文章编号：0559-9350(2026)04-0524-11

低对比度场景下冰水特征与冰封率智能识别研究

李忠林[1,2]，付　辉[1]，郭新蕾[1]，陈晓楠[3]，王　军[2]，夏庆福[1]
（1. 流域水循环与水安全全国重点实验室，中国水利水电科学研究院，北京　100038；
2. 合肥工业大学，安徽 合肥 230009；3. 中国南水北调集团中线有限公司，北京　100038）

摘要：寒区江河渠库普遍存在冰凌灾害风险，冰封率是识别水体失热成冰和评价冰灾风险的重要参数，其高效监测、准确识别对冰凌洪水灾害预防十分重要。相比于河道，人工输水工程由于边界和水动力条件变化少、水质优等特点，使得冰、水对比度低，区分难度大，造成基于图像的冰封率识别方法误差较大。为此，本文提出基于可变形卷积神经网络的冰封率智能识别算法，通过引入可变形卷积层，以能够自适应调整卷积核的采样位置，从而实现更精准地捕捉低对比度场景下复杂冰、水的特征。本文进一步构建了含有330张图像的南水北调中线工程流冰数据集，并采用五折交叉验证方法对算法参数进行了优选，16个典型流冰图像测试结果显示：本文算法冰封率识别准确率*ACC*平均值为0.96，交并比*IoU*平均值为0.91，与OTSU算法、支持向量机等常用冰封率识别算法相比，本文算法的*ACC*平均值分别提升16%和10%，*IoU*平均值分别提升19%和9%。本文成果可为人工输水渠道的冰封率识别提供另一种方法手段。

关键词：低对比度；冰封率；智能识别；可变形卷积神经网络；南水北调中线工程
中图分类号：TV143　　**文献标识码**：A　　**doi**：10.3724/j.slxb.20250413

1　研究背景

我国寒区江河渠库众多，冰情现象复杂，时常导致冰凌洪水灾害，如黄河内蒙古河段在1986—2008年间发生了12次凌汛决口[1]，黑龙江从1916—2019年的103年间发生了26次严重灾害[2]，南水北调中线工程2015—2016年度冰期输水期间封堵渠段长度达到了360 km，局部渠段发生了冰塞险情[3-5]。水体失热成冰后会在水面聚集形成流冰，冰封率是定量描述流冰面积与河道水面面积比值的参数，由于流冰阻挡了水与空气的直接热交换，进而影响到江河渠库中冰体生成的总量和冰塞的堆积过程，因此，其高效监测和准确识别十分重要。

寒区河流中的表面流冰可绵延1000余km，且在流动中不断碰撞、堆积和挤压，过程十分复杂。早期的冰封率监测依靠目测，存在误差大、频次低且无法验证等多种问题。近年来随着高清视频的出现和图像识别技术的提高，以高清图像识别为基础的冰封率监测方法发展很快，并实现了在线监测，很大程度上克服了传统人工目测方法的多种缺点。邓宵等[6]利用冰、水图像灰度差异，实现了针对黑龙江的冬季冰封率监测，并开发了基于GPRS的冰凌图像远程测报系统。汪恩良等[7]以OTSU算法为基础，结合顶帽变换算法实现了冰、水的识别，并采用面积除噪法消除阳光在冰面或水面反射导致的识别误差，提高了冰封率的识别精度。Kasper等[8]将边缘检测和冰、水灰度阈值分割算法结合，以

收稿日期：2025-07-28；网络首发日期：2026-04-10
网络首发地址：https://link.cnki.net/urlid/11.1882.TV.20260409.1023.001
基金项目：国家重点研发计划项目(2022YFC3202500)；国家自然科学基金项目(U2443221，52509118)；中国水科院科研专项项目(HY0145B032021)
作者简介：李忠林(2000—)，硕士生，主要从事冰水动力学研究。E-mail：lzhonglin2024@163.com
通信作者：付辉(1981—)，正高级工程师，主要从事冰工程和水工水力学研究。E-mail：fuhui_iwhr@126.com

Canny边缘检测算法为基础，采用形态学开闭运算和图像二值化去噪，在波兰Odra河开展了冰封率的监测。Ansari等[9]基于边缘敏感变分阈值实现了冰封率的识别，并通过阳光反射掩码消除光照波动导致的识别误差。上述方法的局限性在于冰、水对比度显著时具有较好的识别精度，当图像中噪声较大或低冰、水对比度场景，因难以设置合适的冰、水灰度阈值，从而导致识别误差增大。

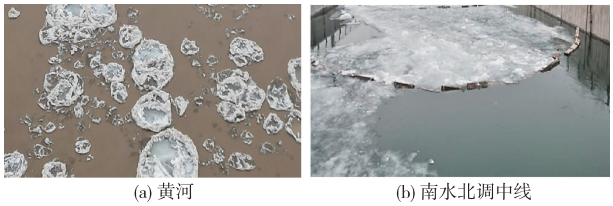
支持向量机(Support Vector Machine，SVM)、决策树(Decision Tree，DT)、模糊c-均值聚类算法(Fuzzy c-Means Clustering Algorithm，FCM)等智能算法以其多维度分类的优势逐渐应用于冰封率的识别。Kalke等[10]利用线性迭代聚类(Simple Linear Iterative Clustering，SLIC)将流冰图像分割为超像素(通过聚类算法将同质区域划分为小块，降低计算复杂度)，并提取超像素的颜色与纹理特征训练SVM模型，取得了较好的识别效果。Zhang等[11]基于哨兵1、2号卫星影像，采用DT算法实现了对黄河内蒙古河段冰、水的监测。Plante等[12]基于RADARSAT-2卫星图像，融合DT、FCM和线性规则算法，提出集成分类算法IceEB，实现了流冰、冰盖和水体的区分，并应用于加拿大魁北克和阿尔伯塔省的河流。既有的智能算法也面临着一些挑战：其冰、水特征提取依赖人工，在流冰碰撞破碎后的碎片带、冰体颜色或纹理等差异不够显著等场景下的识别能力有限。近年来，深度学习算法凭借端到端的特征学习能力应用于冰封率的监测中。Zhang等[13-15]提出了基于卷积神经网络的冰封率智能识别算法ICENET，在其建立的数据集上的识别精度超过80%。Yang等[16]采用卷积神经网络并结合粒子视频跟踪算法，实现了冰封率、封冻面积以及流冰速度的监测。宋文龙等[17]基于Sentinel-2卫星影像，采用U^2-Net算法实现了对黄河宁蒙河段冰、水的监测，其识别精度达到了92%。Zhao等[18]和Fu等[19]分别提出的基于卷积神经网络的冰封率识别算法，在松花江、黄河流域开展了识别工作，其识别精度均超过了80%。Ansari等[20-21]提出的Mask R-CNN算法，实现了岸冰、冰盖、流冰、水内冰和水体等更为细致的分类，并应用于加拿大Dauphin河。

