

## 基于卷积神经网络的反无人机系统图像识别方法

薛珊 张振 吕琼莹 曹国华 毛逸维

### Image recognition method of anti UAV system based on convolutional neural network

Xue Shan, Zhang Zhen, Lv Qiongying, Cao Guohua, Mao Yiwei

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/IRLA20200154>

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

#### 基于3D卷积神经网络的PolSAR图像精细分类

Fine classification of polarimetric SAR images based on 3D convolutional neural network

红外与激光工程. 2018, 47(7): 703001–0703001(8) <https://doi.org/10.3788/IRLA201847.0703001>

#### 基于迁移学习SAE的无人机目标识别算法研究

Research on UAV target recognition algorithm based on transfer learning SAE

红外与激光工程. 2018, 47(6): 626001–0626001(7) <https://doi.org/10.3788/IRLA201847.0626001>

#### 基于DRFP网络的无人机对地车辆目标识别算法

Vehicle target recognition algorithm for UAV image based on DRFP

红外与激光工程. 2019, 48(S2): 125–133 <https://doi.org/10.3788/IRLA201948.S226001>

#### 基于深度谱卷积神经网络的高效视觉目标跟踪算法

Efficient visual target tracking algorithm based on deep spectral convolutional neural networks

红外与激光工程. 2018, 47(6): 626005–0626005(6) <https://doi.org/10.3788/IRLA201847.0626005>

#### 无人机红外辐射建模与图像仿真

UAV infrared radiation modeling and image simulation

红外与激光工程. 2017, 46(6): 628002–0628003(7) <https://doi.org/10.3788/IRLA201746.0628002>

#### 双监督信号深度学习的电气设备红外故障识别

Infrared faults recognition for electrical equipments based on dual supervision signals deep learning

红外与激光工程. 2018, 47(7): 703003–0703003(7) <https://doi.org/10.3788/IRLA201847.0703003>

## 基于卷积神经网络的反无人机系统图像识别方法

薛 珊, 张 振, 吕琼莹, 曹国华, 毛逸维

(长春理工大学机电工程学院, 吉林 长春 130022)

**摘要:** 针对无人机的无证飞行和随意飞行严重影响和威胁公共安全的问题, 提出了反无人机系统。识别无人机是反无人机系统实现的关键之一, 为此提出了一种基于卷积神经网络的图像识别无人机方法。运用自制光学系统采集设备采集了不同型号的无人机图片以及鸟类图片, 设计了针对无人机小样本识别的卷积神经网络和支持向量机。运用设计的卷积神经网络分别对 MNIST 数据集、无人机图片以及鸟的图片进行了识别, 同时也运用支持向量机识别无人机和鸟的图片, 进行了对比实验。实验结果表明, 设计的卷积神经网络在 MNIST 数据集上识别准确率为 91.3%, 识别无人机准确率为 95.9%, 支持向量机识别准确率为 88.4%。对比实验表明, 提出的方法可以识别无人机和鸟以及不同类型的无人机并且识别结果优于支持向量机, 可用于反无人机系统识别无人机, 给同类研究提供了借鉴。

**关键词:** 图像识别; 卷积神经网络; 无人机; 公共安全; 小样本

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA20200154

## Image recognition method of anti UAV system based on convolutional neural network

Xue Shan, Zhang Zhen, Lv Qiongying, Cao Guohua, Mao Yiwei

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China)

**Abstract:** In view of the serious impact and threat to public security of UAV's undocumented flight and random flight, an anti UAV system was proposed. Recognition of UAV is one of the key points in the realization of anti UAV system. An image recognition method based on convolutional neural network was proposed. The self-made optical system was used to collect images of different UAVs and birds, and convolutional neural network and support vector machine for UAV small sample recognition were designed. The convolution neural network was used to identify MNIST data set, UAV image and bird image respectively. At the same time, support vector machine was used to identify UAV and bird image, and the experiment was carried out. The experimental results show that the recognition accuracy of the convolutional neural network is 91.3% in MNIST data set, 95.9% in UAV recognition and 88.4% in support vector machine (SVM). The experimental results show that the proposed method can identify UAVs, birds and different types of UAVs, and the recognition result is better than that of SVM. It can be used for the identification of UAVs in anti UAV system, which provides reference for similar research.

