引文格式：王晓杰,陈少康,王利伟,等. 改进CenterNet的旋转农业大棚目标检测[J]. 地理空间信息, 2025, 23(8):106-109. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.08.022

改进 CenterNet 的旋转农业大棚目标检测

王晓杰[1]，陈少康[1]，王利伟[2*]，燕正亮[2]，王　森[2]，杨鹤猛[2]
（1. 国网福建省电力有限公司电力科学研究院，福建 福州 3500072；
2. 天津航天中为数据系统科技有限公司，天津 300450）

摘　要：农业大棚的检测在保障农业生产和输电线路安全方面具有至关重要的意义，针对卫星影像下的农业大棚形状、纹理以及尺度变化多样的问题，提出了一种基于改进CenterNet的旋转农业大棚检测方法。该方法通过对CenterNet目标检测网络的改进，引入空间注意力和通道注意力机制，采用向量参数表示旋转框，并结合随机量化数据增强方法，提高了目标检测准确性和模型的泛化能力。实验结果显示，所提出的方法显著提升了卫星影像中大棚目标的检测效果，农业大棚识别的准确率达到了90.57%。

关键词：卫星影像；目标检测；CenterNet；注意力；农业大棚
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）08-0106-04

Object Detection Method of Rotated Agricultural Greenhouse Based on Improved CenterNet

WANG Xiaojie[1], CHEN Shaokang[1], WANG Liwei[2], YAN Zhengliang[2], WANG Sen[2], YANG Hemeng[2]
(1. State Grid Fujian Electric Power Co., Ltd., Electric Power Research Institute, Fuzhou 350007, China;
2. Tianjin Zhong Wei Aerospace Data System Technology Co., Ltd., Tianjin 300450, China)

Abstract: The detection of agricultural greenhouses is crucial for ensuring agricultural production and the safety of power transmission lines. To address the diverse shapes, textures, and scale variations of agricultural greenhouses in satellite images, we proposed a rotated agricultural greenhouse detection method based on improved CenterNet. This method enhanced the CenterNet object detection network by introducing spatial and channel attention mechanisms, employing vector parameters to represent rotated bounding boxes, and incorporating random quantization data augmentation. These improvements significantly enhanced the accuracy of greenhouse detection in complex backgrounds and improved the model's generalization capability. Experimental results demonstrate that the proposed method notably enhances the detection performance of greenhouse targets in satellite images, achieving an accuracy rate of 90.57% in agricultural greenhouse identification.

Key words: satellite image, object detection, CenterNet, attention, agricultural greenhouse

传统的大棚识别方法基于人工设计特征，具有局限性。近年来，基于深度学习的卷积神经网络发展迅速，已经在计算机视觉的各个方面都取得了非常好的效果，基于卷积神经网络的目标检测算法如 Faster R-CNN[1]，SSD[2]，FCOS[3]，CenterNet 等[4]方法使得目标检测任务可以在不同领域和应用中得到广泛的应用，同时，深度学习技术的快速发展也为未来的研究和应用提供了更多的可能性。

石文西等[5]使用残差神经网络（ResNet）区分大棚与其混淆地物识，但无法精确定位大棚的位置。王月红等[6]使用基于深度学习的语义分割方法对农业大棚进行检测，然而使用语义分割方法语义分割方法关注图像中的每一个像素，这可能导致对一些无关细节的过度关注，影响模型的泛化能力。目标检测方法则主要关注目标物体的整体轮廓和位置，受背景噪声影响较小。本文针对卫星影像下的大棚目标检测，提出了使用目标检测方法来训练模型以自动识别和定位卫星影像中的大棚的方法，通过引入旋转框，可以更好地适应大棚的不规则形状和旋转情况，提高检测的准确性和稳定性。

1　大棚目标检测算法

CenterNet[4]是一种单阶段的目标检测模型算法，以检测框的中心为基础进行目标检测，该模型将目标检测问题转换为关键点估计问题，CenterNet网络结构如图 1 所示。

