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: 2018140821

姓 名: 胡富荣

学 院: 信息光子学与光通信研究院

专业(领域): 电子与通信工程

研究方向: 信息光电子与光通信

导师姓名: 戴一堂

攻 读 学 位: 工程硕士

2019年12月22日

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 论文题目 | 光子神经网络训练算法研究与应用 | | |
| 选题来源 | 973、863项目 | 论文类型 | 基础研究 |
| 开题日期 | 2019-12-23 | 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）**  人工神经网络（Artificial Neural Network，即ANN）的网络架构模仿了生物神经网络的结构，该结构包括大量的神经元并逐层连接，层与层之间会经历线性运算和非线性激活，以此来模拟人脑实现各种复杂的实际操作。目前神经网络的电子架构已经在很多领域趋于成熟，如语音识别和图像处理，但是庞大的矩阵运算让电子神经网络在处理线性部分花费了大量的时间，这也使其很难在更为复杂的人脑操作上取得突破。光子神经网络（Optical Neural Network，即ONN）的逻辑架构严格遵循了ANN的基本结构[1]，但是在处理线性运算中更具优势[2]。  光子神经网络包括光学干涉单元（Optical Interference Unit）和光学非线性单元（Optical Nonlinear Unit），前者用来实现神经网络的线性部分，后者实现非线性部分。OIU是由可编程Mach-Zehnder干涉仪（MZI）组成，其移相器由外部电压控制以构建任何酉矩阵[3]。ONU可以通过二维（2D）材料（例如石墨烯和硫化物）的强大非线性效应来实现。但是，将2D材料集成到硅波导中的过程很复杂，并且当将2D材料集成到波导中时，非线性效应的强度会减弱[4]。为了减轻集成在波导中的光学非线性的缺点，在[4]中讲了一种电光硬件平台，该平台实现了具有低激活阈值的各种非线性激活功能。  目前已经有大量的工作投入到ONN的研究中，ONN可以用光速来实施线性变换的优势也引起了人们的广泛关注。已经证明，任意酉矩阵均可以分解为若干个旋转矩阵与一个对角矩阵的乘积的形式[5]，同时，MZI通过调节内部移相器和外部移相器可以对光信号进行一个线性处理，实现的功能等价于一个旋转矩阵。因此通过MZI阵列来实现ONN的线性部分已经成为了现在构建光子神经网络硬件结构的主流选择[6-7],但是实现的功能仍然比较初级，像语音识别，图像分类等功能均属于神经网络较为基础的功能，而更为复杂的深度学习还没有被深入挖掘。事实上，光子神经网络并不简单地只能实现类似于感知器，数据分类这样基础的层面，它同样可以驾驭卷积神经网络[8]，强化学习等更为复杂的深度学习问题。这篇文章中我会通过对几种传统神经网络算法的优化来实现光子神经网络更为强大的信息处理功能，ONN在未来人工智能领域也必将逐渐显露出它高速度，低功耗，宽频带的各种优势。  参考文献   1. Zhang, T. , Wang, J. , Dan, Y. , Lanqiu, Y. , Dai, J. , & Han, X. , et al. (2019). Efficient training and design of photonic neural network through neuroevolution. 2. Shen, Y. , Harris, N. C. , Skirlo, S. , Prabhu, M. , Baehr-Jones, T. , & Hochberg, M. , et al. (2017). Deep learning with coherent nanophotonic circuits. *Nature Photonics*.   [3] TW Hughes, et al.Training of photonic neural networks through in situ backpropagation and gradient measurement. Optica, 2018, 5(7), 864-871  [4] I. A. Williamson, T. W. Hughes, M. Minkov, B. Bartlett, S. Pai, and S. Fan, "Reprogrammable Electro-Optic Nonlinear Activation Functions for Optical Neural Networks," arXiv preprint arXiv:1903.04579 (2019).  [5] M. Reck, A. Zeilinger, H. J. Bernstein, and P. Bertani, "Experimental realization of any discrete unitary operator," Phys. Rev. Lett. **73**(1), 58 (1994).  [6] W. R. Clements, P. C. Humphreys, B. J. Metcalf, W. S. Kolthammer, and I. A. Walmsley, "Optimal design for universal multiport interferometers," Optica **3**(12), 1460-1465 (2016).  [7] S. Pai, et al. Matrix Optimization on Universal Unitary Photonic Devices. Physical Review Applied, 2019,11:064044.  [8] H. Bagherian, S. Skirlo, Y. Shen, H. Meng, V. Ceperic, and M. Soljacic, "On-Chip Optical Convolutional Neural Networks," arXiv preprint arXiv:1808.03303 (2018). | | | |

