

# 散射介质后物体分类方法研究

孙蕴晗, 王永成, 徐东东

(中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033)

**摘要:**实际生活中,观测物体的过程会受到散射的影响,在一定程度上会干扰对目标信息的获取和判断。为了解决散射介质后的目标分类方法适应性差及传统特征提取和分类算法效率低的问题,提出利用VGG16网络对经过散斑自相关处理后的数据进行分类识别的方法。首先从理论上分析自相关方法对散斑图像处理的可行性,再通过计算机仿真实验获取数据集并对其进行自相关处理,最终利用VGG16网络进行训练和测试,测试准确率为95.5%。

**关键词:**散射;光学记忆效应;散斑自相关;神经网络

中图分类号: TH744

文献标志码:A

文章编号:1672-9870(2023)03-0001-07

## Research on Classification of Objects after Scattering Medium

SUN Yunhan, WANG Yongcheng, XU Dongdong

(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Science, Changchun 130033)

**Abstract:** In real life, the process of observing objects will be affected by scattering, which will interfere the acquisition and judgment of target information to a certain extent. In this paper, the existing techniques for obtaining target information from disordered scattered light field are described and analyzed. The principle of speckle formation and the concepts of optical memory effect and speckle autocorrelation are introduced. In order to solve the problems of poor adaptability of target classification method after scattering medium and low efficiency of traditional feature extraction and classification algorithm, a method of classification and recognition of data after speckle autocorrelation processing using VGG16 network was proposed. Firstly, the feasibility of the autocorrelation method for speckle image processing was analyzed theoretically. Then, the data set was obtained by computer simulation experiment and the autocorrelation was processed. Finally, the VGG16 network was used for training and testing, and the final test accuracy was 95.5%.

**Key words:** scattering; optical memory effect; speckle autocorrelation; neural network

光作为一种携带物体信息的媒介,在日常生活中是不可或缺的。当在折射率相对稳定的介质中观测目标物体时,被观测物体信息并没有过于受到外界因素的影响,因此可以直接观测到。但是现实中实际情况较为复杂,观测的过程很大程度上会受到散射、折射和远距离传输等各种因素的影响,不能简单地直接用人

眼观测目标物体,但是目标的信息并没有消失不见,而是以不同的形式隐藏在光场中的振幅信息和相位信息中。光子会与不均匀散射介质中粒子发生多次相互作用,不仅会改变原本入射光场的传播方向,还会改变入射光场的相位信息以及振幅信息。散射即是光在不均匀介质中传播导致出射光场不规则且无序的情况。

收稿日期: 2023-02-22

基金项目: 国家重大科研项目(902017000590)

作者简介: 孙蕴晗(1997-),女,硕士,研究实习员, E-mail: 17863135828@163.com

通讯作者: 王永成(1980-),男,博士,研究员, E-mail: wyc\_dyy@sina.com

图像分类是指对含有目标信息的图像进行一些处理后,利用处理后的信息来对原本的图像进行分类的方法。但是当需要分类的目标受到了强散射的影响,例如在海上对船舶进行识别分类,或者在恶劣天气情况下对公路上的车牌进行识别的情况下,获取到的图片很有可能会严重失真。利用人为提取特征和传统的分类器相结合的方法,对分类图片质量要求比较高,而且该方法的鲁棒性比较差,因此现阶段找到一种环境适应性和鲁棒性都较强的,可以对受到散射影响的目标进行分类的方法极为重要。

最早的方法是自适应光学技术,由 Babcock<sup>[1]</sup>提出,通过利用波前检测器检测出波前的扭曲情况,再用小型可变形镜面来进行实时校正。但是该方法有运算量过大、计算效率较低和成本过高等问题,同时该方法在强散射的情况下表现较差,成为该项技术发展的瓶颈。光学相位共轭法由 Yaqoob 等人<sup>[2]</sup>于 2008 年提出的,他们利用鸡胸肉切片模拟散射介质,在此基础上构建了一个散射成像模型,只需要获取单次光场信息,便可以得到隐藏目标的信息,对出射光场反向输入一个相位共轭函数来重新构建入射光场分布。2012 年 Katz 等人<sup>[3]</sup>提出在非相干照明情况下的大视场成像,使用从墙壁上漫反射后的光对遮挡物体进行恢复成像,让透过“墙壁”和绕过角落的目标检测有了应用的可能。