上述以获取冰封率为目标的冰、水特征识别集中于天然河流。天然河流冰体内多含有泥沙等杂质，叠加河型河势的影响，冰体在流动过程中不断互相或与岸堤碰撞，使得流冰四周的冰体上翘呈现显著的白色，冰、水的对比度差异显著。与天然河流不同，输水工程由于水体杂质含量低、弯道少、流速缓等特点，使得冰、水对比度低，大幅增加了冰封率的识别难度。针对上述问题，本文提出基于可变形卷积神经网络的冰水特征智能识别算法，该算法基于U-Net架构，嵌入了双分支网络和注意力机制模块，通过可变形卷积层动态调整卷积核的采样位置，进而提升冰、水低对比度场景和复杂冰体形态下的识别能力，为寒区人工输水渠道的冰封率监测提供了新的方法手段。

2　研究方法

2.1　可变形卷积神经网络冰封率智能识别算法

2.1.1　*算法架构*　考虑到人工输水渠道中冰、水对比度与天然河流的显著区别(图1)，可变形卷积神经网络冰水特征智能识别算法采用U-Net架构的思路(图2)。该架构分为两个图像处理步骤：在下采样步骤，通过降低图像分辨率，过滤其中的干扰信息(如阴影、阳光等)，进而获取冰、水体边界的主要特征(如颜色、纹理、形状轮廓等)；在上采样步骤，通过对下采样步骤过滤后的低分辨率图像进行智能插值，将分辨率提升为原图像，以达到进一步增强冰、水体边界特征的目的。在下采样阶段采用



(a) 黄河　　(b) 南水北调中线

图1　天然河流与人工输水渠道冰、水对比度的显著差异

Fig. 1　Significant differences in ice-water contrast between natural river and water conveyance project

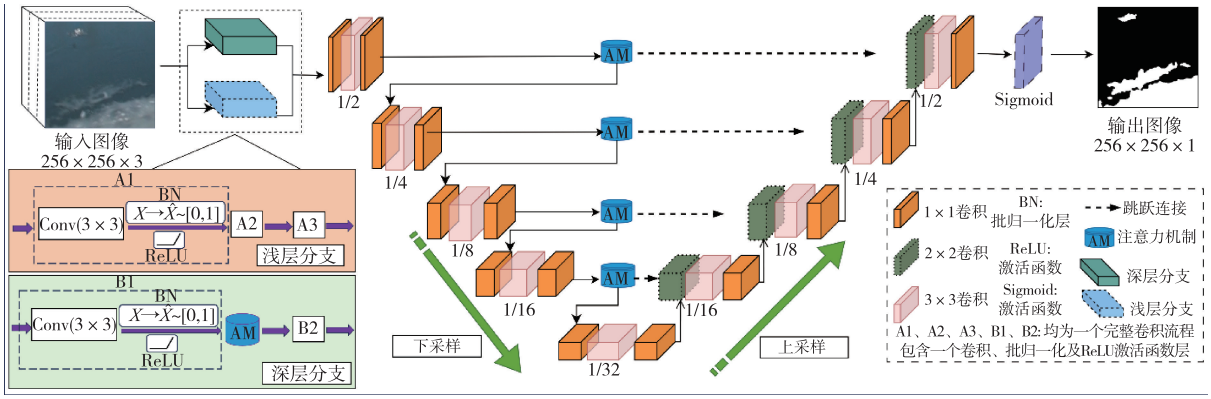


图2　本文算法网络结构

Fig. 2　The network structure of the algorithm

深、浅双分支网络提取冰、水体特征，其中浅层分支网络使用较小的卷积核来获取局部图像中具体的冰、水颜色、纹理、边缘等差异；深层分支网络重点关注图像中冰、水的整体轮廓。通过双分支网络可更好地实现低对比度条件下冰水特征的智能识别。

2.1.2　可变形卷积层　在流冰期和开河期，冰体因水流冲击、温度变化等因素呈现破碎、多轮廓的复杂形态(图3)。既有的卷积核采用固定的规则网格对图像进行卷积操作(如图4中虚线内的3×3卷积核)，由于其固定了卷积核的形状，在处理轮廓多变的流冰图像时，卷积核中的部分采样点可能不在冰体区域内，因此难以准确捕捉不同区域的冰、水细节特征。



图3　南水北调中线破碎流冰形态

Fig. 3　The morphology of broken drift ice in the Middle Route of the South-to-North Water Diversion Project

