

·信号与信息处理·

## 基于深度学习的近视性屈光度自动预测方法研究

石征锦<sup>1</sup>, 王天宇<sup>1</sup>, 张孝顺<sup>2</sup>, 秦 朋<sup>1</sup>, 耿 枫<sup>1</sup>

(1. 沈阳理工大学 自动化与电气工程学院, 沈阳 110159; 2. 沈阳群贺新能源科技有限公司, 沈阳 110168)

**摘 要:**以广角激光眼底图像为研究对象,对原始图像利用数字图像处理技术提高图像质量,其中包括:滤波、提高对比度、平衡光照等。针对广角激光眼底图像的特殊性,首先对图像进行统一裁剪,去除眼睫毛及眼皮等噪声干扰;其次对数据进行数据扩充;最后利用深度学习中的DenseNet自动提取近视性眼底改变特征,并进行回归预测。该方法可以辅助医生进行近视性屈光度的自动诊断,取代了传统验光的繁琐操作,节省了购买大型验光仪器的资金,对于近视的及时诊疗和病情筛查,以及预防未矫正视力所带来的视力损失或失明都有着十分重要的意义。

**关键词:**DenseNet;屈光度预测;图像处理;眼底成像;均方误差

**中图分类号:**R770.4;TP181

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-1255(2020)-05-0048-06

## Research on Automatic Prediction Method of Myopic Diopter Based on Deep Learning

SHI Zheng-jin<sup>1</sup>, WANG Tian-yu<sup>1</sup>, ZHANG Xiao-shun<sup>2</sup>, QIN Peng<sup>1</sup>, GENG Feng<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Shenyang Ligong university, Shenyang 110159, China;

2. Shenyang Qunhe New Energy Technology Co., Ltd., Shenyang 110168, China)

**Abstract:** Taking the wide-angle laser fundus image as the research object, the digital image processing technology is used to improve the image quality of the original image, including filtering, improving contrast and balancing light. Aiming at the particularity of the wide-angle laser fundus image, at first, the images are cropped uniformly to remove noise interference such as eyelashes and eyelids. And then, the data expansion is performed. At last, DenseNet of deep learning is used to extract myopic fundus changes automatically and perform regression prediction. This method can assist doctors in the automatic diagnosis of myopic refractive power, which replaces the tedious operations of traditional optometry and saves the funds for purchasing large optometry instruments. It is of great significance for diagnosis, disease screening and the prevention of vision loss or blindness caused by uncorrected vision.

**Key words:** DenseNet; diopter prediction; image processing; fundus imaging; mean square error

视觉是人类获得外部信息的主要途径,世界卫生组织也将眼睛的健康问题确定为人类生存质量的三大问题之一<sup>[1]</sup>。据相关研究显示,预计到2050年,全球约有7.03亿人患有视力障碍<sup>[2-3]</sup>,其中导致可避免视力障碍的原因依次为未校正的屈光不正、白内障和视网膜病变<sup>[3]</sup>,并且在失明的总人数中未

校正屈光不正的人口数位列第二<sup>[4]</sup>。近视则是屈光不正的一种,预计在2050年,全球将有47.58亿名近视患者,占世界总人口数的49.8%,其中高度近视患者将有9.38亿人,在世界总人口中该数量占据10%<sup>[5]</sup>。

目前的研究表明,多数眼底疾病都有着明显的

收稿日期:2020-01-14

**作者简介:**石征锦(1963-),男,硕士,辽宁锦州人,教授,研究方向为检测技术与自动化装置;王天宇(1995-),男,硕士,辽宁丹东人,研究方向为复杂系统综合自动化技术。E-mail: 461770740@qq.com;张孝顺(1964-),男,学士,辽宁沈阳人,研究方向为复杂系统综合自动化技术;秦朋(1994-),男,硕士,吉林白城人,研究方向为先进控制理论与应用;耿枫(1993-),男,硕士,河北石家庄人,研究方向为复杂系统综合自动化技术。

治疗窗口期<sup>[6]</sup>,及时的眼底疾病检查对减少不必要的视力损失有显著的作用。这对于全面开展眼部保健服务规划有重要的意义,包括屈光不正的检查和治疗,以及在高度近视患者中对眼部并发症和视力损失的管理和预防。

屈光度传统检测(验光)方法分三步:客观检测和主观检测以及戴镜调试。首先客观检测是在不需要病人的反馈下通过相关验光仪器(电脑验光仪等)得出粗略诊断结果,其次通过资深验光师的规范流程以及经验和病人的自主判断得出精确结果,最后通过试戴验光镜得出处方。

