

基于深度神经网络的迷彩目标发现仿真学习方法

卓刘^{1,2}, 陈晓琪^{1,2}, 谢振平^{1,2*}, 蒋晓军³, 毕道鹏³

¹江南大学数字媒体学院, 江苏 无锡 214122;

²江苏省媒体设计与软件技术重点实验室, 江苏 无锡 214122;

³近地面探测与感知技术国防科技重点实验室, 江苏 无锡 214035

摘要 针对自动化迷彩目标发现学习中有效样本严重不足的问题, 借鉴 AlphaGo 的技术思想, 提出了一种基于样本模拟的深度神经网络仿真训练方法。建立了迷彩场景仿真合成模型, 通过设计图像空间的复合算法、场景图像深度特征提取策略、目标融合度测量策略, 以及图聚类采样算法, 批量化地生成了可用于深度神经网络训练和学习的具有代表性的迷彩场景仿真样本; 设计了基于深度残差神经网络的迷彩目标发现模型, 并引入了多尺度网络训练方法。模拟样本和真实场景图像的实验结果表明, 所提方法可有效应用于迷彩目标的自动化识别与评估。

关键词 成像系统; 目标发现; 仿真学习; 深度神经网络; 语义分割

中图分类号 TP391.9

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.071102

Simulation Learning Method for Discovery of Camouflage Targets Based on Deep Neural Networks

Zhuo Liu^{1,2}, Chen Xiaoqi^{1,2}, Xie Zhenping^{1,2*}, Jiang Xiaojun³, Bi Daokun³

¹School of Digital Media, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China;

²Jiangsu Key Laboratory of Media Design and Software Technology, Wuxi, Jiangsu 214122, China;

³Science and Technology on Near-Surface Detection Laboratory, Wuxi, Jiangsu 214035, China

Abstract Aiming at the problem of serious lack of effective samples in the automatic discovery of camouflage targets, a simulation training method is proposed based on the sample simulation of a deep neural network and the technical idea of AlphaGo. A simulation synthesis model of camouflage scenes is established. The compound algorithm in the image space, the deep feature extraction strategy of scene images, the measurement strategy of target fusion degree, and the sampling algorithm for graph clustering are designed, respectively. Thus the representative samples for camouflage scene simulation are batch generated, which can be used for the deep neural network training and learning. Moreover, a discovery model of camouflage targets is designed based on a deep residual neural network, in which a multi-scale network training strategy is considered. The experimental results on the simulated samples and real scene images show that the proposed method can be effectively used for the automatic discovery and evaluation of camouflage targets.

Key words imaging systems; object discovery; simulation learning; deep neural network; semantic segmentation

OCIS codes 110.2960; 100.3008; 100.5010

1 引言

战场环境中, 为了提高军事目标的生存概率, 会对军事目标采取一定的伪装措施。战场形势瞬息万变, 战机稍纵即逝, 因此, 在战场上快速地发现敌方

军事目标具有重要意义^[1-2]。目前, 常用的目标特征识别手段包括多光谱成像^[3-4]、偏振成像^[5-7]和可见光图像处理等, 其优势特点各异。

可见光图像处理主要模拟人眼视觉机制, 并从图像特征分析的角度进行迷彩目标识别与评

收稿日期: 2018-09-29; 修回日期: 2018-10-17; 录用日期: 2018-10-22

基金项目: 中央高校基本科研业务费(JUSRP41808)、国家自然科学基金(61872166)

* E-mail: xiezhenping@hotmail.com

估。崔宝生等^[8]提出从图像像素统计、形状和纹理3个方面筛选提取特征量,并利用反向传播(BP)神经网络建立了伪装效果量化评估模型;许卫东等^[9]利用斑点形状、尺寸、颜色亮度和空间分布等方面的纹理特征定量分析伪装器材遮障面,并比较目标与背景图像间的纹理特征相似度的方法;林伟等^[10]提出了基于图像特征与心理感知量的伪装效果评价方法;王鹏焯^[11]等研究了基于图像修复技术的目标可见光伪装效果评价方法。