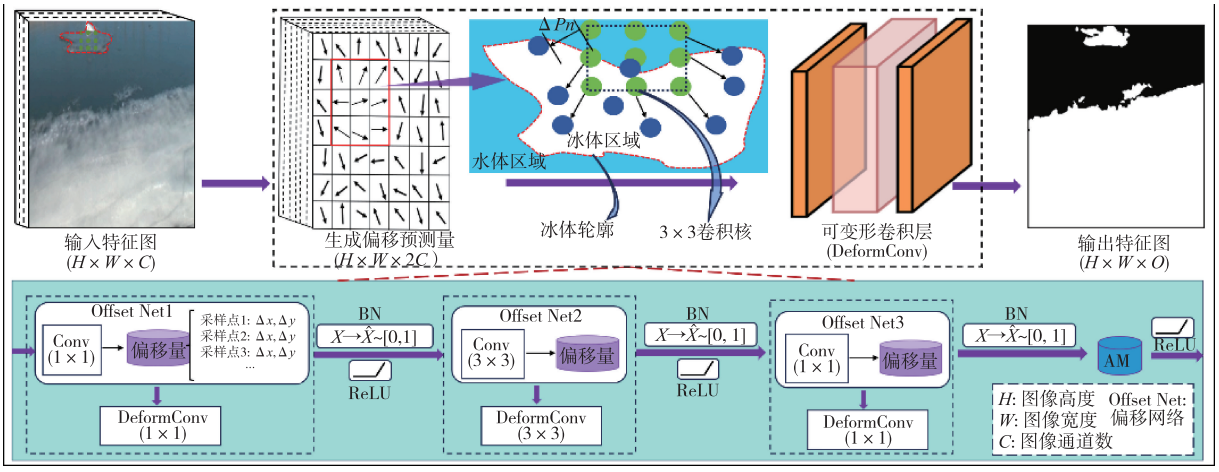


图4　可变形卷积层

Fig. 4　Deformable convolutional layer

为应对上述难题，在下采样步骤中采用可变形卷积层取代常规卷积层，通过增加额外的偏移量生成模块(Offset Net)，实现自适应采样[22]：该模块首先会依据输入图像特征预测每个卷积采样点的二维偏移量$\Delta P_n(\Delta x, \Delta y)$(其中$\Delta x$和$\Delta y$分别为图像横、纵坐标的偏移增量；$n$为采样点数量，其值为1，

2，…，N；N为卷积核的采样点总数，如3×3卷积核，则N=9)；训练时，偏移量ΔP_n作为卷积神经网络可学习的参数，使采样点以($x\pm\Delta x$，$y\pm\Delta y$)的形式，将冰体区域外的采样点反向延伸至冰体区域内，进而提升算法对冰体外轮廓特征捕捉能力。

2.1.3　注意力机制　在处理流冰图像时，既有的卷积神经网络对图像中所有区域平等对待，难以聚焦于冰、水分界区域，影响识别效率和精度。为此，本文算法在U-Net架构中的深层分支和下采样阶段嵌入了注意力机制，模拟人类视觉的选择性注意力，以提升可变形卷积神经网络对冰、水分界面的关注度。

通道注意力机制在色彩通道维度上挖掘冰、水的重要特征。首先，通过全局平均池化和最大池化计算，获取每个通道所有像素的平均值和最大值；然后，通过Sigmoid函数为每个通道生成一个0～1之间的权重值，该权重值越接近1，表示该通道对于区分冰、水分界面越重要；最后，通过权重值与原始特征图的像素值相乘，放大重要通道特征，抑制次要通道特征。在通道注意力筛选出冰、水颜色特征的区别后，空间注意力用于识别上述重要特征出现在图像中的位置。首先，计算特征图中每个空间位置(即像素点)上所有通道的平均值和最大值，得到两张分别汇聚了不同信息的单通道图，以获取哪些空间位置在所有特征通道上都表现出高响应，将上述两张图拼接，生成一张单一的空间重要性图谱，同样通过Sigmoid函数，将空间重要性图谱中的每个值归一化到0～1之间，数值越高的位置越关键；最后，将此图谱与经过通道注意力处理后的特征图相乘，从而增强冰、水分界区域的特征响应，弱化不相关的背景区域。

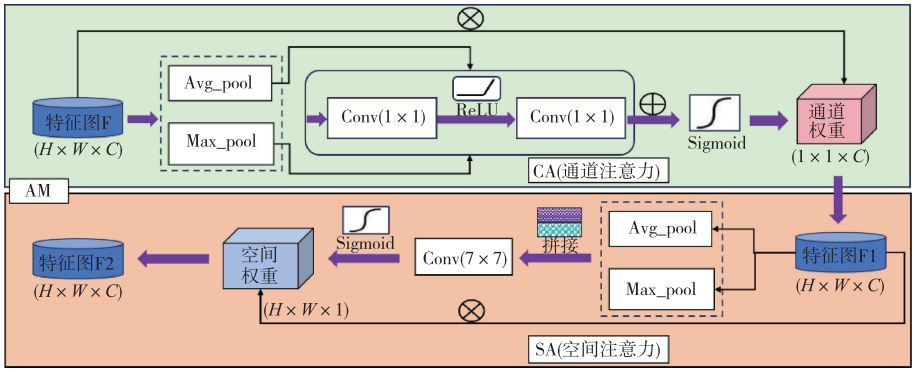


图5　注意力机制

Fig. 5　Attention mechanism

2.2　OTSU算法　OTSU算法的本质是基于图像的灰度和设定的灰度阈值区分冰和水，如图像中的某一像素点的灰度值高于设定的阈值，则会被认为是冰体，其余为水体。这一灰度阈值的确定，以最大化冰、水两类的灰度类间方差为原则。假设某一灰度阈值T(其中，$T\in[0，L]$，L为图像中的最大灰度级)将流冰图像中各像素点的灰度分为水体类C_1和冰体类C_2，即C_1：{0，1，2，…，T}，C_2：{T+1，T+2，…，L}。最优阈值T^*时的C_1和C_2类间方差δ^2可表示为[23]：

$$\delta^2(T^*)=\max_{0\leqslant T\leqslant L}\left[\omega(T)\left(\mu(C_1)-\mu(T)\right)^2+(1-\omega(T))\left(\mu(C_2)-\mu(T)\right)^2\right] \tag{1}$$

