引文格式：李梦梦, 陈超, 陶旸. 基于CNN模型的遥感影像液气贮存设备识别[J]. 地理空间信息, 2023, 21(5): 110-113. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2023.05.027

# 基于CNN模型的遥感影像液气贮存设备识别

李梦梦[1]，陈　超[1]，陶　旸[1]
（1. 江苏省基础地理信息中心，江苏 南京 210013）

**摘　要：**基于卷积神经网络（CNN）进行遥感影像液气贮存设备提取。基于0.3 m、0.5 m、2.1 m分辨率的多源遥感影像，通过训练CNN模型来提取液气贮存设备，检测精度 $F$ 值分别为0.78、0.77和0.36；基于0.3 m、0.5 m、1 m分辨率的无人机影像，训练得到不同的CNN模型，迁移学习至0.8 m分辨率的高分影像上进行液气贮存设备识别，检测精度 $F$ 值分别为0.08、0.73和0.71。结果表明，CNN模型可有效提取液气贮存设备，且训练样本包含的信息越均一，识别精度越高；CNN模型对多源遥感影像具有较好的迁移学习能力，在遥感影像典型目标识别与提取方面具有较好的应用前景。

**关键词：**CNN；迁移学习；遥感目标检测；液气贮存设备
**中图分类号：**P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）05-0110-04

# Research on Image Recognition of Liquid Gas Storage Equipment Based on CNN Model

LI Mengmeng[1], CHEN Chao[1], TAO Yang[1]
(1. Provincial Geomatics Centre of Jiangsu, Nanjing 210013, China)

**Abstract:** In this paper, we extracted the liquid gas storage equipment of remote sensing images based on convolutional neural network(CNN). For multi-source remote sensing images with three different resolutions of 0.3 m, 0.5 m and 2.1 m, we trained CNN model to extract liquid gas storage equipment. The detection accuracy $F$ values were 0.78, 0.77 and 0.36, respectively. Then, we obtained different CNN models based on the training of UAV images with 0.3 m, 0.5 m and 1 m resolution, and transferred them to the 0.8 m resolution high-resolution image for identification of liquid gas storage equipment. The detection accuracy $F$ values were 0.08, 0.73 and 0.71, respectively. The experimental results show that CNN model can effectively extract liquid gas storage equipment, and the more uniform the information contained in the training samples, the higher the recognition accuracy. For multi-source remote sensing images, CNN model has better transfer learning capabilities, and a good application prospect in the recognition and extraction of typical targets in remote sensing images.

**Key words:** CNN, transfer learning, remote sensing target detection, liquid gas storage equipment

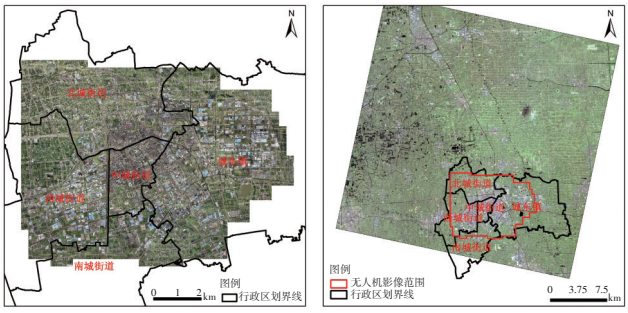
高分辨率遥感影像目标识别和检测已被广泛应用于军事侦察[1-2]、地物识别[3]、土地利用监测[4]等领域。传统的基于几何特征提取、纹理选择、影像分割等方法的目标识别与检测需要较多的特征知识，计算量较大、复杂度较高，但检测准确率、效率较低。近年来，卷积神经网络（CNN）模型在遥感影像识别等领域表现出较大优势。液气贮存设备是指贮存液体、气体的大型容器或建筑物以及有方位意义的其他类似物体，如石油罐、煤气罐、氨水库、贮氧器等。液气贮存设备作为能源储备的重要基础设施，往往被作为重点识别目标，由于其特殊的空间形状，通常采用Hough变换圆检测方法，但随着数据处理需求的增加，该方法已不能满足生产需求。很多学者基于OSTU多阈值分割方法，并结合油罐的空间特征和分布场景来提高油罐检测效率，但受光照、影像质量、油罐材料、结构等因素影响，油罐目标特征不明显的情况仍无法检测[5-6]。随着CNN的发展，基于深度学习的目标检测对复杂环境的适应性较强，在大量数据的训练下能自适应地构建目标特征，具有更高的灵敏性和泛化能力，王颖洁[7]、李宸尧[8]等利用CNN进行油罐检测与识别，均取得了较好的检测与识别效果。目前研究多基于小范围数据集测试，方法理论还停留在数据集实验与测试阶段，且结果验证较简单，大范围应用于工程项目的研究较少。本文根据遥感影像上液气贮