之前所提到的方法都是侵入性光学成像,需要在散射介质后面安装探测装置或者非线性材料。2012 年, Bertolotti 等人<sup>[4]</sup>首次提出对不透明散射片后的荧光物体进行非侵入性成像。该团队用激光光束照射散射介质,透过散射介质照射到物体上,通过改变光源的入射角度,记录探测器上记录到的荧光分布情况的变化。从探测到的信号中,利用相位恢复算法恢复原本隐藏的目标图像。该方法不需要在系统中添加参考点和各种先验条件,这种通过强散射介质进行非侵入性成像的方法可以推广到生物科学等多种领域。2014 年, Katz 等人<sup>[5]</sup>在光学记忆效应

基础上,利用标准相机捕获的单帧高分辨率散射光图像,在透过散射介质成像和拐角处隐藏物体两种情况下都实现了恢复成像。他们提出的非侵入式单帧散射图像恢复成像方法仅使用手机相机便可以实现。不仅避免了原有方法中需要扫描的缺点,还减少了恢复成像的时间,是透过散射介质恢复成像领域上的一个重大发现。2017 年, Sahoo 等人<sup>[6]</sup>提出了一种单帧图像多光谱成像技术,用反卷积技术进行图像恢复,而光谱相关处理可以在反卷积过程中发挥可调谐光谱滤波器的作用。该方法光路简单、成本低并且效率高。和河向等人<sup>[7]</sup>通过分析光学记忆效应、点扩散函数、光学系统出瞳和信噪比间的关系,成功实现了散射介质后的高速彩色恢复成像。通过观察在放大视场下选定的散斑,恢复了高质量的图像。该技术有望应用在人体皮肤组织下的静态和动态成像。

近几年,由于机器学习的迅猛发展,众多针对散射介质后的目标分类识别问题得到了解决。2015 年, Ando 等人<sup>[8]</sup>提出了对散斑强度图像利用支持向量机(SVM)进行目标二分类的方法,最终的识别准确率为 77%。2019 年, Lei 等人<sup>[9]</sup>通过对墙壁上的散斑图像利用神经网络进行分类,分类目标为 MNIST 手写体数字数据集,选用 ResNet-18 网络,最终的识别准确率为 78%。虽然依附于强大的神经网络,可以直接对散斑进行原本目标的分类,但是这种方法对于外界条件的改变非常敏感,一旦散射介质发生细微的变化,都会导致最终识别准确率的大幅度降低。

因此本文利用光学记忆效应和散斑自相关理论,先对散斑图像进行预处理,再利用神经网络对散斑自相关图片进行分类。

## 1 理论基础

### 1.1 散斑形成的原因

光的散射现象可以解释为:当入射光碰到散射介质中的微粒时,将以此作为次波源进行次级辐射,由于介质中微粒的随机分布,导致各次

级辐射的相位无规律的叠加,从而使得一部分光偏离原方向传播。散射介质中的微粒使得光的强度分布、光的偏振状态或者光的频率发生改变。

散斑最开始被认为是一种噪声,因为人们发现当用激光经过凹凸不平的表面反射后,观察到了对比度较高且具有颗粒感的图案。这种图案会随着光源的轻微扰动发生比较明显的变化,因此一开始研究人员并未对其进行定量分析和研究。

散斑是由大量独立的复分量相加构成的,每一个独立的复分量都具有幅值信息和相位信息。这些复分量在空间中表现为任意长度和任意方向,而当这些具有随机长度和随机方向的分量叠加时,就可被称为“随机行走”模型。