式中：$\omega(T)$为类别C_1出现的概率；$\mu(T)$为图像中总的灰度均值；$\mu(C_1)$、$\mu(C_2)$分别为类别C_1和C_2的灰度均值；T^*为OTSU算法确定的最佳阈值，此时分割效果最佳。

2.3　SVM算法　SVM算法通过寻找最优超平面实现冰、水的识别，核心是求解最大化分类间隔的约束优化问题，模型为[24]：

$$\min J(\boldsymbol{w},e)=\frac{1}{2}\|\boldsymbol{w}\|^2+C\sum_{i=1}^{n}e_i^2 \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{w}$为权重向量；C为惩罚因子；$e=\{e_1，e_2，\cdots，e_n\}$为误差变量。

3 模型训练与验证

3.1 数据集 根据南水北调中线冰情原型观测报告[25-27]，建立了流冰图像数据集(图像总数330张，均预处理为256×256的分辨率，并采用RGB三通道色彩模式)，并按75%、20%和5%的比例将数据集中的图像分类为训练集、验证集和测试集。为避免训练集和验证集图像的随机选择对模型训练结果造成的不利影响，采用五折交叉验证的方法，对训练集和验证集图像进行了5次随机交换，根据不同的训练集和验证集训练模型。

3.2 评价指标 为定量评价冰、水特征识别的效果，采用了交并比(*IoU*)和冰封率识别准确率(*ACC*)两个指标对识别结果进行评价。*IoU*指算法识别图与基准图(人工精细分割出流冰与水体的单通道灰度图)冰体区域面积的交集和并集的比，采用*IoU*作为指标之一主要用于量化评价冰、水外轮廓特征的识别精度，特别是破碎冰识别精度的评价；冰封率识别准确率*ACC*指算法识别与基准图冰封率的比值，用于评价总体的冰封率识别效果。$IoU\in[0,\ 1]$，$ACC\in(-\infty,\ 0)$，两者的值越接近1表示识别效果越好。

$$IoU = \frac{ICA \cap R_ICA}{ICA \cup R_ICA} \tag{3}$$

$$ACC = 1 - \frac{|IC - R_IC|}{R_IC} \tag{4}$$

式中：*ICA*指算法识别的冰体区域像素总数；*R_ICA*指基准图中的冰体区域像素总数；*IC*指算法识别的冰封率，%；*R_IC*指基准图中的冰封率，%。

3.3 模型训练 本文算法是基于Python语言的Pytorch深度学习库建立的，集成开发环境使用PyCharm。训练期间使用Adam优化器不断对超参数(卷积核权重和偏移量ΔP_n)进行优化，模型的详细参数如表1所示。

表1 本文算法详细卷积参数

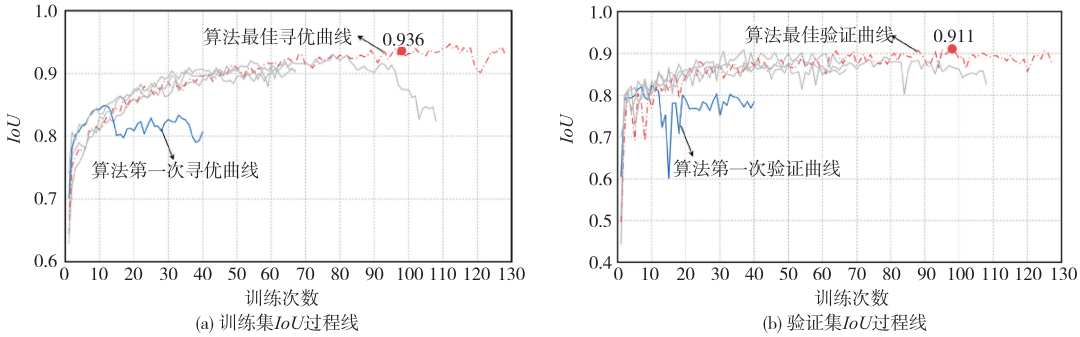
Table 1 Detailed convolutional parameters of the algorithm

卷积层参数	卷积核数量	卷积核参数	卷积核步长	卷积层参数	卷积核数量	卷积核参数	卷积核步长
浅层分支	64	3×3卷积	2	深层分支	64	3×3卷积	2
1/2可变形卷积	128	1×1卷积 3×3卷积	1×1卷积:1 3×3卷积:2	1/16上采样	512	1×1卷积 2×2卷积 3×3卷积	1×1卷积:1 2×2卷积:2 3×3卷积:1
1/4可变形卷积	256			1/8上采样	256		
1/8可变形卷积	512			1/4上采样	128		
1/16可变形卷积	1024			1/2上采样	64		
1/32可变形卷积	2048						

注：模型初始学习率0.0001；最大训练次数500；早停次数30；单轮训练输入图像数量8。

模型的训练是通过不断迭代更新卷积核权重实现的，当验证集图像识别后的*IoU*平均值不再提升时，训练终止。依据五折交叉验证方法，开展了5次模型训练，以验证集*IoU*平均值达到最高作为模型参数选取的标准，具体的训练过程如图6所示。5次训练过程中的最佳寻优曲线为图6中点划线，当迭代次数达到98次时，图6(a)中训练集*IoU*平均值达到最高值0.936，图6(b)中对应的验证集*IoU*平均值达到最高值0.911。在随后的30次迭代中，验证集的*IoU*值不再提升，此时训练终止，保存迭代次数为98次时的参数作为模型参数。