收稿日期：2021-12-24；修回日期：2022-04-01。
项目来源：江苏省测绘地理信息科研资助项目（JSCHKY201924）。
第一作者简介：李梦梦（1993—），硕士研究生，主要研究方向为影像处理、计算机视觉、InSAR数据处理与应用等，E-mail: dream_0705@sina.com。

存设备的特点，针对多源遥感影像，先进行单独的液气贮存设备识别与提取研究，再基于迁移学习，研究CNN模型的可迁移性和鲁棒性。

## 1　研究区与数据来源

本文选取的研究区为以海安市中城街道为中心的不规则区域。遥感影像数据为2018年7月由威特无人机获取的57幅无人机影像数据和2018年5月15日资源三号卫星影像数据（图1），其中无人机影像数据地面分辨率分别为0.3 m和0.5 m，卫星影像分辨率为2.1 m。1∶10 000 DLG数据现势性分别为2016年和2018年。




a 无人机影像　　b 资源三号卫星影像

图1　研究区遥感影像范围

## 2　CNN模型

基于CNN的目标检测在遥感影像识别领域表现出较大优势。CNN模型主要由输入层、卷积层、池化层、全连接层、输出层等构成。卷积层包括多个卷积核，用于影像特征提取，通常第一个卷积层提取低级特征，后面卷积层提取更重要的特征；卷积层之后，一般利用非线性激活函数将处理结果转换为非线性形式，以增加网络的表达和泛化能力[9]。

$$x_j^l = f\left(\sum_{i \in M_l} x_i^{l-1} * k_{ij}^l + b_j^l\right) \tag{1}$$

式中，$l$为卷积层数；$x_j^l$为第$l$层的第$j$个输出特征图；$k_{ij}^l$为第$l$层的卷积核；$f(\cdot)$为激活函数；*为卷积运算符；$b_j^l$为第$l$层的偏置；$M_l$为第$l-1$层的特征图数量。

池化层主要用于特征降维（降采样），降低卷积后的参数数量和模型复杂度，同时压缩特征。常用的池化方法包括最大池化法[10]、平均池化法[11]和空间金字塔池化法[12]等。

$$x_j^l = f(w_{x+1}\mathrm{down}(x_j^{l-1}) + b_{x+1}) \tag{2}$$

式中，down(·)为下采样函数；$w_{x+1}$为系数。

全连接层在CNN中扮演“分类器”的角色，将堆叠的特征图展开为特征向量，并利用激活函数传递到下一层，从而将抽象特征与真实样本标签一一对应[13]。

## 3　实验分析

### 3.1　训练样本创建

实验基于2016年（“十三五”第一轮）1∶10 000 DLG数据，共选取345个液气贮存设备点，非目标样本矢量数据10 000个，包括植被、水体、房屋、道路4类地物。为增加训练样本的数量和鲁棒性，对每个样本点作缓冲处理。由于液气贮存设备尺寸有明显差异，因此分别制作28像素×28像素和20像素×20像素两种尺寸的训练样本，用于提取不同尺寸的液气贮存设备。针对3种分辨率的多源遥感影像制作了3套训练数据集。