传统检测方法特点:

(1)需要有资深的验光师以及规范的验光流程;

(2)需要大中型验光仪器的介入,如电脑验光仪、综合验光仪等;

(3)需要病人的自主判断;

(4)儿童、复杂疾病患者需要进行散瞳验光。

在发展中国家或相关贫困地区,医生匮乏、医疗设备短缺,很难做到对屈光度以及高度近视的准确检测及治疗,病人很有可能错过最佳治疗窗口期,从而对视力造成不可逆转的损失。据统计,全球89%的视障患者生活在低收入和中等收入国家<sup>[2]</sup>,因此视力障碍和失明现象在欠发达国家的形势依然严峻。

为此,分析近视在眼底的改变特征,针对广角激光眼底图像,利用数字图像处理以及深度学习技术对近视性屈光不正进行自动预测。做到在不使用验光仪器以及资深眼科医生的条件下,即可对屈光度做到及时诊断,辅助医生做出有效的矫正或治疗处方,在一定情况下起到远程辅助医疗的作用。对于某些欠发达国家及相关贫困地区,在没有充足的医疗设备和资深眼科医生的条件下,该方法对于近视的及时诊疗和病情筛查,以及预防未矫正视力所带来的视力损失或失明有着十分重要的意义。

## 1 国内外研究现状

### 1.1 眼底图像识别技术研究现状

2009年U R Acharya等人提出使用形态学方法对眼底图像提取血管、微动脉瘤、渗出物、出血四个特征,利用SVM进行糖尿病视网膜病变的5分类自

动识别<sup>[7]</sup>。2016年Varun Gulshan等谷歌成员使用Inception-v3模型在不需要手动提取特征的条件下,实现眼底图像的糖尿病视网膜病变的5分类自动诊断并达到了很高的灵敏度和特异性<sup>[8]</sup>。2018年Yi-fan Peng等人提出使用DeepSeeNest深度学习模型对年龄相关性黄斑病变进行自动分级诊断<sup>[9]</sup>。2019年Boris Babenko等谷歌成员使用Inception-v3模型对年龄相关性黄斑病变进行自动分级诊断<sup>[10]</sup>

### 1.2 屈光不正识别技术研究现状

2018年Avinash V Varadarajan等谷歌成员使用传统眼底成像,利用深度学习技术对屈光度不正进行预测<sup>[11]</sup>。网络模型结合3个Resnetblock、Attention机制和全连接层,并且生成注意力热图,得出中央凹区域是算法进行预测的重要区域,黄斑是一个突出的特征。这对于未来近视眼发病机制的研究都有着重要意义。

## 2 方法研究

针对于广角激光眼底图像,采用数字图像处理以及深度学习的技术对眼底图像进行识别回归,包括以下三部分:图像预处理、数据增强、图像识别。

### 2.1 图像预处理

图像预处理主要是改善图像质量,抑制对识别造成干扰的噪声,或对一些重要的特征进行增强。由于广角激光眼底成像相对于传统眼底成像的特殊性,其拍摄画面涉及范围较广,包含大量无用信息以及噪声干扰,所以在进行图像识别之前需要对原始数据进行一定的处理,改善图像质量以及提高最终的识别结果。

图1为传统眼底图像。图2为广角激光眼底图像。



图1 传统眼底图像

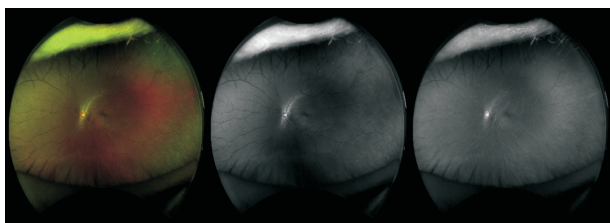


图2 广角激光眼底图像

广角激光眼底成像的方式主要有三种:绿激光成像(视网膜:如图2中所示)、红激光成像(脉络膜:如图2右所示)、伪彩图(合成:如图2左所示)。因为伪彩图是红绿激光成像合成的眼底图像,对视网膜以及脉络膜层面的显示都比较突出,所以首选伪彩色图像。但它也存在光照条件不均、眼底血管对比度不高、含有高干扰区域等问题。

