

# 基于卷积神经网络的标识牌识别技术<sup>①</sup>



董正通, 王 涛, 赵侦钧, 耿子贺

(山东建筑大学 信息与电气工程学院, 济南 250101)

通讯作者: 王 涛, E-mail: [wlyiran@126.com](mailto:wlyiran@126.com)

**摘 要:** 目前而言, 我国标识识别技术正处于飞速发展阶段, 具体体现在处理精度、再现性、灵活性、适用面、信息压缩等方面, 但是, 在实际发展过程中, 该技术的发展还是受到了实际需求的限制. 深度学习模型运算量大, 难以在轻量级嵌入式设备上运行, 工业生产中噪声种类繁多复杂, 影响识别准确性. 针对上述问题, 本文提出一种基于卷积神经网络的标识识别技术, 利用改进的 Canny 边缘检测算法, 来增强对边缘信息提取时的鲁棒性, 实现在高噪声环境下对标识牌精准提取. 另外为了进一步提高识别准确率, 本文利用 CNN 和椭圆拟合相结合的思路, 把模型识别结果和椭圆拟合结果相结合来判别识别的准确性, 在增加少量运算量的同时提高识别准确率.

**关键词:** CNN; 椭圆拟合; 标识识别; Canny; 深度学习

引用格式: 董正通, 王涛, 赵侦钧, 耿子贺. 基于卷积神经网络的标识牌识别技术. 计算机系统应用, 2021, 30(10): 156-163. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/8158.html>

## Logo Recognition Technology Based on Convolutional Neural Network

DONG Zheng-Tong, WANG Tao, ZHAO Zhen-Jun, GENG Zi-He

(School of Information and Electrical Engineering, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China)

**Abstract:** At present, the logo recognition technology in China is being rapidly developed, which is embodied in processing accuracy, reproducibility, flexibility, applicability, and information compression. However, the development of this technology is still limited by actual demands. The deep learning model has heavy computation and is difficult to run on lightweight embedded devices. There are many and complex noises in industrial production, which affect the recognition accuracy. To solve the above problems, this study proposes a logo recognition technology based on the convolutional neural network. An improved Canny edge detection algorithm is used to enhance the robustness in edge information extraction, and signs are accurately extracted in a high-noise environment. In addition, to further improve the recognition accuracy, in the combination of Convolutional Neural Network (CNN) and ellipse fitting, this study combines the model recognition and ellipse fitting results to determine the recognition accuracy. This method improves the recognition accuracy while increasing a small amount of calculation.

**Key words:** Convolutional Neural Network (CNN); ellipse fitting; logo recognition; Canny; deep learning

2011 年德国提出“工业 4.0 计划”, “工业 4.0”是指以智能制造为主导的第 4 次工业革命, 旨在实现智能工厂、智能生产、智能物流, 从而实现智能制造. 这和中国制造 2025 的主题思想是一致的, 都是推动制造业

向智能化方向转型. 现如今工业生产已经基本实现自动化, 要想实现自动化到智能化的过度, 需要寻找一种新的方案来弥补自动化生产中的不足. 随着大数据时代的来临, 人脸识别技术、车牌识别技术、语音识

① 基金项目: 山东省重大科技创新工程 (2018YFJH0306)

Foundation item: Major S & T Innovation Program of Shandong Province (2018YFJH0306)

收稿时间: 2020-12-23; 修改时间: 2021-01-25, 2021-02-23; 采用时间: 2021-03-03

别、智能停车场等一系列智能产品应用走进人们的生活。人工智能可以实现某些方面替代人的作用,应用于工业生产中将会在解放劳动力同时提高生产效率,是推动工业生产走向智能化的第一大助力。标识识别技术作为人工智能的一种,同样在工业生产中占据了重要的作用,现如今比较火热的瓶盖封装检测、汽车智能生产都和标识识别技术密切相关。但是在一些传统的工业生产中,标识识别技术还难以应用,如墙材生产线、水泥粉磨生产线等。其主要原因就是生产环境恶劣,噪声复杂多变,标识识别技术难以推广。本次研究以卷积神经网络 CNN<sup>[1-7]</sup>为核心,通过对算法的改进和多种算法结合,寻找一种能够在高噪声环境下对标识精准识别的方法。