### 3.2　神经网络训练

利用eCognition软件进行CNN模型学习时，隐藏层深度、特征图数目、训练步数和池化方法分别为1、40、5 000和最大池化法[14]。学习率过小，可能导致学习过程较慢，最终结果为局部最优结束；学习率过大，可能“跳过”最佳学习率，使模型具有空值。实验以软件推荐的经验值0.001 5为基础，采用逐渐衰减测试法，以0.000 1为步长尝试了不同参数，最终确定学习率为0.001 1。激活函数采用ReLU函数，相较于Sigmoid、Tanh函数，其导数更易求取，收敛速度更快，更能增加网络非线性的同时防止梯度消失。参考文献[14]中的训练样本大小为100像素×100像素，经测试，卷积核为21像素×21像素和17像素×17像素时识别率最高。本文训练样本大小选取28像素×28像素和20像素×20像素。由于卷积核大小不建议采用偶数，因此实验测试5像素×5像素和7像素×7像素大小的卷积核，结果表明7像素×7像素的卷积核能取得更优的识别率。28像素×28像素和20像素×20像素经7像素×7像素卷积核操作后，分别得到22像素×22像素和14像素×14像素的结果，可进行最大池化操作。针对3种分辨率的遥感影像，分别基于两种尺寸的训练数据集进行要素提取，其余参数保持不变。

### 3.3　识别精度评定

经过网络训练后，为降低噪声影响，对热力图进行平滑处理，结果接近于1，表示与目标有较大的相似性；接近于0，则与目标的相似性较小。不同分辨率影像数据提取的液气贮存设备局部放大图见图2。由于基于两种尺寸的训练样本分别进行了要素提取，

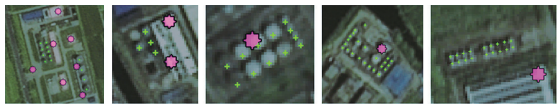
提取结果存在重复与互补，因此需进行去重与合并处理。此外，基于面积、要素形状、长宽比等参数，利用液气贮存设备与相关要素的位置关系，剔除了部分误提取结果。



a 0.3 m



b 0.5 m



c 2.1 m

图2 不同分辨率的影像识别结果

注：■为样本矢量；■为提取结果。

为验证提取结果的精度，基于2018年（“十三五”第二轮）1∶10 000 DLG数据，结合影像对结果进行验证。由于查全率（*DR*）与查准率（*AR*）是一对互逆指标，*DR*增大时，*AR*随之减小，因此用*DR*与*AR*的调和加权均值（*F*）来综合评价CNN模型的检测精度。将识别结果与1∶10 000 DLG数据中实际液气贮存设备的位置略有差异、但指向同一个要素的识别结果，以及对同一个要素识别了两次的结果作为正确检测，精度评定结果见表1。

$$DR = TP/(TP+MP) \tag{3}$$

$$AR = TP/(TP+FP) \tag{4}$$

$$F = 2\times DR\times AR/(DR+AR) \tag{5}$$

式中，*TP*为正确检测数量；*MP*为漏检测数量；*FP*为误检测数量。

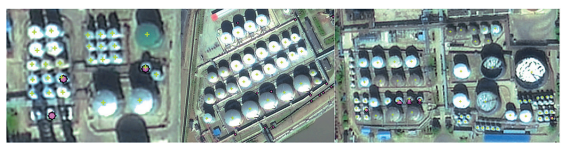
由表1可知，影像分辨率越高，则*F*值越大，即液气贮存设备的识别精度越高。0.3 m和0.5 m分辨率的识别精度相当，而2.1 m分辨率的识别精度较低，可能是由于训练样本选择问题，2.1 m分辨率影像上的大量液气贮存设备表现为2像素×2像素大小，且与周边地物的光谱差别不明显，导致2.1 m分辨率影像上选取的训练样本缺失代表性，且CNN模型中的参数设置未因训练样本的不同而改变，从而降低了CNN模型的识别能力。由此说明，训练样本的选择对CNN模型的识别能力有直接影响。对于0.3 m、0.5 m分辨率的识别结果，一方面由于凹型房屋内的水泥地或其他与液气贮存设备光谱、形状相似的地物导致被误检，另一方面2018年1∶10 000 DLG数据中部分液气贮存设备是由外业调绘所得，影像上并未表现，造成漏检测。