#### (1)直方图均衡化(HE)

直方图均衡化主要用于图像增强,其使用累计分布函数,使得在某一灰度区域较密集直方图转换为在整体灰度范围内均匀分布的形式,即对像素值进行非线性拉伸,重新对像素值进行分配,在一定范围内均匀分布。

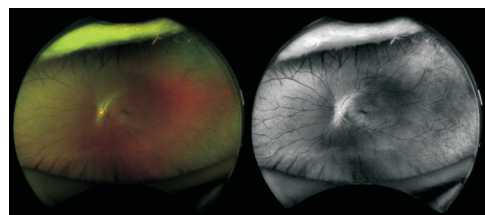
自适应直方图均衡化(AHE)是以HE为基础,对图像的局部对比度进行增强的方法,它把原始图像分成若干小区域,然后对每一个小区域分别进行HE,最终实现对原始图像中局部区域的对比度增强;而HE方法则是在全局范围内计算直方图,得到在全局范围内的对比度增强,这对于本数据的效果较差。而AHE方法可能在局部造成对比度增强过高使图像失真,因此则采用限制对比度的自适应直方图均衡化(CLAHE)方法对图像进行对比度增强。主要方法为针对原始伪彩图分别对其绿色通道和红色通道进行CLAHE变换如图3所示。以达到对脉络膜结构和视网膜血管结构的对比度增强。

#### (2)图像裁剪

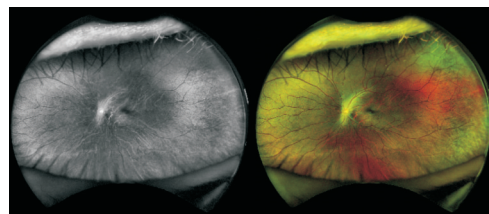
根据文献[11]研究表明,中央凹区域是算法识别的重要区域,而广角激光眼底成像中的眼睫毛以及眼皮等高干扰区域并不在这一重要区域之内,可以采用裁剪的方法对其进行剔除,提取感兴趣区域(ROI)降低识别干扰。主要方法为计算出图像的中心点坐标,然后使用固定范围进行矩形裁剪,得出ROI区域之后进行图像识别。

图像预处理整体先把彩色图像采用高斯滤波器进行高斯平滑操作,使用CLAHE方法提高图像

局部对比度,平衡光照,使眼底血管结构和脉络膜结构得到增强,最后进行图像裁剪,去掉无关高干扰区域,提取ROI区域,如图4所示。



(a)原始图像 (b)绿通道CLAHE变换



(c)红通道CLAHE变换 (d)CLAHE变换

图3 图像预处理

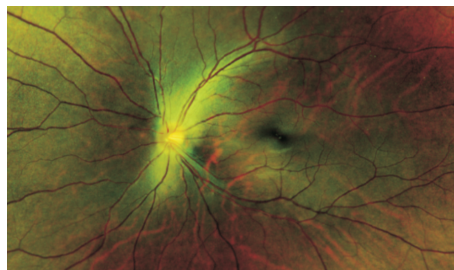
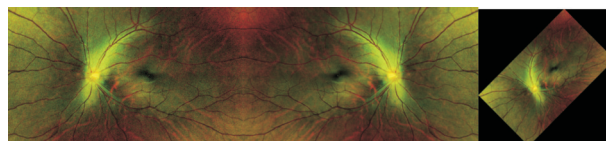


图4 图像裁剪

## 2.2 数据增强

数据增强亦称数据扩充,它是神经网络中对数据量进行增大,提高泛化性能的重要方法,在不实质性对数据增加的情况下,使有限的数产生更多的价值。研究采用数据增强的方法提高模型泛化性能,解决数据量少所带来的过拟合问题,图5所示为采用三种数据增强方法,即针对每一张训练数据进行叠加噪声(图5a)、水平镜像(图5b)、定向旋转(图5c)。



(a)叠加高斯噪声 (b)水平镜像 (c)旋转(45°)

图5 数据增强



基于噪声的数据增强是在原始图像之上随机叠加噪声,采用增加高斯噪声方案;定向旋转是在固定旋转角度的情况下对原始图像进行一定旋转,将该角度确定为 $45^\circ$ ;水平镜像的数据增强方法则是以垂直方向上的中轴线为中心,对其中心左右图像进行镜像变换。

