



Views & Comments

光学数字化全息技术——全光学机器学习展望

Min Gu^a, Xinyuan Fang^{a,b}, Haoran Ren^c, Elena Goi^a^a Laboratory of Artificial-Intelligence Nanophotonics, School of Science, RMIT University, Melbourne, VIC 3001, Australia^b National Laboratory of Solid State Microstructures, College of Engineering and Applied Sciences, Nanjing University, Nanjing 210093, China^c Chair in Hybrid Nanosystems, Nanoinstitute Munich, Faculty of Physics, Ludwig-Maximilians-University Munich, Munich 80539, Germany

1948年, Dennis Gabor提出了全息的概念, 利用该项技术能够重建出三维(3D)物体振幅、相位信息[1]。自此, 全息术的概念被广泛地应用在各个领域, 如显微术[2]、干涉度量[3]、超声检测[4]及全息显示[5]等。光学全息通常分为两个步骤: 记录与重建——首先利用参考光波与物光干涉得到传统的全息图, 将其记录在光敏薄膜上; 而后, 当参考光波照射到全息图上时, 原始物体的波前即能在3D像空间中重建。

1966年, Brown与Lohmann[6]创造性地提出了数字全息理论, 其中核心概念“计算全息图”(CGH)标志着光学全息领域里程碑式的突破。不同于之前复杂的两步式光学全息, CGH借助于各类算法, 可以更加方便地得到数字全息图的振幅及相位分布。近年来, 基于CGH的数字全息过程已经在各类主动[7]、被动光子学器件[8]中成功实现。

伴随着计算机寻址空间光调制器(SLM)的发明, 动态数字全息技术成为可能, 利用该器件, 多张全息图之间实现切换仅仅需要几毫秒[9]。目前, 基于SLM的数字全息术已经被应用于3D显示[10]、全息加密[11]、数字全息显微术[12]、光学数据存储[13]、光学捕获[14]等众多领域。然而, 数字全息术中依然存在许多挑战, 包括视场角小, 分辨率低, 调制光束波长带宽窄, 全息图厚及出射光衍射级次多等。

为了应对这些挑战, 可以用高分辨率、超薄的超表面器件实现CGH的数字化[15]。然而其所需的电子束刻

蚀或者聚焦离子束刻蚀的加工手段复杂且成本高, 这限制了超表面器件在实际生产生活中的应用普及。在这些大背景下, 光学数字化全息技术(ODH)被提出并证实[16–18], 即利用光学手段得到高分辨率、大尺寸、成本更低的全息图[19–21]。这一全新的方法建立在矢量Debye衍射理论[22]及逆傅里叶变换方法[23–25]之上。

在实验中, 研究者利用3D激光直写技术加工各种光敏材料, 从而实现CGH的光学数字化。在此过程中, 一束紧聚焦的飞秒激光在光敏材料中扫描, 打印出3D分布的纳米结构, 其中纳米结构的不同尺寸对应了CGH中不同阶的振幅(或者相位)调制。值得注意的是, 近年来超分辨激光直写技术的快速发展为加工超小像素的高质量数字化CGH提供了可能[26]。除此之外, 共振扫描镜及衍射受限二维(2D)[23,24]、3D[25]多焦点阵列技术帮助快速平行激光直写技术加工效率提高了若干数量级。基于此, 利用大尺寸、超分辨的ODH全息图可以实现超大视场、大空间带宽积的悬浮全息显示。此前, 我们成功地在石墨烯[16,17]和光刻胶材料[18]加工出了分辨率为550 nm的ODH全息图, 并实现了视场角高达52°的3D显示[17]。此外我们还利用多重反射式相位积累的原理, 在拓扑绝缘体薄膜中加工出了厚度仅为20 nm的超薄ODH全息图[27]。

近年来, 人工智能技术吸引了社会各界持续关注, 并被广泛应用于医学图像分析[28]、分子与物质科学[29]、语言识别[30]等领域。可以预见, 光学全息术将

为人工智能技术注入新的活力。实际上，结合这两个领域的开拓性工作可以追溯至20世纪90年代[31]，其中，光波的振幅或光强存储了神经元的信息，基于布拉格衍射定律的角度选择性，神经元间的复杂映射关系可以存储于包含了大量全息光栅结构的3D全息图中。然而，在当时并未有合适的器件来扮演复杂的神经网络，限制了基于这个思路的拓展性工作。近些年兴起的ODH能够加工高分辨率全息器件，构建神经网络由此成为可能。日前，研究者已经成功利用衍射深度神经网络的全光学机器学习实现太赫兹（THz）波段的图像分类功能[32]。为了实现学习功能，首先需要利用先进的深度学习算法来设计多层全息图，然后利用3D打印技术加工出相应的结构。