**Key words:** image recognition; convolution neural network; UAV; public security; small sample

收稿日期: 2020-04-22; 修订日期: 2020-05-27

基金项目: 吉林省重点科技研发项目 (20180201058SF)

作者简介: 薛珊 (1978-), 女, 副教授, 硕士生导师, 博士, 主要从事现代检测理论与技术等方面的研究。Email: 1660348815@qq.com

## 0 引言

随着无人机的普及,无人机的无证飞行和随意飞行也越来越威胁到公共安全。如何解决无人机的“黑飞”问题成为研究热点。反无人机系统是检测无人机,反制无人机的系统。在反无人机系统中,图像识别是无人机识别的方法之一,而图像识别的关键在于图像特征的提取,使用显著对象作为图像内容表示。根据特征提取的方式不同,分为传统图像特征手动提取方法和神经网络自动提取特征两种图像识别方法,传统图像识别主要依靠手动提取图像中的颜色特征、形状特征、纹理特征等特征参数来对图像进行分类,但是由于传统图像识别方法本身的局限性,使得分类的精度不高。在基于神经网络的图像识别方法发展过程中,有许多模型被提来。付旻等设计的基于多分类支持向量机(SVM)的公交换乘识别方法取得了不错的效果<sup>[1]</sup>。在 20 世纪 80 年代,Le Cun 等提出了基于卷积神经网络的手写数字识别网络 Le Net-5<sup>[2]</sup>。2012 年 Krizhevsky 等提出 Alex Net 模型,并在 Image Net 竞赛中取得了冠军。2016 年 Inception-v4 被提出<sup>[3]</sup>,它是基于 Inception-v3 的改进,模型简洁,计算量小。卷积神经网络具有自动提取特征和权值共享的特点,使得卷积神经网络也可用于图像识别。

文中提出了一种基于卷积神经网络的无人机识别方法。设计了适合无人机数据集的卷积神经网络。

为验证提出的识别方法的可行性,分别对无人机和鸟的图片运用支持向量机和设计的卷积神经网络进行识别;并运用设计的卷积神经网络在 MNIST 数据集上进行测试<sup>[4]</sup>。

## 1 无人机样本预处理

### 1.1 数据集概况

根据百强网和网购网的数据显示“低慢小”无人机排名前 5 为大疆、派诺特、AEE—电科技、零度智控等品牌,同时根据各个品牌无人机的销售情况,选取了以下 5 种型号的无人机进行采集,分别是大疆-御 MAVIC 2,派诺特- Bebop 2.0, AEE—电科技 AP10 Pro,零度智控- XPLORER V,极飞 XAG-C2000。在拍摄过程中,拍摄条件没有任何限制,在自然光的照射下用自制光学系统对飞行中的无人机进行拍摄,如表 1 和图 1 所示。

表 1 5 种型号无人机图片数量表

Tab.1 5 number of UAV pictures

UAV type	Number of shots	Number after amplification
MAVIC 2	176	704
Bebop 2.0	176	704
AP10 Pro	176	704
XPLORER V	176	704
C2000	176	704
Total	880	3 520

