

文章编号 1004-924X(2022)06-0743-12

基于CNN-SPGD算法的相干光通信像差校正方法研究

刘 维¹, 徐珺楠¹, 金玳冉¹, 石文孝^{1*}, 曹景太^{1,2}, 景海钊³

(1. 吉林大学 通信工程学院, 吉林 长春 130012;

2. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

3. 陕西科技大学 陕西人工智能联合实验室, 陕西 西安 710021)

摘要: 为了降低大气湍流对自由空间光通信系统传输性能的影响, 建立了一套自适应光学校正系统来校正高阶像差。对该系统的混频效率, 误码率和迭代次数等参数进行研究。首先, 将图像的Zernike系数划分为8个大类, 256个小类, 通过CNN模型预测输入光斑的大类。对于每一小类的像差, 取每一阶系数范围的中点作为标准点形成一个标准Zernike系数向量, 按照其对应的标准电压作为初始校正电压进行校正。实验结果表明: 随机并行梯度下降算法使混频效率达到0.80、0.85和0.9需要的迭代次数分别为110次、161次和280次; 在使混频效率达到相同值的前提下, CNN-SPGD(Convolutional Neural Networks-Stochastic Parallelism Gradient Descent)算法所需的迭代次数分别为4次、37次和141次。而在相同的迭代次数下, CNN-SPGD算法在系统中的混频效率更高, 误码率更低。CNN-SPGD算法与SPGD算法相比, 像差校正速度更快。该CNN-SPGD算法可以大幅度减少传统自适应光学系统的迭代次数, 满足激光通信的各种需求。

关键词: 自由空间光通信; 无波前传感; 混频效率; 误码率

中图分类号: O436 文献标识码: A doi: 10.37188/OPE.20223006.0743

Research on aberration correction method of coherent optical communication based on CNN-SPGD algorithm

LIU Wei¹, XU Junnan¹, JIN Dairan¹, SHI Wenxiao^{1*}, CAO Jingtai^{1,2}, JING Haizhao³

(1. College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China;

2. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

3. Shaanxi Joint Laboratory of Artificial Intelligence, Shaanxi University of Science & Technology, Xi'an 710021, China)

* Corresponding author, E-mail: swx@jlu.edu.cn

Abstract: In order to reduce the influence of atmospheric turbulence on the transmission performance of free-space optical communication systems, an adaptive optical correction system is established to correct high-order aberrations. The mixing efficiency, bit error rate, and iteration times of the system are studied. First, the Zernike coefficient of the image is divided into 8 categories and 256 sub-categories, and the cate-

收稿日期: 2021-08-26; 修订日期: 2021-10-11.

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(No. 62001448)

gories of input spots are predicted by a CNN model. For each small class of aberrations, the midpoint of the coefficient range of each order is taken as the standard point to form a standard Zernike coefficient vector, and its corresponding standard voltage is taken as the initial correction voltage. The experimental results show that the number of iterations required by the SPGD algorithm to achieve mixing efficiencies of 0.80, 0.85, and 0.9 is 110, 161, and 280, respectively. To reach the same mixing efficiencies, the number of iterations required by the CNN-SPGD algorithm is 4, 37, and 141. For the same number of iterations, the mixing efficiency of the CNN-SPGD algorithm in the system is higher and the bit error rate is lower. Moreover, the CNN-SPGD algorithm has a faster aberration correction speed compared to the SPGD algorithm. The CNN-SPGD algorithm can considerably reduce the number of iterations required by traditional adaptive optics systems and meet the various needs of laser communication.

Key words: free space optical communication; wavefront sensorless; mixing efficiency; bit error rate

1 引言

自由空间光通信(Free Space Optical Communication, FSOC)是一种无线通信技术,具有抗电磁干扰能力强、无需许可证费用以及易于部署等优势^[1]。根据通信体制的不同可以将FSOC技术划分为两种类型:非相干光通信和相干光通信。非相干光通信是采用强度调制/直接检测的方法实现通信的一种技术。这种通信方式在技术上较为成熟且成本较低。与非相干光通信系统相比,相干光通信系统在接收端采用的是相干检测的方式,主要具有调制/解调方式多样化、接收灵敏度更高以及无中继传输距离更远等优势,是FSOC技术未来的重要发展方向之一。

当相干FSOC系统在大气环境中通信时,通信性能会受到大气湍流的影响。自适应光学(Adaptive Optics, AO)技术已经被证明可以有效降低大气湍流对FSOC系统传输性能的影响^[2]。刘超等应用127单元的AO系统对零差检测FSOC系统进行了波前畸变补偿实验,实验结果显示AO技术可以显著降低大气湍流对系统传输性能的影响^[3]。李明等对海洋大气湍流影响下相干FSOC系统的通信性能进行了研究。实验结果显示,当应用闭环AO系统对波前畸变进行补偿时,相干FSOC系统的BER明显降低^[4]。中国科学院长春光学精密机械与物理研究所的研究人员将基于349单元连续镜面变形镜的大规模高速AO系统应用于相干FSOC系统中,分析了相干FSOC系统的性能变化情况,计算了不同Greenwood频率下的混频效率和误码率并将其

作为相干FSOC系统的性能指标。实验结果表明,相干FSOC系统的性能得到了显著提升^[5]。

传统AO系统主要包括波前传感器、波前控制器和波前校正器^[6]。除此之外,一种新型的AO技术——无波前传感AO技术也受到了越来越多的关注。李兆坤等提出了一种基于反向传播神经网络的波前检测方法,有效提升了AO系统的实时性^[7]。马慧敏等提出了一种基于卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)的无波前传感算法。卷积神经网络的作用是根据输入图像预测其对应的泽尼克系数。结果显示,经过畸变补偿后,光斑的斯特列尔比有了明显提高^[8]。西安理工大学的研究人员开发了AO校正模块和偏振控制模块来缓解大气湍流对长距离相干FSOC系统性能的影响,并建立了基于外差差分二进制相移键控调制的相干FSOC系统,实现了10.2 km的远距离视频传输,其中AO校正模块采用了无波前传感技术^[9]。

随机并行梯度下降算法(Stochastic Parallelism Gradient Descent, SPGD)是使用范围最广的无波前传感算法之一,容易实现且较为成熟,广泛应用于高分辨率成像领域。但其收敛速度较慢,实时性较差,这对相干FSOC系统的应用存在不利影响。自适应增益系数的Admspgd算法是一种提高收敛速度的有效算法^[10],此算法通过对增益系数的实时调整,改善了光纤激光组合系统的收敛速度、鲁棒性和有效带宽。朱丹等^[11]对弹性反向算法和SPGD算法的像差校正能力比较后,得到了SPGD算法在复杂波前畸变的恢复能力较强的结论,证明了SPGD算法的巨大潜力。