## 2.3 回归模型

网络模型选为 DenseNet<sup>[12]</sup>, DenseNet 网络是

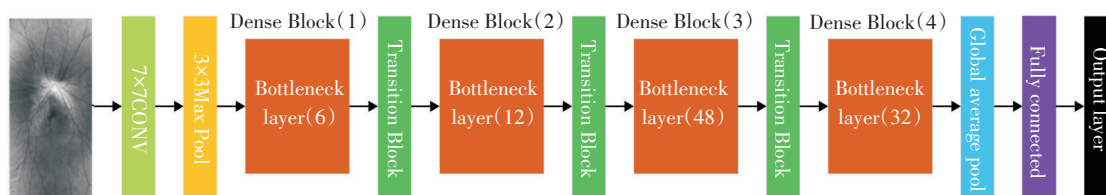


图6 DenseNet201网络结构

其中每个瓶颈层(Bottleneck layer)由一个 $1 \times 1$ 卷积层和一个 $3 \times 3$ 卷积层构成,并且每个卷积层之前需要经过批量归一化层(BN<sup>[14]</sup>)和修正线性单元层(ReLU<sup>[15]</sup>)。瓶颈层之间进行稠密连接构成稠密模块(Dense Block),网络总体含有四个稠密模块。过度模块(Transition Block)由一个 $1 \times 1$ 卷积层和一个 $2 \times 2$ 平均池化层构成,以减小先前稠密模块的输出特征图尺寸,其输出作为下一个稠密模块的输入。第四个稠密模块的输出经过全局平均池化(Global average pool)和全连接层(Fully connected)传输到输出层(Output layer),输出层只有一个神经元,其输出是针对每一个输入数据所得到的预测输出值,即对真实值的估计,而非分类问题的多个输出值,即预测为每一类的概率值。

## 3 实验分析

经过数据增强之后,共包含 22 692 张训练数据,600 张测试数据,以真实值与预测值的均方误差(MSE)作为损失函数(Loss),使用 Adam<sup>[16]</sup>优化器对网络参数进行优化,批大小选为 16,初始学习率设为 0.001,并使用平均绝对误差(MAE)作为评价指标评估模型。图像处理部分由 Matlab 编写,深度学习部分则在 Python+Tensorflow 框架下编写。

不同的网络结构和层数对预测的结果都有一定的影响,对不同层数的 DenseNet 进行实验测试,

2017 由 Gao Huang 等人提出,其在 ResNet<sup>[13]</sup>基础上提出了更优秀的快捷连接(Shortcut connection)方式,即每一层都与其前面所有层相连,并且特征图之间是以拼接(Concatenation)的形式相连,而 ResNet 则是对特征图进行直接相加。这种稠密连接对特征进行重复使用,使训练更高效快速。文中将采用该模型做回归分析,得出屈光度的预测值。其网络结构如图 6 所示。

包括 DenseNet63、DenseNet121、DenseNet169、DenseNet201。其不同之处在于 Dense Block 内部所含的瓶颈层数量。具体参数如表 1 所示。

表1 不同网络结构中 Dense Block 所含瓶颈层个数

网络	模块			
	Dense Block1	Dense Block2	Dense Block3	Dense Block4
DenseNet63	3	6	12	8
DenseNet121	6	12	24	16
DenseNet169	6	12	32	32
DenseNet201	6	12	48	32

Dense Block 的增长率设为 24, Transition Block 的压缩率设为 0.5,即瓶颈层内第一个卷积层的输出特征图为 $4 \times 24$ ,第二个卷积层的输出特征图为 24,过渡层的输出特征图为输入特征图的一半。在此情况下分别测得 4 种不同层数模型的结果如图 7 所示。

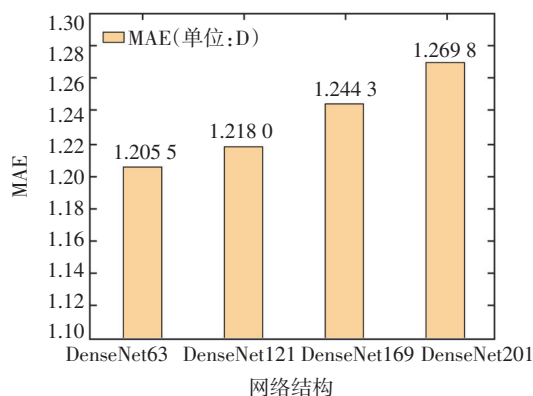


图7 不同层数的 DenseNet 实验对比

可知 DenseNet63 的预测结果最好, MAE 达到 1.205 5D(Diopter), 随着网络层数的增加, 识别效果有所下降, 可能与原始数据较少, 而模型较大所造成的过拟合有关。参数的不同对预测的结果也有一定的影响, 针对 DenseNet63 网络结构, 在压缩率设为 0.5 的情况下, 分别对 18、24、32 三种不同的增长率进行测试, 比对不同输出特征图对实验结果的影响, 结果如图 8 所示。