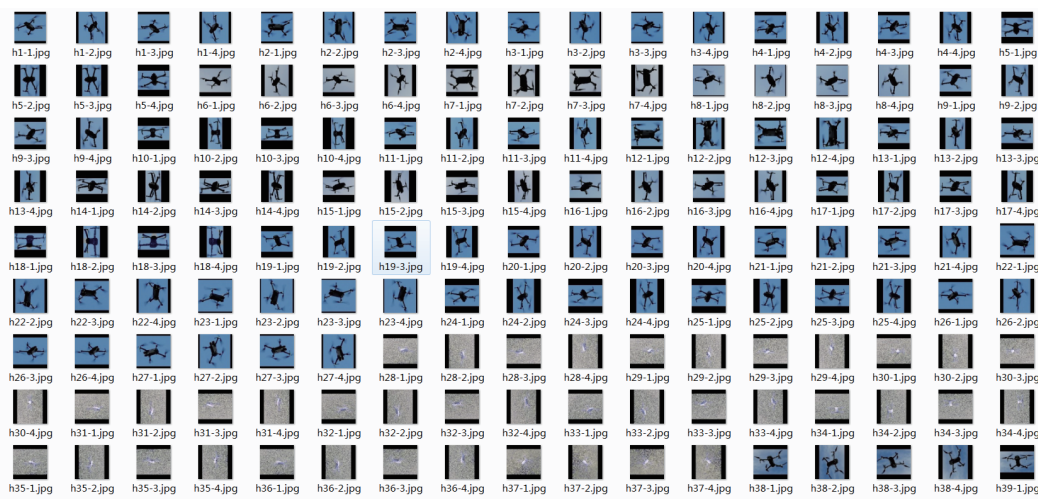


图 1 无人机样本数据集缩略图

Fig.1 Sample data set thumbnail of UAV

1.2 对采集的无人机样本的图像缩放

对采集的无人机样本首先进行预处理,即将图片缩放。将图片缩放至卷积神经网络要求的大小(100×100)。由于原始拍摄的图片宽高比不是 1:1 的,而且无人机所占图片的比例过小,所以不能直接把图片缩放至 100×100,这样会使无人机发生形变,丢失原

来的特征信息,导致识别的准确率降低。为此,对图片进行边缘检测,把图片中的无人机检测出来,去除大部分无关背景;然后,对裁剪下来的无人机图片进行缩放,缩放时保持原图片的宽高比,空白信息填充像素“0”(即为黑色),缩放过程如图 2 所示。



图 2 图片缩放示意图

Fig.2 Diagram of picture scale

1.3 无人机图像样本扩增

由于采集的样本数量较少,所以要对原始数据集进行扩增,常见的数据扩增方法有图像平移、图像旋转、图像镜像、图像亮度变化、图像裁剪、图像缩放、

图像模糊等。为最大限度地保持原始图片的特征信息,采用图像旋转的方法来进行数据扩增,分别对图片进行顺时针 90°、180°、270°的旋转(如图 3 所示),数据扩增后的数量如表 1 第 3 列所示。



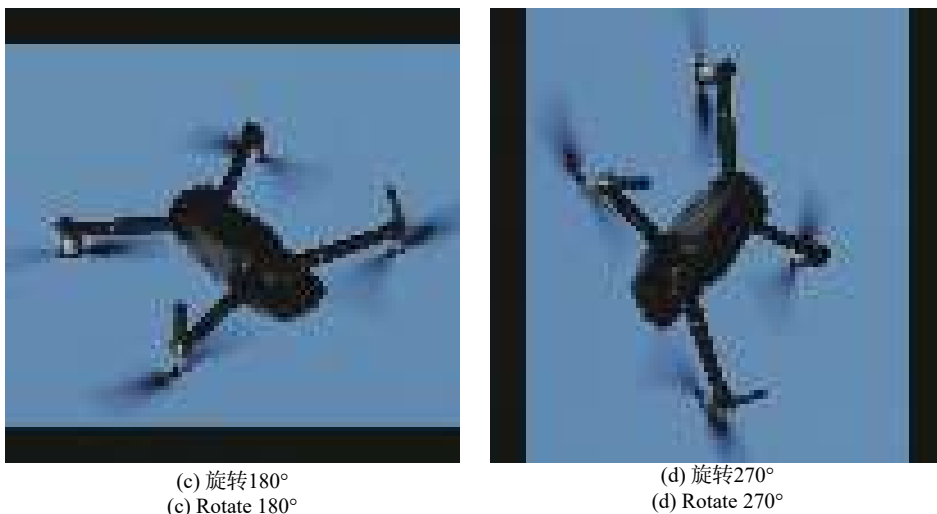


图 3 数据扩增图

Fig.3 Data amplification

### 1.4 PCA 白化处理

由于数据集图像中目标的相似度较高,所以在对卷积神经网络进行训练前,要对数据集进行主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 的白化处理,来降低输入的冗余性<sup>[5]</sup>,并且使得属性自身的方差尽可能大,而属性之间的协方差尽可能小,从而加快神经网络的学习速率。PCA 作为一种典型的降维方法,它不仅能够搜索主要成分,还能够降低数据中的噪声,被广泛应用于识别领域。PCA 算法的主要步骤如下:

计算样本的协方差矩阵如下式所示:

$$\varphi = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x^{(i)})(X^{(i)})^T \quad (1)$$

式中:  $n$  为样本个数;  $x^{(i)}$  为经过零均值化的样本。

计算协方差矩阵  $\varphi$  的特征值及对应的特征向量,组成矩阵  $V$  如下式所示:

$$V = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1p} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{p1} & v_{p2} & \cdots & v_{pp} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中:  $p$  为特征向量的总数;  $v_{11}$  为矩阵中向量对应的最大特征值;  $v_{22}$  是次特征向量对应的最大特征值,依次类推。

主成分个数的选择,选取主成分的个数  $q$  时,  $q$  的取值可以由保留的方差百分比  $\alpha$  来决定,  $\alpha$  由下式所得:

$$\alpha = \frac{q}{p} \quad (3)$$

据以往的经验,应该保留 99% 以上的方差,即

$q$  的取值应为  $\alpha \geq 0.99$  的最小值。

白化 PCA 白化后的数据如下式所示:

$$\beta_{PCAwhite,i} = \frac{x_{rot,i}}{\sqrt{\lambda_i}} \quad (4)$$

式中:  $x_{rot,i} = v_i^T x_i$ ;  $\lambda_i$  为协方差矩阵  $\varphi$  的特征值;  $\beta_{PCAwhite,i}$  为经过 PCA 白化后的数据。

## 2 设计神经网络识别无人机图像

支持向量机和卷积神经网络都属于神经网络,是神经网络中的不同模型。两者都可以运用于图像识别,但是两者的识别原理,方法和效果都不同。

### 2.1 基于 SIFT 特征的支持向量机分类器设计

SVM 是以最优化理论为基础来处理机器学习的方式。它的提出主要是用来解决两类分类的问题,在两类中寻找一个最优超分平面将两类分开,来提高分类的正确率。能使两类正确分开且使两类之间的距离最大的分类平面称为最优超平面,其方程记为:

$$\omega \times x - b = 0 \quad (5)$$

对其进行归一化,使得样本:

$$(x_i, y_i), i = 1, \dots, n, x \in R, y \in \{+1, -1\} \quad (6)$$

满足约束条件:

$$y_i [(\omega, x_i) - b] - 1 \geq 0, i = 1, \dots, n \quad (7)$$

支持向量机实现非线性分类是通过某种事先选择的非线性映射 (核函数) 将输入向量映射到一个高维特征空间,在这个空间中构造最优分类超平面。使

用 SVM 进行数据集分类工作的过程中,首先通过预先选定的一些非线性映射将输入空间映射到高维特征空间。

变换后空间的分类平面为:

$$\omega^T \varphi(x) + b = 0 \quad (8)$$

优化方程为:

$$\max : Q(a) = \sum_{j=1}^N a_j - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j y_i y_j (x_i, x_j) \quad (9)$$

$$\sum_{i=1}^N a_i y_i = 0, a_i \geq 0, i = 1, \dots, N \quad (10)$$

式中:  $a_i$  为约束的拉格朗日乘子,  $[\varphi(x_i), \varphi(x_j)]$  是变换后的空间内积, 此时, 并不知道  $\varphi(x)$  的具体形式。所以在原空间构造一个函数  $K(x_i, x_j)$  使之等于变换后空间的内积运算  $[\varphi(x_i), \varphi(x_j)]$ , 通过非线性变换将样本数据映射到高维甚至无穷维空间, 并在高维空间中构造最优分类超平面。但是, 在求解最优化问题和计算分类平面时并不需要显式计算该非线性函数, 甚至不需知道其具体形式, 而只需计算函数  $K(x_i, x_j)$ , 即核函数  $K(x_i, x_j)$ , 因此支持向量机核函数的选择非常重要。经过对比分析, 选用线性核函数, 其公式为:

$$K(x_i, x_j) = x_i \times x_j \quad (11)$$

SVM 在解决小样本, 非线性, 高维数, 局部极小值的图像识别的问题中表现出特有的优势, 因此适合自制无人机数据集的识别。

SIFT(Scale Invariant Feature Transform) 是一种具有尺度不变性和光照不变性的特征描述子<sup>[5]</sup>, 也同时是一套特征提取的理论。SIFT 特征对旋转、尺度缩放、亮度变化等保持不变性, 是一种非常稳定的局部特征。因此, 可以通过对图片提取 SIFT 特征作为 SVM 分类器的输入向量进行图片识别。主要识别步骤如下:

(1) 按图片类别抽取训练集中所有图片的 SIFT 特征。

(2) 将 SIFT 特征向量作为样本向量即可构建 SVM 的训练数据和测试数据。

SVM 在面对小样本图像识别具有一定的优势。无人机图像的识别属于小样本识别, 运用 SVM 可以很好地识别无人机样本。

## 2.2 卷积神经网络设计

### 2.2.1 输入层

输入层是用于数据的输入, 经过输入层后会输出一个矩阵作为卷积层的输入值。文中的输入数据是  $100 \times 100$  的 RGB 图像, 以便进行卷积操作。

### 2.2.2 卷积层

卷积层是通过一个  $X \times X$  的卷积核在输入层或者采样层图片的相应区域内进行局部感知<sup>[6]</sup>, 并提取出对应的局部特征, 输入表达式如公式 (5) 所示。文中采用的卷积核是  $3 \times 3$ , 步长设置为 1, 卷积时考虑边界, 不足的时候用 0 去填充周围。

$$z_j^l = \sum_{i \in R_j} x_i^{l-1} * W_{ij}^l + b_j^l \quad (12)$$

式中:  $z_j^l$  是卷积层的输出值;  $x_i^{l-1}$  为第  $l-1$  层的第  $i$  个特征映射图的激活值;  $R_j$  为  $l-1$  层对应  $l$  层的第  $j$  个映射图的映射图数量;  $W_{ij}^l$  为第  $l$  层的第  $j$  个特征映射图与第  $l-1$  层的第  $i$  个特征映射图相连的卷积核;  $b_j^l$  为第  $l$  层的第  $j$  个特征映射图的偏置。

### 2.2.3 激活函数层

激活函数层主要对卷积层的输出进行一个非线性映射, 由于卷积层的计算是一种线性计算, 通过激活函数层的激励函数来加入非线性因素的, 来增加模型的表达能力。文中使用的是 ReLU 激励函数 (如图 4 所示)<sup>[7]</sup>, 其表达式如公式 (6) 所示:

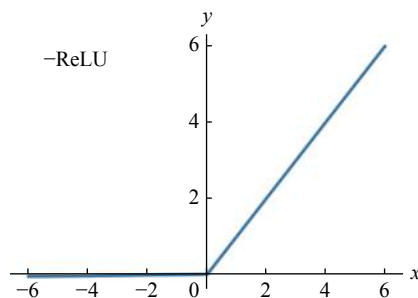


图 4 ReLU 函数图

Fig.4 ReLU function diagram

$$f(x) = \max(0, x) \quad (13)$$

### 2.2.4 池化层

池化层主要进行下采样, 对特征图稀疏处理, 减少数据运算量, 加快模型的计算速度, 同时也有减少过拟合的作用。常用的池化方法主要有最大池化和均值池化<sup>[8]</sup>, 文中运用最大池化方法, 这样有利于保留