|  |
| --- |
| **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. 深入学习并掌握光子神经网络的结构搭建，算法优化及实际应用。 2. 使用光子神经网络来实现深度学习问题，并比较光子神经网络与电子神经网络在训练算法上的差异。 3. 利用光子神经网络来实现Open AI gym中的小游戏，并评估光子神经网络在未来游戏领域的应用前景。   （4）对比有梯度训练算法和无梯度演进算法各自地优劣和适用情形，并适当通过遗传算法，粒子群算法等演进算法对光子神经网络的训练过程进行优化。  **2.2本课题的具体研究内容**  **2.2.1 光子神经网络（ONN，Optical Neural Network）结构及原理**  光子神经网络（ONN，Optical Neural Network）的结构包括光学干涉单元（OIU）和光学非线性单元（ONU），前者用来实现神经网络的线性部分，后者实现非线性部分。OIU是由可编程Mach-Zehnder干涉仪（MZI）组成，其移相器由外部电压控制以构建任何酉矩阵[3]。ONU可以通过二维（2D）材料（例如石墨烯和硫化物）的强大非线性效应来实现。但是，将2D材料集成到硅波导中的过程很复杂，并且当将2D材料集成到波导中时，非线性效应的强度会减弱。为了减轻集成在波导中的光学非线性的缺点，而电光硬件平台较好地实现了具有低激活阈值的各种非线性激活功能。  对于光子神经网络（ONN）的线性处理部分，通常是基于酉矩阵的分解来实现的，在Reck在1994年提出酉矩阵的三角分解以来，很多人都借助这个方法来利用光子器件实现线性运算。我们知道越复杂的神经网络对矩阵运算的依赖性就越大，这也使得光子神经网络引起了学术界的广泛关注。Reck指出任意酉矩阵都可以分解为若干个旋转矩阵的乘积再乘以一个对角矩阵的形式。例如假设矩阵为任意阶酉矩阵，那么存在：  （2.2.1）  其中：  （2.2.2）  （2.2.3）  （2.2.4）  式（2.2.1）中的为一系列旋转矩阵的集合，如式（2.2.2）所示，旋转矩阵即为将单位矩阵的四个元素用如式（2.2.4）四个元素替换，其他元素不变。这种简单的矩阵是可以通过Mach-Zehnder干涉仪（MZI）来实现的，参数描述的是MZI的反射率和透射率，有（这里的指的分别是反射率和透射率），而参数为MZI外部移相器的相位值。这样一来通过调整MZI反射率和透射率以及外部移相器的相位值，就可以对所要实现的矩阵权重做出调整。我们把对应旋转元素所在的位置设置MZI，其他路信号设置为通路，如果不考虑损耗，就可以通过光器件完美实现旋转矩阵的效果。  这样一来，任意酉矩阵理论上都可以通过在硅基上搭建可编程MZI阵列在硬件上实现对光信号的线性处理，但是单单实现酉矩阵显然并不能满足所有线性运算，我们理想的是利用光子器件实现光信号的任意线性矩阵运算。我们知道任意n阶矩阵都存在奇异值分解（Singular Value Decomposition，简称SVD）：其中和均为n阶酉矩阵，为n阶对角矩阵，前面已经提到，酉矩阵均可以通过MZI的级联来实现，那么对角矩阵我们可以通过一列移相器来模拟，这样任意线性矩阵就在光子芯片上得以实现。  **2.2.2 光子神经网络的训练算法**  在人工神经网络（Artificial Neural Network，ANN简称NN）中，对神经网络权值矩阵的训练方法包括带有梯度的算法如：随机梯度下降法（Stochastic Gradient Descent，简称SGD），自适应矩估计算法（Adaptive Moment Estimation，简称Adam）等，也有无梯度训练算法如遗传算法，粒子群算法等演进算法。对于梯度算法，首先需要求出神经网络权值的梯度，在依赖电子计算机的神经网络中，这似乎并不是难事，只需要通过求导运算就可以，但是在光子神经网络中权值矩阵是隐形的，直接求导不容易实现，因此我们需要借助伴随变量法（Adjoint Variable Method，简称AVM）。  斯坦福大学根据麦克斯韦方程组对光子神经网络梯度函数进行了电磁分析，并找到了利用AVM来求出梯度进而进行权值优化的办法，他的方法如下：   1. 将原始光信号正向输入MZI阵列中并存储每个移相器中的光信号的电场强度（称为原场）； 2. 