Artificial Neural Network，ANN）简称神经网络(NN)，是基于生物学中神经网络的基本原理，在理解和抽象了人脑结构和外界刺激响应机制后，以网络拓扑知识为理论基础，模拟人脑的神经系统对复杂信息的处理机制的一种数学模型。该模型以并行分布的处理能力、高容错性、智能化和自学习等能力为特征，将信息的加工和存储结合在一起，以其独特的知识表示方式和智能化的自适应学习能力，引起各学科领域的关注。它实际上是一个有大量简单元件相互连接而成的复杂网络，具有高度的非线性，能够进行复杂的逻辑操作和非线性关系实现的系统。  神经网络是一种运算模型，由大量的节点（或称神经元）之间相互联接构成。每个节点代表一种特定的输出函数，称为激活函数（activation function）。每两个节点间的连接都代表一个对于通过该连接信号的加权值，称之为权重（weight），神经网络就是通过这种方式来模拟人类的记忆。网络的输出则取决于网络的结构、网络的连接方式、权重和激活函数。而网络自身通常都是对自然界某种算法或者函数的逼近，也可能是对一种逻辑策略的表达。神经网络的构筑理念是受到生物的神经网络运作启发而产生的。人工神经网络则是把对生物神经网络的认识与数学统计模型相结合，借助数学统计工具来实现。另一方面在人工智能学的人工感知领域，我们通过数学统计学的方法，使神经网络能够具备类似于人的决定能力和简单的判断能力，这种方法是对传统逻辑学演算的进一步延伸。    图 2 ANN结构示意图  **2.2.3 利用人工神经网络对石墨烯纳米条结构进行频谱预测**  对于本课题中设计的石墨烯纳米条结构，通过数值模拟方法计算所有结构参数的电磁响应通常需要大量的计算时间。如果可以通过使用少量仿真结果来预测所有结构参数的电磁响应，则将提高复杂该结构设计和分析效率。目前仍缺乏基于部分模拟结果来预测和评估所有结构参数的频谱响应的简单且快速的解决方案。在本次课题中我们利用遗传算法优化的人工神经网络对石墨烯纳米频谱结构进行预测。  神经网络以结构参数(石墨烯纳米条的四个化学势*μ*c1，*μ*c2，*μ*c3，*μ*c4)作为输入，预测相应的电磁响应。在此结构中我们考虑了如上四个结构参数与透射谱之间的潜在关系。结构参数的变化范围是0eV到1eV。也就是说，石墨烯纳米条的四个化学势的最低电压为0eV最高电压为1eV。在FDTD模拟中，化学势的数值是随机产生的，从0eV到1eV 。基于MC采样，对4个参数(*μ*c1，*μ*c2，*μ*c3，*μ*c4)进行二维FDTD重复仿真，生成不同的10000个实例。实际上包括结构参数和模拟传输频谱中的离散数据点在内的训练和测试实例的生成需要大量的时间。然而，由于神经网络的权值和阈值在训练完成后是固定的，新实例的预测过程比传统的仿真方法要快。使用NVIDIA Tesla P100 GPU加速器[47]生成10000个训练实例需要20个小时。为了保证训练模型的泛化，神经网络通过使用10000个实例进行训练，剩下2000个实例作为测试集验证训练效果。神经网络的模型训练是通过随机梯度下降(SGD)或自适应矩估计(Adam)优化均方误差来完成的。为了展示训练后的神经网络的性能，定义了一个简单的指标—得分值，用于测量神经网络预测频谱结果与频谱真值(FDTD仿真)之间的距离，得分值得定义如下：  其中为FDTD模拟传输谱中的全部离散数据点，和分别为利用FDTD和ANNs方法生成的离散数据点。得分值的最佳值为1.0，最差值为任意负值。  神经网络（ANNs）的结构和超参数的选择决定了神经网络的性能(预测精度、收敛性和计算时间)。由于不同层次的神经元之间存在大量的权值，训练深度神经网络通常需要较高的计算代价。为了确保良好的准确性和减少训练时间，应用遗传算法（GA）优化网络架构和选择超参数，我们将利用GA对神经网络的四个关键超参数(层数、每层的神经元数，神经元权重的求解函数和隐藏层的激活函数)进行优化。最终选取一个使的分支达到最高的神经网络结构，并利用此结构对石墨烯纳米条结构进行频谱预测。  **2.2.4 利用人工神经网络对石墨烯纳米条结构的结构参数进行反预测**  对石墨烯纳米条结构中的物理现象进行理论分析时，还需要采用数据拟合的方法来处理许多理论参数。由于数据拟合是一个依靠经验的且较为繁琐的过程，因此自动确定特定电磁响应的理论参数是非常有必要的。