与其它标识识别技术研究内容不一样,高噪声环境下,首先要考虑的是对标识牌的精准提取问题,精准提取的前提是能够准确定位到标识牌的边缘,这就需要用到边缘检测算法<sup>[8-10]</sup>,目前比较流行的边缘检测算法大部分是在基于检测算子来实现的,其中效果比较好的边缘检测算子有 Sobel 算子<sup>[11]</sup>、Prewitt 算子、Roberts 算子、Canny 算子<sup>[12,13]</sup>。Canny 边缘检测算子在抑制多边缘响应和边缘精细度上具有较好的效果,但是在高噪声环境下,Canny 边缘检测算子还是难以满足对边缘精准提取的需求,文中对 Canny 边缘检测算法加以研究改进,使其能够在高噪声环境下实现对标识边缘得定位,提取标识得边缘信息,进而实现对标识牌得精准提取,构建标识牌数据集,为卷积神经网络得训练做准备。

## 1 标识数据采集

### 1.1 标识牌设定

墙材生产中工作环境是比较恶劣的,灰尘浓度较大,噪声干扰较多。标识牌镶嵌在窑车壁的下方,要随同窑车进入烧坯窑,烧坯窑上层温度最高可达到 1300 °C,下层最高温度可达到 400 °C,考虑其高温特性的影响,标识牌经过灼烧后颜色会发生改变,如果单纯的利用颜色的特性来做识别的话很难实现,另外在标识牌的材质上要选用耐高温的钢材质。针对标识牌的颜色多变的特性,利用镂空的圆孔的二进制排列来代替纯数字标识,圆孔的特征值较为明显,不易被灰尘遮挡,镂空的圆孔凹凸感强烈,光照时产生的色差明显,在高噪声的工业环境下便于识别。标识牌上最多可以刻 8 个

圆孔,圆孔依照二进制进行排列,能够对  $2^8=256$  辆标识物标记,其排列结构如图 1,标识牌长 10 cm,宽 5 cm,圆孔直径大小为 1.5 cm,圆孔之间的间隔为 1 cm。

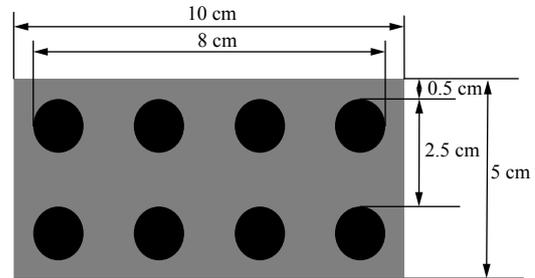


图 1 标识牌结构图

### 1.2 数据采集

首先需要采集大量的标识数据做数据集,通过对数据集训练来构造训练模型。数据采集的核心部分是对标识牌提取,这就需要用到边缘检测算法 Canny,边缘检测算法可以通过提取标识牌的边缘信息,来确定标识牌的大小和具体所在位置,为标识牌的精准提取做准备。传统的 Canny 边缘检测算法在对边缘提取时容易造成边缘缺失,导致提取精度不够,无法对标识牌精准提取。这主要是由于 Canny 边缘检测算法中高斯降噪<sup>[8]</sup>部分导致的,高斯降噪在去除高斯噪声的同时会降低图片的边缘信息,导致边缘信息缺失。因此需要对 Canny 中的高斯降噪部分进行改进,在保留降噪功能的同时能保留边缘信息。

高斯降噪主要通过构建高斯卷积核与图像进行卷积运算,利用权重因素对高斯噪声加以模糊处理,使图像变得平滑。分别取含有边缘和未含有边缘信息的像素矩阵,如图 2 所示。

101	132	131	101	96	101
98	145	141	98	100	104
105	140	138	105	102	105

(a) 含有边缘像素

(b) 未包含边缘像素

图 2 像素矩阵

从图 2 中可以看出含有边缘得像素矩阵第 1 列和第 2 列以及第 3 列像素值差异较大,未含有边缘信息得像素值差异较少。高斯降噪中,中心点像素值由其余 8 个像素点加权平均得到,未含有边缘信息的像素矩阵与权重进行卷积运算后,中心像素值变化不大,含有边