但由文献资料可知,目前的迷彩目标特征识别分析主要基于可见光图像特征提取+辨别模型的技术手段。随着深度学习技术的提出和不断发展^[12],神经网络在图像分类和识别上的性能优势已逐渐得到显现。Krizhevsky等^[13]利用卷积神经网络在图像分类竞赛中取得重大突破;He等^[14]提出了一种残差学习框架实现了高深层次的网络优化;Huang等^[15]通过稠密卷积神经网络,将每一层与之前所有层相连接,可实现更好的训练效率和精度。目前,基于深度神经网络的图像处理方法几乎全面整体地超越了传统的图像处理手段。而对于伪装迷

彩目标的发现识别来说,有效地运用深度神经网络技术进行建模研究显得尤其重要。

然而,神经网络需要大量的标注样本进行训练后才能有效工作,但对于迷彩目标的发现识别而言,由于受场景条件、军事管理等因素所限,不可能借助直接采集样本的方式获取足够量的可训练真实场景样本数据。为此,本文提出一种基于伪装迷彩目标发现的仿真深度学习新方法,主要考虑利用极少量的真实样本,通过在样本空间中仿真模拟训练样本的方式,实现神经网络的有效学习。

2 模型方法

研究设计的仿真深度学习模型分为两个部分:1)迷彩目标仿真合成模型,利用有限的真实样本,在样本空间中仿真合成大量有效训练样本;2)迷彩目标发现神经网络模型的设计与训练,通过设计语义分割的神经网络模型,并利用第一部分中所生成的仿真样本,对网络模型进行训练学习。相应的方法框架如图1所示。