表1 精度评定对比表

| 分辨率/m | *TP*/个 | *MP*/个 | *FP*/个 | *DR* | *AR* | *F* |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 0.3 | 275 | 86 | 68 | 0.76 | 0.80 | 0.78 |
| 0.5 | 268 | 93 | 65 | 0.74 | 0.81 | 0.77 |
| 2.1 | 88 | 273 | 44 | 0.24 | 0.67 | 0.36 |

### 3.4 迁移学习研究

迁移学习实验对象为2018年10月0.8 m分辨率的高分影像。由于液气贮存设备的识别研究是以0.3 m和0.5 m分辨率遥感影像为基础的，其分辨率均大于0.8 m，为更加客观地研究CNN模型的迁移能力，增加一组分辨率为1 m的无人机影像训练样本来训练CNN模型。除训练样本不同外，3种CNN模型其他参数设置均相同，将3种CNN模型用于同一景高分影像进行迁移学习研究。基于不同分辨率样本训练的CNN模型对0.8 m高分影像的液气贮存设备提取结果见图3。



a 0.3 m



b 0.5 m



c 1 m

图3 不同分辨率样本训练的CNN模型影像识别结果

同样的，利用2018年1∶10 000 DLG数据对0.8 m分辨率高分影像的液气贮存设备提取结果进行精度评定，结果见表2，可以看出，0.5 m分辨率训练的CNN模型提取精度略高于1 m分辨率，远高于0.3 m分辨率；基于0.3 m分辨率训练的CNN模型，在自身影像上的检测精度*F*值为0.78，迁移到0.8 m分辨率高分影像上，*F*值仅为0.075；而0.5 m分辨率训练的CNN模型迁移到0.8 m分辨率高分影像上，*F*值仍保持在0.7左右，没有出现显著降低现象，说明CNN模型在不同数据源之间具有一定的可迁移性，构建模型时所

用影像的分辨率与迁移学习的影像分辨率越接近，CNN模型的可迁移能力越强。

表2　精度评定对比表

| 分辨率/m | *TP*/个 | *MP*/个 | *FP*/个 | *DR* | *AR* | *F* |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 0.3 | 15 | 337 | 32 | 0.04 | 0.32 | 0.08 |
| 0.5 | 238 | 114 | 58 | 0.68 | 0.80 | 0.73 |
| 1.0 | 225 | 127 | 57 | 0.64 | 0.80 | 0.71 |

0.3 m分辨率影像上选取的训练样本包含的光谱信息、纹理信息等较单一、均匀；而0.5 m、1.0 m和2.1 m分辨率影像上选取的训练样本包含的光谱信息、纹理信息等较复杂，可能存在过多干扰信息。由表1可知0.3 m分辨率影像的 *F* 值略高于0.5 m分辨率，由表2可知0.5 m分辨率影像的 *F* 值略高于1.0 m分辨率，说明干扰信息对CNN模型的识别能力有一定影响，在选取训练样本时，应缩小样本范围。由于 *F* 值差距较小，也可能是由误差造成的，具体原因有待进一步研究。下一步将缩小2.1 m分辨率影像的训练样本大小，重新训练CNN模型来提取液气贮存设备，进一步确定是分辨率对检测精度的影响还是干扰信息对检测精度的影响。