将3D打印技术[32]拓展至3D高分辨激光打印[26,33]可以将全光学机器学习芯片的工作波段从THz拓展至可见光波段（图1）。未来，ODH与人工智能技术的结合将为基础科学和全息实际应用带来重大突破。我们设想，当全光器件的工作波段由THz向可见光拓展时，许多新的应用方向将应运而生，如智能成像设备[34]、光保真技术（Li-Fi）[35]以及安全访问系统。然而，对于目前的计算水平而言，基于人工智能的高分辨全息显示技术在计算量上远远超出极限能力，因此，发展新的

机器学习算法迫在眉睫。同时我们注意到光学机器学习还能在纳米光子学电路芯片上实现[36]。若能将上述技术进行结合，可以为神经元技术工程在类脑研究上搭建新的平台，探索出新的精神疾病治疗手段。目前，全世界每年在这类疾病治疗上花费将近一万亿元，其中中国占了九百亿。

Acknowledgements

Min Gu acknowledges support from the Australian Research Council (ARC) through the Discovery Project (DP180102402). Xinyan Fang acknowledges support from a scholarship from the China Scholarship Council (201706190189). Haoran Ren acknowledges financial support from the Humboldt Research Fellowship from the Alexander von Humboldt Foundation.

References

- [1] Gabor D. A new microscopic principle. *Nature* 1948;161(4098):777.
- [2] Gabor D. Microscopy by reconstructed wave-fronts. *Proc R Soc Lond A Math Phys Sci* 1949;197(1051):454–87.
- [3] Powell RL, Stetson KA. Interferometric vibration analysis by wavefront reconstruction. *J Opt Soc Am* 1965;55(12):1593–8.

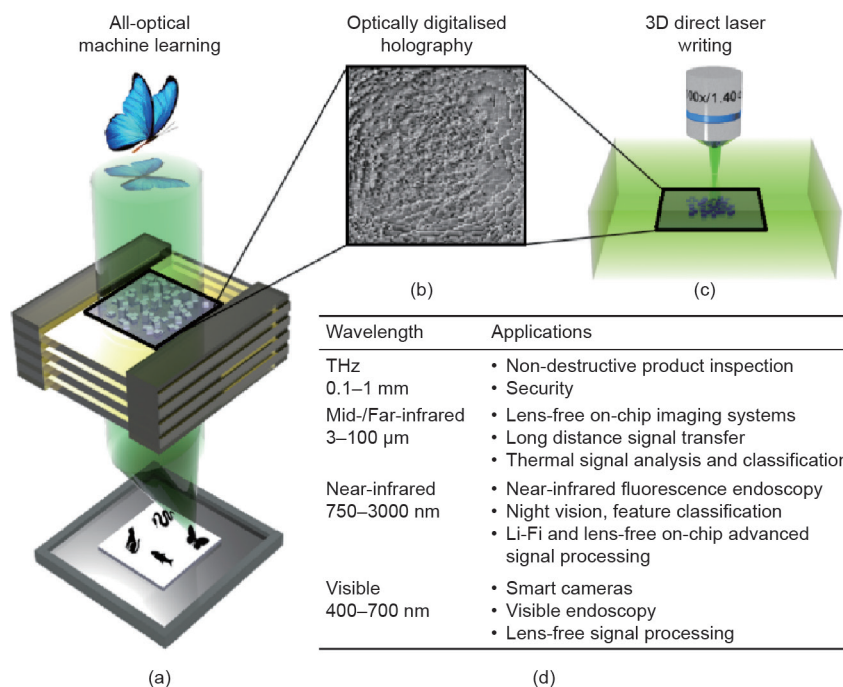


图1. 基于全光学机器学习的多层ODH芯片。(a)由4层不同全息图构成的整体设计，协同工作实现图像分类功能。图中所示结构能够实现动物图像分类功能，例如将蝴蝶图案识别至对应插图位置。(b)芯片的每一层是由一幅光学数字化全息图构成。(c)高分辨3D激光直写图示说明，基于此项技术芯片工作波段可以覆盖THz至可见光波长范围，其中不同波段的具体应用如图(d)所示。

