深度神经网络还原散射图像

DNN resuming scattering image

散射介质会导致远场图像扩散成散斑图像，使得许多光学应用受到严重制约：光镊在对活体动物内细胞进行捕获的过程中，由于光束穿过动物的皮下组织，组织折射率分布的不均一性使得激光在组织内传输的过程中会发生散射，从而扰乱入射光的波前分布，阻碍光束穿过厚的生物组织聚焦形成光阱。光镊的主动三维操控依托于聚焦点的三维移动，除了聚焦点的强度，聚焦点的偏振态对光捕获中的操控形式也有很大的影响，比如原偏振光可以使被捕获的双折射微粒发生自转运动。除此以外，光在复杂介质中传播会散射的这种性质会影响成像和聚焦，在光纤中的这种性质会影响信号传播的保真度，并且研究透过散射介质聚焦对于深度组织内生物医学成像等都具有重要意义。通过调制入射光场的复振幅分布，可以使得穿过散射介质后不同方向的光束在目标点发生相长干涉，实现聚焦。透过散射介质波前调制的方法主要有基于反馈的迭代优化算法、TM算法和光学相位共轭方法等。迭代优化算法用探测器探测目标点的强度并作为反馈信号，用优化算法逐步优化输入光场的波前分布，而这类算法进行输出模式强度大优化时，评价函数定义为目标输出模式m的强度值，具体算法有SSA,CSA,PA算法，遗传算法，蝙蝠算法；TM算法中，传输矩阵被用来描述线性光学三舍系统中输入场和输出场的关系，通过测量系统的传输矩阵，可在输入平面上实现对输入场的控制；光学相位共轭法分为光学相位共轭（OPC）和数字光学相位共轭(DOPC)，前者使用非线性晶体，后者使用数字化空间光调制器；焦点三维调控即波前整形法是利用的记忆效应。