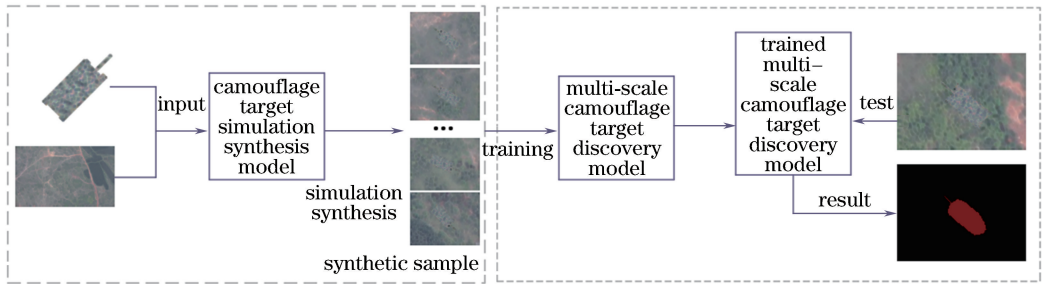


图1 迷彩目标发现的仿真学习框架

Fig. 1 Simulation learning framework for discovery of camouflage targets

2.1 迷彩场景图像仿真模型

受多方面条件所限,大批量地获得战场环境下的真实迷彩场景图像极为困难,而大批量的样本图像又是有效训练神经网络模型必不可少的。因

此,考虑使用极少量的真实场景图像,借助仿真合成的方式,生成大量可用的训练样本。相应的模型框架如图2所示。

计算的关键点在于如何从随机生成的大量候选

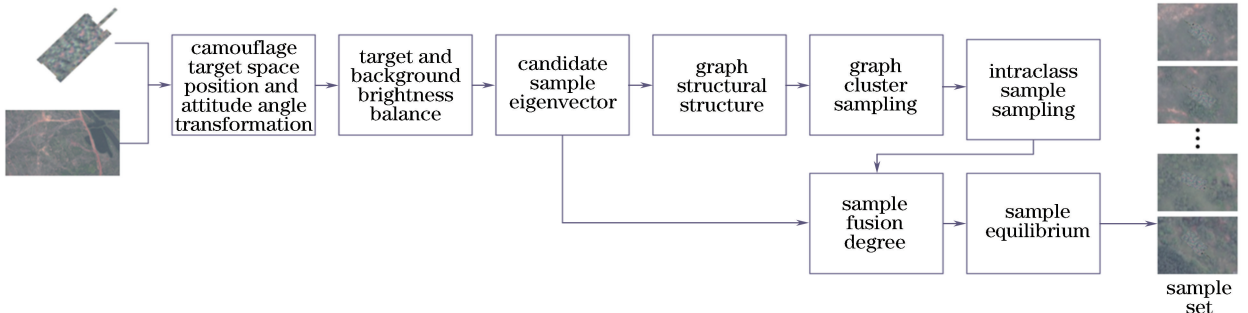


图2 迷彩场景仿真模型

Fig. 2 Simulation model of camouflage scenes

仿真样本集中选取出更具真实性的仿真场景图像,为此提出了图聚类采样和融合度等级均衡两个策略。具体地,模型中考虑从真实场景图像中分离出目标,然后将其与场景背景在图像空间进行随机变换融合。使用上述策略生成候选仿真样本,计算其



图3 迷彩场景仿真结果示意图

Fig. 3 Simulation results of camouflage scenes

2.1.1 迷彩目标融合变换

为了增加迷彩目标的仿真合成的多样性,考虑对迷彩目标进行多种变换策略,除了尺度对齐要求,研究中主要考虑空间位置变换、姿态角度变换以及光照明暗度的均衡等3类变换策略。

空间位置变换和姿态角度变换是二维几何变换中的平移和绕任意点的旋转变换。此外,由于场景中不可放置迷彩目标的区域,因此在空间位置的变换操作中,引入可放置区域预识别处理策略,去除这部分不合理的区域,提升仿真样本的真实度。使用航拍视角的灌木层、水面、马路、草地、土地等不同区域的图像数据集训练标准化的卷积神经网络模型,利用训练后的模型通过较小尺度扫描搜索的方式,对较大的场景图像进行区域处理。图4给出了一个场景图像的处理结果,其中黑色为不可放置目标的区域,白色为可放置目标的区域。

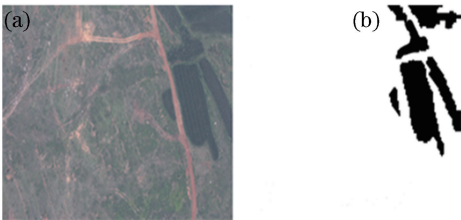


图4 可放置目标场景区域预处理。

(a)原场景图;(b)预处理二值图

Fig. 4 Preprocessing of scene area in which target can be placed. (a) Original scene map; (b) preprocessed binary map

为了使迷彩目标更具融合真实性,引入迷彩目标与背景的光照明暗度一致性策略,采用直接调节色相、饱和度和数值(HSV)颜色空间中V分量的方式实现。通过计算背景图像的平均亮度,并将平均亮度与目标的V分量线性叠加,可以得到明暗度均

图像深度特征向量,再在图像相似性空间进行聚类采样,同时计算采样后的每个候选仿真样本中目标的融合度,并依据不同融合等级随机均衡地筛选出具有代表性的迷彩场景仿真样本集。相应的示意结果如图3所示。

衡后的迷彩目标。相应计算公式为

$$V = \alpha V_m + (1 - \alpha) V_b, \quad (1)$$

式中: V 为均衡后迷彩目标的亮度; α 为原始目标与背景平均亮度的比例; V_m 为原迷彩目标的亮度; V_b 为背景的平均亮度。

2.1.2 候选仿真样本采样

由于初始的场景仿真合成具有很大的随机性,产生样本图像的均衡性、代表性较差。为了进一步选出具有代表性的样本图像,提出基于图聚类的采样算法。算法主要过程为:采用VGG-16深度神经网络模型^[12]对每个仿真场景图像及相应纯背景图像提取特征向量,并基于实验对比分析,给出任意两个仿真场景样本图像间的特征距离的定义

$$T_{\cos} = \frac{(\mathbf{Q}_s^i - \mathbf{Q}_b^i) \cdot (\mathbf{Q}_s^j - \mathbf{Q}_b^j)}{\|\mathbf{Q}_s^i - \mathbf{Q}_b^i\| \times \|\mathbf{Q}_s^j - \mathbf{Q}_b^j\|}, \quad (2)$$