除对可变形卷积神经网络识别算法进行参数寻优，为提高作为对比的SVM算法的识别精度，亦采用网格搜索法开展了参数寻优，核函数选择高斯核函数(RBF核)，惩罚系数*C*、核函数参数*gamma*的寻优范围设定为[1，1000]。由于SVM算法无法实现端到端的特征学习，因此，基于数据集中的图像



(a) 训练集*IoU*过程线　(b) 验证集*IoU*过程线

图6　算法参数寻优过程

Fig. 6　The process of algorithm parameter optimization

分别提取冰、水体区域的颜色和纹理特征[10]，并分配标签“1”和“-1”，组成单独的训练集。采用五折交叉验证训练，最终选择的最优参数为C=645，$gamma$=62，此时冰体与水体分类准确率最高，达87.7%。OTSU算法的核心是通过计算图像灰度直方图的类间方差最大化来确定分割阈值，其识别效果完全由图像自身的灰度分布特性决定，因此直接应用于测试集图像的识别。

4　讨论

4.1　低对比度场景下的冰水特征识别　针对南水北调中线工程2个典型低对比度示例，对比分析不同算法的冰、水识别效果(图7)。示例1方框区域中的冰体(图中虚线区域)由两部分组成：对比度较高的白色冰体和接近水体的绿色冰体。与基准图相比，OTSU算法因基于灰度阈值分割，仅对白色冰体有较好的识别效果，绿色冰体被错误识别为水体，造成完整冰体被错误识别为破损冰体。相比于OTSU算法，SVM算法对冰、水识别效果有一定提升，但仍存在明显的识别误差，图中方框左下角和右上角等复杂位置处的冰体仍出现破碎情况。本文算法通过注意力机制聚焦低对比度区域，准确识别了冰体的外轮廓。示例2的冰、水对比度显著低于示例1，识别难度更大，也是在南水北调中线冰情中的常见场景。示例2方框中的右上角为冰体(图中虚线区域)，其余位置为水体，但是冰、水体颜色基本接近。OTSU和SVM算法处理此类图像时的效果较差，其将方框中的左侧水体错误识别为冰体，造成冰封率显著增大。针对*ACC*和*IoU*两项评价指标，示例1中OTSU、SVM和本文算法的*ACC*值分别为0.75、0.89和0.95，*IoU*值分别为0.75、0.89和0.93，相应的示例2的上述两个指标值分别为0.38、0.12和0.98，以及0.38、0.43和0.68。

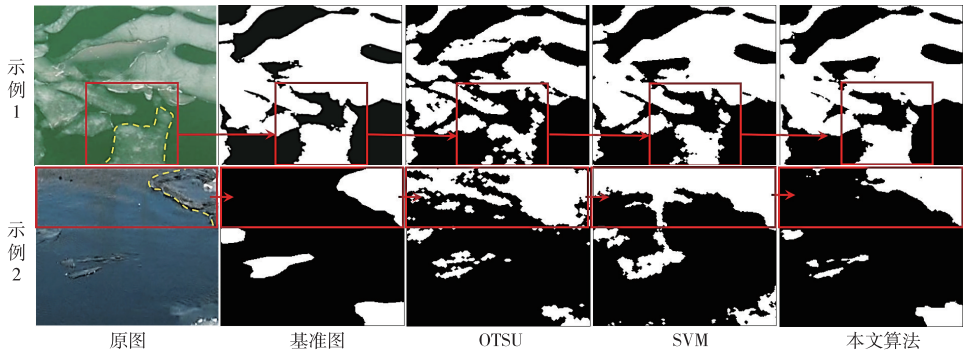


图7　低对比度识别示例

Fig. 7　Low-contrast recognition example

4.2　破碎冰体场景下的冰水特征识别　破碎冰体识别是冰、水特征识别中的另一个难点。采用南水北调中线工程2个典型破碎冰体示例，对比分析不同算法的冰、水识别效果(图8)。示例3中既存在冰、水低对比度，又包含破碎冰体，在这种复杂场景下，OTSU算法对于图中下半部分的冰、水体难以识

别，破碎冰体轮廓与基准图相比契合度较差。SVM算法识别准确率有所提高，但是部分冰体被识别为水体，使得冰体中出现了数量繁多的点状水体。本文算法由于采用可变形卷积层，能自适应改变采样点位置，契合冰体多形态轮廓，识别后的图形与基准图最为接近。类似地，在示例4中，冰体间虽挤压堆积，但在单个冰体间仍存在狭小的水体区域。OTSU算法在示例4中出现的情况与示例3类似，无法识别低对比度冰体，显著放大了水体区域的面积，而SVM算法虽然提升了低对比度冰体识别能力，但其过拟合使得部分水体区域被误识别为冰体。示例3中OTSU、SVM和本文算法的*ACC*值分别为0.84、0.86和0.89，*IoU*值分别为0.86、0.81和0.89，相应的示例4的上述两个指标分别为0.78、0.93和0.95，以及0.77、0.78、0.89。