为了提升SPGD算法的像差校正速度,本文将卷积神经网络与SPGD算法相结合,提出了CNN-SPGD算法。CNN用来对输入光斑进行分类,得到光斑的类型,进而得到对应的像差类型,之后由SPGD算法完成波前像差校正。实验的结果表明,在达到相同系统性能的前提下,CNN-SPGD算法相比于SPGD算法像差校正速度更快。

2 相干FSOC技术原理

无波前相干FSOC的系统框图如图1所示^[9],经过大气湍流扰动的光波通过变形镜的闭环控制得以校正,其中CCD被用来读取光斑,PC通过算法得到相应的控制电压来控制变形镜进行形变,从而将畸变波前校正至正常波前,然后对信号光进行相干检测接收。

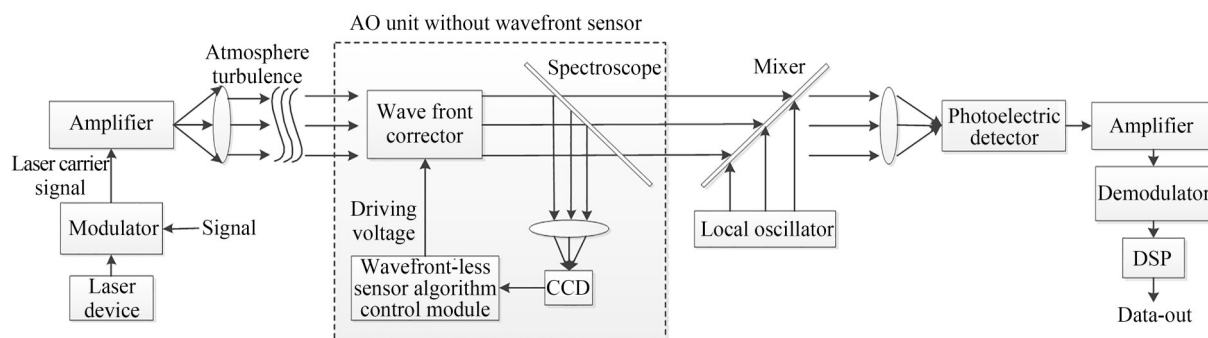


图1 相干FSOC系统框图

Fig. 1 Block diagram of coherent FSOC system

在接收端,信号光与本地振荡器生成的本振光进行混频。本振光偏振态较为稳定,而信号光经过光学系统和大气后偏振态可能会发生一些变化。在相干FSOC系统中可以采用偏振控制器保持信号光稳定的偏振态输出。信号光和本振光可以表示为如下形式^[12]:

$$E_s(t) = A_s \cos(\omega_s t + \varphi_s), \quad (1)$$

$$I = K |E_s + E_{LO}|^2 = K \{ A_s^2 \cos^2(\omega_s t + \varphi_s) + A_{LO}^2 \cos^2(\omega_{LO} t + \varphi_{LO}) +$$

$$A_s A_{LO} \cos[(\omega_s + \omega_{LO})t + (\varphi_s + \varphi_{LO})] +$$

$$A_s A_{LO} \cos[(\omega_s - \omega_{LO})t + (\varphi_s - \varphi_{LO})] \}, \quad (3)$$

其中, K 为比例系数。

式(3)中,电流 I 可以看作由四个单项式的和组成:第一个单项式和第二个单项式表示直流项。第三个单项式中, $\omega_s + \omega_{LO}$ 的频率较高,一般的检测器无法响应。令 $\omega_{IF} = \omega_s - \omega_{LO}$,当 ω_{IF} 低于检测器的截止频率 ω_c 时,检测器的响应电流为^[13]:

$$I = K \left\{ \frac{A_s^2}{2} + \frac{A_{LO}^2}{2} + A_s A_{LO} \cos[\omega_{IF} t + (\varphi_s - \varphi_{LO})] \right\}. \quad (4)$$

$$E_{LO}(t) = A_{LO} \cos(\omega_{LO} t + \varphi_{LO}), \quad (2)$$

其中: A_s 、 ω_s 和 φ_s 分别表示信号光的振幅、角频率和初始相位; A_{LO} 、 ω_{LO} 和 φ_{LO} 分别表示本振光的振幅、角频率和初始相位。

信号光和本振光在光电检测器上形成的光场可以用 $|E_s + E_{LO}|$ 表示。根据检测器的平方定律可以得到光电检测器响应输出的电流为:

由式(4)可以看出,检测器的响应输出电流中包含直流和交流分量,所要传输的信息包含在交流分量中。相干接收机接收到的信号频率一般限制在以 ω_{IF} 为中心的带通范围内,可直接过滤掉不含信息的直流分量。直流分量被滤除后,可以用下式表示检测器响应电流的中频分量^[12]:

$$I_{IF} = K A_s A_{LO} \cos[\omega_{IF} t + (\varphi_s - \varphi_{LO})]. \quad (5)$$

式(4)还可以用光功率的形式描述(将式中的光强度 A_s 和 A_{LO} 用光功率 P_s 和 P_{LO} 代替)^[14]:

$$I = R(P_s + P_{LO}) + 2R\sqrt{P_s P_{LO}} \cos[\omega_{IF} t + (\varphi_s - \varphi_{LO})], \quad (6)$$

其中, R 为检测器的响应度。根据 ω_s 和 ω_{LO} 的关系, 相干检测可以进一步分为零差检测和外差检测两种检测方式^[13]。当 $\omega_{IF} \neq 0$, 即 $\omega_s \neq \omega_{LO}$ 时, 这种检测方式称之为外差检测; 反之, 称为零差检测。

3 SPGD 算法

在 AO 系统中, 求解波前校正器最优控制电压属于多维变量最优化问题。SPGD 算法适用于多个控制变量的优化过程, 其结构简单且算法复杂度低。采用 SPGD 算法进行像差校正的数学模型为^[15]:

$$\begin{aligned} \min J[u(r)] \\ s.t. \phi_{k+1}(r) = f[\phi_k(r), u(r)], \\ \phi_0(r) = \varphi(r) \end{aligned} \quad (7)$$

其中: $J[u(r)]$ 是表征性能指标 J 与控制变量 $u(r)$ 之间关系的函数, 本文使用 SR 作为性能指标 J 评估 SPGD 算法对零差检测 FSO 系统混频效率的影响; $u(r)$ 是波前校正器生成的补偿相位, 作为控制变量; 假设经过 k 次迭代校正后的残余波前像差为 $\phi_k(r)$, 则 $k+1$ 次迭代校正后的波前为:

$$\phi_{k+1}(r) = \phi_k(r) + u(r). \quad (8)$$

当 $k=0$ 时, $\phi_0(r)$ 称为初始像差。

SPGD 算法的计算流程可以描述为:

定义性能指标 J 的变化量:

$$\Delta J^{(k)} = \Delta J_+^{(k)} - \Delta J_-^{(k)}, \quad (9)$$

$$\Delta J_{\pm}^{(k)} = J[V^{(k)} \pm \Delta V^{(k)}] - J[V^{(k)}]. \quad (10)$$

新的控制电压 V 可以通过下式获得:

$$V^{(k+1)} = V^{(k)} + \gamma \Delta V^{(k)} \Delta J^{(k)}, \quad (11)$$

其中: γ 是正的增益系数; k 代表迭代次数; $\Delta V^{(k)} = [\Delta V_1^{(k)}, \Delta V_2^{(k)}, \dots, \Delta V_m^{(k)}]^T$, 代表第 k 次迭代时生成的扰动电压; m 的值等于驱动器的个数。

SPGD 算法的具体过程为:

(1) 设置增益系数 γ 和控制电压 V 的初始值 $V^{(0)}$;

(2) 生成随机扰动向量 $\Delta V^{(k)} = [\Delta V_1^{(k)}, \Delta V_2^{(k)}, \dots, \Delta V_m^{(k)}]^T$;

(3) 由式 (11) 更新电压值, 生成新的电压向量 $V^{(k+1)}$;

(4) 计算 $k+1$ 次迭代校正后性能指标 J 的

值。如果迭代次数达到最大值 μ 则停止迭代; 否则返回 (2) 并继续生成扰动电压直至迭代次数达到最大值 μ 。

4 变形镜模型

本文的实验中采用的波前校正器是标准分布的 32 单元连续镜面变形镜 (Deformable Mirrors, DMs)^[15], 其驱动器分布如图 2 所示。其中黑点表示波前校正器的中点, 32 个变形镜按照标号的位置均匀分布在波前校正器上, 标号 1~32。这 32 个变形镜就可以完美覆盖大圆圈中所示的波前校正器, 其实物图如图 3, 为中国科学院长春光学精密机械与物理研究所研制的 32 单元连续镜面变形镜。

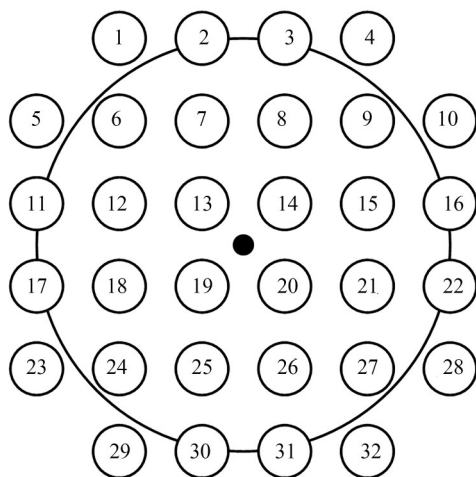


图 2 32 单元连续镜面变形镜驱动器分布示意图

Fig. 2 Diagram of 32-unit continuous deformable mirrors driver distribution

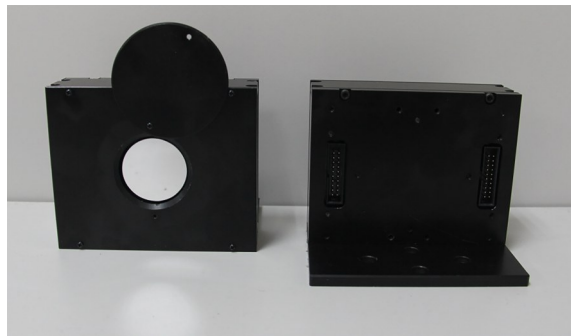


图 3 32 单元连续镜面变形镜实物图

Fig. 3 Picture of 32-unit continuous mirror deformable mirror

每一个变形镜由电机驱动,其电压大小可以线性控制变形镜的位置,使波前像差得到补偿。如图4所示。

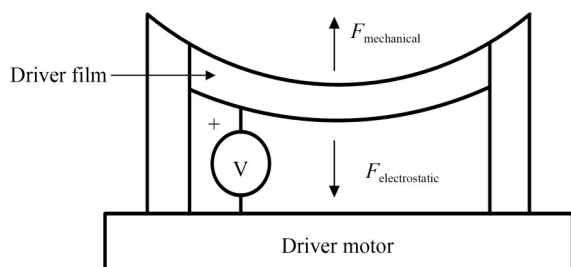


图4 变形镜与电机驱动示意图

Fig. 4 Schematic diagram of deformable mirror and drive motor

一般可以用高斯函数模型来模拟DMs的光学影响函数。DMs镜面坐标 (x, y) 处,第 i 个驱动器生成的补偿相位可以表示为如下形式^[16]:

$$\phi_i(x, y) = \exp \left[\ln \omega \left(\frac{\sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2}}{d} \right)^\alpha \right], \quad (12)$$

其中: x_i 和 y_i 分别代表第 i 个驱动器在DMs镜面中的横坐标和纵坐标; ω 指相邻驱动器之间的交联值; d 代表驱动器的归一化间距; α 是高斯函数指数。DM的某个子孔径的局部斜率就是其波前函数在该范围的局部导数,而电压与变形镜的斜率线性相关,所以通过相位共轭原理就可使变形镜的补偿相位与畸变波前相位相符。

在多个驱动器的共同作用下,变形镜会发生形变,产生的全部补偿相位为^[17]:

$$u(x, y) = \sum_{j=1}^{32} V_j \phi_j(x, y), \quad (13)$$

其中, V_j 是施加到第 j 个驱动器上的电压。

5 性能指标分析

5.1 混频效率

混频效率是评估相干FSOC系统性能的一项重要指标。信号光在与本振光混频之前,会受到诸如空间传输、大气湍流等多种因素的影响,这些影响最终会在混频效率这一性能指标上得到体现。因此,混频效率可以被认为是一个综合性的指标。对于采用零差检测的FSOC系统,混

频效率定义为^[17]:

$$\eta = \frac{\left[\int_U A_s A_{LO} \cos(\Delta\varphi) dU \right]^2}{\int_U A_s^2 dU \int_U A_{LO}^2 dU}, \quad (14)$$

其中: $\Delta\varphi = \varphi_s - \varphi_{LO}$, φ_s 和 φ_{LO} 分别表示信号光和本振光的相位; A_s 和 A_{LO} 分别代表信号光和本振光的振幅; U 代表光电检测器的入射场。