式中: T_{\cos} 为第*i*个与第*j*个仿真场景样本图像之间的距离; \mathbf{Q}_s 为仿真场景图像的特征向量; \mathbf{Q}_b 为对应纯背景图像的特征向量。

对于同一组目标与背景随机生成的一批候选样本图像(实验中设置为2500),基于上述图象间的特征距离的定义,采用最近距离优先的策略,构建这些候选样本图像的邻邻关系图结构。其中,对于每个候选样本图像,筛选出近邻节点的策略为 $T_{\cos} > 0.65$ 以及Top-30相近。针对构造的近邻关系图结构,引入不允许重叠的社区发现Infomap算法^[16]进行图聚类划分。针对划分形成的每个社区,采用*k*-means方法^[17]中最小化平方误差的计算方法,将类中的每一个点看作是类的质心,并进行一次运算,排序运算结果选取该值最大和最小的节点作为社区类的离群点和质心节点,选入仿真样本集。其计算公式为

$$E = \sum_{x \in C} \|x - \mu\|_2^2, \quad (3)$$

式中： C 为特定的类；向量 x 为类 C 中包含节点的特征描述量；向量 μ 为类 C 中的均值向量，计算时将某一个节点的特征描述量假设为均值向量。

通过计算每个仿真样本图像的目标融合度进行不同融合度等级的样本均衡。每个仿真样本图像的目标融合度直接定义为 Q_s 和 Q_b 间的余弦向量距离。实验中，通过人工对比分析，将融合度从高到低非均匀地划分成 5 个等级。在生成供深度神经网络训练的样本集时，对每个等级均衡随机地选取训练图集。

2.2 迷彩目标发现模型

2.2.1 迷彩目标发现的深度神经网络模型结构

为了能够快速、准确地发现迷彩目标，并精准地锁定迷彩目标的位置，提出了一种基于图像语义分割的迷彩目标发现模型。该模型主要是以深度卷积神经网络为主体，采用一个多层卷积神经网络，以及并行的空洞卷积层结构。

受残差神经网络启发，把 Resnet101 深度残差神经网络的部分残差模块中的卷积操作修改为带有空洞的卷积操作，添加带有空洞的卷积层，可以有效地扩大感受野，从而保留更多的原始图像中的信息，提高模型的性能。

由于迷彩目标种类的多样性，其形状和大小各有不同，为了能够更有效地发现不同大小的迷彩目标，使用一个并行结构，在给定的输入上执行多个采样率的空间卷积，以扩大网络的感受野。并行空洞卷积层中引入了一层图像级特征层，图像级特征层的处理过程为：采用全局平均池化对输入的特征向量进行处理，将得到的图像级特征输入到卷积层中，计算得到一个特征向量，然后将特征向量进行非线性上采样到特定的空间维度，该过程主要为了能够充分获取整个图像级的语义特征，以保留整个图像的完整语义信息。其网络结构如图 5 所示，其中