使用 ResNet101[7]作为主干网络，经过卷积、池化等操作获得 4 个不同深度和尺度的特征图 S1、S2、

项目来源：国网福建省电力有限公司科技资助项目（52130423000X）。
第一作者简介：王晓杰（1991—），硕士，工程师，研究方向为深度学习遥感解译，E-mail：420689259@qq.com。
通信作者：王利伟（1992—），硕士，工程师，研究方向为计算机视觉处理，E-mail：suoaiw700a@qq.com。

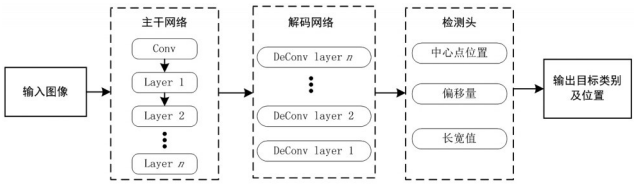


图 1　CerterNet 网络结构图

S3、S4，其特征图大小依次为输入图像大小的 1∶4、1∶8、1∶16、1∶32。为全面地捕捉图像中大棚的特征和结构，依次对特征图 S1、S2、S3、S4 经过空间注意力、上采样、卷积操作后与上一层次的特征图相连接，再经过卷积和通道注意力操作，最终解码网络输出特征图大小为输入图像大小的 1∶4；网络的检测头分为 3 个分支，共享解码网络的输出特征，3 个分支分别预测：热力图、中心点偏移和旋转框。

1.1　空间注意力

通过引入空间注意力机制确保网络更好地关注大棚目标区域。所使用的空间注意力网络如图 2 所示，通道注意力网络首先对输入的特征使用最大池化（Max pooling）操作，使其在通道上进行压缩，特征图的长度和宽度不变，通道数压缩为 1，然后再经过 3×3 卷积、1×1 卷积操作和 sigmoid 激活函数得到的值作为权重，与输入的特征相乘，使模型在进行特征提取时对大棚信息赋予更高的权重。

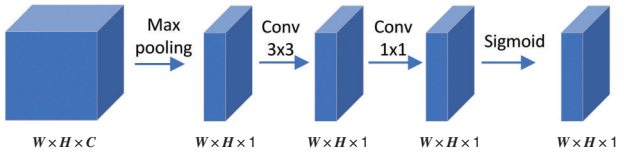


图 2　空间注意力

1.2　通道注意力

为了更准确地获取大棚的重要信息，引入通道注意力机制，通过动态调整每个通道的权重来提高模型对关键特征的关注程度，从而优化大棚信息提取的性能。如图 3 所示。首先使用全局平均池化（global average pooling，GAP）和全局最大池化，将特征在空间尺度上进行特征压缩，大小变成 1×1×C 的特征，将这 2 个 1×1×C 的特征相加，再让其经过一个自适应大小为 3×3 的卷积和一个激活函数，得到通道维度上注意力的权重，最后与输入的特征相乘得到经过通道注意力的新特征。

1.3　热力图

热力图通常被用于定位输入图像中的特定关键点，如人体关节和面部特征点[8]。本文中使用热力图来预测卫星影像中大棚中的中心点，将特定中心点的预测热图值视为大棚检测的置信度。

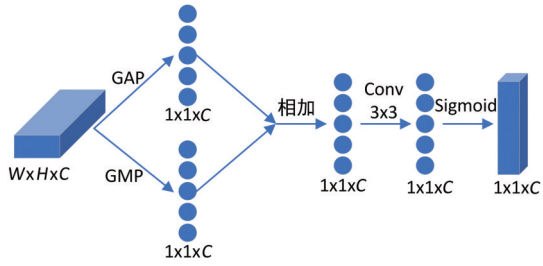


图 3　通道注意力

1.4　偏移量预测

从预测的热力图中通常提取峰值点作为大棚的中心点位置，这些中心点是整数，而中心点从输入图像缩小到输出热图会生成一个浮点数，为了弥补量化浮动中心点与整数中心点之间的差异，因此加入一个预测中心点的偏移值。

