

基于水下运动目标亮点图像模型的数据增强

刘晓春¹, 杨云川¹, 胡友峰², 杨向锋¹, 李永胜¹, 肖霖¹

(1.中国船舶集团公司 第705研究所, 陕西 西安 710077;
2.中国船舶集团公司 第705研究所昆明分部, 云南 昆明 650102)

摘要:随着水声对抗技术的发展,深度学习技术被应用于水下目标的回波几何特征识别,但面临着样本稀缺问题。改进水下目标亮点模型,建立主动声呐目标回波信息方程,结合二者并进行空间位置的有规律变化,构成水下运动目标的亮点图像模型。以水下航行体为例详细介绍了模型的构建过程,并建立4种典型尺度诱饵的亮点图像模型实例,生成5种目标的多空间状态数据样本。设计eHasNet-5卷积分类网络,利用生成数据进行网络训练、验证和测试。试验实测数据测试表明,目标亮点图像生成模型为深度学习在主动声呐目标识别领域的应用提供了一种新的数据增强方法,生成数据训练的网络具备二维尺度目标分类能力。

关键词:亮点图像;数据增强;目标分类;深度学习

中图分类号:TP391.4;TB566

文献标志码:A

文章编号:1000-2758(2024)03-0417-09

近年来,深度学习在语音识别、图像识别等领域得到了广泛应用,推动了目标识别技术的发展。在水声工程领域,研究者们正在尝试将深度学习应用于高速平台上的主动声呐,以提高对水下运动目标的识别能力^[1-5]。由于水下目标的几何散射特征是主动声呐目标识别的重要特征,为了提高舰艇的生存能力,出现了具有模拟水下目标空间尺度特征的一维尺度诱饵、二维尺度诱饵^[6]。水下目标的亮点分布特征是主动声呐可获取的非常重要的特征,利用该特征可以得到目标的亮点图像,借鉴深度学习在图像处理上的应用,可实现对水下目标亮点分布特征的提取与识别。深度学习需要足够的数据样本对网络进行训练,由于获取水下各种目标不同距离、舷角、航行状态的试验数据成本较高,水下目标的主动声呐回波数据十分稀缺。所以,解决水下运动目标亮点图像样本稀缺问题,有利于提高主动声呐的目标识别能力。

针对小样本问题,数据增强是经常使用的方法之一。数据增强主要分为3类:①直接选取与任务

空间相似度较高的现存大量样本^[7-8];②根据数据特点,通过时空拉伸、压缩、加噪声等生成新样本^[9];③通过对抗生成网络生成样本^[10]。3种方法各有优缺点,一般根据应用选取某种或者组合使用。文献[11]针对被动声呐小样本识别问题,根据水下目标辐射噪声产生机理和试验数据的频谱特征,建立了样本生成模型,用生成数据扩大数据集。在研究过程中发现,难以找到合适的主动声呐回波数据相似数据集,时空拉伸、压缩等方法获取的数据与目标亮点分布空间特性匹配性差;对抗生成网络的训练采用的是空间位置、航行状态等分布不平衡的实测数据^[10],目前尚未证明对抗生成网络生成的数据能够解决样本分布不平衡问题。

本文根据主动声呐获取水下目标回波亮点信息的机理,综合考虑目标回波特性、水声传播损失、主动声呐系统特性,提出一种基于水下运动目标亮点图像模型(表征水下目标亮点强度和空间分布的数学模型)的数据增强方法。首先,改进水下目标的亮点模型。其次,重点分析水下航行体的亮点分布特征,改进其亮点模型,建立主动声呐目标回波信息方程,以水下航行体为例阐述水下目标亮点图像模型的建立过程,并根据水声对抗研究需要建立4种

典型尺度诱饵的亮点图像模型实例,生成 5 种目标多空间分布态势的样本。然后,设计 eHasNet-5 卷积分类网络,采用生成样本对网络进行训练、验证和测试。最后,采用试验数据对已训练的分类网络进行测试,验证数据增强方法的有效性。

1 改进的水下目标亮点模型

理论分析和试验研究表明,在高频声学情况下,任何一个复杂目标的回波都是由若干个子回波迭加而成,每个子回波可以看作是从某个散射点发出的波,这个散射点就是亮点。它可以是真实亮点,也可以是某个等效亮点。从线性时不变系统角度,只考虑目标亮点或者等效亮点回波的幅度、时延、相位跳变 3 个参量,采用单频信号 ω_0 可以得到单个亮点的传递函数^[12],如(1)式所示。

$$H(\mathbf{r}, \omega) = A(\mathbf{r}, \omega) e^{j\omega\tau} e^{j\varphi} \quad (1)$$

式中, $\omega = \omega_0 + \Delta\omega$, $\Delta\omega$ 是多普勒频移。 $A(\mathbf{r}, \omega)$ 是幅度反射因子,它是矢量距离 \mathbf{r} 和信号频率 ω 的函数。 $\tau = 2d/c$ 是时延因子,由等效散射中心相对于某个参考点的声程 d 决定, c 为声速。 φ 是亮点的相位跳变因子。