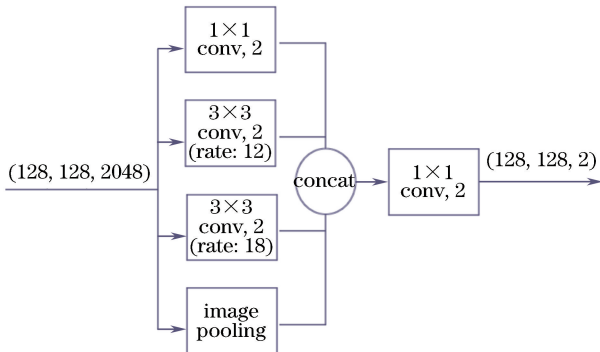


图 5 并行空洞卷积

Fig. 5 Parallel dilated convolution

conv 表示卷积操作，concat 表示矩阵合并操作。

2.2.2 多尺度模型

为提升模型性能，引入多尺度模型训练方法，对每一个图像采用多个尺度的目标发现模型进行多次学习，最后融合多个尺度的学习结果得到该图像的每一个像素属于每类的语义类的概率分布，获取其对应的语义类别标签。研究中，在原图像大小的基础上，分别以原图像大小的 50%、75% 和 100% 作为 3 个尺度，输入到目标发现模型中进行训练学习，将 3 个不同尺寸大小的训练结果通过 concat 函数融合成一个向量，对这个向量的每个维度求最大值，用每个维度的最大值生成的向量表示最终的输出结果。相应模型结构如图 6 所示。

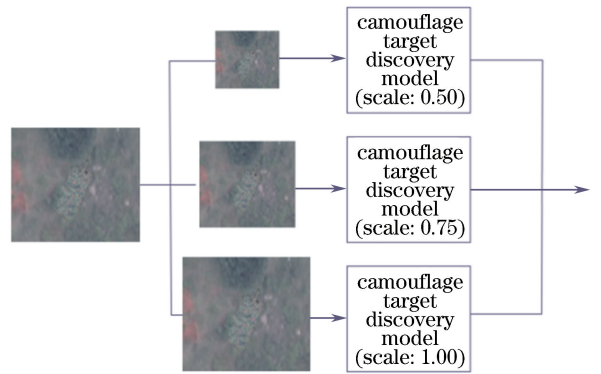


图 6 多尺度迷彩目标发现模型

Fig. 6 Multi-scale discovery model of camouflage targets

3 实验及结果分析

3.1 实验设计

3.1.1 迷彩目标发现模型训练

通过反向传播和随机梯度下降法^[18-20]对迷彩目标发现模型进行端到端的训练。在训练过程中对输入图像进行多尺度变换，可以有效提高模型的最终准确性。采用 DeepLab-Resnet 预训练模型作为初始模型。模型训练过程中，初始的学习速率设置为 0.001，对整个目标发现模型进行 10000 次迭代训练；随后将学习速率缩小至 0.00025，继续进行 10000 次迭代训练。

3.1.2 实验数据集建立

实验中，基于采集得到的 70 张真实场景下带有迷彩目标的图像，对这 70 张真实图像进行人工处理，抠出其中 10 个具有代表性的迷彩目标作为仿真模型的目标输入，同时选取一批纯背景图像作为仿真场景背景输入素材。基于前文所述方法形成了 36000 张有效的仿真样本图像，并对其进行了目标

区域语义标注。由于仿真样本生成中已知有明确的原始背景,因此标注过程可直接通过图像域异或操作实现。

在 36000 张仿真生成的样本数据集中,选取 30000 张作为训练数据集;选取 4000 张作为模型训练时的验证数据集;选取剩余的 2000 张样本图像,加上除用于仿真生成模型素材的 10 张外的 60 张真实场景图像作为测试数据集。

3.1.3 评价指标

为了定量地评价整个模型对迷彩目标的发现性能,每个像素点作为计量单位,统计迷彩目标像素点的分类结果,计算目标像素点的发现精度(P_A)、召回率(R)、平均交并比(M_{IOU}),将其作为评价指标,其计算公式分别为

$$P_A = \frac{A}{A+C}, \quad (4)$$

$$R = \frac{A}{A+B}, \quad (5)$$

$$M_{IOU} = \frac{\sum_i \frac{A}{A+B+C}}{n}, \quad (6)$$

式中: A 为迷彩目标中像素被正确判别的像素数; B 为迷彩目标中像素未被正确判别的像素数; C 为背景像素中被识别为目标的像素数; n 为测试图像的总张数。

3.2 实验结果

评估文中提出的多尺度模型对模型的性能影响。表 1 给出了相应的实验结果。

表 1 不同尺度参数下所提方法的性能结果

Table 1 Performance results obtained by proposed method at different scale parameters %