缘信息的像素矩阵则与其相反, 这样会将差异较大的边缘像素值模糊掉。

从图3中可以看出包含边缘信息的中心像素值变化较大, 由145变为126, 未包含边缘信息的像素值基本不变, 该过程是造成边缘信息缺失的主要因素, 因此需要对高斯模糊算法进一步优化, 降低其降噪过程中对边缘的模糊程度。

101	132	131	101	96	101
98	126	141	98	101	104
105	140	138	105	102	105

(a) 含有边缘像素 (b) 未包含边缘像素

图3 卷积运算后像素值变化

这里选用双边滤波<sup>[14]</sup>来代替高斯模糊算法, 双边滤波能够在平滑图像去噪的同时可以很好地保留边缘信息, 这主要是由于它的滤波器核由空间域核和值域核生成, 空间域核是由每个像素的位置对应的欧式距离决定的模板权值, 公式如下:

$$w_d(i, j, k, l) = \exp\left(-\frac{(i-k)^2 + (j-l)^2}{2\delta_d^2}\right) \quad (1)$$

其中,  $i, j$  代表的是坐标矩阵  $y(i, j)$  中的坐标点, 定义为  $q(i, j)$ ,  $k, l$  为坐标矩阵  $y(i, j)$  中的中心坐标点, 定义为  $p(i, j)$ , 对应高斯函数的标准差, 属于上面讲解的高斯核函数, 从式(2)中可知, 是计算临近点  $q$  到中心点  $p$  的临近程度, 因此空间域核是用来衡量空间临近的程度。

值域核表示图像中像素的差值决定的模板权值, 公式如下:

$$w_r(i, j, k, l) = \exp\left(-\frac{\|f(i, j) - f(k, l)\|^2}{2\delta_r^2}\right) \quad (2)$$

其中,  $f(i, j)$  对应坐标点  $y(i, j)$  的像素值,  $f(k, l)$  为  $y(i, j)$  中心坐标点对应的像素值, 为高斯函数的标准差, 值域核的范围在  $[0, 1]$  之间。

将式(1)和式(2)相乘就可以得到双边滤波器的模板权值, 如式(3)所示。

$$\begin{aligned} w(i, j, k, l) &= w_d(i, j, k, l)w_r(i, j, k, l) \\ &= \exp\left(-\frac{(i-k)^2 + (j-l)^2}{2\delta_d^2} - \frac{\|f(i, j) - f(k, l)\|^2}{2\delta_r^2}\right) \end{aligned} \quad (3)$$

进一步化简可以得到双边滤波器的数据, 如式(4)所示。

$$g(i, j) = \frac{\sum_{kl} f(k, l)w(i, j, k, l)}{\sum_{kl} w(i, j, k, l)} \quad (4)$$

从式(4)可知, 双边滤波是结合了高斯滤波和-截尾均值滤波器的一些特点, 综合了值域和空间域上的差别, 高斯滤波器只是利用了像素间的欧式距离来分配权重, 其使用的模板系数随着距离中心像素的距离增加而减少; 截尾均值滤波器利用局域内像素灰度值间的差, 去除最大值和最小值后再进行均值化, 实现对图像降噪的功能。

式(1)中, 空间域求的是  $n \times n$  ( $n$  为空间域核的大小) 局域内的坐标点 ( $p$ ) 到中心坐标点 ( $q$ ) 的距离, 距离的远近用来衡量像素之间的关联度, 而值域计算的是  $m \times m$  ( $m$  为值域核的大小) 局域内周边像素值和中心像素值的近似程度, 在图像上直观的理解就是, 当图像处于没有边缘信息的平坦区域, 局域内像素值差值较小, 值域趋近于1, 这时候就相当于对该部分进行高斯滤波, 在非边界区域相当于进行高斯滤波, 反之, 局域内像素值差值较大, 对应的值域趋近于0, 导致趋近于0, 当前像素收到的影响变小, 保留图像的边缘细节信息, 达到对图像降噪的同时, 保留图像边缘信息的效果。