利用麦克斯韦方程组对输出信号进行处理，将得到的反馈信号反向输入到MZI阵列中，并再次存储每个移相器中光信号的电场强度（称为伴随场）； 3. 计算出产生反馈信号的等效正向输入信号（称为等效伴随信号）； 4. 将原始信号与伴随信号干涉后正向输入MZI阵列，再次计算各个移相器中电场强度的大小； 5. 利用平方和公式得到原场和伴随场乘积求和的形式来得到最后光子神经网络梯度大小。   演进算法具有代表性的无梯度方法，用于优化人工神经网络的权重。它通过种群的选择，交叉和变异过程，提供了一种自然选择的方式，可以逐步优化模型参数以实现出色的适应性。使用演进算法训练人工神经网络有很多吸引人的原因，最重要的一个是，演进算法可以优化更多SGD中未考虑的超参数。例如，增强拓扑的神经进化算法（NEAT）是一种典型的搜索方法，它通过历史标记解决了跨越可变网络拓扑的问题。  粒子群算法(PSO)属于演进算法的一种，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。  **2.2.3 利用光子神经网络实现强化学习**  光子神经网络（ONN）目前已经可以基本实现一些逻辑门和数据分类任务，我们这里的目的是利用它实现更为复杂的强化学习。强化学习任务最典型的便是奖励机制下的。强化学习的常见模型是标准的[马尔可夫决策过程](https://baike.baidu.com/item/%E9%A9%AC%E5%B0%94%E5%8F%AF%E5%A4%AB%E5%86%B3%E7%AD%96%E8%BF%87%E7%A8%8B/5824810" \t "https://baike.baidu.com/item/%E5%BC%BA%E5%8C%96%E5%AD%A6%E4%B9%A0/_blank)（Markov Decision Process, MDP）。按给定条件，强化学习可分为基于模式的强化学习（model-based RL）和无模式强化学习（model-free RL）  ，以及主动强化学习（active RL）和[被动强化学习](https://baike.baidu.com/item/%E8%A2%AB%E5%8A%A8%E5%BC%BA%E5%8C%96%E5%AD%A6%E4%B9%A0/22723335" \t "https://baike.baidu.com/item/%E5%BC%BA%E5%8C%96%E5%AD%A6%E4%B9%A0/_blank)（passive RL） 。强化学习的变体包括逆向强化学习、阶层强化学习和部分可观测系统的强化学习。求解强化学习问题所使用的算法可分为策略搜索算法和值函数（value function）算法两类。[深度学习](https://baike.baidu.com/item/%E6%B7%B1%E5%BA%A6%E5%AD%A6%E4%B9%A0/3729729" \t "https://baike.baidu.com/item/%E5%BC%BA%E5%8C%96%E5%AD%A6%E4%B9%A0/_blank)模型可以在强化学习中得到使用，形成[深度强化学习](https://baike.baidu.com/item/%E6%B7%B1%E5%BA%A6%E5%BC%BA%E5%8C%96%E5%AD%A6%E4%B9%A01/22743894" \t "https://baike.baidu.com/item/%E5%BC%BA%E5%8C%96%E5%AD%A6%E4%B9%A0/_blank) 。  光子神经网络的结构和超参数的选择决定了它的性能(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。  **2.3拟解决的关键问题**  （1）解决光子神经网络在对普通数据分等问题上真确率略低于电子神经网络的缺点  （2）优化光子神经网络结构使其更加灵活能够实现各层神经元数量不等的情况  （3）发掘光子神经网络在处理较复杂深度学习问题上的性能及如何优化的问题。  **2.4本课题的预期效果**  （1）对光子神经网络已有的训练算法进行优化，使其训练效果能够更好。  （2）利用光子神经网路实现较为复杂的深度学习问题，如强化学习，卷积神经网络等。 |