Method	P_A	R	M_{IOU}
Scale1(0.5)	93.17	90.35	88.77
Scale2(0.75)	94.68	91.05	88.84
Scale3(1.0)	96.15	91.93	89.14
Scale1+2	96.42	92.14	89.42
Out(Scale1+2+3)	98.78	93.56	90.96

分析实验结果可以得出,与其他尺度模型对比,3 种不同尺度叠加的模型中,迷彩目标发现的 3 个指标均有所提高,网络模型达到更好的效果。

与其他算法对比,所提方法的效果达到了较好的准确率,并与全卷积神经网络(FCN)^[21]、Pix2Pix^[22]作对比分析,如表 2 所示。基于本文仿真深度学习,采用现有的和改进的神经网络模型均取得了较高的发现性能,特别是所提方法

的 $M_{IOU} > 90\%$,显示出了良好的训练性能。FCN 是使用深度神经网络进行图像语义分割的经典模型,现有的很多深度神经网络分割算法都是基于 FCN 结构改进而来;Pix2Pix 是一种基于生成式对抗网络(GAN)^[23]的新模型,目前已成为一种具有代表性的图像语义分割模型。

表 2 不同方法的迷彩目标发现性能结果

Table 2 Discovery performance results of camouflage targets obtained by different methods %

Method	P_A	R	M_{IOU}
FCN	86.17	85.35	76.71
Pix2Pix	93.68	89.35	86.88
Out	98.78	93.56	90.96

为更实际地测试模型结果性能,对单独测试用的 60 张真实迷彩场景图像进行性能评估。这 60 张场景图中,经专家人工判读迷彩等级为优、良、差的分别为 25、18 和 17 张。相应的实验测试结果如表 3 所示。

表 3 一组真实场景图像上的模型性能结果

Table 3 Model performance results obtained on a group of real scene images %

Expert interpretation level	P_A	R	M_{IOU}
Great	78.04	85.01	71.60
Good	91.68	90.74	84.78
Bad	93.99	91.54	87.12

由表 3 可以清晰地看出,针对专家人工判读为优的迷彩目标有着较高的准确率,专家判读迷彩等级高的图像集模型发现准确性能相对低一点,这一结果较好地符合客观事实,也反映了所训练模型结果的合理性。而通过实验对比分析,若将目标区域的发现输出交并比 > 0.6 作为目标被准确定位发现的判据,则上述 60 张真实场景图像中,专家判读等级为良和差的场景图像中的目标能够被 100% 准确识别发现;而专家判读等级为优的场景图像中的目标被准确发现的比率为 84%。

为进一步可视化地呈现实验结果,给出了如图 7 所示的模型实验结果。其中,图 7(a)、(c)为测试输入图像,图 7(b)、(d)为对应的模型测试输出。其中纯黑部分为背景,有色部分为分割发现的目标区域。

图 7 的测试结果表明,对于不同情况下的测试输入,所提方法训练得到的网络模型均能合理地给出迷彩目标的发现输出结果。如果图像中有预期目标,则能较好地分割出目标对象。