原始图像中由于摄像头采集图片时光照的影响, 采集的图片会含有高斯噪声点, 需要用高斯滤波去除掉, 图4为降噪之前和高斯降噪之后的对比, 降噪之后高斯噪声点消失, 图像边缘变得模糊。图5进行边双边滤波降噪之后, 噪声消失, 图像边缘清晰, 有利于边缘算子对图像边缘的提取。

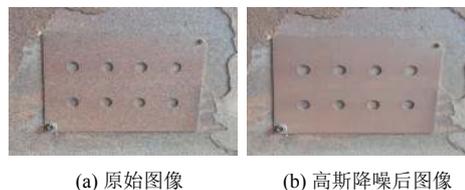


图4 高斯降噪

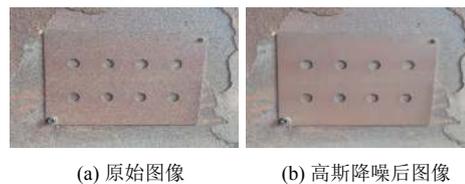


图5 双边滤波降噪

Canny 边缘检测算法主要由 4 部分组成: ① 对图像进行高斯降噪; ② 选用 Sobel 算子计算梯度幅值和方向; ③ 根据幅值对图像进行非极大值抑制; ④ 用双阈值算法检测和链接边缘. 本文将 ① 中的高斯降噪算法由双边滤波算法代替, 在降噪的基础上增强边缘信息, 图 6 分别展示了高斯降噪和双边的边缘提取效果, 图 7 展示了标识牌的提取效果, 能够对标识牌实现精准提取.

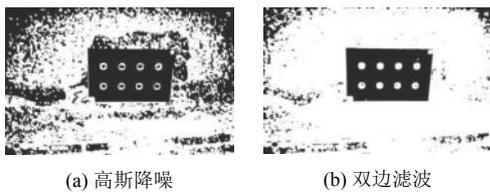


图 6 边缘提取

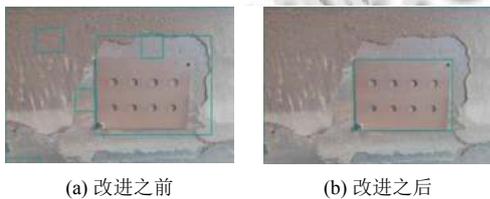


图 7 标识牌提取

从提取效果来看, 改进之后可以对标识牌精准提取, 符合提取要求.

## 2 模型训练

本文利用椭圆拟合算法和卷积神经网络相结合. 标识牌是由圆孔的二进制排列实现的, 以第 285 个标识牌为例, 只有当识别结果与标签 285 对应, 且椭圆拟合得出的圆孔个数和实际标识牌圆孔个数相一致时, 才判定识别结果正确, 这样会一定程度上降低识别错误率.

### 2.1 CNN 卷积神经网络

通过改进的 Canny 算法对标识牌进行采集, 共提取到 8000 组数据用于训练, 模型选用在图像识别方向应用较好的卷积神经网络, 其结构特征图如图 8 所示.

隐含层包含卷积层, 池化层和全连接层.

$$\begin{cases} y(i, j) = [G * w] + b \\ = \sum_{e=1}^E \sum_{x=1}^f \sum_{y=1}^f \sum_{a=1}^A [G_e(si + x, sj + y)w_a(x, y)] + b \\ (i, j) \in \{0, 1, 2, \dots, L_{l+1}\}, L_{l+1} = \left\lfloor \frac{L_l}{s} \right\rfloor \end{cases} \quad (5)$$