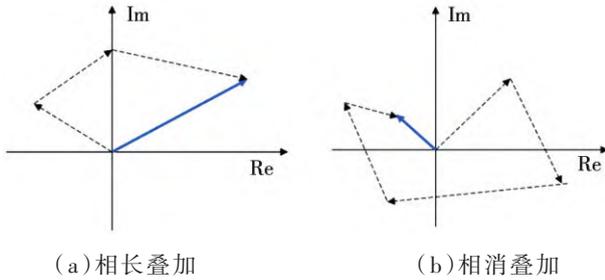


图1 随机行走模型

图1展示了随机行走模型,图1(a)为相长叠加的结果,图1(b)为相消叠加的结果。在上述例子中,长度和方向都是随机的。

平时常见的信号都可以表示为一个与时间和空间因素有关的正弦函数,其具体表达如下:

$$A(x,y,t) = A(x,y,t) \cos[2\pi\nu_0 t - \theta(x,y,t)] \quad (1)$$

式中, $A(x,y,t)$ 为含有时间和空间信息的幅值或包络; $\theta(x,y,t)$ 为含有时间和空间信息的相位; $\nu_0$ 为载波频率。

通常会为式(1)建立一个复数形式:

$$G(\nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(t) \exp(-j2\pi\nu t) dt \quad (2)$$

因此,用一个沿顺时针方向旋转的向量 $\exp(-j2\pi\nu t)$ 来表示信号的 $\cos(2\pi\nu_0 t)$ ,就是将负频率分量增加一倍,并消去正频率分量。

如果再将载波频率抑制住的话,可以得到如

下形式的表达方式:

$$A(x,y,t) = A(x,y,t) e^{j\theta(x,y,t)} \quad (3)$$

当合成数是由大量随机复分量叠加而成的时候,散斑现象便发生了。因此在某一时空点:

$$A = A e^{j\theta} = \sum_{n=1}^N \mathbf{a}_n = \sum_{n=1}^N \mathbf{a}_n e^{j\phi_n} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{a}_n$ 是和的复向量的分量,长度为 $\mathbf{a}_n$ ;相位为 $\phi_n$ 。

## 1.2 光学记忆效应及散斑自相关

1988年,Feng等人<sup>[10]</sup>的发现对研究散射介质的特性来说是一个重大突破,这一发现就是光学记忆效应。他发现当激光经过散射介质之后会在探测平面上出现散斑,而当光的入射角度在一定范围内发生轻微变化时,散斑的强度分布并不会发生彻底的改变,而是随着入射光的入射角度的变化发生平移,散斑图虽会变化但是具有一定的相关性,这便是光学记忆效应。但是当入射光的入射角超出一定范围后,散斑的相关性就会逐渐降低直至完全消失,这个角度范围被称为光学记忆效应范围。

当光的入射角度变化范围在光学记忆效应范围内的时候,散斑图像会发生相对平移,因此散斑图像之间具有相关性。最终接收到的散斑强度分布 $I(x',y')$ 可以表示为物方 $O(x,y)$ 与系统平移不变的点扩散函数PSF的卷积:

$$I(x',y') = O(x,y) \otimes \text{PSF} \quad (5)$$

其中, $\otimes$ 表示卷积运算; $(x,y)$ 表示物方的坐标; $(x',y')$ 表示探测器接收面上的坐标。

在获取探测器上的散斑强度分布之后,通过计算散斑图像的自相关,可以得到:

$$\begin{aligned} I(x',y') \circ I(x',y') &= \\ [O(x,y) \otimes \text{PSF}] \circ [O(x,y) \otimes \text{PSF}] &= \\ [O(x,y) \circ O(x,y)] \otimes [\text{PSF} \circ \text{PSF}] & \quad (6) \end{aligned}$$

其中, $\circ$ 表示相关操作。

从公式(6)可以看出,探测器所获取到的散斑图像的自相关等于原本物体自相关和系统点

扩散函数自相关的卷积。而系统点扩散函数的自相关是一个具有极大峰值的函数,那么公式可以简化成:

$$I(x',y') \circ I(x',y') = O(x,y) \circ O(x,y) + W \quad (7)$$

其中,  $W$  是背景噪声。由公式(7)可知,通过计算散斑图像的自相关来得到原本物体的自相关结果进而得到原本物体的信息。

## 2 实验仿真及数据处理

如图2所示为本文设计的获取散斑图像实验设计图,激光发射之后经准直扩束装置入射到目标物体上,本次仿真所用的目标物体为标准 MNIST 数据集中的图片。MNIST 数据集中的图片来自美国国家标准与技术研究所,训练集和测试集是由 250 人手写的数字构成的,数字是 0~9 共十个数字。通过目标物体之后经过随机散射介质,最终的散斑图像被探测器所接收<sup>[11]</sup>。

