
基于深度学习的去散射技术

作者：writer 来源：科学网

本文原地址：<https://www.iikx.com/news/progress/25226.html>

本文仅供学习交流之用，版权归原作者所有，请勿用于商业用途！

基于深度学习的去散射技术。近日，来自美国哈佛大学文理学院Dushan N. Wadduwage等人开发了一种深度学习驱动的图像去散射化技术--DEEP2，是一种深层组织显微成像技术。作者利用了深度学习的计算成像框架，实现了仅需数十（32）个模式激发去除散射并重建深层组织图像，与之前提出的DEEP技术相比，DEEP2的成像通量提高了近一个数量级，且成像深度可达四个散射长度（约200 μm ）。为使用深度学习提高宽场深层组织显微成像技术的成像通量奠定了基础。

研究背景

对生物组织内部的神经元或血管等结构进行深层显微成像具有重要挑战性，目前的标准方法是使用点扫描双（或三）光子显微镜（PSTPM）。PSTPM通过聚焦的长波飞秒激光穿透散射组织激发荧光分子，随后利用探测器收集穿过相同散射组织的发射荧光成像。相比于激发光，发射光的波长要短很多，因而在通过探测器的过程中会产生明显的散射。因此，PSTPM的成像过程需要逐点激发和解析，速度较慢，若要提升成像速度，可能会牺牲分辨率或成像视场。

时间聚焦显微镜（TFM）实现了多光子宽场显微成像，通过时间上聚焦放大的飞秒激光脉冲，实现了深度选择成像。然而，在宽场深层组织成像中，部分光子被错误映射到探测器像素上，降低了信噪比和空间分辨率。

本论文课题组的之前研究工作提出了一种通过激发模式去散射（DEEP）技术，使用了宽场检测代替了单像素检测。单像素检测完全依赖编码模式进行去散射，而宽场检测保留了一些空间信息，仅部分依赖于编码模式。因此，TRAFIX需要数万个激发图像来重建经典的WFTPM图像，而DEEP仅需要数百个。尽管有了这样的速度提升，DEEP与用于光学透明或薄样品的其他深度解析宽场成像技术相比，仍然慢了几个数量级。

创新研究

在这项工作中，作者基于深度学习的计算成像框架，利用先前的图像信息来进一步提高DEEP的通量，提出的方法被称为DEEP2。从计算成像的角度来看，描述理想图像（ x ）到观察图像（ y ）转换的成像过程被称为正向模型（ f ）。在正向成像过程中，观察到的图像（ y ）受到图像噪声、低通滤波、像素值量化、子采样和我们案例中的散射等的影响而退化。应构建反向传播模型将观察到的图像（ y ）映射到理想的预期图像（ x ），改善图像质量，深度学习在这一方面已展现出令人印象深刻的能力。DEEP2的模型架构受到UNet的启发，但在扩展路径上添加了自注意力机制和终止重建模块。作者使用模拟数据集来训练DEEP2。首先，作者构建了DEEP显微镜成像过程的正向模型，使用了蒙特卡洛模拟对散射组织的光学行为进行建模。随后，作者使用正向模型模

拟了从PSTPM图像堆栈（模拟或实验获取的）中转换的DEEP图像。最后，作者利用实验获取的荧光珠和小鼠皮层的DEEP图像测试了基于模拟数据集训练的DEEP的成像效果。结果表明，DEEP2实现了仅需数十（32）个激发模式来去除散射并重建深层组织图像，将DEEP的成像通量提高了近一个数量级。DEEP2可重建深入小鼠皮层血管中的4个散射长度（SLS）（约200 μm ）的图像。

图1展示了DEEP2的成像方案。图1A显示了DEEP-TFM显微镜的光路图。利用了时间聚焦的放大的飞秒激光脉冲用于深度分辨多光子激发。在激发物镜前的共轭成像平面上放置了一个数字微镜装置（DMD）。DMD镜面在样品的焦平面上投射二进制的图案化照明。发射的光子由物镜收集并成像到相机探测器上。图1B展示了深度学习模型利用激发图案和测量图案的知识来重建去散射图像。在模型训练中，将PSTPM的图像输入物理模拟的正向模型，转换为像素匹配的DEEP图像，生成模拟训练数据。随后，使用这些模拟图像来训练DEEP2反向传播模型。在模型测试中，将实验获得的DEEP2图像输入DEEP模型重建图像。作者在三种数据集中进行了测试：（1）混合荧光微珠（2）带有树突的小鼠金字塔神经元和（3）小鼠皮层血管。

图1 DEEP2的成像方案。（A）DEEP-TFM显微镜的光路图。（B）利用激发模式和测量图像来重建去散射图像。

图2为利用DEEP2重建距离表面4个SLS（约200 μm ）深度的混合荧光微珠（直径为1 μm 和4 μm ）图像的结果。DEEP2成功重建了半径为0.5 μm 的微珠的图像。