而还原图像的已知方法有许多限制：波前整形基于光学记忆效应，视野受限制，相位共轭和TM测量必须执行复杂的校准和扫描过程。机器学习给人们解决这类问题提供了新的思路。这里我们使用的是深度神经网络（DNN），神经网络是一种处理拟合数据的架构，它提供我们一种拟合数据关系的模式，这种处理方式早就出现了，而产生过的实验数据也很多，但是曾经一度因为算力的不足，无法加深网络的层数从而限制了神经网络的功能而逐渐失去热度，但是最近，由于计算水平的不断提高，cpu性能的提高以及gpu计算的出现，使得我们对大数据的处理能力飞速提高，人们迅速地回想起了这个一度被放弃的数据处理方式，并且在以前的基础上，加深了网络的层数，提出了许多不同的网络架构，使得神经网络能够解决的问题飞速增加，目前提到神经网络,大多是指的DNN也就是深度神经网络,因为浅层网络能够完成的任务十分有限,通过不断加深丰富网络结构能够在架构上实现计算速度加快并且能够完成更加复杂的任务。而还原散射图案这个问题，天然的就是有一一对应的映射关系，，又是一种需要处理大量数据的复杂问题，这种问题恰巧是神经网络最擅长的问题之一——模式识别，又或者说是隐函数的寻找，众所周知，只要训练集的输入输出之间有某种关系，不论这种关系多么复杂，都可以通过神经网络进行寻找，只要不断复杂化网络的结构，最后都能成功找到。在Learning-based focusing through scattering media这篇文章中，horisaki等人用支持向量回归（SVR）通过从散斑图案采用的像素通过散射介质恢复面部图像，在Learning approach to optical tomography这篇文章中使用神经网络再现散射光的复振幅，前面这两种都是对对实验数据进行采样处理，利用了监督学习的有下面这几种：无透镜计算成像，鬼影成像，波前传感和湍流矫正已经被用于光学成像的研究。对于一个DNN都训练相当于拟合一个从无规律的复杂的散斑图案到理想图案的映射关系，一个经过完整训练的深度神经网络能够同时恢复被不同散射介质破坏的图像，类似的研究有许多，在saade等人的Random projections through multiple optical scattering：Approximating kernels at the speed oflight，Borhani等人的Learning to see through multimode fibers，Ronneberger等人的U-net：Convolutional networks for biomedical image segmentaton,Kingma等人的Adam:A method for stochastic optimization这些文章中，都有提到使用DNN还原mnist数据库中的手写字体像素图经过散射以后形成的散斑图样的思想，在Deep hybrid scattering image learning这篇文章中使用了这种U-net架构的深度神经网络（DNN），在学习的过程中，对MNIST手写数据库中下载的数据进行上采样，使得分辨率拓展到了512\*512像素方便耦合，然后把这些图像分别发送玻璃漫射器及多模光纤MMF，继而将产生的散射图案和原始图案同时作为DNN的监督学习训练数据的输入和输出，把与原先产生位置不同，但是加载方式相同的的漫射位置作为测试数据，最终发现训练好的DNN可以实现对这些不同位置产生的测试数据的还原，网络可以学习到整体散射模型并且实现漫射图像的还原。区别与以前研究的是,这次使用了更大规模的网络,训练时间更长,可以使得一个网络就能够还原两种不同途径产生的散斑图样,而不是像之前那样一个网络只能还原玻璃漫射器或者多模光纤MMF产生的图样。而学习过程中的性能指标则由均方误差（MSE）来担任，另外一个不用来学习而单纯用来判断的指标就是训练前后图案像素点相关性（Corr），随着训练过程中迭代次数的增加，发现均方误差越来越小，而相关性越来越接近于一，而这篇文章的结果就是，他们都这种训练方式最终得到的通过散射玻璃和多模光纤重建图像的MSE小于10-2，而重建图像与原始图像的相关性分别超过0.90和0.76。这里我感兴趣的点在于通过多模光纤MMF重建图像的MSE似乎非常小，比通过散射玻璃重建的图像小许多，是否可以通过增加隐含层神经元结点数或者隐含层层数，或者仿照2015年以后FRVT、kaggle等比赛中新提出的网络架构进行训练，来提高其MSE，并且作者也提到了训练好了的U-net可以用来恢复一些未经训练的模式比如重建手写拉丁字母的图像以及类似属性的漫射器散步的图案，拉丁字母与国际同行的字母有某种类似，所以可以识别，那么是否可以通过投喂中文汉字笔画来训练网络尝试识别汉字呢，数据我们可以自己手写然后划分像素加入训练集？我预测这样训练的结果，我们的网络能够成功识别一些简单的汉字，对于一些复杂的汉子我们可以尝试一下，但是感觉需要的像素数会更多，训练会更加复杂，而且我们不一定一开始就要实现对玻璃漫散射和多模光纤MMF散射图样的还原，可以仅从简单的玻璃漫散射开始训。总之这个方向非常有趣，也有许多等待解决和应用的问题，希望花一些时间拓宽神经网络在光学成像方面的应用。如果以上问题我们能够轻松解决，那么可以寻找其他可以投喂数据解决的问题进行进一步的研究，或者进一步考虑我们研究的实际意义，去解决第一段中提到的这些漫散射会产生的实际的不良影响。

我们的课题主要研究光学漫散射成像问题以及神经网络（特指深度神经网络DNN在其中扮演的角色）在其中的应用,主要的学科是物理学光学计算机和统计.

工作计划与时间安排:

计划在寒假开始的时候开始毕业论文的研究,优先实现已有论文的结论，并试图用其他的神经网络架构完成相同的任务进行性能对比，在训练的过程中研读一些关于神经网络在这方面应用可行性的理论性文章，然后收集手写的数据并进行像素化，然后尝试使用不同的神经网络进行训练，这里不希望花太多时间在训练上，我还是比较希望看理论上能做什么改进或者利用，以及关于这项技术的实际应用。

文献检索综述

Deep Hybrid Scattering Image Learning

Learning-based focusing through scattering Media

Learning-based imaging through scattering media

Light scattering control in transmission and reflection with neural networks

Machine Learning-Based Classification of Vector Vortex Beams

光透过复杂介质的波前调制技术的研究及其应用