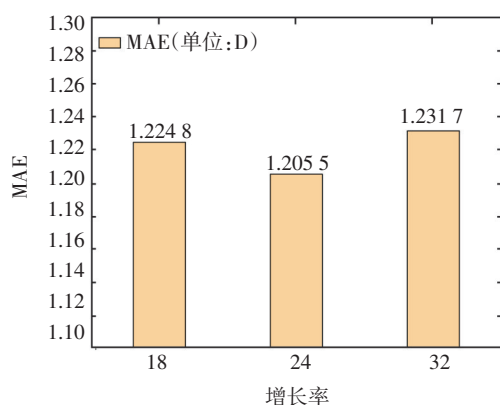


图8 DenseNet63的不同增长率实验对比

可知, 在增长率设为 24 时所得结果最优, 而在其他两种增长率下, 增长率为 18 和 32 的 MAE 分别为 1.224 8D 和 1.2317D, 因此增长率为 24 的 DenseNet63 网络结构具有最高的识别性能。

与此同时, 也用 DenseNet63 网络结构与其他几种经典的网络结构进行了实验对比, 包括: AlexNet<sup>[17]</sup>、VGG16<sup>[18]</sup>、Inception-v1<sup>[19]</sup>、Inception-v3<sup>[20]</sup>、ResNet50<sup>[13]</sup>、ResNet101<sup>[13]</sup>, 其实验结果如图 9 所示。从实验结果可知, DenseNet63 依然有着最好的预测结果, 其次则为 ResNet, 而 VGG16 的预测结果最差。

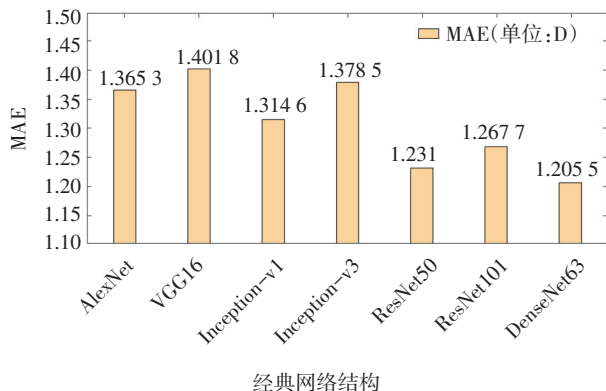


图9 经典网络结构实验对比

从实验可知, 同一模型下深度较浅的网络对屈光度预测的性能要好于深度较深的网络, DenseNet 的预测结果尤为突出, 体现出其在该方面具有良好的识别性能。综合实验分析, 模型识别性能的好坏与超参数、原始数据量的大小以及网络结构有直接关系。原始数据量的大小决定了模型预测结果的上限, 不同网络模型在同一数据分布上的识别性能也各不相同, 在该数据集上 DenseNet 的识别性能最好, 而同一网络模型的不同深度也造成了识别性能的差异, 较深的网络容易造成训练集上的过拟合而降低了泛化性能, 预测结果较差, 而小型网络如 AlexNet 则会造成欠拟合, 同样影响模型的预测结果。

## 4 结 论

围绕基于广角激光眼底图像的屈光度自动预测系统展开研究, 具有一定的前沿性, 为不久的将来仅仅使用智能手机就可进行近视眼智能检测的方案提供了很好的理论基础以及技术路线, 最终起到远程辅助医疗的作用。它在一定程度上可以做到仅使用眼底照像就可辅助当地医生做出准确的屈光度诊断, 做出相应的治疗方法以及预防和管理方案。针对欠发达地区以及贫困地区的近视患者, 由于医疗设备不足以及资深医生短缺等原因, 不能得到及时矫正以及治疗, 最终错过最佳治疗窗口期, 造成视力障碍或失明的问题将得到解决。未来将围绕图像处理和预测模型做进一步研究, 在尽量增加原始数据量的前提下提高识别性能。