本文在三参量单亮点传递函数基础上,将水声信道传播损失和目标亮点反射损失分开考虑^[13],进一步细化观察点相对目标亮点的舷角和俯仰角,并利用更精确的目标亮点距离代替目标距离,则可得复杂目标的亮点回波模型,如(2)式所示。

$$H(\mathbf{R}, \omega) = \sum_{k=1}^{N(\theta, \psi)} A(\mathbf{r}_k, \omega) B(\theta_k, \psi_k, \omega) e^{j\omega\tau_k} e^{j\varphi_k} \quad (2)$$

式中, $A(\mathbf{r}_k, \omega)$ 表示 k 亮点的传播损失因子,是矢量距离 \mathbf{r}_k 和信号频率 ω 的函数, \mathbf{r}_k 为第 k 亮点相对观察点的矢量距离。 $B(\theta_k, \psi_k, \omega)$ 是第 k 亮点的局部平面波反射因子,表征目标亮点或等效亮点强度的空间特性,是舷角 θ_k 、俯仰角 ψ_k 和信号频率 ω 的函数。 $N(\theta, \psi)$ 是声呐相对目标参考中心的舷角 θ 和俯仰角 ψ 的目标亮点数。 $\mathbf{R} = \{\mathbf{r}_k\}$ 是二维张量。设矢量距离为 $\mathbf{r}_k = (x_k, y_k, z_k)$, 则 \mathbf{r}_k 与 θ_k, ψ_k 之间的关系可以表示为(3)~(5)式

$$x_k = |\mathbf{r}_k| \cdot \cos\psi_k \cos\theta_k \quad (3)$$

$$y_k = |\mathbf{r}_k| \cdot \cos\psi_k \sin\theta_k \quad (4)$$

$$z_k = |\mathbf{r}_k| \cdot \sin\psi_k \quad (5)$$

在水声对抗技术领域,目标亮点模型占用重要

地位,是主动声呐获取水下目标空间特征的理论基础。空间特征包括目标的尺度、形状、强/弱散射区分布等平面或立体结构^[12]。同时,亮点模型也是研制各种尺度诱饵的理论依据^[13]。

2 水下航行体亮点图像模型构建

在改进的水下目标亮点模型和水下航行体亮点分布特性分析的基础上,改进水下航行体亮点模型,建立主动声呐目标回波信息方程,结合目标与主动声呐的空间位置变化构成目标亮点图像模型,生成目标任意空间状态的亮点图像。水下航行体亮点图像模型构建思路如图 1 所示。

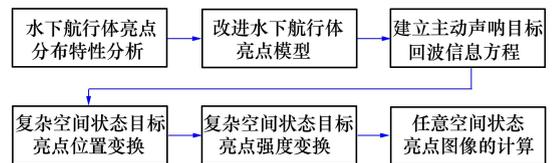


图 1 水下航行体亮点图像模型构建思路

2.1 水下航行体亮点分布特性分析

水下航行体在主动声呐发射信号激励下,存在几何镜面反射、棱角散射、多层结构散射、弹性波散射等^[12]。文献[14-16]建立的目标亮点模型,把水下航行体回波看作 5~11 个亮点的叠加。文献[15]通过仿真获得了各亮点与舷角的关系,如表 1 所示。

表 1 水下航行体各亮点强度比例关系

舷角/(°)	各部位亮点与舰桥目标强度比值				
	舰艏	前部	舰桥	后部	舰艉
0~9	1.500	0.000	1.000	0.000	0.000
10~29	0.600	0.400	1.000	0.000	0.000
30~59	0.500	0.750	1.000	0.250	0.000
60~89	0.375	0.500	1.000	0.375	0.250
90~119	0.250	0.375	1.000	0.500	0.380
120~149	0.000	0.250	1.000	0.750	0.500
150~169	0.000	0.000	1.000	0.400	0.600
170~180	0.000	0.000	1.000	0.000	1.500

文献[17]从自导声呐角度,仿真分析了水下航行体目标强度随舷角的变化规律,并建立了缩比模型,在水声实验室进行测试,声呐图像如图 2 所示,

验证了水下航行体回波强度的经典“蝴蝶”图。

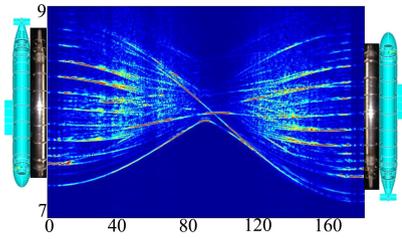


图2 水下航行体的缩比模型实测声呐图像

从以上研究工作看,5~11个强亮点的亮点模型没有充分考虑水下航行体的垂直方向亮点分布特征及弱亮点特征,不能准确地模拟水下航行体的回波特性,可见重新建立其回波亮点模型是必要的。

2.2 改进水下航行体亮点模型

通过对实航试验获取的水下航行体回波数据(舷角 $30^\circ \sim 60^\circ$ 、 $120^\circ \sim 150^\circ$ 范围内)进行亮点特征提取^[18]与分析发现,水下航行体亮点模型除了强亮点外还包括弱亮点和微弱亮点。图3是水下航行体某周期的实测数据部分回波亮点分布图。