1.5　旋转框预测

卫星影像下的大棚朝向范围在 0~180°，在朝向范围为 0~10°、80~100°以及 170~180°等场景下使用水平检测框即可获得较好的检测效果，但卫星影像下的大棚的实际朝向往往变化很大，在 10~80°以及 100~170°朝向范围内水平检测框无法较好的覆盖大棚，尤其是在密集的场景下，使用水平检测框会引起检测精度下降。为了解决这个问题，本文使用旋转框作为大棚的边界框。旋转框是一个带有角度信息的边界框，可以更好地适应旋转大棚的形状。

如图 4 所示，本文使用向量[t，r，b，l]替代传统的预测[w，h，]，向量[t，r，b，l]是以目标的中心点到 4 个边框中心点，分布在笛卡尔坐标系的 4 个象限中，通过这种方式，简化了模型内部信息的协调，有助于传递相互信息，改善模型的泛化能力，提高对大棚目标识别和理解的鲁棒性。

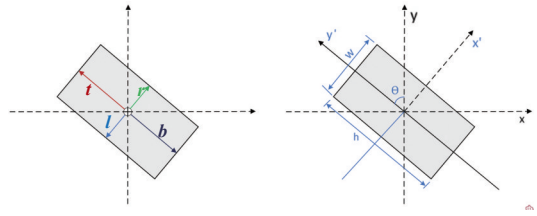


图 4　旋转框

1.6　数据增强

随机量化数据增强技术[9]是一种适用于任意数据模态的自监督学习数据增强技术，在图像分类、3D 点云分类、语音识别等方面取得了显著的性能提升。本文将随机量化数据增强技术应用于卫星影像下的农业大棚目标检测中，将输入的 3 个通道的数据独立划分为多个互不重叠的随机区间，并将落在各个区间内的原始输入映射到从该区间内随机采样的一个常数，

通过这种方式，使得落在同一个区间内原始输入的信息差被删除，同时不同区间数据的相对大小被保留，从而提高样本的多样性。

1.7 损失函数

农业大棚旋转目标检测网络总损失函数为3个部分的加权和，分别是类别损失 L_{hm} 、偏移损失 L_{offset} 、旋转框损失 L_{bbox} 。

$$L_{\mathrm{total}}=L_{\mathrm{hm}}+L_{\mathrm{offset}}+L_{\mathrm{bbox}} \tag{1}$$

类别损失采用FOCAL LOSS[10]，使网络能自动聚焦于大棚目标的区分，具体计算如下式所示。

$$L_{\mathrm{hm}}=\frac{-1}{N}\sum_{i}\begin{cases}(1-p_i)^{\alpha}\log(p_i) & \text{if } \hat{p}_i=1\\ (1-\hat{p}_i)^{\alpha}p_i^{\beta}\log(1-p_i) & \text{else}\end{cases} \tag{2}$$

式中， $\alpha=0.25$； $\beta=4$； N 为真值框数量； i 为特征图上的像素位置； p 为预测结果概率值； $\hat{p}$ 为真值。

偏移损失 L_{offset} 如下式所示。

$$L_{\mathrm{offset}}=\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\mathrm{Smooth}_{L_1}(o_k-\hat{o}_k) \tag{3}$$

式中， N 为目标样本数量； $\hat{o}$ 为真实偏移值； o 为预测偏移值； k 为目标的索引； smooth 表达如下：

$$\mathrm{Smooth}_{L_1}(x)=\begin{cases}0.5x^2 & \text{if } |x|<1\\ |x|-0.5 & \text{else}\end{cases} \tag{4}$$

旋转框损失 L_{bbox} 函数如下所示。

$$L_{\mathrm{bbox}}=\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\mathrm{Smooth}_{L_1}(\boldsymbol{b}_k-\hat{\boldsymbol{b}}_k) \tag{5}$$