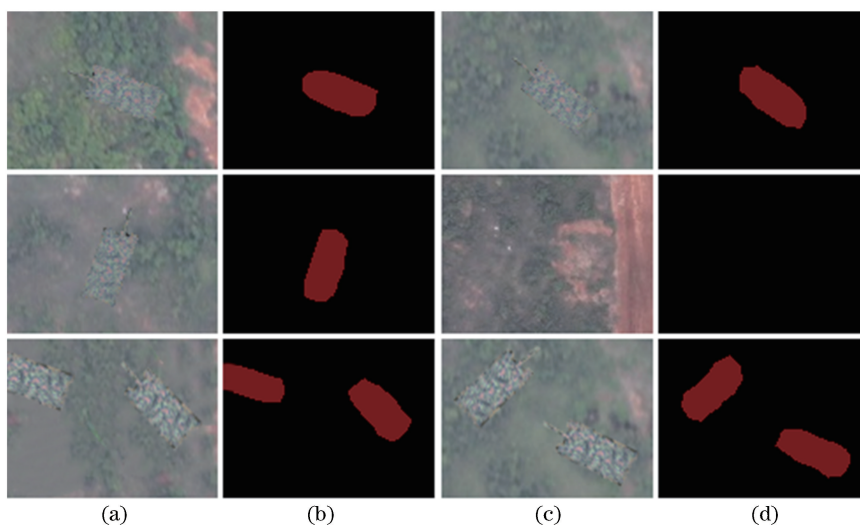


图7 典型迷彩目标发现输出实验结果。(a)(c)测试输入图像;(b)(d)对应的模型测试输出

Fig. 7 Experimental discovery output results of representative camouflage targets.

(a)(c) Test input images; (b) (d) corresponding model test outputs

4 结 论

针对仅有少量有效样本情况下的迷彩目标发现,提出了深度神经网络的仿真学习方法。通过设计有效的仿真样本生成模型,以及迷彩目标发现的深度神经网络模型,并引入多尺度模型结构,有效地实现了一种新型的迷彩目标自动化发现模型。实验结果显示了新模型的优良性能,初步研究表明,在深度神经网络和仿真增强学习等新技术手段下,传统的迷彩设计与迷彩目标发现策略将面临新的挑战。

参 考 文 献

- [1] Zhang H R, Li Y B, Xing R K, *et al.* Evaluation of air defense missile infrared camouflage capability based on set pair analysis [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(7): 070402.
张海瑞, 李彦彬, 邢瑞康, 等. 基于集对分析的防空导弹装备红外伪装能力评估[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(7): 070402.
- [2] Guo T, Hua W S, Liu X, *et al.* Comprehensive evaluation of optical camouflage effect based on hyperspectra[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(10): 101002.
郭彤, 华文深, 刘恂, 等. 一种基于高光谱的光学伪装效果综合评价方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(10): 101002.
- [3] Bai X Q, Liao N F, Huang H, *et al.* Evaluation of ship camouflage effect on sea based on color difference and spectral characteristics [J]. *Laser &*

Optoelectronics Progress, 2018, 55(9): 093301.

白雪琼, 廖宁放, 黄浩, 等. 基于色差和光谱特性的海面船只隐身效果评估[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(9): 093301.

- [4] Cai W, Wu F C, Yang Z Y, *et al.* Research on magneto-optic modulation technology and application [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(6): 060003.
蔡伟, 伍樊成, 杨志勇, 等. 磁光调制技术与应用研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(6): 060003.
- [5] Wang T, Niu M S, Bu M M, *et al.* Polarization-difference imaging system with adjustable optical path and its characteristics[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(7): 0711001.
王田, 牛明生, 步苗苗, 等. 可调光程的差分偏振成像系统及其特性研究[J]. *光学学报*, 2017, 37(7): 0711001.
- [6] Tao F, Song M X, Hong J, *et al.* Polarization calibration method for simultaneous imaging polarimeter based on off-axis three-mirror[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(9): 0912005.
陶菲, 宋茂新, 洪津, 等. 基于离轴三反的同时全偏振成像仪的偏振定标方法[J]. *光学学报*, 2018, 38(9): 0912005.
- [7] Wang X L, Wang F, Liu X, *et al.* Hyperspectral polarization characteristics of typical camouflage target under desert background [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(5): 051101.
王小龙, 王峰, 刘晓, 等. 荒漠背景下典型伪装目标的高光谱偏振特性[J]. *激光与光电子学进展*, 2018,