对于采用零差检测的相干FSOC系统,混频效率近似等于远场焦平面图像的斯特列尔比(Strehl Rate, SR),这一结论对于评估相干FSOC系统的性能很有意义,实验中将通过计算SR来分析畸变补偿前后零差检测FSOC系统混频效率的变化情况。SR与波前像差的均方根(Root Mean Square, RMS)之间存在如下近似关系^[18]:

$$SR \approx \exp(-RMS^2), \quad (15)$$

其中,RMS的计算公式为:

$$RMS = \sqrt{\left\langle \left(\varphi(\rho, \theta) - \langle \varphi(\rho, \theta) \rangle \right)^2 \right\rangle} = \sqrt{\langle \varphi^2(\rho, \theta) \rangle - \langle \varphi(\rho, \theta) \rangle^2}, \quad (16)$$

其中: $\langle \cdot \rangle$ 代表取数学期望, $\varphi(\rho, \theta)$ 表示入射光束的波前像差, ρ 表示接收器内任意一点到接收器中心的极径, θ 表示该点的极角。

5.2 误码率

相干FSOC系统的误码率(Bit error rate, BER)定义为^[19]:

$$BER = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left(\frac{Q}{\sqrt{2}} \right), \quad (17)$$

其中, $\operatorname{erfc}(x)$ 为互补误差函数,具体表达式为:

$$\operatorname{erfc}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_x^\infty e^{-\xi^2} d\xi. \quad (18)$$

Q 定义为:

$$Q = \sqrt{SNR}, \quad (19)$$

其中,SNR是相干FSOC系统的信噪比。

对于一个采用BPSK调制的通信系统,接收端的光信号功率为^[20]:

$$P_s = N_p h \nu B, \quad (20)$$

其中: N_p 为接收端单比特光子数; h 、 ν 和 B 分别为普朗克常数、载波频率和数据比特率。

在没有大气湍流影响时,SNR定义为^[20]:

$$SNR_0 = \frac{2\delta P_s}{h\nu B} = 2\delta N_p, \quad (21)$$

其中, δ 是光电检测器的量子效率。

对于采用零差检测的通信系统, SNR 和 SNR_0 的关系为^[17]:

$$SNR = 2SNR_0 \cdot \eta = 4\delta N_p \eta, \quad (22)$$

其中, η 代表混频效率。

将式(17)、(19)和(22)联立可以得到:

$$BER = \frac{1}{2} \operatorname{erfc}(\sqrt{2\delta N_p \eta}). \quad (23)$$

进一步, 根据混频效率和 SR 的近似关系, 可以通过式(23)得到 BPSK 调制的零差检测相干 FSOC 系统的误码率。

6 CNN-SPGD 算法

卷积神经网络具备利用局部操作实现分级抽象表示的能力, 因此非常适合计算机视觉处理。在一个典型的 CNN 模型中, 一般包括卷积层、池化层和全连接层。CNN 使用局部连接的方式解决了全连接的权重矩阵参数爆炸问题。此外, 经过计算的特征图依然保持着原来的空间位置, 同时通过权值共享的方式, 使得网络的权重系数进一步减小。

本文提出的 CNN-SPGD 算法是将 CNN 模型与 SPGD 算法组合后进行波前像差校正。在算法中, 像差被分为 8 大类, 每一类都有唯一对应的初始电压, CNN 负责选出当前像差的类别, 在类别被确定的同时, 控制器就会得到与之相应的初始电压, 这里的初始电压只是大类电压的数学期望, 而真正的最优电压还需要通过 SPGD 算法进一步获得。

CNN-SPGD 算法的具体实现过程为:

- (1) 设置 SPGD 算法中增益系数 γ 的初始值;
- (2) CNN 模型对接收到的光斑进行分类;
- (3) 根据光斑的分类结果得到对应的像差类型, 之后对电压进行选择, 选择出最优电压作为 SPGD 算法的初始控制电压 $V^{(0)}$;
- (4) 生成随机扰动向量;
- (5) 由式(11)更新电压值, 生成新的电压向量 $V^{(k+1)}$;
- (6) 计算 $k+1$ 次迭代校正后性能指标 J 的值。如果迭代次数达到最大值 μ 则停止迭代; 否则返回(4)继续生成扰动电压直至迭代次数达到最大值 μ 。

CNN-SPGD 系统控制回路图和系统工作框图分别如图 5 和图 6 所示。

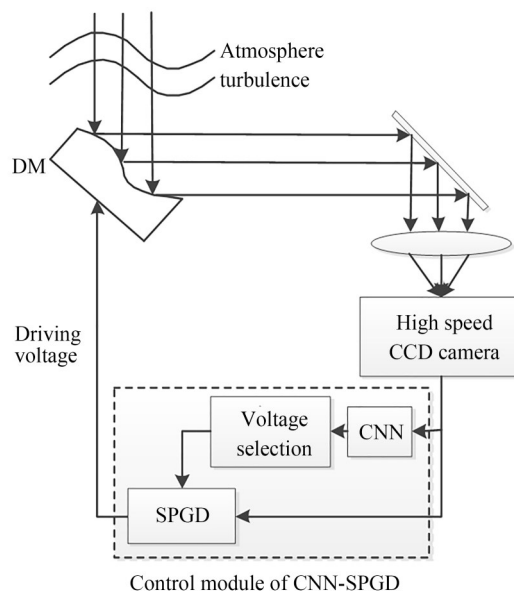


图 5 CNN-SPGD 系统控制回路图

Fig. 5 CNN-SPGD system control loop diagram

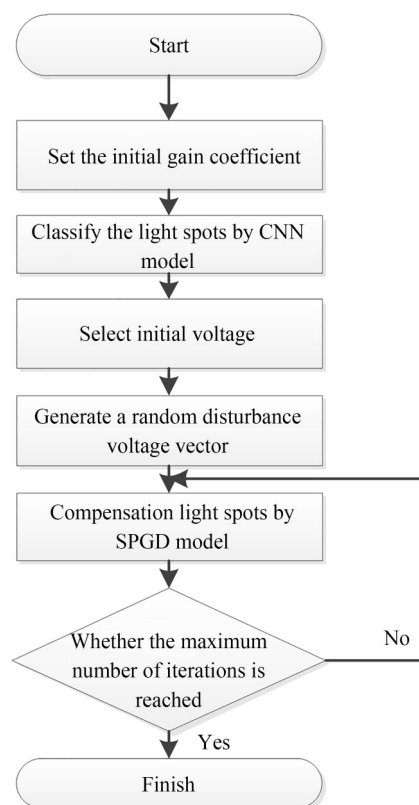


图 6 CNN-SPGD 系统框图

Fig. 6 Block diagram of CNN-SPGD system

7 实验与性能分析

7.1 生成训练样本与电压选择

我们可以使用一系列 Zernike 多项式的线性组合表示波前像差^[21]。在 Zernike 多项式中,第一项是活塞模式(常数),对成像质量不产生影响;第二项和第三项是倾斜像差,可以采用专用的倾斜校正系统进行校正,所以在本文的实验中不考虑前三阶像差,用第四阶到第十一阶 Zernike 多项式来表示初始像差,即:

$$\phi_0(r) = \varphi(r) = \sum_{i=4}^{11} a_i Z_i(r). \quad (24)$$

本文采用 Nicolas Roddier 提出的方法来获取初始 Zernike 系数^[22]:首先构造独立的 Karhunen-Loeve 系数,之后转换为 Zernike 系数。参数 D/r_0 设置为 4,其中 D 代表接收孔径, r_0 代表大气相干长度。引入的初始像差 Zernike 系数如表 1 所示。

表 1 初始像差的 Zernike 系数

Tab. 1 Zernike coefficients of initial aberration

Order	Coefficient
4th	-0.76
5th	0.85
6th	1.44
7th	0.14
8th	-0.19
9th	-0.11
10th	0.09
11th	0.15

相关的参数设置如下:驱动器的交联值 ω 设为 0.2,归一化间距 d 为 0.392,高斯函数指数 α 为 2;加载到变形镜驱动器上的初始控制电压 $V^{(0)}$ 设置为 $[0, 0, \dots, 0]^T$;增益系数 γ 的值设为 1.2;随机扰动向量为 32 维的向量,每个元素之间相互独立,服从伯努利分布,实验中设置为 $|\Delta V_i| = 0.3$ 。通过式(15),可以得到初始 SR 为 0.33。

为确定各阶系数的范围,生成了多组 Zernike 系数(参数 D/r_0 同样设置为 4)。对各阶系数 a_j 进行了区间划分,因此,可以将输入像差划分为 $4 \times 4 \times 4 \times 2 \times 2 = 256$ 种类型。

各阶 Zernike 多项式的系数范围呈对称分

布。考虑到这一特点,对划分好的各阶 Zernike 多项式的系数区间作进一步处理,将对称区间归为同一类,如表 2 所示。

表 2 各阶 Zernike 系数的区间划分方法

Tab. 2 Interval partition method of Zernike polynomial coefficients of various orders

Coefficient	Range
a_4	$[-1.8, -0.9) \cup [0.9, 1.8], [-0.9, 0) \cup [0, 0.9)]$
a_5	$[-1.8, -0.9) \cup [0.9, 1.8], [-0.9, 0) \cup [0, 0.9)]$
a_6	$[-1.8, -0.9) \cup [0.9, 1.8], [-0.9, 0) \cup [0, 0.9)]$
a_7	$[-0.9, 0) \cup [0, 0.9)$
a_8	$[-0.9, 0) \cup [0, 0.9)$
a_9	$[-0.85, 0.85]$
a_{10}	$[-0.85, 0.85]$
a_{11}	$[-0.5, 0.5]$

如表 2 所示,各阶 Zernike 系数的区间经过重组后,像差分为 8 大类,其中 a_4, a_5 和 a_6 各有两大类,组合为 8 种,则光斑也被相应的划分为 8 个大类别;每一个大类别的像差中,又可以通过表 2 细分为 $2 \times 2 \times 2 \times 2 \times 2 = 32$ 个小类别,其中 a_4, a_5, a_6, a_7 和 a_8 各有两种,组合为 32 种。CNN 模型的作用是预测出输入光斑属于 8 大类光斑中的哪一类,根据分类结果就可以得到相应的像差类型。对于每一大类像差,生成对应的 10 000 张焦平面光斑作为训练集样本,1 000 张焦平面光斑作为验证集样本,1 000 张焦平面光斑作为测试集样本,所以训练集样本包含 80 000 张图像,验证集样本包含 8 000 张图像,测试集样本包含 8 000 张图像,每张图像的分辨率设置为 128×128 像素,生成的图像为 jpg 格式。每张图像的命名规则为:类别_个数.jpg。例如 0_156.jpg,指第 0 类光斑中(类别从 0 开始计数,0~7 共 8 大类)的第 156 张图像,jpg 表示生成图像的格式为 jpg。图 7 展示了部分类别光斑的图像样本。

对于每一小类别的波前像差,取每一阶系数范围的中点作为标准点形成一个“标准 Zernike 系数向量”,处于该区间的 Zernike 系数向量都可以归类为预先设定好的“标准 Zernike 系数向量”^[23]。按照这种方法,一共可以获得 256 组“标准 Zernike 系数向量”。由“标准 Zernike 系数向