式中， N 为目标样本数量； $\hat{\boldsymbol{b}}$ 为真实向量值； $\boldsymbol{b}$ 为预测向量值； k 为目标的索引。

1.8 模型训练参数设置

网络模型训练采用英伟达的NVIDIA GeoForce RTX3080显卡，使用pytorch[11]神经网络框架，网络训练采用Xavier初始化权重，图像输入大小设置为608×608，训练轮次设定为200，网络采用随机梯度下降法（SGD）[12]优化神经网络，初始化学习率（base learning rate）设置为0.01，学习率下降方式采用warm up[13]。

1.9 评价指标

目标检测通常采用平均准确度（mean Average Precision，mAP）作为网络的评估指标，mAP的计算涉及到2个常用准度评估量，即精确度（Precision）与召回率（Recall）。精确率 P 、召回率 R 、准确度 AP 计算方法如下式所示。

$$P=\frac{\eta_{TP}}{\eta_{TP}+\eta_{FP}} \tag{6}$$

$$R=\frac{\eta_{TP}}{\eta_{TP}+\eta_{FN}} \tag{7}$$

$$AP=\int_0^1 P(r)\mathrm{d}r \tag{8}$$

式中， η_{TP} 为正样本被正确预测的检测框数量； η_{FP} 为正样本被错误预测的检测框数量； η_{FN} 为负样本被错误预测的检测框数量。

2 实验及分析

2.1 实验数据介绍

本文在中国寿光大棚覆盖密集地区，通过谷歌地球软件收集了770张尺寸为1 600×1 600、分辨率为0.5 m的包含不同形状、纹理、尺度以及光照条件的大棚图像，其中随机选取513张作为训练集，其余257张作为测试集。使用标注软件Labelme[14]，采用统一的标注规范，标注每个目标的4个点。为确保数据标注的一致性和准确性，还设立了严格的质量控制流程，对每一批标注数据进行审核，训练集标注了23 290个大棚目标，测试集标注了12 033个大棚目标。样本如图5所示。



图5 样本数据

2.2 实验结果及分析

本文对比了使用向量参数[$\boldsymbol{t}$ ， $\boldsymbol{r}$ ， $\boldsymbol{b}$ ， $\boldsymbol{l}$]与参数[w ， h ，]检测卫星影像下的大棚旋转框，结果如表1所示，其中AP50、与AP70分别表示多边形交并（IOU）比大于等于0.5与0.7时的检测精度。从表中可以看出，相比低IoU阈值精度（AP50），使用向量参数[$\boldsymbol{t}$ ， $\boldsymbol{r}$ ， $\boldsymbol{b}$ ， $\boldsymbol{l}$]检测效果提升了0.87%，而相比高IoU阈值精度（AP70），使用向量参数[$\boldsymbol{t}$ ， $\boldsymbol{r}$ ， $\boldsymbol{b}$ ， $\boldsymbol{l}$]对大棚的检测效果更好，精度提升了2.18%。因此使用向量参数[$\boldsymbol{t}$ ， $\boldsymbol{r}$ ， $\boldsymbol{b}$ ， $\boldsymbol{l}$]可以使得对卫星影像的大棚检测使得旋转框的大小更加精确。

表1 不同旋转框检测方法对比/%

网络结构	AP50	AP70
旋转CenterNet+[w ， h ， $\boldsymbol{\theta}$]	88.95	75.23
旋转Centernet+[$\boldsymbol{t}$ ， $\boldsymbol{r}$ ， $\boldsymbol{b}$ ， $\boldsymbol{l}$]	89.82	77.41

为了验证本文所提出的方法对识别大棚目标的有效性，在训练相同批次的条件下，对比了仅使用旋转CenterNet网络、旋转CenterNet网络中加入注意力结

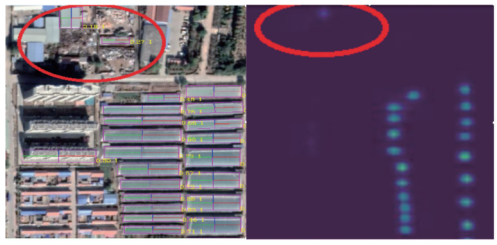
构以及旋转CenterNet网络中加入注意力结构和随机量化数据增强，其结果如表2所示。