更多的纹理信息和保证整个特征的稳定性。

### 2.2.5 全连接层

全连接层可以看作是卷积、池化操作之后,将局部特征重新进行拟合,由于用到了全部的局部特征,故叫做全连接。文中设置 2 层全连接层,增强特征表达能力。

### 2.2.6 softmax 分类器

文中使用的是 softmax 分类器<sup>[9]</sup>,它把一些输入

映射为 0~1 之间的实数,并且归一化保证和为 1,因此多分类的概率之和也刚好为 1,其表达式如公式(14)所示:

$$S_i = \frac{e^{v_i}}{\sum_i^c e^{v_i}} \quad (14)$$

式中:  $v_i$  是全连接层的输出;  $i$  表示类别索引; 总的类别数为  $c$ ;  $S_i$  表示的是当前元素指数和的比值。

经过对网络参数和结构的调整<sup>[10]</sup>,设计了一个适合无人机样本的卷积神经网络,其网络结构如图 5 所示。

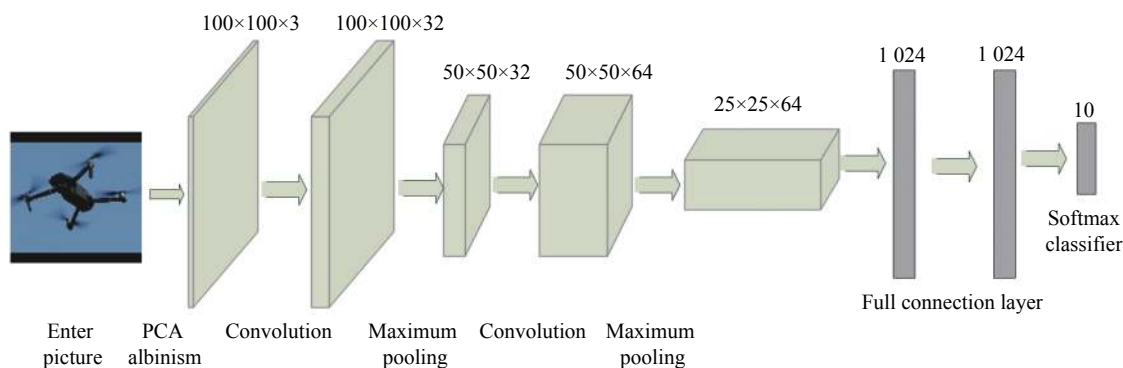


图 5 设计的卷积神经网络结构示意图

Fig.5 Structure of convolutional neural network

## 3 实验

### 3.1 无人机样本采集

无人机样本图片是在长春理工大学操场运用自制光学系统(如图 6 所示)进行采集的(如图 7 所示),自制光学系统主要包括 2 轴伺服转台,反射式天文望远镜,彩色高清 CMOS 相机。此光学系统可以采集 1000 m 范围内的无人机图像,并将图片传给上位机进行处理。



图 6 自制光学系统图

Fig.6 Self-made optical system



图 7 无人机样本现场采集图

Fig.7 UAV sample on-site collection diagram

### 3.2 实验环境

文中实验采用的计算机环境是 Windows 7 系统 Intel(R) Core(TM) i7-5500U CPU@2.40 GHz, 16G 内存,基于开源深度学习框架 Tensorflow,采用 Python3.7 编写,代码运行平台 Sublime。

### 3.3 实验过程及结果

#### 3.3.1 改变卷积神经网络训练次数进行实验

神经网络的识别的好坏不仅与网络的参数结构

有关,而且与训练的次数有很大的关系;随着次数的增多,损失函数不断降低(如图 8 所示)<sup>[11-12]</sup>,直到达到最优,同时识别的准确率不断地提升(如图 9 所示),经过 2 000 次的训练模型的准确率达到 95.9%。