## 参考文献

- [1] 余欢. 全民眼健康档案制定策略研究及相关建议[D]. 成都: 成都中医药大学, 2018.
- [2] Ackland P, Resnikoff S, Bourne R. World blindness and visual impairment: despite many successes, the problem is growing[J]. Community Eye Health, 2018, 30 (100): 71-73.
- [3] Flaxman S R, Bourne R R, Resnikoff S, et al. Global causes of blindness and distance vision impairment 1990-2020: a systematic review and meta-analysis[J]. The Lancet Global Health, 2017, 5(12): e1221-e1234.
- [4] Bourne R R, Stevens G A, White R A, et al. Causes of vi-

- sion loss worldwide, 1990–2010: a systematic analysis[J]. The Lancet Global Health, 2013, 1(6): e339-e349.
- [5] Holden B A, Fricke T R, Wilson D A, et al. Global prevalence of myopia and high myopia and temporal trends from 2000 through 2050[J]. Ophthalmology, 2016, 123(5): 1036-42.
- [6] Varma R, Vajaranant T S, Burkemper B, et al. Visual impairment and blindness in adults in the United States: demographic and geographic variations from 2015 to 2050 [J]. JAMA Ophthalmol, 2016, 134(7): 802-809.
- [7] Acharya U R, Lim C M, Ng E Y K, et al. Computer-based detection of diabetes retinopathy stages using digital fundus images[J]. Journal of Engineering in Medicine, 2009, 223(5): 545-553.
- [8] Gulshan V, Peng L, Coram M, et al. Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs[J]. JAMA, 2016, 316(22): 2402-2410.
- [9] Peng Y, Dharssi S, Chen Q, et al. DeepSeeNet: a deep learning model for automated classification of patient-based age-related macular degeneration severity from color fundus photographs[J]. Ophthalmology, 2019, 126(4): 565-575.
- [10] Babenko B, Balasubramanian S, Blumer K E, et al. Predicting progression of age-related macular degeneration from fundus images using deep learning[C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), arXiv preprint arxiv.org/abs/1904.05478v1.
- [11] Varadarajan A V, Poplin R, Blumer K, et al. Deep learning for predicting refractive error from retinal fundus images [J]. Investigative Ophthalmology & Visual Science, 2018, 59(7): 2861-2868.
- [12] HUANG Gao, LIU Zhuang. Densely connected convolutional networks[C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 4700-4708.
- [13] HE Kai-ming, ZHANG Xiang-yu. Deep residual learning for image Recognition[C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 770-778.
- [14] Sergey Ioffe, Christian Szegedy. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]//ICML2015: 2015 International Conference on Machine Learning, 2015.
- [15] Vinod Nair, Geoffrey E Hinton. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines[C]//Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning, 2010: 807-814.
- [16] Doederik P Kingma, Jimmy Ba Adam. A method for stochastic optimization[C]//Proceedings of the 3rd International Conference for Learning Representations, 2014.
- [17] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E Hinton. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]//NIPS2012: 2012 Neural Information Processing Systems Conference NIPS, 2012.
- [18] Karen Simonyan, Andrew Zisserman. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]//ICLR2015: 2015 International Conference for Learning Representations, 2014.
- [19] Christian Szegedy, LIU Wei, JIA Yang-qing, et al. Going deeper with convolutions[C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015: 1-9.
- [20] Christian Szegedy, Vincent Vanhoucke, Sergey Ioffe, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision [C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 2818-2826.

(上接第33页)

- 装备工程学报, 2017(6): 1-6.
- [4] 李聪, 路静. 美国高能激光武器发展分析[J]. 电光系统 (情报版), 2017(4): 6-10.
- [5] 陈军燕, 杨春才, 马寒. 美军高能固体激光武器实战化的技术瓶颈[J]. 激光与红外, 2016(4): 381-386.
- [6] 陈军燕, 杨春才, 张夏彬. 美军高能激光武器发展前景综述[J]. 飞航导弹, 2016(9): 16-20.
- [7] 任国光, 黄裕年. 美国高能激光武器的发展及其面临的挑战[J]. 激光技术, 2001(5): 321-328.
- [8] 蔡军, 李森森. 量子级联激光器光束质量分析及测量[J]. 光电技术应用, 2018, 33(3): 13-16.
- [9] 金伟良, 肖云峰编译. 反激光器与光的捕获[J]. 物理, 2012(11): 743.
- [10] 曹秋生, 路静, 柳建光, 等. 从 SHiELD 看机载激光武器的反导能力和技术挑战[J]. 中国电子科学研究院学报, 2019(5): 443-451.
- [11] 王向晖, 杨树谦, 袁健全. 飞航导弹抗激光武器攻击的防护技术[J]. 红外与激光工程, 2006(10): 133-138.