图2 利用DEEP2重建距离表面4个SLS (约200 μm) 深度的混合荧光微珠 (直径为1 μm 和4 μm) 图像的结果。(A)、(D)为两个代表性的模拟DEEP-TFM图像堆栈 (平均32个模式)。(B)、(E)对应的(A)和(D)实例的合成基准图像。(C)、(F)对应于(A)和(D)实例的DEEP2重建结果。绿色和黄色线条的强度剖面显示在(G)和(H)图中。类似地, 线条I和J的强度显示在(I)和(J)图中。

图3展示了处于2个和6个SLS深度的具有树突的小鼠锥体神经元上的DEEP2的验证结果。

图3 处于2个和6个SLS深度的具有树突的小鼠锥体神经元的DEEP2验证结果。(A)、(D)、(G)、(J)用于验证的四个代表性模拟DEEP-TFM图像堆栈 (在32个模式上取平均)。(B)、(E)、(H)、(K)对应于(A)、(D)、(G)和(J)的PSTPM基准图像。(C)、(F)、(I)、(L)对应于(A)、(D)、(G)和(J)实例的DEEP2重建结果 (dCNN预测)。黄色线段M、N、O和P的强度在(M)、(N)、(O)和(P)图表中可视化。

图4展示了利用DEEP2重建位于表面以下2个和4个SLS的小鼠皮层血管结构的结果。

图4 在位于表面以下2个和4个SLS的小鼠皮层血管结构的DEEP2的验证结果。(A)、(D)、(G)和(J)用于验证的四个代表性模拟DEEP-TFM图像堆栈(在32个模式上取平均)。(B)、(E)、(H)和(K)分别表示(A)、(D)、(G)和(J)实例的相应PSTPM基准图像。(C)、(F)、(I)和(L)表示与(A)、(D)、(G)和(J)实例相对应的DEEP2重建图像。在图中,沿着黄线的强度剖面展示在(M)、(N)、(O)和(P)图表中。

图5展示了利用DEEP2重构实验获得的透过散射脂肪乳液层(4个SLS长度)的荧光微珠混合物的DEEP-TFM图像。DEEP-TFM图像中的微珠信号微弱,而提出的DEEP2可以重建出这些细小的微珠,消除背景噪音。

图5 在表面下4个SLS处的荧光微珠上进行的DEEP2重建图像测试结果。(A) 32个图案激发的DEEP-TFM显微镜观察穿过脂肪乳液层的直径为1 μm 和4 μm 的微珠混合物的实验图像。(B)对应于(A)的DEEP2重建结果。(C)对应于(A)的无脂肪乳液生成的基准图像。(D)、(E)和(F)为在(A)、(B)和(C)图像上红色方框标识区域的放大图。(G)、(H)、(I)为(D)、(E)和(F)图中黄色线条的归一化强度剖面图。

随后,作者使用了DEEP2模型对实验采集的位于2个及4个SLS长度处的小鼠皮质血管的DEEP-TFM图像进行了图像重构,如图6所示。DEEP2的重建结果(使用32个DEEP-TFM图像)显示出了反向算法重建结果中缺失的额外细节。

图6 利用DEEP2模型对实验采集的在表面下2和4个散射长度 (SLS) 的小鼠皮质血管的DEEP-TFM图像进行了图像重构结果。(A)、(G)、(M)和(S)为四个代表性的DEEP-TFM图像堆栈。(B)、(H)、(N)和(T)对应于(A)、(G)、(M)和(S)的DEEP2重建结果,使用32个模式的激发。(C)、(I)、(O)和(U)对应于(A)、(G)、(M)和(S)带有正则化的常规DEEP重建结果,使用256个模式的激发。(D)、(J)、(P)和(V)对应于(A)、(G)、(M)和(S)带有正则化的常规DEEP重建结果,使用32个模式的激发。(E)、(K)、(Q)和(W)对应于(A)、(G)、(M)和(S)不带有正则化的常规DEEP重建结果,使用256个模式的激发。(F)、(L)、(R)和(X)对应于(A)、(G)、(M)和(S)不带有正则化的常规DEEP重建结果,使用32个模式的激发。

该研究成果以DEEP-squared: deep learning powered De-scattering with Excitation Patterning为题发表在国际顶尖光学期刊《Light: Science Applications》。Navodini Wijethilake为本文的第一作者,Dushan N. Wadduwage为本文的通讯作者。(来源:LightScienceApplications微信公众号)

相关论文信息: <https://www.nature.com/articles/s41377-023-01248-6>

特别声明:本文转载仅仅是出于传播信息的需要,并不意味着代表本网站观点或证实其内容的真实性;如其他媒体、网站或个人从本网站转载使用,须保留本网站注明的“来源”,并自负版权等法律责任;作者如果不希望被转载或者联系转载稿费等事宜,请与我们接洽。

作者:Dushan N. Wadduwage 来源:《光:科学与应用》

更多 科学进展 请访问 <https://www.iikx.com/news/progress/>

本文版权归原作者所有,请勿用于商业用途, [爱科学iikx.com](https://www.iikx.com)转发