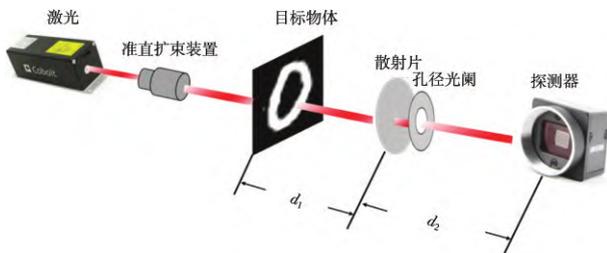


图2 获取散斑图像实验设计图

由于光学记忆效应和散斑自相关方法受到光学记忆效应范围的限制,因此对于目标物体尺寸以及物距像距的参数有很明确的限制。Freund 等人<sup>[12]</sup>通过实验得到了现实中常见的几种散射介质的光学记忆效应范围。如图3所示,为了得到散射介质的光学记忆效应范围,将入射光垂直照射方向时所得到的散斑图作为参考,改变入射角度后的散斑图与参考图进行相关处理,绘制相关系数  $c(\delta\theta)$  随角度  $\delta\theta$  变化的曲线,其中横坐标单位 mdeg 为  $0.001^\circ$ ,并定义相关系数下降一半时所对应的角度为记忆效应的最大范围。

本次仿真实验中选取的光学记忆效应范围  $\theta_{\max}$  为  $0.02^\circ$ 。接下来需要确认仿真实验所需其他参数,由于散射介质的相对厚度和物体的大

小和物距之间有关系,即该系统中的物体大小需要在一定范围内进行选取,则:

$$r_{\max} = 2d_1 \tan \theta_{\max} \quad (8)$$

式中,  $d_1$  表示物距;  $r_{\max}$  为目标物体的大小。在本次仿真中,物距设为 0.8 m,物体大小设为 2 mm。

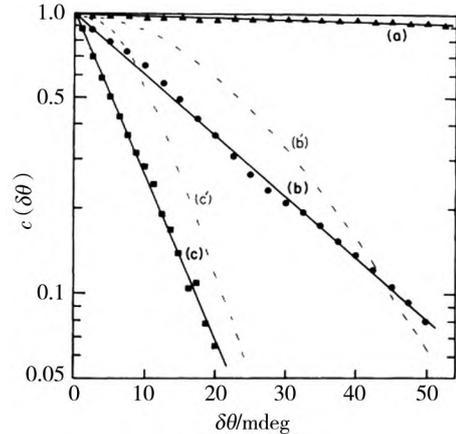


图3 散斑相关性与旋转角度的关系

由于散射介质具有类透镜性质,可以利用物距和焦距来确认像距,但是散射介质并不存在准确可测的焦距,因此像距无法通过准确的公式进行计算,本次实验中像距  $d_2$  设为 0.3 m。

光学成像系统中的分辨率一般指的是极限分辨率,取决于系统的衍射极限。衍射极限是指一个理想的物点经过光学系统成像后,无法得到一个理想的像点,而是得到一个夫琅禾费衍射像,由于普通的成像系统的口径都是圆形的,因此夫琅禾费衍射像就像是一个弥散斑,当弥散斑互相靠近时,其成像结果很难区分开。成像系统的分辨率会受到限制,主要是由系统入瞳的大小和位置限制的。对于本次实验来说,有效的入射光瞳可以利用在散射介质后增设孔径光阑来进行调节,则:

$$\delta r = \frac{1.22\lambda d_1}{D} \quad (9)$$

其中,  $D$  为孔径光阑的直径。分辨率除了可以表示该光学成像系统的衍射极限分辨率,还可以表示探测平面的分辨率,而最终图像的实际分辨率取决于上述两个原因的综合影响,因此孔径光阑大小的选择直接影响了最终散斑图像的分辨率。

探测平面上所记录到的散斑尺寸为:

$$\Delta r = \frac{1.4\lambda d_2}{D} \quad (10)$$

式中,  $d_2$  为像距。由于通过仿真得到的散斑图为离散采样结果, 那么进行数据采集的过程中必须要满足奈奎斯特采样定理。奈奎斯特采样定理说明了采样频率和测试信号频率之间的关系, 采样频率必须大于被测信号最高频率分量的两倍, 该频率通常被称为奈奎斯特频率。