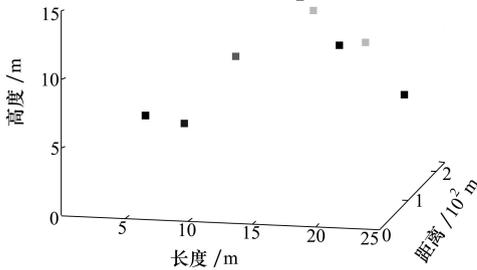


图3 水下航行体部分回波亮点分布图

根据水下航行体的亮点位置和强度分布特点,改进其亮点模型,包括7个强亮点(强度设为0.8~1.0)、6个弱亮点(强度设为0.4~0.7)和6个微弱亮点(强度设为0.1~0.3)。以航行体中轴和平台中轴交叉点为参考原点,各亮点位置集合的数学表达式如(6)式所示,矩阵表达如(7)式所示。

$$\mathbf{T}_m = \{H_k(l_k, 0, h_k)\}, 1 \leq k \leq N \quad (6)$$

$$\mathbf{T}_m = \begin{bmatrix} l_1 & l_2 & \cdots & l_N \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ h_1 & h_2 & \cdots & h_N \end{bmatrix}^T \quad (7)$$

式中: l_k 为航行体长度方向坐标; h_k 是高度方向坐标; w_k 是宽度方向坐标,此模型中 w_k 均为0。

将亮点强度视为亮点位置和亮点类型 g (包括强、弱、微弱3种类型,取值分别为0,1,2)的函数,

第 k 亮点的强度表示为 $p_k(l_k, h_k, g_k)$,各亮点强度如(8)式所示。综合多亮点位置和强度信息,可表示航行体的亮点分布如图4所示。

$$\mathbf{p}_b = [p_1(l_1, h_1, g_1), p_2(l_2, h_2, g_2), \dots, p_N(l_N, h_N, g_N)]^T \quad (8)$$

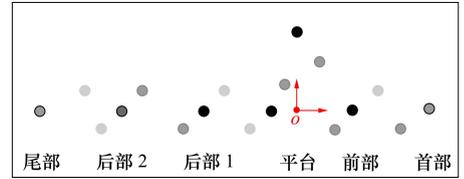


图4 水下航行体的亮点分布示意图

根据水下航行体的经典“蝴蝶”图和表1,各亮点强度随舷角、俯仰角和距离变化,或者被遮蔽。目标亮点强度引入空间修正向量 \mathbf{k}_p ,如(9)式所示。将 \mathbf{k}_p 代入(8)式可得到水下航行体的空间位置变化下的亮点强度向量 \mathbf{p}_m ,如(10)式所示。

$$\mathbf{k}_p = [k_1(r, \theta, \psi), k_2(r, \theta, \psi), \dots, k_N(r, \theta, \psi)]^T \quad (9)$$

$$\mathbf{p}_m = \mathbf{p}_b \cdot \mathbf{k}_p \quad (10)$$

(7)式和(10)式构成了水下航行体的亮点分布模型。

2.3 主动声呐目标回波信息方程

主动声呐获取的水下目标回波信息,是目标回波特性、水声信道及声呐特性共同作用的结果。建立主动声呐目标回波信息方程需要考虑发射和接收波束参数及亮点各参量信息的估计误差。可简单地认为发射波束图是 $B_e(\alpha, \beta)$,接收波束图是 $B_r(\alpha, \beta)$ 。目标多亮点参量信息估计误差仅考虑水声信道噪声、声呐系统噪声以及系统误差因素。简单地认为目标回波第 k 亮点的舷角和俯仰角的误差分别符合正态分布 $N(\theta_k, \delta_1)$ 和 $N(\psi_k, \delta_2)$,径向距离误差符合均匀分布 $U(r_k - \delta_3, r_k + \delta_3)$,亮点强度误差符合正态分布 $N(p_k, \delta_4)$ 。从而,水下目标多亮点参量信息的主动声呐估计矩阵可表示为

$$\mathbf{H}_t = \begin{bmatrix} r_1 & \theta_1 & \psi_1 & p_1 \\ r_2 & \theta_2 & \psi_2 & p_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_N & \theta_N & \psi_N & p_N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_1 & n_{\theta_1} & n_{\psi_1} & n_{p_1} \\ u_2 & n_{\theta_2} & n_{\psi_2} & n_{p_2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u_N & n_{\theta_N} & n_{\psi_N} & n_{p_N} \end{bmatrix} \quad (11)$$