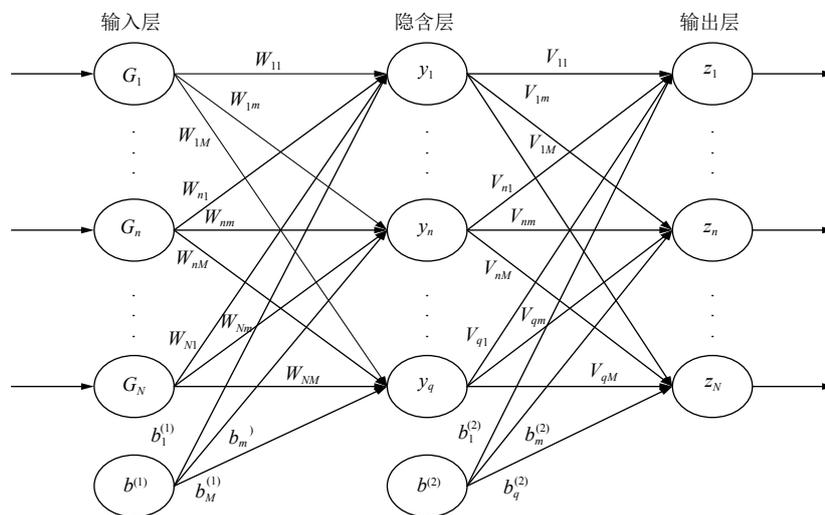


图 8 CNN 网络结构图

假设输入为  $G$ , 隐含层只含有卷积层, 则输出可以用式 (6) 来表示.  $G$  和  $y(i, j)$  为卷积层输入和输出,  $w$  为权重,  $b$  为偏置,  $e$  为卷积输出对应的通道数,  $L_l$  为输入尺寸,  $f, s$  和  $p$  分别对应卷积核大小、卷积步长和填充, 这样可以通过参数  $L_l, s$  得到下一卷积层的输入尺

寸  $L_{l+1}$ . 卷积层个数为 2, 卷积核大小为  $3 \times 3$ , 通道数为  $e$  为 3, 步长为 1, 假设输入  $G=(G_1, \dots, G_n, \dots, G_N)$ , 个数为  $N$  个, 隐含层输出  $y=(y_1, \dots, y_n, \dots, y_q)$ , 隐含层神经元个数为  $q$  个, 输出层  $Z=(Z_1, \dots, Z_n, \dots, Z_N)$ , 个数为  $N$  个, 可以进一步简化得到式 (6).

$$\begin{cases} y_1 = [G_1 * w_1] + b_1^{(1)} = \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^N [G_i * w_{l1}] + b_1^{(1)} \\ \dots \\ y_n = [G_n * w_n] + b_1^{(2)} = \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^N [G_i * w_{ln}] + b_1^{(2)} \\ \dots \\ y_q = [G_q * w_q] + b_1^{(3)} = \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^N [G_i * w_{lM}] + b_1^{(3)} \end{cases} \quad (6)$$

在卷积层中每个神经元连接数据窗的权重是固定的,每个神经元只关注一个特性.神经元就是图像处理中的滤波器,比如边缘检测专用的 Sobel 滤波器,即卷积层的每个滤波器都会有自己所关注一个图像特征,比如垂直边缘,水平边缘,颜色,纹理等等,这些所有神经元加起来就好比就是整张图像的特征提取器集合,通常这些特征是以非线性的关系进行组合,为了增加表达的复杂性,把线性关系转化为非线性关系,卷积层添加激励函数 ReLU (Rectified Linear Unit),把卷积层输出结果做非线性映射,一定程度上避免了梯度消失和梯度饱和的问题.其表达形式如式 (7).

$$A_{i,j,k}^1 = f(Z_{i,j,k}^1) \quad (7)$$

其中,  $Z$  为输入,  $A$  为输出,  $f$  为激励函数,则输出可以由式 (8) 得到.

$$\begin{cases} z_1 = [f(y_1) * v_1] + b_2^{(1)} = \sum_{i=1}^q \sum_{l=1}^q [f(y_i) * v_{l1}] + b_2^{(1)} \\ \dots \\ z_n = [f(y_n) * v_n] + b_2^{(2)} = \sum_{i=1}^q \sum_{l=1}^q [f(y_i) * v_{ln}] + b_2^{(2)} \\ \dots \\ z_N = [f(y_N) * v_N] + b_2^{(3)} = \sum_{i=1}^q \sum_{l=1}^q [f(y_i) * v_{l1}] + b_2^{(3)} \end{cases} \quad (8)$$