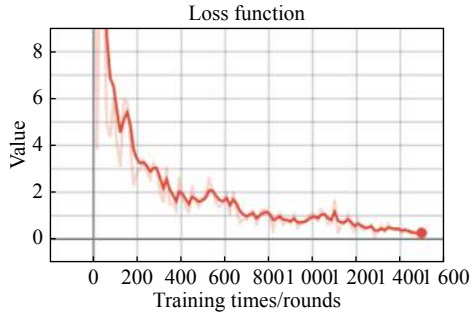


图 8 训练 2 000 次损失函数图

Fig.8 Loss function of 2 000 training times

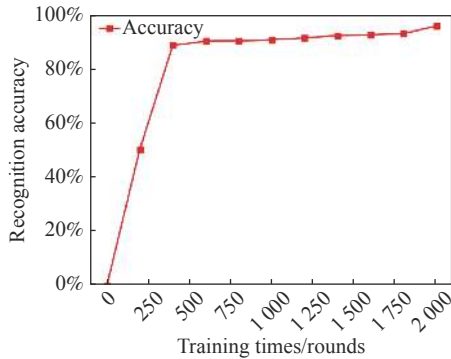


图 9 训练 2 000 次准确率变化图

Fig.9 Accuracy variation diagram of 2 000 training times

### 3.3.2 改变卷积神经网络 Dropout 层设置进行实验

为防止数据集训练时出现过拟合,在最后一层池化层后,加入了 Dropout 层。Dropout 层设置的参数会很大程度上影响训练的结果,因此将参数分别设置为 0.4、0.5、0.6、0.7,比较这四种参数,结果表明当参数设置为 0.5 时(如表 2 所示),训练的准确率达到 95.9%,较其他三种参数有了很大提高。

表 2 Dropout 层不同参数结果表

Tab.2 Results of different parameters of Dropout layer

Parameter setting	Recognition accuracy
0.4	90.2%
0.5	95.9%
0.6	93.3%
0.7	88.4%

### 3.3.3 对不同数据集进行实验

为验证文中所设计的卷积神经网络可行性,除在自行建立的数据集上进行测试外,还在 MNIST 数据集进行测试, MNIST 数据集作为一个非常有名的手写体数字识别数据集,许多神经网络训练都会使用它<sup>[13]</sup>。实验结果表明(如图 10 所示),设计的卷积神经网络具有很高的可行性和较强的鲁棒性。

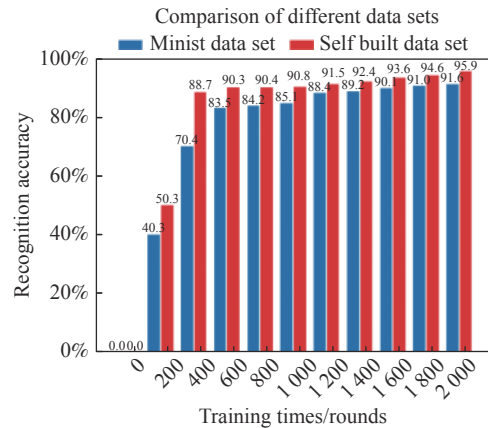


图 10 不同数据集识别准确率对比图

Fig.10 Comparison of recognition accuracy of different data sets

### 3.3.4 对比和运用不同神经网络进行实验

文中除使用设计的卷积神经网络模型外<sup>[14]</sup>,还使用支持向量机(SVM)识别方法进行识别。由于在小样本的情况下,文中设计的卷积神经网络识别准确率为 95.9%,支持向量机识别准确率为 88.4%(如图 11 所

```
0.96217495 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.9598827 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.95981085 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.9574468 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.9558827 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.95035464 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.9456265 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.95981085 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.95981085 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.9527187 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.96217495 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.964539 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.95035464 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.9558827 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.95981085 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.94799054 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.95981085 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.9527187 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.96926713 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.95981085 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
0.95981085 Tensor("AddN:0", shape=(), dtype=float32)
[Finished in 61520.8s]
```

(a) 文中卷积神经网络实验结果

(a) Experimental results of convolution neural network

```
Getting SIFT features for (img)188 dataset
Getting SIFT features for Train dataset
Getting SIFT features for Test dataset
.....
Number of clusters = 250
Training KNN model...
Done clustering. Using clustering model to generate BoM histograms for each image.
Done generating BoM histograms.
Done generating BoM histograms.
Done generating BoM histograms.
Training SVM model...
Number of clusters = 250 ; Accuracy of SVM = 88.4
```