2.4 复杂空间状态的目标亮点强度变换

主动声呐得到的目标各亮点强度与水下航行体

的舷角、俯仰角、距离、目标回波特征等因素有关。设声呐脉冲作用目标时的发射和接收波束的参数向量分别为 s_e 和 s_r , 并加入亮点强度估计误差 n_s 。所以, 综合改进的水下航行体亮点模型和主动声呐目标回波信息方程, 其亮点强度向量可表示为

$$p_{ms} = p_m \cdot s_e \cdot s_r + n_s \quad (12)$$

根据最强亮点对各亮点强度进行归一化处理再乘以 255 得到亮点图像中一个亮点的灰度值(见(13)式), 调用(13)式计算亮点图像 p_G , 如(14)式所示。

$$G(p_{ms}[i]) = \left\lfloor \frac{p_{ms}[i]}{\arg \max_{1 \leq k \leq N} p_{ms}[k]} + \frac{1}{2} \right\rfloor \cdot 255 \quad (13)$$

$$p_G = G(p_{ms}) \quad (14)$$

2.5 复杂空间状态的目标亮点位置变换

以水下航行体模型坐标系的原点为世界坐标系原点, 则亮点模型长度方向、宽度方向和高度方向分别对应世界坐标系的 x 轴、 y 轴、 z 轴, 即(7)式 T_m 可表示为 T_w , 如(15)式所示。

$$T_w = \begin{bmatrix} x_1^w & x_2^w & \cdots & x_N^w \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ z_1^w & z_2^w & \cdots & z_N^w \end{bmatrix}^T \quad (15)$$

在该坐标系下, 给定主动声呐参考原点的径向距离 r_o 、舷角 θ_o 和俯仰角 ψ_o 。目标亮点图像中亮点坐标计算过程如下:

1) 利用(16) ~ (18)式将主动声呐的极坐标系坐标转化为直角坐标系坐标 (x_o^w, y_o^w, z_o^w) 。

$$x_o^w = r_o \cos\psi_o \cos\theta_o \quad (16)$$

$$y_o^w = r_o \cos\psi_o \sin\theta_o \quad (17)$$

$$z_o^w = r_o \sin\psi_o \quad (18)$$

2) 利用仿射变换将目标各亮点的坐标从世界坐标系转换到主动声呐的视角坐标系, 则主动声呐的参考原点坐标 $(x_o^w, y_o^w, z_o^w) = (0, 0, 0)$ 。此时目标亮点模型的第 k 亮点的世界坐标经视角矩阵 A_v 转换到视角坐标系, 表示为 (x_k^v, y_k^v, z_k^v) 。

3) 根据主动声呐获取目标空间亮点分布特征的特点, 采用正交投影, 经投影矩阵 A_p 将亮点坐标转换到投影坐标系, 表示为 (x_k^p, y_k^p, z_k^p) 。

4) 根据计算的亮点强度和亮点分布, 计算目标的水平和垂直尺寸, 根据视域尺寸计算缩放因子 α 。利用视域矩阵 A_s 将各亮点坐标转换到视域坐标系, 表示为 $(x_k^s, 0, z_k^s)$ 。

以上过程用数学表达式表示, 则目标 k 亮点在

亮点图像中的亮度位置坐标向量如(19)式所示。全部亮点坐标可构成亮点图像坐标矩阵 B_c 。

$$\begin{bmatrix} x_k^s \\ 0 \\ z_k^s \\ 0 \end{bmatrix} = \alpha \cdot A_s \left(A_p \left(A_v \begin{bmatrix} x_k^w \\ y_k^w \\ z_k^w \\ 1 \end{bmatrix} \right) \right) \quad (19)$$

2.6 任意空间状态的水下航行体亮点图像

根据以上计算过程, 得到目标各个亮点在亮点图像视域中的亮点强度灰度值和亮点位置, 二者信息结合并将视域内没有亮点的坐标置 0, 即得到目标的亮点图像。改变径向距离 r_o 、舷角 θ_o 和俯仰角 ψ_o , 可以得到任意空间状态下的目标亮点图像数据。综上所述, 构成了任意空间状态下的水下航行体亮点图像模型, 其计算过程示意图如图 5 所示。

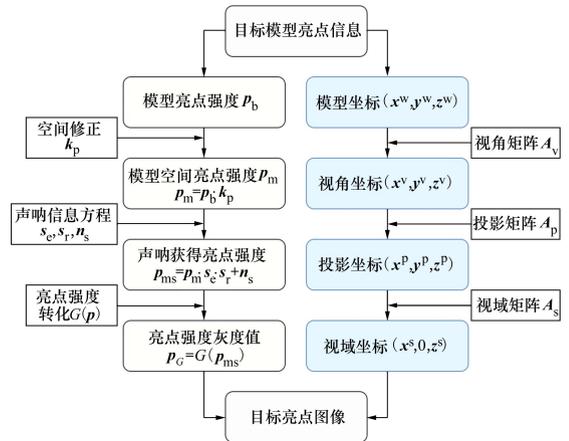


图 5 水下航行体亮点图像计算过程

3 典型尺度诱饵亮点图像模型

典型尺度诱饵具有声学接收和发射装置, 利用某种空间分布的多个发射换能器模拟水下航行体的空间尺度、强亮点分布等特征, 以达到迷惑主动声呐的目的。拖曳诱饵是典型的一维尺度诱饵, 它仅可模拟水下航行体的一维尺度特征。为了模拟水下航行体的二维尺度特征, 研究者提出了多种方案。文献[6]提出了一种采用双动力的二维尺度目标模拟系统。多诱饵通过水声通信协同工作也可以构成阵列^[4-5]等。为研究亮点图像数据增强方法, 假设主动声呐面临如图 6 所示的 4 类尺度诱饵, 本文以常用的 6~7 个亮点表示其亮点模型。