而在本次仿真过程中, 根据奈奎斯特采样定理所述, 散斑图像中散斑大小的采样数应该大于等于两个探测平面分辨率才能满足奈奎斯特采样定理。因此孔径光阑的直径必须要满足:

$$D < \frac{0.7\lambda d_2}{\Delta p} \quad (11)$$

在本次仿真实验中, 探测面大小为  $2 \text{ mm} \times 2 \text{ mm}$ , 采样点数为  $600 \times 600$ ,  $\Delta p$  是探测平面上的像素大小, 探测器参考 JAI 公司的 BM500GE 相机, 该相机的  $\Delta p$  为  $3.3 \text{ }\mu\text{m}$ , 那么本次仿真实验孔径光阑  $D$  为  $2 \text{ mm}$ 。

参数确认后将进行计算机仿真, 入射光在传输过程中会受到衍射和散射的影响。用标量衍射理论来计算衍射问题时, 数学上表达非常困难, 因此接下来讨论近似的情况。当衍射屏离光源或接收屏的距离为有限远时被称为菲涅耳衍射; 另一类是当衍射屏与光源和接收屏的距离都是无穷远时, 称为夫琅禾费衍射。本次实验中入射光经目标物体后的传输可以认为是菲涅耳衍射。

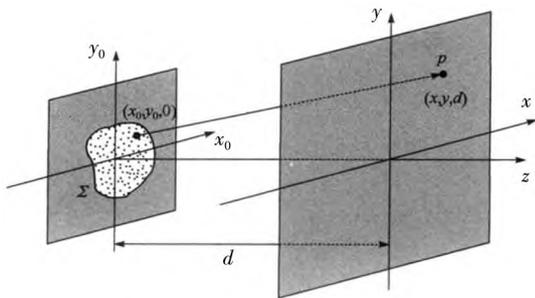


图4 衍射坐标图

菲涅耳衍射坐标示意图如图4所示, 其中  $\Sigma$  为衍射屏所在平面,  $p$  为传输一定距离后的一点, 基尔霍夫和索末菲分别从麦克斯韦理论出

发, 用格林定理各自建立了一个标量衍射积分公式, 在傍轴情况下, 菲涅耳积分均可表示为:

$$\tilde{U}(x, y) = \frac{\exp(jkd)}{j\lambda d} \iint \tilde{U}_0(x_0, y_0) \exp\left\{\frac{jk}{2d}[(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2]\right\} dx_0 dy_0 \quad (12)$$

式中,  $\tilde{U}_0(x_0, y_0)$  为光场在衍射面上的复振幅分布;  $\tilde{U}(x, y)$  为光场在观察面上的复振幅分布;  $d$  为衍射距离。由公式(12)可得脉冲响应函数:

$$\tilde{h}(x, y) = \frac{\exp(jkd)}{j\lambda d} \exp\left[\frac{jk}{2d}(x^2 + y^2)\right] \quad (13)$$

$\tilde{U}(x, y)$  可以简化成:

$$\tilde{U}(x, y) = \tilde{U}_0(x_0, y_0) \otimes \left\{\frac{\exp(jkd)}{j\lambda d} \exp\left[\frac{jk}{2d}(x^2 + y^2)\right]\right\} \quad (14)$$

为了提高计算效率, 可以选择在频域完成计算, 本次仿真选择用两次傅里叶变换算法 DFFT 进行计算。假设菲涅耳衍射的传递函数为  $\tilde{H}(u, v)$ , 那么:

$$\tilde{U}(x, y) = \text{FFT}^{-1}\left\{\text{FFT}\left\{\tilde{U}_0(x_0, y_0)\right\} \times \tilde{H}(u, v)\right\} \quad (15)$$

其中,  $\tilde{H}(u, v)$  可以表示为:

$$\tilde{H}(u, v) = F\left\{\frac{\exp(jkd)}{j\lambda d} \exp\left[\frac{jk}{2d}(x^2 + y^2)\right]\right\} = \exp\left\{jkd\left[1 - \frac{\lambda^2}{2}(u^2 + v^2)\right]\right\} \quad (16)$$