我们将利用人工神经网络对石墨烯纳米条任意频谱对应的结构参数进行反预测。  对于在合理的范围内设计的任意透射谱，神经网络可以预测出最接近产生人工透射谱的结构参数。与在频谱预测(从结构参数到传输谱)中有应用的“正向”神经网络相比，专门构造了一种再现传输谱结构参数的“反向”网络结构。“逆”网络架构的输入和输出分别为从传输谱均匀采样的离散点和是石墨烯纳米条的结构参数。同样，“逆”神经网络通过10000个训练实例进行训练，利用遗传算法（GA）对网络架构进行优化。经过几个迭代演化步骤，选出得分值最高的神经网络结构，对结构参数值（*μ*c1，*μ*c2，*μ*c3，*μ*c4）进行预测。  **2.2.5 通过遗传，粒子群等优化算法针对石墨烯纳米条结构的透射谱进行优化**  对于特定的结构透射谱来说，我们希望对某些物理指标进行优化，以便使透射谱中的物理现象更加直观。而遗传，粒子群等演进类算法可以用于优化特定结构的透射率、带宽、半最大值全宽等特性。在本项目中我们将对透射谱的Q值（定义为峰值比谷间距离），即Q值越大，透射谱形状越陡峭。Q值越小，透射谱形状越平缓。  粒子群算法(PSO)属于群智能算法的一种，是通过模拟鸟群捕食行为设计的。假设区域里就只有一块食物（即通常优化问题中所讲的最优解），鸟群的任务是找到这个食物源。鸟群在整个搜寻的过程中，通过相互传递各自的信息，让其他的鸟知道自己的位置，通过这样的协作，来判断自己找到的是不是最优解，同时也将最优解的信息传递给整个鸟群，最终，整个鸟群都能聚集在食物源周围，即我们所说的找到了最优解。  遗传，粒子群等演进类算法可用于在给定条件下最优值的求解。在本项目中，我们将利用粒子群算法（PSO）求解在结构参数（*μ*c1，*μ*c2，*μ*c3，*μ*c4）给定0.2eV到0.4eV的范围内，Q值最高的透射谱。  **2.3拟解决的关键问题**  （1）训练神经网络（ANNs）对石墨烯纳米条结构的透射谱进行预测。  （2）训练反向神经网络（ANNs）对石墨烯纳米条结构的结构参数*μ*c1，*μ*c2，*μ*c3，*μ*c4进行预测。  （3）利用粒子群（PSO）优化算法针对该结构的Q值对透射谱进行优化。  **2.4本课题的预期效果**  （1）实现利用神经网络对石墨烯纳米条结构的透射谱的预测以及利用反向神经网络对该结构的结构参数的反预测。  （2）实现利用粒子群等演进类算法对石墨烯纳米条结构的透射谱进行优化。 |

|  |
| --- |
| **三、研究方案设计及可行性分析（包括：研究方法，技术路线，理论分析、计算、实验方法和步骤及其可行性等）（不少于800字）**  **3.1 研究方法和技术路线**  **3.1.1 利用神经网络对石墨烯纳米条结构的透射谱进行预测及对其结构参数进行反向预测**  神经网络以结构参数(石墨烯纳米条的四个化学势*μ*c1，*μ*c2，*μ*c3，*μ*c4)作为输入，预测相应的电磁响应。在此结构中我们考虑了如上四个结构参数与透射谱之间的潜在关系。结构参数的变化范围是0eV到1eV。也就是说，石墨烯纳米条的四个化学势的最低电压为0eV最高电压为1eV。在FDTD模拟中，化学势的数值是随机产生的，从0eV到1eV。基于MC采样，对4个参数(μc1，μc2，μc3，μc4)进行二维FDTD重复仿真，生成不同的10，000个实例。实际上包括结构参数和模拟传输频谱中的离散数据点在内的训练和测试实例的生成需要大量的时间。然而，由于神经网络的权值和阈值在训练完成后是固定的，新实例的预测过程比传统的仿真方法快很多。使用NVIDIA Tesla P100 GPU加速器生成10，000个训练实例需要20个小时。为了保证训练模型的泛化，神经网络通过使用10000个实例进行训练，剩下2000个实例作为测试集验证训练效果。神经网络的模型训练是通过随机梯度下降(SGD)或自适应矩估计(Adam)优化均方误差来完成。最终选取得分值最高的神经网络来对该结构的透射谱进行预测。  反之，对于在合理的范围内设计的任意透射谱，神经网络可以预测出最接近产生人工透射谱的结构参数。与在频谱预测(从结构参数到传输谱)中有应用的“正向”神经网络相比，专门构造了一种再现传输谱结构参数的“反向”网络结构。