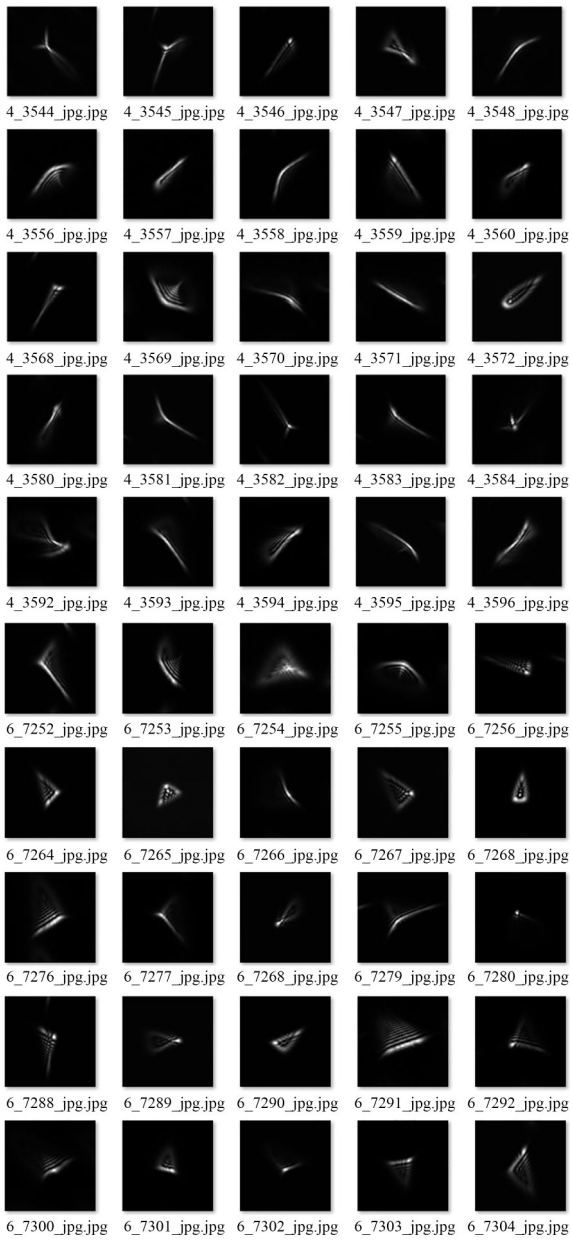


图7 部分类别光斑的图像样本

Fig. 7 Image sample of partial category spot

量”构成的波前像差称之为“标准像差”。选择初始电压的具体步骤为：

- (1)在像差校正过程开始前,预先用SPGD算法校正256个标准像差,使 $SR \geq 0.9$ 时的电压,称之为“标准电压”。
- (2)用CNN模型对输入光斑进行分类,根据光斑的分类结果得到相应的像差类型,每一大类像差中包含32个“标准像差”,自然也对应32个“标准电压”。
- (3)逐一用32个“标准电压”生成补偿相位校

正波前像差,选择使SR最大的“标准电压”作为SPGD算法的初始电压。

7.2 深度学习框架与CNN模型构建

实验中采用Keras完成CNN模型的搭建。Keras是一个高层神经网络应用程序编程接口。Keras的底层实现选择Tensorflow,CNN模型用Python语言编写。

实验中构建的CNN模型共计有5个卷积层,5个池化层,2个全连接层和一个输出层,其具体结构如图8所示。模型中的Dropout是一种针对神经网络模型的正则化方法,主要是为了减轻模型的过拟合问题^[23],其基本思想为在对输入样本进行训练过程中,随机的忽略部分神经元,这样可以增强模型的泛化性,因为模型不会过于依赖某些局部的特征。

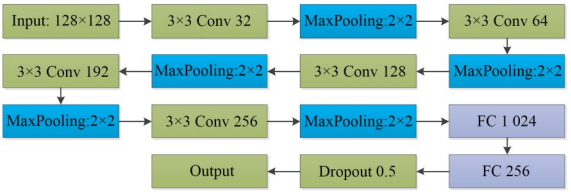


图8 CNN模型结构示意图

Fig. 8 Schematic diagram of CNN model structure

7.3 实验与算法对比

CNN模型构建完成后,在GPU上进行了训练。实验硬件环境如表3所示。

表3 实验硬件环境

Tab. 3 Experimental hardware environment

CPU	GPU
Intel Core i7-4770	Nvidia Geforce GTX 1660 SUPER

训练网络时参数设置如下:训练轮数epochs=20;每一批次读取样本的数量batch_size=200。故在每一轮训练中,在训练集中运行的步数steps_per_epoch=80000/200=400步。训练效果可以通过调用evaluate_generator函数来评估。训练结果如图9所示。经过20轮训练后,训练集的准确率为97.62%,测试集的准确率为91.46%。

CNN模型训练完成后,像差校正过程开始。由表1中的Zernike系数生成的波前像差对应的

焦平面图像如图10所示。

```
训练集的损失值和准确率分别为: [0.09013973153196275, 0.9762000106275082]
Found 8000 images belonging to 8 classes.
测试集的损失值和准确率分别为: [0.29405791461467745, 0.9146250054240227]
```

图9 训练集和测试集的损失值和准确率

Fig. 9 Loss and accuracy of training set and test set

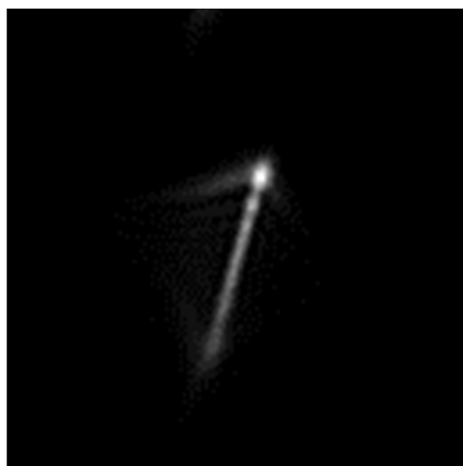


图10 初始波前像差对应的焦平面图像

Fig. 10 Focal plane image corresponding to initial wavefront aberration

初始波前像差以及CNN-SPGD算法进行畸变补偿后的残余波前像差随迭代次数变化如图11所示;相应的焦平面上光斑图像如图12所示。

由图12可以看出,经过基于CNN-SPGD算法的无波前传感AO系统像差校正后,焦平面的光斑图像分布逐渐集中,说明波前像差已得到校正,光束质量得到改善,在500次迭代时得以收敛,这也验证了CNN-SPGD算法的有效性。为了更直观的对 CNN-SPGD 算法相对于 SPGD 算法在像差校正速度方面的优势,我们将两种无波前传感算法对系统混频效率和误码率的影响曲线进行比较,结果如图13所示。

由图13可见,在混频效率方面,SPGD算法使混频效率达到0.80、0.85和0.9需要的迭代次数分别为110次、161次和280次;在使混频效率达到相同值的前提下,CNN-SPGD算法所需的迭代次数分别为4次、37次和141次。为了对比CNN-SPGD算法和SPGD算法在时间复杂度上的关系,我们在1660s的GPU上进行了一百次重复实验,在实验中,光斑分类和电压选择所需