类型 I 是典型的拖曳诱饵。类型 II ~ IV 是二维尺度诱饵, 可模拟水下航行体的二维尺度和亮点分

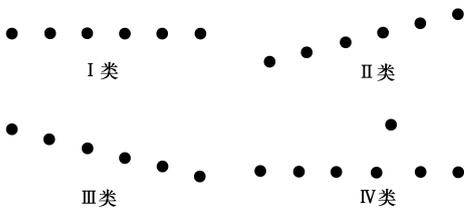


图6 4类典型尺度诱饵亮点模型示意图

布特征。类型II和类型III原则上可认为是一种二维尺度诱饵,仅舷角不同,将其视为2类更易于分类。类型IV在亮点分布上非常接近水下航行体的强亮点分布,主动声呐识别难度较大。尺度诱饵亮点图像模型与水下航行体的亮点图像模型在构建过程上基本一致,区别主要包括:①目标的亮点分布和构成不同,由于工程实现的限制,尺度诱饵一般仅有强亮点,且亮点结构较简单;②诱饵一般不需要在亮点空间修正向量中考虑亮点的遮蔽问题,设其空间修正向量为 k_{pd} ;③由于主动声呐工作特点,一个亮点可能会被检测成2~3个相邻的亮点,其中一个是强亮点,其他是弱亮点,这几个相邻亮点的强度可以假设服从均匀分布。设包含相邻亮点的亮点强度扩展函数为 $f_{ht}(p)$,包含相邻亮点的亮点位置扩展函数为 $f_{hc}(B)$ 。在此不再赘述4类尺度诱饵的亮点图像模型建立过程,直接给出诱饵共同的目标亮点图像模型表达式,如(20)~(22)式所示。

$$p_{ms} = p_b \cdot k_{pd} \cdot s_e \cdot s_r + n_s \quad (20)$$

$$p_G = G(f_{ht}(p_{ms})) \quad (21)$$

$$B_c^d = f_{hc}(B_c) \quad (22)$$

式中: B_c 为扩展前亮点坐标矩阵; B_c^d 为扩展后亮点图像坐标矩阵,其他字符含义与第2节一致。利用(20)~(22)式,分别结合图6中的4类亮点模型,获取尺度诱饵各亮点在亮点图像视域中的亮点强度灰度值和亮点位置,并将视域内没有亮点的坐标置0,即可分别得到4类典型尺度诱饵的亮点图像模型。改变径向距离 r_o 、舷角 θ_o 和俯仰角 ψ_o ,可以得到任意空间状态下的尺度诱饵亮点图像数据。

4 验证与分析

4.1 数据生成与数据集

利用水下航行体和4类典型尺度诱饵的亮点图像模型,以图4和图6的5个目标实例为基础,生成

学习网络的训练、验证和测试样本。根据水下目标识别的典型应用,声呐相对目标参考中心的舷角分别从 $30^\circ \sim 60^\circ$ 、 $120^\circ \sim 150^\circ$ 每隔 10° 生成数据样本,俯仰角分别在 $-4^\circ, -2^\circ, 0^\circ, 2^\circ, 4^\circ$ 上生成样本。舷角和俯仰角共组成40种组合,每种组合生成250个样本,5种目标共得到50000个生成数据训练样本,样本参数配置如表2所示。

表2 生成数据的参数配置

目标类型	舷角/ $(^\circ)$	俯仰角/ $(^\circ)$	样本数
水下航行体	30~60, 120~150	-4~4	10 000
I类诱饵	30~60, 120~150	-4~4	10 000
II类诱饵	30~60, 120~150	-4~4	10 000
III类诱饵	30~60, 120~150	-4~4	10 000
IV类诱饵	30~60, 120~150	-4~4	10 000

按照上面40种组合,每种重新生成50个样本,5种目标共得到10000个样本。其中,5000个构成生成数据验证样本集,训练过程不可见,用于模型训练过程中的参数调整和性能评估;5000个构成生成数据测试样本集,训练过程不可见,用于对训练完成的网络进行性能测试。

从各种试验实测数据中选取有效数据,包括:200个I类诱饵A样本(3亮点,即模拟目标3个强亮点),100个I类诱饵B样本(4亮点),80个I类诱饵C样本(6亮点),50个II类诱饵样本(4亮点),50个III类诱饵样本(4亮点),50个IV类诱饵样本(5亮点),120个水下航行体实测数据样本。以上样本构成试验数据测试样本集。

4.2 eHasNet-5 卷积网络设计

由于水下目标的流线型特点,其回波亮点分布一般与图4或图6的典型目标类似,其亮点轮廓与手写数字相似。为验证提出的水下目标亮点图像模型数据增强方法,基于LeNet-5网络结构,设计一种主动声呐亮点模型卷积网络(enhanced active sonar highlight model CNN, eHasNet-5),如图7所示。