|  |
| --- |
| **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 利用芯片级方阵平台Neuroptica实现强化学习**  强化学习的算法包括：Q Learning，Sarsa，Policy Gradients，Model—Based RL等，现在以Q Learning为例，我们想办法利用光子神经网络的架构来实现一个Open AI gym 中的小游戏，如CartPole（手推车和杆）游戏，该游戏所涉及的四个变量分别为：环境参数s，操作选择a，获得奖励r，游戏是否结束done。其中环境参数s是一个1\*4矩阵，包含4个状态信息元素：小车的位置，小车的速度，杆的角度，杆降落的速度。环境参数s会随着小车和杆的不同位置情况而对应不同的值，这四个值便作为一个样本数据，当小车自由移动不断尝试新的玩法的时候，我们便把一个个样本数据全都存储起来，积攒够一定的样本数据，就输送到我们的光子神经网络中进行训练。训练的标准为让小车获得更高的奖励值。奖励值评判的规则有很多种，比如记录小车移动的步数为奖励值，意为小车移动的步数越多，证明它支撑杆的时间越久，所以可以作为衡量小车学习的效果评估。也可以将杆离开垂直位置的角度，小车离开中心位置的距离作为评判标准。不管哪一种奖励规则，最终都是希望通过神经网络的多次训练，让小车在自由移动中逐渐学习如何支撑杆让杆不倒的任务。  Neuroptica可以从Pycharm软件内部下载，也可以通过Anaconda的命令行进行下载，下载后可以自由搭建光子神经网络的结构，同时可以自由选择光子神经网络的矩阵分解方式，即三角分解和矩形分解。  **3.1.2 利用粒子群（PSO）算法对光子神经网络训练进行优化**  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。  我们将一定数目的样本数据输送到光子神经网络中，如果通过有梯度的自适应矩估计算法（Adam）的话，可能较为麻烦，通过粒子群算法可以在不需要求取梯度的情况下得到神经网络权值的最优解，对我们来实现强化学习中每一步都有可能改变目标值的情况十分适用。  **3.1.3实验方法及其可行性**  （1）我们将结合有梯度型神经网络训练算法SGD，Adam以及无梯度型神经网演进算法GA，PSO来优化出最终更为适合ONN权重更新的算法。  （2）我们将利用Anaconda（基于Python的环境管理工具）搭建神经网络（ONN），并解决部分深度学习问题  （3）利用Python语言编写强化学习任务，并对光子神经网络进行算法上的优化。 |