表2　不同网络结构识别结果对比/%

网络结构	AP50	AP70
旋转CenterNet	89.82	77.41
旋转CenterNet+注意力	90.14	79.77
旋转Centeret+注意力+随机量化（本文方法）	90.57	80.51

从表2中可以看出，低IoU阈值精度（AP50）的提升效果要低于高IoU阈值精度（AP70）的效果，说明本文使用的随机量化数据增强方法，能够增加模型的泛化能力，在一定程度上也有助于卫星影像下的大棚目标检测。

如图6所示为旋转CenterNet网络与本文提出的方法的检测效果对比，其中左列为目标识别的的结果、右列为输出的特征图。从图中可以看到，在圆圈内因房屋结构结构与农业大棚相似，使用旋转CenterNet网络将房屋结构的目标误检为农业大棚，而本文提出的方法能够避免大棚的误检，从特征图中也可以看到，本文提出的方法能够更好地关注大棚目标区域，避免将房屋识别为大棚。



a 旋转CenterNet网络目标识别结果与特征图



b 本文提出的方法目标识别结果与特征图

图6　不同网络结构对大棚的检测结果

为了进一步验证本文算法的优势，选取Oriented RepPoints[15]、ReDet[16]、KLD [17]和与本文方法在使用相同的硬件环境下进行对比，实验结果如表3所示。从表中可以看出，本文提出的方法相对其他方法在低IoU阈值精度（AP50）和高IoU阈值精度（AP70）检测精度优于其他3个算法，在参数量方面，本文方法的参数量要小于其他3个算法的参数量，参数量是KLD算法的38.6%，同样在推理速度方面，相比算法KLD减少了22 ms；总得来说，本文方法的模型更轻量，同时具有较高的检测精度和较短的推理时间。

表3　本文方法与其他目标检测模型的对比

算法模型	AP50/%	AP70/%	参数量/MB	推理时间/ms
KLD[17]	85.01	77.17	36.42	62.4
Oriented RepPoints[15]	86.54	77.61	36.61	62.5
ReDet[16]	87.32	78.79	41.14	64.7
旋转Centeret+注意力+随机量化（本文方法）	90.57	80.51	14.06	40.4

图7所示为本文提出的方法在不同区域内检测农业大棚的检测效果，可以看到在卫星影像下，对不同朝向的大棚，使用旋转框能够很好的定位大棚的位置，即使在密集农业大棚区域内和具有房屋等复杂背景的区域内，同样具有较好的检测效果。但对于一些密集的大棚，如图7圆圈中所示，将2个相邻紧靠的大棚目标识别为一个大棚目标，从而导致大棚目标的漏检。



图7　本文方法检测卫星影像农业大棚效果

3　结　语

本文介绍了一种基于旋转框的卫星影像大棚检测方法。在CenterNet目标检测方法的基础上，引入旋转框，并采用向量参数[t，r，b，l]预测旋转框的大小，这种参数化方式在处理大棚等不规则形状目标时表现更为准确；在主干网络的特征提取中引入了空间注意力结构和通道注意力结构，使得模型更加关注于农业大棚信息，另外本文还采用了随机量化数据增强方法，提高了模型的泛化能力，有效地提高了卫星影像下大棚的目标检测效果。

参考文献

[1] Ren S Q. Faster R-CNN: Towards Real-time Object Detection with Region Proposal Networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(6): 1 137-1 149

[2] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single Shot Multibox Detector[C]//European Conference on Computer Vision, 2016:21-37

[3] Tian Z, Shen C, Chen H, et al. FCOS: Fully Convolutional One-stage Object Detection[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019:

（下转第140页）