由于0.3 m分辨率训练的CNN模型，在0.8 m分辨率高分影像上表现出较低的可迁移能力，实验进一步改进CNN模型，调整其阈值参数，进行迁移学习。不同阈值参数的检测结果精度评定见表3，可以看出，通过改变CNN的阈值参数，*F* 值可从0.08提高到0.33，但远不能达到自身影像的识别精度（0.7），说明迁移学习可通过调整CNN模型的部分参数来增强学习能力。迁移学习不是一成不变的“照搬”，当迁移学习不能满足使用要求时，可适当调整模型来增大CNN模型的兼容性与可适应性。

表3　不同参数精度评定对比表

| 参数 | *TP*/个 | *MP*/个 | *FP*/个 | *DR* | *AR* | *F* |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 79 | 273 | 47 | 0.22 | 0.37 | 0.33 |
| 2 | 32 | 320 | 39 | 0.09 | 0.55 | 0.15 |
| 3 | 15 | 337 | 32 | 0.04 | 0.68 | 0.08 |

## 4　结　语

本文基于eCognition软件中的CNN工作流进行多源遥感影像的液气贮存设备识别研究。针对0.3 m、0.5 m和2.1 m分辨率的多源遥感影像，通过训练不同样本来构建CNN模型，*F* 值分别为0.78、0.77和0.36。当训练样本大小与识别目标大小接近时，CNN的识别精度较高；训练样本包含过多干扰信息时，将降低CNN模型的识别能力。基于0.3 m、0.5 m和1 m分辨率的无人机影像训练得到不同的CNN模型，迁移学习至0.8 m分辨率高分影像上进行液气贮存设备识别，*F* 值分别为0.08、0.73和0.71，说明CNN模型在不同数据源之间具有一定的可迁移性，构建模型时所用影像分辨率与迁移学习的影像分辨率越接近，CNN模型的可迁移能力越强。当迁移学习不能满足使用要求时，可适当调整模型来增强CNN模型的兼容性与可适应性。后期将尝试通过加入其他特征，进一步改进CNN模型，从而提高检测精度。

## 参考文献


[1] 余东行,郭海涛,张保明,等. 级联卷积神经网络的遥感影像飞机目标检测[J]. 测绘学报,2019,48(8):1 046-1 058

[2] 黄洁,姜志国,张浩鹏,等. 基于卷积神经网络的遥感图像舰船目标检测[J]. 北京航空航天大学学报,2017,43(9):1 841-1 848

[3] 曲景影,孙显,高鑫. 基于CNN模型的高分辨率遥感图像目标识别[J]. 国外电子测量技术,2016,35(8):45-50

[4] 侯博文,闫冬梅,郝伟,等. 改进卷积网络的高分遥感图像城镇建成区提取[J]. 中国图象图形学报,2020,25(12):2 677-2 689

[5] 王岳环,宋云峰,陈君灵. 高分辨率遥感图像中油库的检测识别[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2011,39(增刊2):110-112

[6] 蔡肖芋,眭海刚. 一种显著图分割的遥感油库检测方法[J]. 电子科技,2015,28(11):154-156

[7] 王颖洁,张荞,张艳梅,等. 基于深度卷积神经网络的油罐目标检测研究[J]. 遥感技术与应用,2019,34(4):727-735

[8] 李宸尧,郭海涛,卢俊,等. 深度学习遥感影像多尺度油罐检测算法性能分析[J]. 测绘科学技术学报,2020,37(1):56-60

[9] Related S, Ofdevil R, Related S, et al. Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting[J]. Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1):1 929-1 958

[10] Murray N, Perronnin F. Generalized Max Pooling[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014

[11] TAO W, WU D J, Coates A, et al. End-to-end Text Recognition with Convolutional Neural Networks[C]. International Conference on Pattern Recognition, 2013

[12] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial Pyramid Pooling in Deep Convolutional Networks for Visual Recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9):1 904-1 916

[13] 詹涛. 基于深度学习的多时相遥感影像变化检测研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2019

[14] Csillik O, Cherbini J, Johnson R, et al. Identification of Citrus Trees from Unmanned Aerial Vehicle Imagery Using Convolutional Neural Networks[J]. Drones, 2018, 2(4):1-16