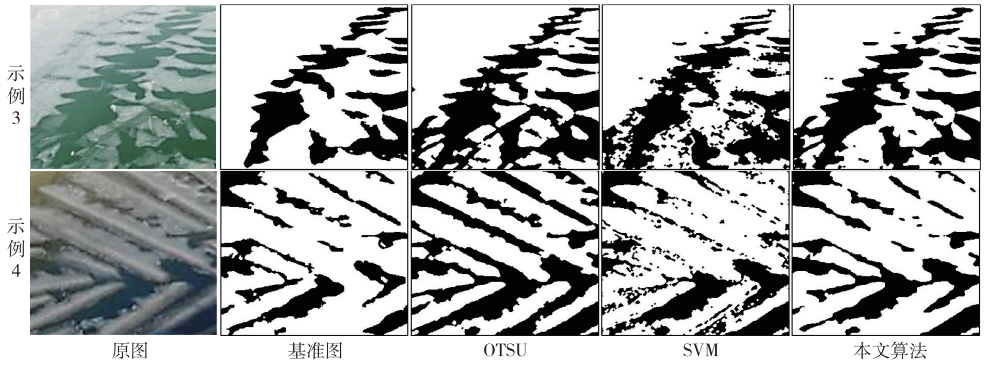


图8　破碎冰体识别示例

Fig. 8　Broken ice recognition example

4.3　测试集整体识别效果　由于测试集图片数量较多，除上述4个示例外，选择另外5个典型冰情图像进行识别效果的对比展示见表2。从表中识别图像的整体来看，OTSU算法受冰、水对比度影响较大，在低对比度场景下，易于将冰体误识别为水体，从而造成冰体内部出现不连续。SVM算法的识别效果优于OTSU算法，但是在有反光或冰体洁净的场景下，OTSU和SVM算法均易于将水体识别为冰体。各识别算法对测试集16个示例识别后的*ACC*和*IoU*指标值如图9所示。由图9(a)可见，本文算法的*ACC*值最为接近1(范围为0.88～1.0，平均值为0.96)，其次为SVM(范围为0.12～1.0，平均值为0.86)和OTSU算法(范围为0.38～1.0，平均值为0.80)，本文算法的*ACC*平均值相较于SVM和OTSU算法分别提升10%和16%。由图9(b)可见，*IoU*指标值最为接近1的同样为本文算法(范围为0.68～0.98，平均值为0.91)，其次为SVM(范围为0.43～0.95，平均值为0.82)和OTSU算法(范围为0.38～0.91，平均值为0.72)，本文算法的*IoU*平均值相较于SVM和OTSU算法分别提升9%和19%。

4.4　算法的泛化能力　采用3张典型的黄河破碎冰体和冰、水不同对比度的图像对模型的泛化能力进行了验证，具体的验证结果如图10所示。采用本文参数的情况下，算法识别后的*ACC*值分别为0.93、0.94和0.86，*IoU*值分别为0.80、0.91和0.87，这说明本文算法总体具有良好的泛化能力，但是在第1张图像的识别结果中也可观察到图中左下角破碎流冰的识别能力仍有待提高。由于本文算法的训练基于南水北调北调中线工程的流冰图像，如在其他河渠应用可通过扩充数据集和模型训练，达到进一步提升精度的效果。

5　结论

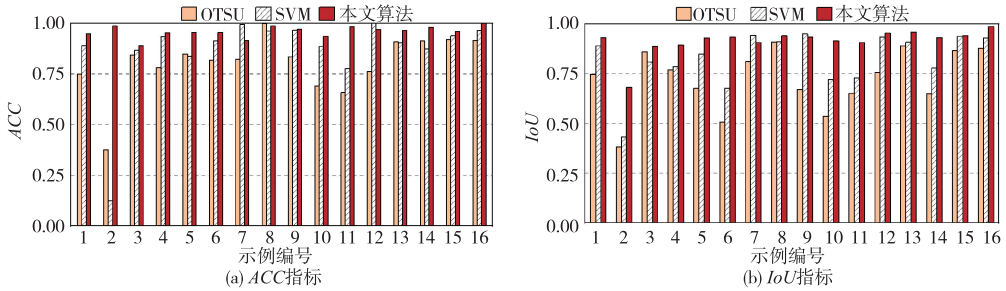
相比于天然河道，寒区人工输水渠道由于边界和水动力条件变化少，以及水质较好，使得冰、水对比度显著降低，导致了基于图像的表面冰封率识别难度增大，本文针对上述难题：

(1)提出了基于可变形卷积神经网络的冰封率智能识别算法，该算法采用U-Net架构的思路，通过在下采样阶段降低图像分辨率，过滤其中的干扰信息，在上采样阶段通过对过滤后的低分辨率图像进行智能插值，将分辨率提升为原图像，以达到进一步增强冰、水体边界特征的目的。

表2　典型示例的算法识别效果对比

Table 2　The comparison of the recognition effects for typical cases

编号	原图	基准图	OTSU	SVM	本文算法
1					
2					
3					
4					
5					



(a) *ACC*指标　(b) *IoU*指标

图9　测试集总体识别效果对比

Fig. 9　The comparison of the recognition effects on the test set

(2)算法中引入了可变形卷积层和注意力机制，可变形卷积层引导采样点向冰体轮廓方向延伸，扩展采样范围，使得卷积核能够突破固定形状限制，进而提升算法在流冰外轮廓和细部特征方面的识别能力，注意力机制可在冰、水色彩通道和空间分布两个层面进一步捕捉冰、水的重要特征，进而提升低对比度场景下的冰封率识别精度。

(3)采用了*ACC*和*IoU*两个指标量化识别效果：其中，*ACC*用于衡量总体冰封率的识别效果，*IoU*用于评估冰、水外轮廓特征的提取精度。针对南水北调中线冰情16个示例，本文算法的*ACC*平均值为0.96，*IoU*平均值为0.91，OTSU和SVM算法的*ACC*平均值分别为0.80和0.86，*IoU*平均值分别为0.72和0.82，相较于OTSU和SVM算法，本文算法的*ACC*平均值分别提升16%和10%，*IoU*平均值分别