另外在卷积层后,一般需要加入池化层和全连接层,池化层可以在保留主要特征的前提下,减少参数的运算量.常见的池化方式有两种,均值池化和极大值池化.本文采用均值池化的方法,池化公式如下所示.

$$A_k^l(i, j) = \left[ \sum_{x=1}^f \sum_{y=1}^f A_k^l(si + x, sj + y) \right]^{\frac{1}{p}} \quad (9)$$

其中,  $p$  为预指定参数,均值池化时  $p=1$ ,其余参数和卷积层的相同,均值池化会模糊掉边缘的特征值,为了保留边缘特征值,这里采用极大值池化的方式.全连接层主要把训练参数铺展开来,对提取的特征进行非线性组合,在这里加入 dropout,以一定的概率舍弃神经元,可以避免训练中存在的一定的偶然性,使训练得到更好的效果.模型训练的整体结构图如图 9 所示.

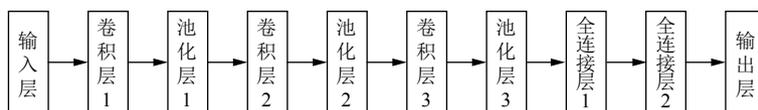


图 9 CNN 模型结构图

该模型训练结构由 5 部分组成,分别包括 1 个输入层、3 个卷积层、3 个池化层、2 个全连接层、1 个输出层组成,忽略梯度爆炸和梯度消失等问题,层数越多,网络感受野越广,提取的特征值信息越多,有利于提高识别准确率,但是层数的加深会造成运算数量的增多,在实时性要求比较高的墙材生产线中难以满足要求,实际的测试过程中,既要考虑图像识别的准确性,又要考虑识别时的实时性,该研究是在基于树莓派平台上实现的,运行效率较低,过多的运算量会造成运行堵塞,太深的模型难以运行.

根据整体训练过程可以分为 5 部分: ① 权重初始化; ② 确定输入向量和输出值; ③ 根据权重和输入向量值求出隐含层和输出层各单元的输出; ④ 计算输出

和实际值之间的偏差; ⑤ 根据偏差值判断训练结果是否满足要求,满足要求则输出训练模型,训练结束,不满足则重复执行②以后的步骤,直到满足要求,输出训练模型.详细流程步骤,如图 10 所示.

### 2.2 椭圆拟合

已知椭圆方程可以由式 (10) 表示.

$$\begin{cases} ax^2 + bxy + cy^2 + dx + ey + f = 1 \\ 4ac - b^2 = 1 \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $a, b, c, d, e, f$  为常数项,令  $A=[a, b, c, d, e, f]^T, X=[x^2, xy, y^2, x, y]$ ,于是式 (11) 可以改写为  $AX=1$ ,这样椭圆拟合<sup>[15,16]</sup>得最优化问题可表示为式 (11).

$$\begin{cases} \min \|DA\|^2 \\ A^T CA = 1 \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $D$  为数据样本集合  $n \times 6$ ,  $6$  表示维度, 对应  $6$  个常数系数,  $n$  表示样本数,  $C$  为矩阵常数矩阵. 根据拉格朗日乘子法, 引入拉格朗日因数  $\beta$ , 得到以下两个等式.

$$\begin{cases} 2D^TDA - 2\beta CA = 0 \\ A^TCA = 1 \end{cases} \quad (12)$$

令  $S=D^TD$ , 那么上述方程可以改写为:

$$\begin{cases} SA = \beta CA \\ A^TCA = 1 \end{cases} \quad (13)$$

求解式 (10) 的特征值和特征向量  $(\beta_i, \theta_i)$ , 那么同样地  $(\beta_i, g\theta_i)$  也是式 (14) 的特征解, 其中,  $g$  是任意的实数, 根据方程  $A^TCA=1$ , 可以很容易地找到一个  $g$ , 使得  $g2\theta_i^TC\theta_i=1$ , 即:

$$g_i = \sqrt{\frac{1}{\theta_i^TC\theta_i}} = \sqrt{\frac{\beta_i}{\theta_i^TS\theta_i}} \quad (14)$$