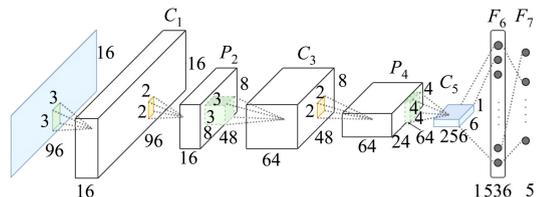


图7 目标亮点图像分类网络模型

该网络共包括 7 层,接收输入图像大小为 96 像素×16 像素,输出对应 5 个类别的概率。网络结构包含卷积层 3 个,最大池化层 2 个,全连接层 2 个。其中卷积层和池化层参数如表 3 所示。第一层全连接层(F_6)由第三个卷积层(C_5)输出的特征图直接压成一维向量得到,包含 1 536 个神经元。第二层全连接层(F_7)包含 5 个神经元,利用 softmax 分类器得到类别概率。与 LeNet-5 相比卷积层激活函数改为 ReLU,降低了运算量;增加前 2 个卷积层的厚度,减少 1 个全连接层,提高了网络对水下目标全局亮点轮廓和局部弱亮点特征的代表能力。在深度学习框架 Pytorch 上实现 eHasNet-5 网络。

表 3 目标亮点图像分类网络卷积层参数

参数	尺寸	步长	卷积核数量	激活函数
Conv 1	3×3	1	16	ReLU
Pool 2	2×2	1		
Conv 3	3×3	1	64	ReLU
Pool 4	2×2	1		
Conv 5	4×4	4	256	ReLU

4.3 数据验证

以水声物理为理论依据,建立了目标亮点图像生成模型,与零样本学习^[19]根据视觉特征和语义向量建立生成模型的方法具有相似性,但物理含义明确。建立的生成模型反映了水下目标的全局和局部亮点特征。借鉴零样本学习目标任务域数据不可见的思想,将生成数据分类视为源分类任务,利用视觉特征和词义向量匹配目标域试验数据分类任务,以此验证生成模型数据增强方法的有效性。

根据漏检风险最小化原则,数据训练、验证和测试采用召回率及混淆矩阵作为评价标准。从零样本学习角度,生成数据训练的分类网络对试验数据测试样本的分类正确率越高,数据增强方法越有效。

采用生成数据样本集和实测试验数据样本集对 eHasNet-5 进行训练、验证、测试及优化。eHasNet-5 网络训练及测试过程如图 8 所示。

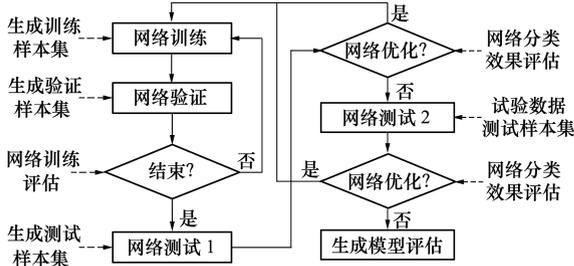


图 8 网络训练及测试过程

将网络学习率设为 0.000 1,进行 10 轮次训练,一般在 5~6 个训练周期后逐渐收敛,如图 9 所示。

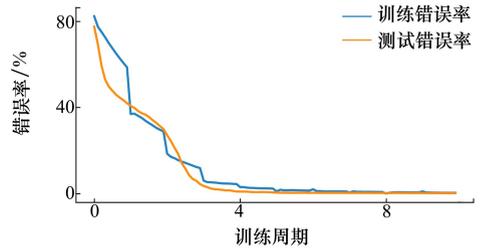


图 9 训练过程的误差曲线

对训练完成的网络,采用 5 类目标的生成测试样本进行分类测试,正确率高达 99%。从 I~IV 类诱饵和水下航行体的生成数据获取的第二个卷积层的部分特征图如图 10~12 所示,从 5 类模拟目标的特征图看,目标的亮点分布特征具有较明显差异。

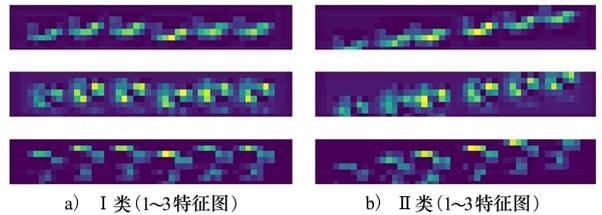


图 10 I~II 类尺度诱饵第二卷积层的特征图

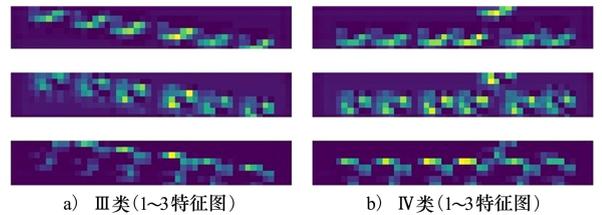


图 11 III~IV 类尺度诱饵第二卷积层的特征图

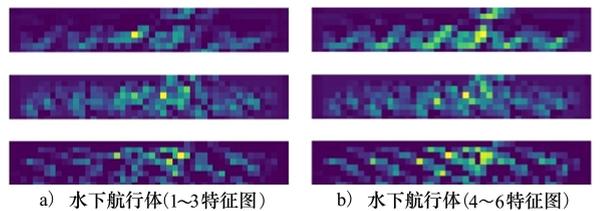


图 12 水下航行体第二卷积层的特征图

最后,采用 4.1 节的实测试验数据测试样本集对已训练的网络进行测试。测试结果如表 4 所示。

表4 试验数据测试结果

数据类型	分类结果					正确率/%
	I类诱饵	II类诱饵	III类诱饵	IV类诱饵	航行体	
I类诱饵 A	192	5	0	2	1	96.0
I类诱饵 B	97	3	0	0	0	97.0
I类诱饵 C	78	1	0	1	0	97.5
II类诱饵	1	49	0	0	0	98.0
III类诱饵	1	0	48	1	0	96.0
IV类诱饵	0	0	1	47	2	94.0
航行体	0	1	2	5	112	93.3