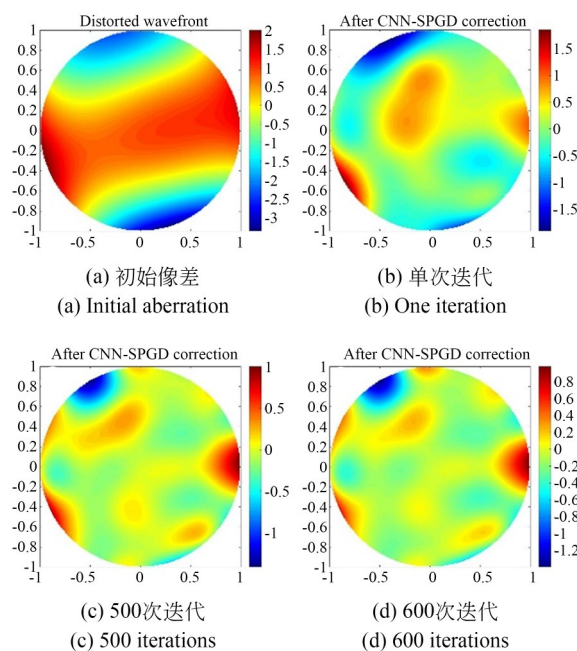


图11 CNN-SPGD算法校正前后波前像差

Fig. 11 Wavefront aberration before and after CNN-SPGD algorithm correction

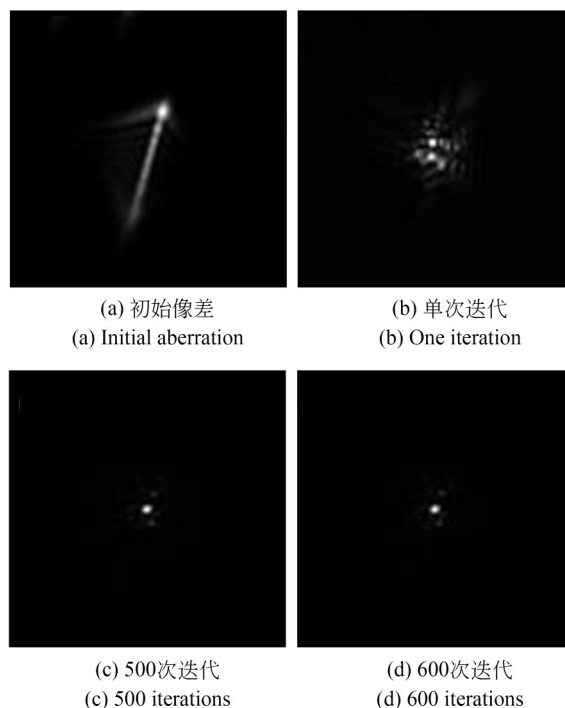
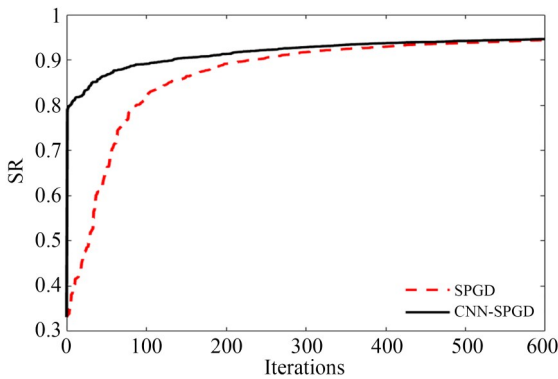


图12 CNN-SPGD算法校正前后焦平面图像

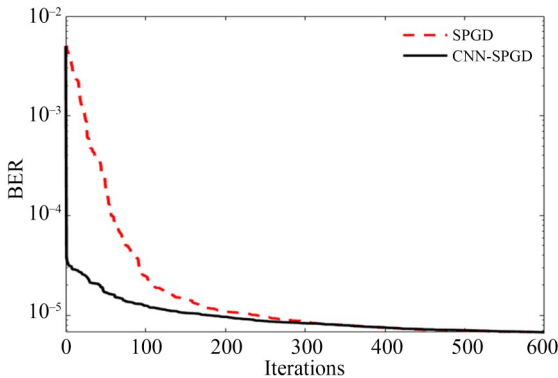
Fig. 12 Focal plane image before and after CNN-SPGD algorithm correction

的平均时间约为SPGD算法16次迭代的时间。也就是说,CNN-SPGD算法只需大约16次迭代

的过程,这可以节省数十次甚至上百次的迭代运算,故 CNN-SPGD 算法相比于 SPGD 算法在校正速度上得到了提升。用两种算法对八种不同的初始像差进行像差校正,系统混频效率大于等于 0.90 时所需的迭代次数如表 4 所示。在误码率方面,CNN-SPGD 算法经过 152 次迭代后,便可以使 BER 达到 10^{-6} ;而达到同样的误码率,SPGD 算法需要 334 次迭代。即便考虑到光斑分类和电压选择的过程,CNN-SPGD 算法的校正速度依然更快。



(a) 混频效率曲线
(a) Mixing efficiency curve



(b) 误码率曲线
(b) BER curve

图 13 混频效率和误码率变化曲线

Fig. 13 Changing curve of mixing efficiency and BER

由于 CNN 模块分类后,每类初始控制电压对应的 Zernike 系数是该类像差的 Zernike 系数的期望,所以在该类像差的区间内,无论湍流强度如何,CNN 模块都能在一次迭代过程中将像差补偿到很小的程度。在达到相同系统性能的前

表 4 两种算法使混频效率大于等于 0.90 时所需的迭代次数

Tab. 4 Number of iterations required for the two algorithms to make the mixing efficiency greater than or equal to 0.90

Experiment	Number of iterations	
	SPGD	CNN-SPGD
1	233	23
2	155	36
3	224	26
4	128	43
5	215	26
6	248	30
7	148	36
8	194	23

提下,考虑到光斑分类和电压选择的过程,CNN-SPGD 算法与 SPGD 算法相比仍减少了迭代次数,像差校正速度得到了提升。

为了进一步验证 CNN-SPGD 算法在不同湍流强度的效果,以大气折射率结构常数作为强弱指标,根据 Davis 不等式生成了强度不同的三组湍流。其湍流强度和 BER 常数如表 5 所示。

表 5 不同湍流强度的 BER 变化

Tab. 5 BER variation with different turbulence intensity

Turbulence intensity	Initial BER	BER after correction
$4.17 \times 10^{-17} m^{-2/3}$	9.5×10^{-4}	4.5×10^{-6}
$6.63 \times 10^{-14} m^{-2/3}$	5.0×10^{-3}	6.8×10^{-6}
$3.24 \times 10^{-13} m^{-2/3}$	7.4×10^{-3}	6.9×10^{-6}

分析表 5 可知,未校正时的 BER 与湍流强度有关,湍流强度越强,初始 BER 越大,而经过 CNN-SPGD 算法的校正后,BER 可以下降三个数量级左右,使系统性能得到提升,证明了算法的有效性。

8 结 论

本文针对 SPGD 算法对大气湍流造成的像差影响补偿的迭代次数较多,畸变补偿速度较慢的缺点,改进了传统自适应光学的校正机制,提出了 CNN-SPGD 优化方法。该方法通过训练

CNN的模型得到像差的分类结果,再把CNN模型和SPGD算法相结合。通过CNN模型对输入光斑进行分类达到减少迭代次数的效果,再使用SPGD校正残余高阶像差,从而提高系统性能,改善校正结果。在自由空间光通信系统中,CNN-SPGD模型使误码率下降到 10^{-6} 时的迭代次数相对传统SPGD可以降低约80%。而在混频效率达到0.9时,CNN-SPGD模型可以降低约