“逆”网络架构的输入和输出分别为从透射谱均匀采样的离散点和是石墨烯纳米条的结构参数。同样，“逆”神经网络通过10000个训练实例进行训练，利用遗传算法（GA）对网络架构进行优化。经过几个迭代演化步骤，选出得分值最高的神经网络结构，对结构参数值（*μ*c1，*μ*c2，*μ*c3，*μ*c4）进行预测。  **3.1.2 利用粒子群（PSO）算法对石墨烯纳米条结构的透射谱进行优化**  在本课题中我们将对透射谱的Q值定义为峰值比谷间距离，即Q值越大，透射谱形状越陡峭。Q值越小，透射谱形状越平缓。  粒子群算法(PSO)属于群智能算法的一种，是通过模拟鸟群捕食行为设计的。假设区域里就只有一块食物（即通常优化问题中所讲的最优解），鸟群的任务是找到这个食物源。鸟群在整个搜寻的过程中，通过相互传递各自的信息，让其他的鸟知道自己的位置，通过这样的协作，来判断自己找到的是不是最优解，同时也将最优解的信息传递给整个鸟群，最终，求得最优解。  我们将石墨烯纳米结构的四个参数（*μ*c1，*μ*c2，*μ*c3，*μ*c4）作为粒子群算法的四维粒子对象，将Q值的相反值作为损失函数，利用粒子对象之间的迭代，演进，最终得到使Q值最高的结构参数（*μ*c1，*μ*c2，*μ*c3，*μ*c4）。  **3.1.3实验方法及其可行性**  （1）我们将利用Lumerical公司的FDTD软件对石墨烯纳米条结构进行设计及仿真，得到其透射谱。  （2）我们将利用Anaconda（基于Python得环境管理工具）搭建神经网络（ANN）对石墨烯纳米条结构透射谱及结构参数进行分别预测。  （3）利用Python语言编写粒子群优化算法，对石墨烯纳米条结构透射谱进行优化。 |

|  |
| --- |
| **四、本研究课题可能的创新之处（不少于500字）**  受衍射效应的影响，传统的聚焦光斑大小或者传播光束直径一般只能限制在波长量级的线度范围。随着微细加工技术和集成光学的不断发展，光学元器件的不断小型化已经接近光的衍射极限。突破衍射极限有效设计纳米结构也是目前纳米光子学领域的一大研究热点。表面等离子体激元（surface plasmon polaritons，SPPs）是由外部电磁场（如光波）诱导金属表面自由电子的集体振荡，具有表面电磁场的传播性能，即电场强度在金属与介质的界面上具有最大值，随着垂直于金属表面的距离增大，场强呈指数衰减。 SPPs的突出特点之一是巨大的局部场增强效应。这种局部增强效应已经在高灵敏生物化学传感、新型光源、 高效光学元器件等领域获得了广泛应用。另一方面，SPPs还具有将电磁场能量聚集在很小的空间范围的特性，因而在纳米光子学领域显示出巨大的 应用潜力，被喻为目前最有希望的纳米集成光子器件的信息载体，并在纳米光学成像、纳米光刻等领域获得广泛应用。  然而，利用SPs性质去设计表面等离激元器件的复杂度较高。特别体现在结构的选择和参数的确定上。由于复杂结构本身的传输特性难以精确计算，往往会依据经验给定部分结构参数的取值。或者利用时域有限差分法（Finite-Difference Time-Domain， FDTD）进行求解。通过FDTD计算所有结构参数的电磁响应通常需要大量的计算时间。如果可以通过使用少量仿真结果来预测所有结构参数的电磁响应，则将提高等离激元结构的设计和分析效率。然而，仍然缺乏基于部分模拟结果来预测和评估所有结构参数的频谱响应的简单且快速的解决方案。  人工智能的各类机器学习算法的兴起为我们实现对纳米光学结构的预测和分析提供了一条新的思路。人工神经网络（Artificial Neural Network，ANN）简称神经网络(NN)，是基于生物学中神经网络的基本原理，在理解和抽象了人脑结构和外界刺激响应机制后，以网络拓扑知识为理论基础，模拟人脑的神经系统对复杂信息的处理机制的一种数学模型。该模型以并行分布的处理能力、高容错性、智能化和自学习等能力为特征，将信息的加工和存储结合在一起，以其独特的知识表示方式和智能化的自适应学习能力。  本课题将神经网络（ANN）应用到石墨烯纳米结构的透射谱预测及结构参数反预测中，并利用粒子群（PSO）算法针对投射谱进行优化。对提高纳米结构设计的效率有着重要的理论及实践意义。  从研究内容角度，本项目的特色之处在于：  ①将神经网络（ANN）应用到纳米结构的设计中，以提高设计的效率及准确性。  ②对石墨烯纳米结构的投射谱进行了优化，使其物理特性有更加明显直观的体现。 |