表4中,I类诱饵A分类正确率为96%,5个被识别为II类诱饵,2个被识别为IV类诱饵,1个被识别为航行体。I类诱饵B分类正确率为97%,3个被识别为II类诱饵。I类诱饵C分类正确率为97.5%,1个被识别为II类诱饵,1个被识别为IV类诱饵。II类诱饵分类正确率为98%,1个被识别为I类诱饵。III类诱饵分类正确率为96%,1个被识别为I类诱饵,1个被识别为IV类诱饵。IV类诱饵分类正确率为94%,1个被识别为III类诱饵,2个被识别为水下航行体。水下航行体分类正确率为93.3%,1个被识别为II类诱饵,2个被识别为III类诱饵,5个被识别为IV类诱饵。

生成数据与试验数据卷积层的特征图具有较高的相似度。图3所示的航行体实测数据部分亮点分布图在第二卷积层的特征图如图13所示,与图12航行体模型生成样本在中间部分具有较高的相似性。

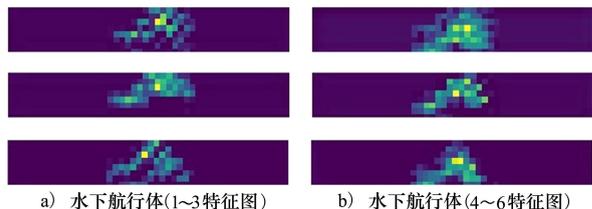


图13 水下航行体实测数据第二卷积层的部分特征图

数据实现了对eHasNet-5网络的有效训练,能够对实测试验数据样本进行较准确分类。所以,提出的水下目标亮点图像模型可实现有效的数据增强。

5 结论

本文针对水下运动目标回波数据样本的稀缺问题,改进水下目标亮点模型,建立主动声呐目标回波信息方程,通过目标和声呐空间位置变换构建水下目标的亮点图像模型,提出了一种基于目标回波亮点图像模型的数据增强方法。以水下航行体为例详细阐述了亮点图像模型的构建过程,并构建了4类典型尺度诱饵的亮点图像模型。设计了一种用于主动声呐亮点图像分类的eHasNet-5网络,利用生成数据样本集,对分类网络进行了训练、验证。训练完成的网络对生成测试样本分类正确率高达99%。最后,利用试验实测数据对已训练的网络进行测试。测试结果表明亮点图像模型生成数据训练的分类网络具备目标全局和局部亮点特征提取和分类能力,对水下航行体识别概率达到93%,对典型尺度诱饵识别概率高于94%。生成数据与试验数据在eHasNet-5卷积特征图上也表现出较高的相似性。所以,本文提出的水下运动目标亮点图像模型数据增强方法是有效的,为深度学习技术在主动声呐目标识别领域的应用奠定了数据基础。由于采用的试验数据比较有限,水下目标亮点图像模型尚有待进一步研究。

测试结果表明,水下目标亮点图像模型生成的

参考文献:

- [1] SUN Tongjing, JIN Jiwei, LIU Tong, et al. Active sonar target classification method based on fisher's dictionary learning[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(22): 10635
- [2] WANG Zirui, WU Jing, WANG Haitao, et al. A torpedo target recognition method based on the correlation between echo broadening and apparent angle[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(23): 12345
- [3] WU Yushuang, LI Xiukun, WANG Yang. Extraction and classification of acoustic scattering from underwater target based on Wigner-Ville distribution[J]. *Applied Acoustics*, 2018, 138: 52-59
- [4] 施丹华, 胡必楠, 黄俊希. 水声对抗器材发展及其趋势分析[J]. *舰船科学技术*, 2020, 42(9): 174-180
SHI Danhua, HU Binan, HUANG Junxi. State-of-the-art of foreign underwater acoustic countermeasures and their development trends[J]. *Ship Science and Technology*, 2020, 42(9): 174-180 (in Chinese)
- [5] 张明洋, 刘雨东. 声诱饵反鱼雷水声对抗发展现状及趋势[J]. *数字海洋与水下攻防*, 2023, 6(1): 111-117
ZHANG Mingyang, LIU Yudong. Development status and trend of acoustic decoy anti-torpedo underwater acoustic countermeasures[J]. *Digital Ocean & Underwater Warfare*, 2023, 6(1): 111-117 (in Chinese)
- [6] 何文翔, 王海涛, 颜彬. 二维尺度目标模拟系统: 中国, CN201710862224.7[P]. 2018-04-06
- [7] LI Junhao, YANG Honghui. The underwater acoustic target timbre perception and recognition based on the auditory inspired deep convolutional neural network[J]. *Applied Acoustics*, 2021, 182: 108210
- [8] 金磊磊, 梁红, 杨长生. 基于卷积神经网络的水下目标声呐图像识别方法[J]. *西北工业大学学报*, 2021, 39(2): 285-291
JIN Leilei, LIANG Hong, YANG Changsheng. Sonar image recognition of underwater target based on convolutional neural network[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2021, 39(2): 285-291 (in Chinese)
- [9] LIU Feng, SHEN Tangsheng, LUO Zaili, et al. Underwater target recognition using convolutional recurrent neural networks with 3-D Mel-spectrogram and data augmentation[J]. *Applied Acoustics*, 2021, 178: 107989
- [10] WANG Zhong, LIU Liwen, WANG Chenyu, et al. Data enhancement of underwater high-speed vehicle echo signals based on improved generative adversarial networks[J]. *Electronics*, 2022, 11(15): 2310
- [11] 曹文靖. 小样本水下目标识别的深层神经网络设计与加速[D]. 天津: 天津工业大学, 2021
CAO Wenjing. Design and acceleration of deep neural network for few-shot underwater target recognition[D]. Tianjin: Tiangong University, 2021 (in Chinese)
- [12] 汤渭霖. 声呐目标回波的亮点模型[J]. *声学学报*, 1994, 19(2): 92-100
TANG Weilin. Highlight model of echoes from sonar targets[J]. *Acta Acustica* 1994, 19(2): 92-100 (in Chinese)
- [13] ZHAO Anbang, HE Cheng, HUI Juan, et al. Research of sonar echo highlights measurement[C]//OCEANS 2014-TAIPEI, Taipei, 2014: 1-9
- [14] 刘文远, 赵金海. 基于修正亮点模型的水下体目标建模技术[J]. *鱼雷技术*, 2010, 18(5): 352-356
LIU Wenyuan, ZHAO Jinhai. Underwater target modeling technology based on modified highlight model [J]. *Torpedo Technology*, 2010, 18(5): 352-356 (in Chinese)
- [15] 邓开, 向小梅, 顾颀. 尺度式声诱饵多亮点模型[J]. *声学技术*, 2011, 30(2): 201-205
DENG Kai, XIANG Xiaomei, GU Jie. Multi-highlight model of scaling acoustic decoy[J]. *Technical Acoustics*, 2011, 30(2): 201-205 (in Chinese)
- [16] ZHAO Song, LI Lanrui, ZHANG Xinhua, et al. Simulation of backscatter signal of submarine target based on spatial distribution characteristics of target intensity[C]//2021 OES China Ocean Acoustics, Harbin, 2021: 234-239
- [17] 邓伟. 潜艇精细回波特征在鱼雷自导中的应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2014
DENG Wei. Application of fine echo characteristics of submarine in torpedo homing [D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2014 (in Chinese)
- [18] 刘晓春, 董春凯. 基于目标空间尺度特征末程识别潜艇和诱饵的方法研究[J]. *鱼雷技术*, 2008, 16(5): 46-50
LIU Xiaochun, DONG Chunkai. A method of distinguishing submarine and acoustic decoy based on features of target space dimension[J]. *Torpedo Technology*, 2008, 16(5): 46-50 (in Chinese)

- [19] LONG Yang, LIU Li, SHEN Fumin, et al. Zero-shot learning using synthesised unseen visual data with diffusion regularisation [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(12): 2498-2512

Data augmentation based on highlight image models of underwater maneuvering target

LIU Xiaochun¹, YANG Yunchuan¹, HU Youfeng², YANG Xiangfeng¹,
LI Yongsheng¹, XIAO Lin¹

(1.The 705 Research Institute, China State Shipbuilding Corporation Limited, Xi'an 710077, China;
2.Kunming Branch of the 705 Research Institute, China State Shipbuilding Corporation Limited, Kunming 650102, China)

Abstract: With the development of underwater acoustic countermeasure technology, deep learning is applied to recognize echo geometry features of underwater targets, but it faces the problem of sample scarcity. In this paper, we improved the underwater target highlight model, and established the target echo information equation of active sonar. By changing the spatial positions of target and sonar regularly, we performed the highlight image models of underwater maneuvering targets. Taking an underwater vehicle as an example, the model construction process was introduced in detail, and highlight image models of four typical acoustic scale decoys were also established, and five multi-space state highlight image data samples were generated. The eHasNet-5 convolutional classification network was designed, and the network was trained, verified and tested with the generated data. Finally, the experimental data test shows that the target highlight image generation models provide a new data augmentation method for the application of deep learning in active sonar target recognition, and the trained network by generated data has the ability to classify two-dimensional objects.

Keywords: highlight image; data augmentation; target classification; deep learning

引用格式: 刘晓春, 杨云川, 胡友峰, 等. 基于水下运动目标亮点图像模型的数据增强[J]. 西北工业大学学报, 2024, 42(3): 417-425

LIU Xiaochun, YANG Yunchuan, HU Youfeng, et al. Data augmentation based on highlight image models of underwater maneuvering target[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2024, 42(3): 417-425 (in Chinese)