85%的迭代次数。综上可以得出结论,在达到相同系统性能的前提下,即便CNN-SPGD算法有光斑分类和电压选择的过程,相比较于SPGD算法仍减少了迭代次数,有效提升了像差校正的速度,对FSOC的设计有一定的意义。在未来的工作中,我们将优化本系统的训练模型,同时更换更好的GPU来提高训练准确率,降低算法收敛时间。

参考文献:

- [1] HONG Y Q, HAN S K. Polarization-dependent SOA-based PolSK modulation for turbulence-robust FSO communication[J]. *Optics Express*, 2021, 29(10): 15587-15594.
- [2] OSBORN J, TOWNSON M J, FARLEY O J D, *et al.* Adaptive optics pre-compensated laser uplink to LEO and GEO[J]. *Optics Express*, 2021, 29(4): 6113-6132.
- [3] LIU C, CHEN S, LI X Y, *et al.* Performance evaluation of adaptive optics for atmospheric coherent laser communications[J]. *Optics Express*, 2014, 22(13): 15554-15563.
- [4] LI M, CVIJETIE M. Coherent free space optics communications over the maritime atmosphere with use of adaptive optics for beam wavefront correction[J]. *Applied Optics*, 2015, 54(6): 1453-1463.
- [5] YANG L, YAO K, WANG J, *et al.* Performance analysis of 349-element adaptive optics unit for a coherent free space optical communication system[J]. *Scientific reports*, 2019, 9: 13150.
- [6] 高世杰, 盛磊, 吴志勇, 等. 大气激光通信光斑图像的快速复原与实时检测[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(8): 2393-2399.
GAO S J, SHENG L, WU Z Y, *et al.* Rapid restoration and real-time detection on spot image of atmospheric laser communication[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(8): 2393-2399. (in Chinese)
- [7] LI Z K, ZHAO X H. BP artificial neural network based wave front correction for sensor-less free space optics communication[J]. *Optics Communications*, 2017, 385: 219-228.
- [8] MA H M, LIU H Q, QIAO Y, *et al.* Numerical study of adaptive optics compensation based on Convolutional Neural Networks[J]. *Optics Communications*, 2019, 433: 283-289.
- [9] 洪艳. 基于相干检测的自由空间光通信系统研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2016.
HONG Y. *Research on Free Space Optical Communication System Based on Coherent Detection* [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2016. (in Chinese)
- [10] CHE D B, LI Y Y, WU Y H, *et al.* Theory of AdmSPGD algorithm in fiber laser coherent synthesis[J]. *Optics Communications*, 2021, 492: 126953.
- [11] ZHU D, WANG R Y, ŽURAUSKAS M, *et al.* Automated fast computational adaptive optics for optical coherence tomography based on a stochastic parallel gradient descent algorithm[J]. *Optics Express*, 2020, 28(16): 23306.
- [12] 柯熙政, 邓莉君. 无线光通信[M]. 北京: 科学出版社, 2016.
KE X Z, DENG L J. *Wireless Optical Communication* [M]. Beijing: Science Press, 2016. (in Chinese)
- [13] 曹景太. 基于自适应光学的相干自由空间光通信系统性能分析[D]. 长春: 吉林大学, 2017.
CAO J T. *Performance Analysis of Coherent Free Space Optical Communication System Based on Adaptive Optics* [D]. Changchun: Jilin University, 2017. (in Chinese)
- [14] 曹明华, 武鑫, 杨顺信, 等. Log-normal湍流信道中超奈奎斯特传输系统的误码性能[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(2): 465-473.
CAO M H, WU X, YANG S X, *et al.* BER performance of Faster-than-Nyquist communications under Log-normal turbulence channel[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, 28(2): 465-473. (in Chinese)
- [15] CAO J T, ZHAO X H, LI Z K, *et al.* Stochastic parallel gradient descent laser beam control algorithm for atmospheric compensation in free space

- optical communication [J]. *Optik*, 2014, 125 (20): 6142-6147.
- [16] 李兆坤. 自适应光学系统在自由空间光通信中的波前像差校正研究[D]. 长春: 吉林大学, 2017.
LI Z K. *Research of Adaptive Optics for Wave Front Distortion Correction in Free Space Optics Communication*[D]. Changchun: Jilin University, 2017. (in Chinese)
- [17] 王婷婷. 自由空间光通信中的波前畸变补偿方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2017.
WANG T T. *Study on Compensation for Distorted Wavefront in Free Space Optical Communication*[D]. Changchun: Jilin University, 2017. (in Chinese)
- [18] LI Z K, CAO J T, ZHAO X H, *et al.* Combinational-deformable-mirror adaptive optics system for atmospheric compensation in free space communication [J]. *Optics Communications*, 2014, 320: 162-168.
- [19] CAO J T, ZHAO X H, LIU W, *et al.* BER analysis of coherent free-space optical communication systems with a focal-plane-based wavefront sensor [J]. *Journal of the Korean Physical Society*, 2018, 72(5): 555-560.
- [20] CAO J T, ZHAO X H, LIU W, *et al.* Performance analysis of a coherent free space optical communication system based on experiment[J]. *Optics Express*, 2017, 25(13): 15299.
- [21] NOLL R J. Zernike polynomials and atmospheric turbulence [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1976, 66(3): 207.
- [22] 王建立, 董玉磊, 姚凯男, 等. 349单元自适应光学波前处理器[J]. 光学精密工程, 2018, 26(5): 1007-1013.
WANG J L, DONG Y L, YAO K N, *et al.* Three hundred and forty-nine unit adaptive optical wavefront processor [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(5): 1007-1013. (in Chinese)
- [23] GU H J, LIU M Q, LIU H Y, *et al.* An algorithm combining convolutional neural networks with SPGD for SLAO in FSOC[J]. *Optics Communications*, 2020, 475: 126243.

作者简介:



刘 维(1986—),女,吉林延边人,副教授,硕士生导师,2009年、2015年于吉林大学分别获得学士、博士学位,2017年博士后流动站出站,主要从事基于自适应光学的相干探测地形测绘激光雷达大气补偿关键技术、自由空间光通信大气信道补偿技术、基于深度学习的目标识别技术等方面的研究。E-mail: jdlw@jlu.edu.cn

通讯作者:



石文孝(1960—),男,黑龙江哈尔滨人,教授,博士生导师,1983年于长春邮电学院获得学士学位,1991年于哈尔滨工业大学获得硕士学位,2006年于吉林大学获得博士学位,主要从事宽带无线移动通信网理论与技术、高速移动互联网理论与技术、无线光通信理论与技术等方面的研究。E-mail: swx@jlu.edu.cn