| **五、研究基础与工作条件（1。与本项目相关的研究工作积累基础 2。包括已具备的实验条件，尚缺少的实验条件和拟解决途径）（不少于500字）**  **5.1 前期工作积累基础**  FDTD Solutions软件由加拿大Lumerical Solutions公司出品。该软件被许多国际著名大公司和学术团队所使用。其基于矢量3维麦克斯维方程求解，采用时域有限差分FDTD法将空间网格化，时间上一步步计算，从时间域信号中获得宽波段的稳态连续波结果，独有的材料模型可以在宽波段内精确描述材料的色散特性，内嵌高速、高性能计算引擎，能一次计算获得宽波段多波长结果，能模拟任意3维形状，提供精确的色散材料模型。我们首先FDTD仿真软件进行了系统学习并利用其搭建了简单的纳米光子结构。  神经网络是一种运算模型，由大量的节点（或称神经元）之间相互联接构成。每个节点代表一种特定的输出函数，称为激活函数（activation function）。每两个节点间的连接都代表一个对于通过该连接信号的加权值，称之为权重（weight），神经网络就是通过这种方式来模拟人类的记忆。网络的输出则取决于网络的结构、网络的连接方式、权重和激活函数。我们对人工神经网络（ANN）进行了深入的理解与学习，利用Anaconda软件搭建了Python环境，在此基础上通过调用sklearn库对神经网络的搭建及应用进行了实践，并利用相关数据集进行了训练及预测。  粒子群算法(PSO)属于群智能算法的一种，是通过模拟鸟群捕食行为设计的一种优化算法。我们深入理解了粒子群算法（PSO），并将本课题中待优化的透射谱问题转换为在一定自变量范围内求解最优因变量的数学问题。  **5.2 已具备的实验条件**  本人所在的科研团队隶属于北京邮电大学“信息光子学与光通信”国家重点实验室，具有完成本课题所需的FDTD、Anaconda等仿真软件。  **5.3 尚缺少的实验条件**  无。 |

**学位论文工作计划**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 时间 | 研究内容 | 预期效果 |
| 2018.09-2019.03 | 文献调研 | 确定研究领域及方向 |
| 2019.04-2019.07 | 设计石墨烯纳米条结构 | 完成石墨烯纳米条结构的FDTD仿真 |
| 2019.08-2019.10 | 构建神经网络进行结构频谱的预测 | 完成神经网络的搭建并对其进行优化 |
| 2019.11-2020.01 | 构建神经网络对结构参数进行预测 | 完成神经网络对结构参数的预测 |
| 2020.02-2020.04 | 利用粒子群优化算法优化透射谱 | 完成该算法并保证其鲁棒性 |
| 2020.04-2020.06 | 撰写毕业论文 | 完成毕业论文并答辩 |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 评  定  小  组  成  员 | 姓 名 | 职 称 | 单位名称 | 职务 |
| 徐坤 | 教授 | 北京邮电大学 | 成员 |
| 戴一堂 | 教授 | 北京邮电大学 | 成员 |
| 尹飞飞 | 副教授 | 北京邮电大学 | 成员 |
| 戴键 | 讲师 | 北京邮电大学 | 成员 |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
| 导师意见： | | | | |
| 该生前期通过查阅文献及相关资料，对研究内容所涉及的领域进行了全面且深入的调研。对课题《基于机器学习的等离激元器件的设计与优化》有了全面的认识，并基本掌握了论文的研究方法。其工作安排合理，态度认真，论文写作的前期工作已基本完成，开题报告格式规范，内容安排合理，经评定，准予开题。 | | | | |
| 导师（签名）：  日期： 年 月 日 | | | | |
| 开题报告小组意见： | | | | |
| 组长（签名）：  日期： 年 月 日 | | | | |
| 学院意见（签章）： | | | | |
| 负责人：  日期： 年 月 日 | | | | |