因此, 菲涅耳积分可写成:

$$\tilde{U}(x, y) = \text{FFT}^{-1}\left\{\text{FFT}\left\{\tilde{U}_0(x_0, y_0)\right\} \times \exp\left\{jkd\left[1 - \frac{\lambda^2}{2}(u^2 + v^2)\right]\right\}\right\} \quad (17)$$

频域中  $x$  和  $y$  方向的频域值  $u$  和  $v$  取决于确定好的实验参数中衍射面的空间频率:

$$u_{\max} = \frac{N_x}{2L_{x0}}, \quad v_{\max} = \frac{N_y}{2L_{y0}} \quad (18)$$

其中,  $L_{x0}$  和  $L_{y0}$  为取样空间的长度和宽度, 其对应的抽样点数分别为  $N_x$  和  $N_y$ 。所以  $u$  的取值范围为  $-u_{\max} \sim u_{\max}$  之间取  $N_x$  个点,  $v$  同理。以本次实验参数为例,  $L_{x0}$  和  $L_{y0}$  均为  $2 \text{ mm}$ ,  $N_x$  和  $N_y$  均为  $600$ 。

如图5所示为目标物体及其自相关结果和散斑图及其自相关结果,可以看出原本的目标图像(图5(a))经过散射和传播后,其结果如图5(c)所示,无法直接判断出其原本的目标物体。若不经任何处理直接依靠神经网络进行分类识别,单纯是对神经网络计算能力的考验,计算资源占有率极高。因此根据光学记忆效应和散斑自相关原理,先对散斑图像进行散斑自相关预处理。对目标图像和其对应的散斑图进行自相关处理的结果如图5(b)和图5(d)所示。

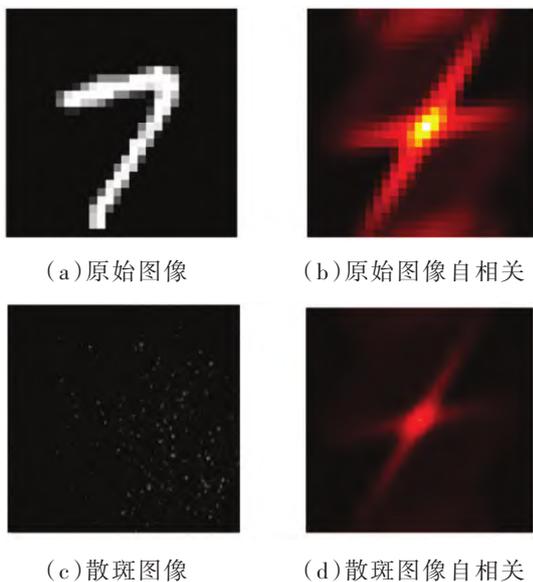


图5 实验效果图

从图5中可以看出,散斑经过自相关处理后,其结果与原有目标的自相关结果相似度极高,因此接下来将利用神经网络以散斑自相关结果为输入,对目标进行分类。

### 3 神经网络目标分类

通过对仿真获取到的散斑图片进行自相关处理后建立数据集,其中数据集为0~9这十个数字的散斑自相关结果,一共25 000张自相关图片。训练集、验证集和测试集的比例分别为3:1:1。数据集构建好之后,需要选择合适的算法进行目标分类,本文使用经典卷积神经网络VGG16网络来进行目标分类。

近几年各学者对VGG16的研究表明,作为基础卷积神经网络,该网络的分类性能非常好,同

时它的网络结构较为整齐,后续对网络进行修改以及扩充难度较低,而且该网络对各类数据集适应能力较好。由于对散斑图像进行自相关处理之后,降低了分类难度,因此先用标准VGG16网络进行训练和测试。图6所示为VGG16网络的结构示意图。