- 55(5): 051101.
- [8] Cui B S, Xue S Q, Ji Y J, *et al.* Camouflage effectiveness evaluation based on image feature [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2010, 39(6): 1178-1183.
崔宝生, 薛士强, 姬艳军, 等. 图像特征的伪装效果评估技术[J]. *红外与激光工程*, 2010, 39(6): 1178-1183.
- [9] Xu W D, Lü X L, Chen B, *et al.* A model based on texture analysis for the performance evaluation of camouflage screen equipment [J]. *Acta Armamentarii*, 2002, 23(3): 329-331.
许卫东, 吕绪良, 陈兵, 等. 一种基于纹理分析的伪装器材效果评价模型[J]. *兵工学报*, 2002, 23(3): 329-331.
- [10] Lin W, Chen Y H, Wang J Y, *et al.* Camouflage assessment method based on image features and psychological perception quantity [J]. *Acta Armamentarii*, 2013, 34(4): 412-417.
林伟, 陈玉华, 王吉远, 等. 基于图像特征与心理感知量的伪装效果评价方法[J]. *兵工学报*, 2013, 34(4): 412-417.
- [11] Wang P Y, Zhao D H, Li M F. Optical camouflage effect assessment based on digital image inpainting technology [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(3): 031011.
王鹏焯, 赵德辉, 李明锋. 基于图像修复技术的目标可见光伪装效果评价[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(3): 031011.
- [12] Zhang R, Li W P, Mo T. Review of deep learning [J]. *Information and Control*, 2018, 47(4): 385-397, 410.
张荣, 李伟平, 莫同. 深度学习研究综述[J]. *信息与控制*, 2018, 47(4): 385-397, 410.
- [13] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84-90.
- [14] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, *et al.* Deep residual learning for image recognition [C] // *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 770-778.
- [15] Huang G, Liu Z, Maaten L V D, *et al.* Densely connected convolutional networks [C] // *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 2261-2269.
- [16] Xin Y, Yang J, Xie Z Q. A semantic overlapping community detecting algorithm in social networks based on random walk [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2015, 52(2): 499-511.
辛宇, 杨静, 谢志强. 基于随机游走的语义重叠社区发现算法[J]. *计算机研究与发展*, 2015, 52(2): 499-511.
- [17] Wang Y, Tang J, Rao Q F, *et al.* High efficient K-means algorithm for determining optimal number of clusters [J]. *Journal of Computer Applications*, 2014, 34(5): 1331-1335.
王勇, 唐靖, 饶勤菲, 等. 高效率的 K-means 最佳聚类数确定算法[J]. *计算机应用*, 2014, 34(5): 1331-1335.
- [18] An Z, Xu X P, Yang J H, *et al.* Design of augmented reality head-up display system based on image semantic segmentation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(7): 0710004.
安喆, 徐熙平, 杨进华, 等. 结合图像语义分割的增强现实型平视显示系统设计与研究[J]. *光学学报*, 2018, 38(7): 0710004.
- [19] Li S M, Lei G Q, Fan R. Depth map super-resolution based on two-channel convolutional neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(10): 1010002.
李素梅, 雷国庆, 范如. 基于双通道卷积神经网络的深度图超分辨率研究[J]. *光学学报*, 2018, 38(10): 1010002.
- [20] Sun H Q, Pang Y W. An neural network framework of self-learning uncertainty [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(6): 0620002.
孙汉卿, 庞彦伟. 一种自学习不确定度的神经网络架构[J]. *光学学报*, 2018, 38(6): 0620002.
- [21] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [C] // *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015: 3431-3440.
- [22] Isola P, Zhu J Y, Zhou T H, *et al.* Image-to-image translation with conditional adversarial networks [C] // *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 5967-5976.
- [23] Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, *et al.* Generative adversarial nets [C] // *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2014: 2672-2680.