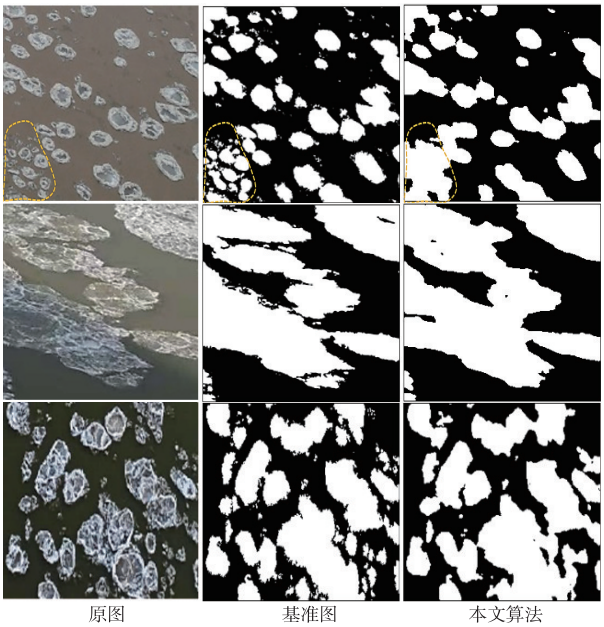


图 10　黄河流冰图像识别效果

Fig. 10　Recognition effects of the Yellow River

提升 19% 和 9%。

不同河渠的冰情、气象等过程复杂，流冰图像差异较大，除本文所述的低对比度场景，冰、水面的阳光反射、河岸树木倒影、漂浮物、降雪等多种因素也会影响到基于图像算法的表面冰封率识别的准确度。鉴于表面冰封率在凌汛灾害防治中的重要性，后续还需要通过流冰数据集的不断丰富和算法优化，进一步提升复杂场景下冰封率识别的精度和普适性。

参　考　文　献：

[1] 苏茂林，邓宇，蔺冬. 黄河冰凌演变机理及防凌技术研究进展[J]. 人民黄河，2023，45(2)：62-67.（SU M L，DENG Y，LIN D. Research progress on the evolution mechanism of ice and its prevention technology in the Yellow River[J]. Yellow River，2023，45(2)：62-67.（in Chinese））

[2] FU H，GUO X L，WU P，et al. River-ice blasting and explosive weight optimization for ice-flooding mitigation：A case study[J]. Cold Regions Science and Technology，2020，177：103103.

[3] 陈晓楠，李景刚，卢明龙，等. 南水北调中线总干渠冰期输水运行实践分析[J]. 人民长江，2023，54(12)：254-259.（CHEN X N，LI J G，LU M L，et al. Operation practice analysis of water conveyance in main canal of middle route of South-to-North Water Diversion Project during freezing period[J]. Yangtze River，2023，54(12)：254-259.（in Chinese））

[4] 郭新蕾，潘佳佳，苑希民，等. 南水北调中线冬季冰情变化特征及输水能力提升策略研究[J]. 水利学报，2024，55(4)：389-402.（GUO X L，PAN J J，YUAN X M，et al. Wintertime characteristic variability of ice distribution and water transfer efficiency improvement in Central Route of South-to-North Water Diversion Project in China[J]. Journal of Hydraulic Engineering，2024，55(4)：389-402.（in Chinese））

[5] 付辉，郭新蕾，潘佳佳，等. 南水北调中线工程典型建筑物冬季失温精细观测[J]. 水利学报，2025，56(4)：511-518.（FU H，GUO X L，PAN J J，et al. High-resolution water temperature observation of typical structures in the Middle Route of South-to-North Water Diversion Project[J]. Journal of Hydraulic Engineering，2025，56(4)：511-518.（in Chinese））

[6] 邓霄，王玎睿，冯健，等. 面向冰凌密度监测的图像校正算法优化及系统设计[J]. 太原理工大学学报，2020，51(2)：310-315.（DENG X，WANG D R，FENG J，et al. Image correction algorithm optimization and system design for ice density monitoring[J]. Journal of Taiyuan University of Technology，2020，51(2)：310-315.

(in Chinese))

[7] 汪恩良，胡胜博，韩红卫，等. 基于无人机低空遥感和OTSU算法的黑龙江开江流凌密度研究[J]. 水利学报，2022，53(1)：68-77.（WANG E L，HU S B，HAN H W，et al. Research on ice concentration in Heilong River based on the UAV low-altitude remote sensing and OTSU algorithm[J]. Journal of Hydraulic Engineering，2022，53(1)：68-77.（in Chinese））

[8] KASPER J，ARTUR K. Method of image analysis in the process of assessment of ice occurrences[J]. Zeszyty Naukowe，2014，37(109)：45-49.

[9] ANSARI S，RENNIE C D，SEIDOU O，et al. Automated monitoring of river ice processes using shore-based imagery[J]. Cold Regions Science and Technology，2017，142：1-16.

[10] KALKE H，LOEWEN M. Support vector machine learning applied to digital images of river ice conditions[J]. Cold Regions Science and Technology，2018，155：225-236.

[11] ZHANG X W，XIA H M，SHENG Y W. Monitoring river ice in the northern section of Yellow River using sentinel-1/2 images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing，2024(17)：13232-13243.

[12] PLANTE LÉVESQUE V，KAREM C，YVES G，et al. IceEB：An ensemble-based method to map river ice type from radar images[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation，2025，136：104317.

[13] ZHANG X W，JIN J J，LAN Z Z，et al. ICENET：A semantic segmentation deep network for river ice by fusing positional and channel-wise attentive features[J]. Remote Sensing，2020，12：221.

[14] ZHANG X W，ZHOU Y，JIN J J，et al. ICENETv2：A Fine-grained River ice semantic segmentation network based on UAV images[J]. Remote Sensing，2021，13(4)：633.

[15] ZHANG X W，ZHAO Z X，RAN L Y，et al. FastICENet：A real-time and accurate semantic segmentation model for aerial remote sensing river ice image[J]. Signal Processing，2023，212：109150.