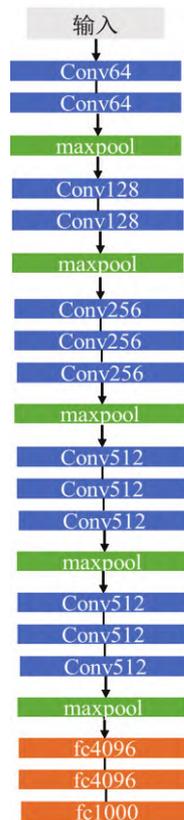


图6 VGG16结构示意图

图7所示为训练集和验证集的分类准确率变化曲线。

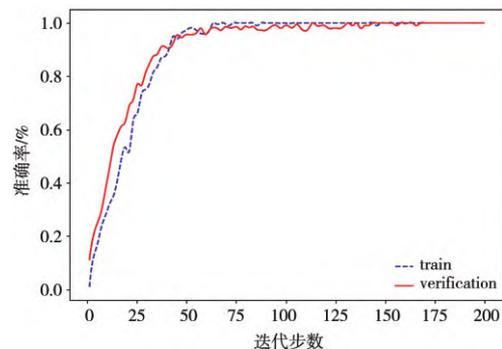


图7 训练集和验证集的分类准确率变化曲线

从图7中结果来看,网络在训练集上达到100%准确率较验证集更快,从变化趋势上来看也未出现过拟合和欠拟合的现象。最终该网络

在测试集上的测试准确率为 95.5%。

## 4 结论

现实中的散射现象对于目标识别分类影响较大,很大程度上干扰了对目标信息的获取。本文首先介绍了散斑的形成原因以及光学记忆效应和散斑自相关的相关概念,提出了利用 VGG16 神经网络对散斑自相关图像进行目标分类。之前利用神经网络对散斑图像进行目标分类的方法大多是直接以散斑图像作为神经网络的输入,这种方法对神经网络要求较高,而且对输入变化过于敏感,鲁棒性较差。因此本文在此基础上,结合光学记忆效应原理和散斑自相关方法,提出先对目标物体的散斑图像进行自相关处理,再以散斑自相关结果作为神经网络输入数据进行目标分类,本次研究选用的分类网络为标准 VGG16 网络。本文通过计算机仿真实验获取了 MNIST 手写体数字的散斑图像数据集,最终测试的准确率为 95.5%。接下来的工作可以在此基础上进行拓展,比如考虑到实际应用情况,物体可能会出现遮挡、旋转、尺度变换等多种情况,那么验证该方法的健壮性和鲁棒性是一个重点。同时本次研究只是做了仿真的工作,未来仍需要通过实验进行测试和验证。

### 参考文献

- [1] BACOCK H W. The possibility of compensating astronomical seeing[J]. *Publication of the Astronomical Society of the Pacific*, 1953, 65(386): 229-236.
- [2] YAQOUB Z, PSALTIS D, PELD M S, et al. Optical-phase conjugation for turbidity suppression in biological samples[J]. *Nature Photonics*, 2008, 2(2): 110-115.
- [3] KATZ O, SMALL E, SILBERBERG Y. Looking around corners and through thin turbid layers in real time with scattered incoherent light[J]. *Nature Photonics*, 2012, 6(8): 549-553.
- [4] BERTOLOTTI J, VAN PUTTEN E G, BLUM C, et al. Non-invasive imaging through opaque scattering layers[J]. *Nature*, 2012, 491(7423): 232-234.
- [5] KATZ O, HEIDMANN P, FINK M, et al. Non-invasive single-shot imaging through scattering layers and around corners via speckle correlations[J]. *Nature Photonics*, 2014, 8(10): 784-790.
- [6] SAHOO S K, TANG D L, DANG C. Single-shot multi-spectral imaging with a monochromatic camera[J]. *Optica*, 2017, 4(10): 1209-1213.
- [7] 和河向, 周建英. 超常规光学透视成像研究进展——散射光成像技术介绍[J]. *物理*, 2016, 45(10): 660-666.
- [8] ANDO T, HORISAKI R, TANIDA J. Speckle-learning-based object recognition through scattering media[J]. *Optics Express*, 2015, 23(26): 33902-33910.
- [9] LEI X, HE L Y, TAN Y X, et al. Direct object recognition without line-of-sight using optical coherence[M]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019.
- [10] FENG S, KANE C, LEE P A, et al. Correlations and fluctuations of coherent wave transmission through disordered media[J]. *Physical review letters*, 1988, 61(7): 834-837.
- [11] 孙蕴晗. 基于散斑自相关的散射介质后目标分类研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021.
- [12] FREUND I, ROSENBLUH M, FENG S. Memory effects in propagation of optical waves through disordered media[J]. *Physical Review Letters*, 1988, 61(20): 2328-2331.