(b) 支持向量机实验结果

(b) Experimental results of support vector machine

图 11 Python 实验结果图

Fig.11 Python experimental results



示), 经过对比 (如图 12 所示) 表明文中设计的卷积神经网络模型优于支持向量机。

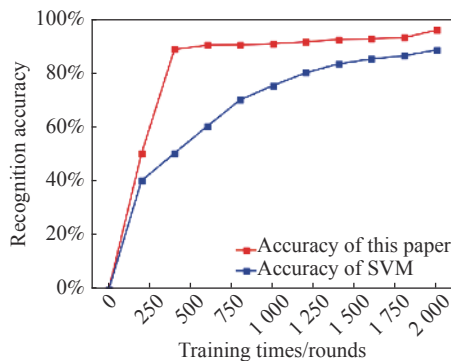


图 12 不同模型实验结果对比图

Fig.12 Comparison of experimental results of different models

### 4 结 论

综上所述: 得出如下结论:

(1) 针对反无人机系统图像识别“黑飞”无人机的问題, 提出了一种运用卷积神经网络识别无人机的方法。运用自制光学系统采集了无人机图像样本; 设计了针对无人机图像样本的卷积神经网络。

(2) 分别运用支持向量机和设计的卷积神经网络识别无人机图片。实验结果表明基于卷积神经网络的识别方法的识别准确率更高。

(3) 运用所设计的卷积神经网络分别识别了 MNIST 数据集和采集的无人机样本, 识别结果表明运用卷积神经网络识别无人机样本具有可行性。

### 参考文献:

[1] Fu Min, Wang Wei, Wang Hao, et al. Application of multi classification support vector machine in transit transfer recognition [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2018, 50(3): 26–32. (in Chinese)

[2] Gu J, Wang Z, Kuen J, et al. Recent advances in convolutional neural networks [J]. *Pattern Recognition*, 2018, 77(1): 354–377.

[3] Modarres M H, Aversa R, Cozzini S, et al. Neural network for nanoscience scanning electron microscope image recognition [J]. *Scientific Reports*, 2017, 7(1): 1–12.

[4] Mohapatra R K, Majhi B, Jena S K, Classification performance

analysis of MNIST dataest utilizing a multiresolution, technique[C]//Computing, Communication and Security (ICCC S), 2015 International Conference on. IEEE2015: 1-5.

[5] Cai Huaiyu, Wu Xiaoyu, Zhuo Liran, et al. Fast sift image mosaic method combined with edge detection [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(11): 1126003. (in Chinese)

[6] Wang Jiping, Zhi Xiaorong, Hang Jihong. Analysis of forest landscape pattern grade characteristics based on GIS and PCA dimension reduction [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(1): 195–201+179. (in Chinese)

[7] Zhou Feiyan, Jin Linpeng, Dong Jun. A review of convolutional neural networks [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2017, 40(06): 1229–1251. (in Chinese)

[8] Wang Hongxia, Zhou Jiaqi, Gu Chenghao, et al. Design of activation function inconvolution neural network for image classification [J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2019, 53(7): 1363–1373. (in Chinese)

[9] Wu Yunxia, Tian Yimin. Recognition method of coal and rock based on maximum pool sparse coding [J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2017, 39(7): 981–987. (in Chinese)

[10] Liang Minjian, Cui Xiaoyu, Song Qingsong, et al. Traffic sign recognition method based on hog Gabor feature fusion and softmax classifier [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2017, 17(3): 151–158. (in Chinese)

[11] Wang Jun, Zheng Tong, Lei Peng, et al. Recognition method of gesture action radar based on convolutional neural network [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2018, 44(6): 1117–1123. (in Chinese)

[12] Zheng Yili, Zhang Lu. Plant leaf image recognition method based on convolution neural network of transfer learning [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(S1): 354–359. (in Chinese)

[13] Long Mansheng, Ouyang Chunjuan, Liu Huan. Image recognition of oil tea disease based on convolution neural network and migration learning [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(18): 194–201. (in Chinese)

[14] Liu Qiong, Li Zongxian, Sun Fuchun. Image recognition and classification based on deep belief convolution neural network [J]. *Tsinghua Science and Technology*, 2018, 58(9): 781–787. (in Chinese)