[16] YANG Z Y，ZONG J，ZHU Y L. River ice regime recognition based on deep learning：Ice concentration，area，and velocity[J]. Water，2023，16(1)：58.

[17] 宋文龙，冯天时，陈龙，等. 基于遥感指数与深度学习的黄河冰凌遥感监测识别分析[J]. 中国水利水电科学研究院学报(中英文)，2024，22(1)：28-35.（SONG W L，FENG T S，CHEN L，et al. Remote sensing extraction of river ice in the Yellow River based on NDSI and deep learning[J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research，2024，22(1)：28-35.（in Chinese））

[18] ZHAO W Y，XUE Y Z，HAN F L，et al. Research on semantic segmentation algorithm of high latitude urban river ice based on deep transfer learning[J]. International Journal of Remote Sensing，2024，45(13)：4278-4299.

[19] FU B W，SUN X H，MA S L，et al. CSEU-Net：ConvNeXt-SE-U-Net for river ice floe segmentation using unmanned aerial vehicle grayscale remote sensing images[J]. Journal of Applied Remote Sensing，2024，18(4)：046505.

[20] ANSARI S，RENNIE C D，CLARK S F，et al. IceMaskNet：River ice detection and characterization using deep learning algorithms applied to aerial photography[J]. Cold Regions Science and Technology，2021，189：103324.

[21] ANSARI S，RENNIE C D，CLARK S P，et al. River ice detection and classification using oblique shore-based photography[J]. Cold Regions Science and Technology，2024，228：104303.

[22] DAI J F，QI H Z，XIONG Y W，et al. Deformable convolutional networks[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV). Venice. IEEE，2017.

[23] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histogram[J]. Automatica，1975，11(23)：285-296.

[24] 郭田丽，宋松柏，张特，等. 基于两阶段粒子群优化算法的新型逐步分解集成径流预测模型[J]. 水利学报，2022，53(12)：1456-1466.（GUO T L，SONG S B，ZHANG T，et al. A new stepwise decomposition ensemble model based on two-stage particle swarm optimization algorithm for the runoff prediction[J]. Journal of Hydraulic Engineering，2022，53(12)：1456-1466.（in Chinese））

[25] 南水北调中线冰凌观测预报及应急措施关键技术研究总报告[R]. 武汉：长江水利委员会长江科学院，2019.（Report on Key Technologies for Ice Observation，Forecasting and Emergency Measures in the Middle Route of the South-to-North Water Diversion Project[R]. Wuhan：Changjiang River Scientific Research Institute of Changjiang Water Resources Commission，2019.（in Chinese））

[26] 黄小军，李楠楠，张威，等. 南水北调中线干线工程通水初期2016—2019年度冰期输水冰情原型观测成果报告[R]. 北京：中国电建集团北京勘测设计研究院有限公司，2019.（HUNAG X J，LI N N，ZHANG W，et al. Report on Prototype Observation Results of Ice Conditions During Ice Period Water Conveyance in the Initial Operation Period（2016-2019）of the Middle Route Main Canal Project of the South-to-North Water Diversion[R]. Beijing：Power China Beijing Engineering Corporation Limited，2019.（in Chinese））

[27] 杨金波，陈立楠，张威，等. 南水北调中线干线工程2021—2022年度冰期输水冰情原型观测成果报告[R]. 北京：中国电建集团北京勘测设计研究院有限公司，2022.（YANG J B，CHEN L N，ZHANG W，et al. Report on Prototype Observation Results of Ice Conditions During Ice Period Water Conveyance in the 2021-2022 Annual Operation of the Middle Route Main Canal Project of the South-to-North Water Diversion[R]. Beijing：Power China Beijing Engineering Corporation Limited，2022.（in Chinese））

Research on intelligent recognition algorithms for ice-water features and ice concentration in low-contrast scenarios

LI Zhonglin[1,2], FU Hui[1], GUO Xinlei[1], CHEN Xiaonan[3], WANG Jun[2], XIA Qingfu[1]

(1. *State Key Laboratory of Water Cycle and Water Security, China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing* 100038, *China*; 2. *Hefei University of Technology, Hefei* 230009, *China*; 3. *China South-to-North Water Diversion Middle Route Corporation Limited, Beijing* 100038, *China*)

Abstract: Ice hazards are prevalent in rivers, canals, and reservoirs in cold regions. As an important parameter influencing water heat loss and ice formation, ice concentration is used for evaluating ice hazards. Its efficient monitoring and accurate identification are crucial for preventing ice floods. Compared with natural rivers, water conveyance projects exhibit less variation in boundary and hydrodynamic conditions, as well as superior water quality. This makes it challenging to distinguish between ice and water, leading to greater errors in image-based ice concentration recognition methods. To address this challenge, an intelligent ice concentration recognition algorithm based on a deformable convolutional neural network is proposed. This algorithm incorporates deformable convolutional layers, which can adaptively adjust the sampling positions of convolutional kernels to achieve more accurate capture of complex ice and water features in low-contrast scenarios. A floating ice dataset containing 330 images from the Middle Route of South-to-North Water Diversion Project was constructed, and a five-fold cross-validation method was used to optimize the algorithm parameters. Experimental results of 16 typical floating ice images show that the average accuracy (*ACC*) of ice concentration identification reaches 0.96, while the mean intersection over union (*IoU*) achieves 0.91. Compared with commonly used ice concentration recognition algorithms such as the Otsu and SVM, the proposed algorithm improves the average *ACC* by 16% and 10%, and the average *IoU* by 19% and 9%, respectively. The findings of this study provide an alternative method for ice concentration recognition in water conveyance channels.

Keywords: low contrast; ice concentration; intelligent recognition; deformable convolutional neural network; the Middle Route of South-to-North Water Diversion Project

（责任编辑：鲁　婧）