- [4] Baum G, Stroke GW. Optical holographic three-dimensional ultrasonography. *Science* 1975;189(4207):994–5.
- [5] Leith EN, Upatnieks J. Wavefront reconstruction with diffused illumination and three-dimensional objects. *J Opt Soc Am* 1964;54(11):1295–301.
- [6] Brown BR, Lohmann AW. Complex spatial filtering with binary masks. *Appl Opt* 1966;5(6):967–9.
- [7] Verbeeck J, Tian H, Schattschneider P. Production and application of electron vortex beams. *Nature* 2010;467(7313):301–4.
- [8] Zhang Z, You Z, Chu D. Fundamentals of phase-only liquid crystal on silicon (LCOS) devices. *Light Sci Appl* 2014;3:e213.
- [9] Javidi B, Kuo CJ. Joint transform image correlation using a binary spatial light modulator at the Fourier plane. *Appl Opt* 1988;27(4):663–5.
- [10] Downing E, Hesselink L, Ralston J, Macfarlane R. A three-color, solid-state, three-dimensional display. *Science* 1996;273(5279):1185–9.
- [11] Li J, Kamin S, Zheng G, Neubrech F, Zhang S, Liu N. Addressable metasurfaces for dynamic holography and optical information encryption. *Sci Adv* 2018;4(6):eaar6768.
- [12] Rosen J, Brooker G. Non-scanning motionless fluorescence three-dimensional holographic microscopy. *Nat Photonics* 2008;2(3):190–5.
- [13] Heanue JF, Bashaw MC, Hesselink L. Volume holographic storage and retrieval of digital data. *Science* 1994;265(5173):749–52.
- [14] Grier DG. A revolution in optical manipulation. *Nature* 2003;424(6950):810–6.
- [15] Ni X, Kildishev AV, Shalaev VM. Metasurface holograms for visible light. *Nat Commun* 2013;4:2807.
- [16] Li X, Zhang Q, Chen X, Gu M. Giant refractive-index modulation by two-photon reduction of fluorescent graphene oxides for multimode optical recording. *Sci Rep* 2013;3:2819.
- [17] Li X, Ren H, Chen X, Liu J, Li Q, Li C, et al. Athermally photoreduced graphene oxides for three-dimensional holographic images. *Nat Commun* 2015;6:6984.
- [18] Li X, Liu J, Cao L, Wang Y, Jin G, Gu M. Light-control-light nanoplasmonic modulator for 3D micro-optical beam shaping. *Adv Opt Mater* 2016;4(1):70–5.
- [19] Wang S, Ouyang X, Feng Z, Cao Y, Gu M, Li X. Diffractive photonic applications mediated by laser reduced graphene oxides. *Opto-Electron Adv* 2018;1(2):170002.
- [20] Zhang Q, Yu H, Barbiero M, Wang B, Gu M. Artificial neural networks enabled by nanophotonics. *Light Sci Appl*. In press.
- [21] Gu M, Zhang Q, Lamon S. Nanomaterials for optical data storage. *Nat Rev Mater* 2016;1:16070.
- [22] Gu M. Advanced optical imaging theory. Berlin: Springer; 2000.
- [23] Lin H, Jia B, Gu M. Dynamic generation of Debye diffraction-limited multifocal arrays for direct laser printing nanofabrication. *Opt Lett* 2011;36(3):406–8.
- [24] Gu M, Lin H, Li X. Parallel multiphoton microscopy with cylindrically polarized multifocal arrays. *Opt Lett* 2013;38(18):3627–30.
- [25] Ren H, Lin H, Li X, Gu M. Three-dimensional parallel recording with a Debye diffraction-limited and aberration-free volumetric multifocal array. *Opt Lett* 2014;39(6):1621–4.
- [26] Gan Z, Cao Y, Evans RA, Gu M. Three-dimensional deep sub-diffraction optical beam lithography with 9 nm feature size. *Nat Commun* 2013;4:2061.
- [27] Yue Z, Xue G, Liu J, Wang Y, Gu M. Nanometric holograms based on a topological insulator material. *Nat Commun* 2017;8:15354.
- [28] Litjens G, Kooi T, Bejnordi BE, Setio AAA, Ciampi F, Ghahfarooq M, et al. A survey on deep learning in medical image analysis. *Med Image Anal* 2017;42:60–88.
- [29] Butler KT, Davies DW, Cartwright H, Isayev O, Walsh A. Machine learning for molecular and materials science. *Nature* 2018;559(7715):547–55.
- [30] Hinton G, Deng L, Yu D, Dahl GE, Mohamed A, Jaitly N, et al. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: the shared views of four research groups. *IEEE Signal Process Mag* 2012;29(6):82–97.
- [31] Psaltis D, Brady D, Gu XG, Lin S. Holography in artificial neural networks. *Nature* 1990;343(6256):325–30.
- [32] Lin X, Rivenson Y, Yardimci NT, Veli M, Luo Y, Jarrahi M, et al. All-optical machine learning using diffractive deep neural networks. *Science* 2018;361(6406):1004–8.
- [33] Goi E, Gu M. Laser printing of a nano-imager to perform full optical machine learning [presentation]. In: Conference on Lasers and Electro-Optics/Europe; 2019 Jun 23–27; Munich, Germany; 2019.
- [34] Li L, Ruan H, Liu C, Li Y, Shuang Y, Alù A, et al. Machine-learning reprogrammable metasurface imager. *Nat Commun* 2019;10(1):1082.
- [35] Haas H, Yin L, Wang Y, Chen C. What is LiFi? *J Lightwave Technol* 2015;34(6):1533–44.
- [36] Shen Y, Harris NC, Skirlo S, Prabhu M, Baehr-Jones T, Hochberg M, et al. Deep learning with coherent nanophotonic circuits. *Nat Photonics* 2017;11:441–6.