|  |
| --- |
| **四、本研究课题可能的创新之处（不少于500字）**  随着近年来对于光子神经网路（ONN）的研究不断加深，我们对它所实现的功能也产生了更高的要求。在这篇文章中，我将会对利用光子神经网络来实现更为复杂的深度学习任务，如强化学习。强化学习是一些算法是让机器从没有想法，到不断去尝试，从错误中去学习，再到找到成功的规律从而学会一些复杂的操作的过程。  而要想让光子神经网络实现一些比较复杂的任务，它结构的灵活性就必须要解决，在之前关于ONN的工作中，都是通过对方阵的分解构造各层输入输出数目相等的情况，这样的结构只能解决一部分问题。由于方阵只是所有矩阵中比较特殊的一种，所以它并不能替代人工神经网络（ANN）中线性计算的步骤，我们需要通过优化让光子神经网络拜托输入输出相同，即只能构造方阵运算的局限，让其适应于各种运算。只有通过这样的方式才能将光子神经网络的潜力发挥到最大，才能解决更为深奥的机器学习问题。  Open Ai gym中的小游戏为强化学习提供了训练的平台，本文中以CartPole游戏为例，利用光子神经网络来训练游戏程序，使其能够像人为操作一样不断学习这个游戏的玩法并逐渐将游戏玩得熟练。  从研究内容角度，本项目的特色之处在于：  ①优化光子神经网络训练算法，使其能够适应于各层神经元数不同的神经网络结构。  ②利用光子神经网络解决较为复杂的深度学习任务，如强化学习等。 |
| **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**  光子神经网络（ONN，Optical Neural Network）的结构包括光学干涉单元（OIU）和光学非线性单元（ONU），前者用来实现神经网络的线性部分，后者实现非线性部分。OIU是由可编程Mach-Zehnder干涉仪（MZI）组成，其移相器由外部电压控制以构建任何酉矩阵[3]。ONU可以通过二维（2D）材料（例如石墨烯和硫化物）的强大非线性效应来实现。但是，将2D材料集成到硅波导中的过程很复杂，并且当将2D材料集成到波导中时，非线性效应的强度会减弱。为了减轻集成在波导中的光学非线性的缺点，而电光硬件平台较好地实现了具有低激活阈值的各种非线性激活功能。  ONN的网络架构由芯片级仿真平台Neuroptica来进行建模。 Neuroptica提供了一系列类似于Keras的抽象的应用程序编程接口（API）。Neuroptica中最低的抽象级别和最高的抽象级别分别控制着ONN的移相器和整个网络体系结构的属性。已经证明，通过使用基于BP和SGD训练策略的光神经网络可以有效地实现逻辑门的功能。另外，Neuroptica提供了两种分解方式（Reck型三角分解和Clements型矩形 分解），通过在光学网格中合理地布置移相器和MZI来构造任何酉矩阵。虽然ONN中的光学神经元基于光学-光学非线性来实现非线性激活功能，但与全光学非线性相比它在表达性上更具有优势。非线性激活函数可以在由三个关键物理参数配置的电光硬件平台中制造：分接至光电探测器的功率量α，相位增益g和偏置相位θ。我们将这三个物理参数（除了光学神经元之间的权重）作为优化变量包括在训练算法中。此外，光神经网络中的两种传统优化器可用于基于AVM和SGD（或自适应矩估计）来训练ONN 。  **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Pycharm、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 |
| 2019.12-2019.03 | 文献调研 | 文献调研 |
| 2020.04-2020.07 | 光子神经网络训练算法 | 综合有梯度和无梯度两种算法优势 |
| 2020.08-2020.10 | 光子神经网络训练算法 | 借鉴人工神经网络实现光子神经网络训练 |
| 2019.11-2020.01 | 光子神经网络训练算法优化 | 设计出综合有梯度和无梯度训练算法的优势的训练算法 |
| 2021.02-2021.04 | 光子神经网络的应用 | 利用光子神经网络实现强化学习 |
| 2021.04-2021.06 | 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 | 副教授 | 北京邮电大学 | 成员 |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
| 导师意见： | | | | |
|  | | | | |
| 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 | | | | |