最后令  $a_i=g_i\theta_i$ , 取  $g>0$  时对应的特征向量  $\theta$ , 即可作为椭圆拟合曲线的特征解, 另外可以通过设定椭圆长短轴的比例值, 对想要的椭圆进行拟合, 排除干扰性椭圆. 椭圆拟合示例图如图 11.

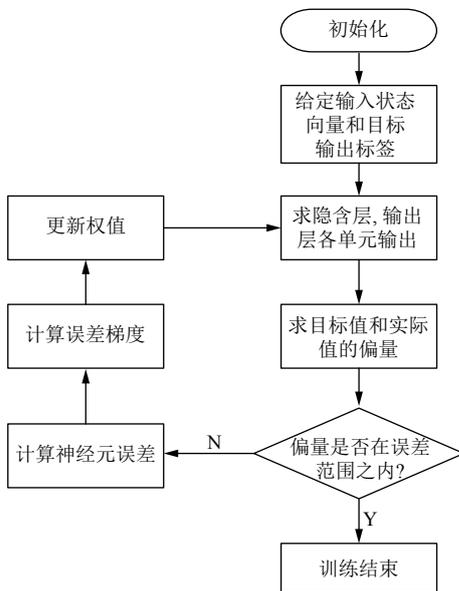


图 10 CNN 训练流程

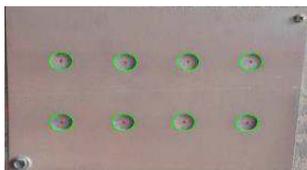


图 11 标识牌椭圆拟合效果图

### 2.3 椭圆拟合和 CNN 相结合

该识别系统是在基于轻量级嵌入式设备树莓派上运行的, 运行内存有限, 加深训练模型会导致运行内存不够用, 难以形成可靠的识别系统. 为了满足实时性和可靠性的要求, 进一步结合模型, 采用椭圆拟合和卷积神经网络相结合的原理来提高准确率, 整体模型训练结构图如图 12 所示. 通过圆孔个数和 CNN 识别结果的对比, 来判断识别结果, 增强模型的分类能力.

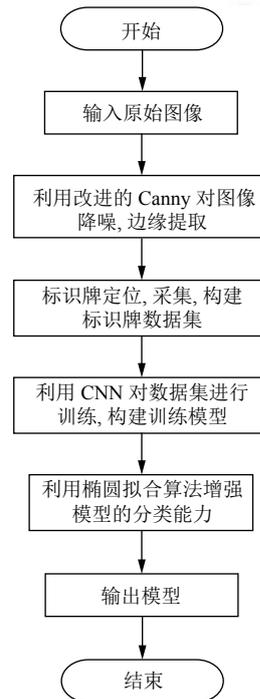


图 12 整体模型构建流程图

### 3 训练结果

首先选用 1 万组数据集对 CNN 模型进行测试, 测试结果如图 13 所示, 从图 13 中可以看出准确率上升波动较大, 损失函数直线下降后趋于稳定, 不符合一般的训练规律, 考虑产生了过拟合, 调整学习率并增大数据集到 4 万组, 另外增大 dropout 率, 舍弃掉无用的特征信息, 再次利用数据集进行训练, 训练结果如图 14 所示.

改变数据集和 dropout 率之后, 正确率上升趋于稳定, 损失函数下降符合一般规律, 这表明模型训练过程满足要求, 但是识别正确率较低, 趋于 0.8 左右, 增大识别准确率虽然可以通过加深训练模型的方法来提, 但是加深训练模型的同时必然会加大训练参数的运算量, 难以实现再轻量级嵌入式设备上运行, 因此采用椭圆拟合和 CNN 相结合的思路来提高识别率, 训练结果

如图 15 所示, 识别流程图如图 16 所示. 准确率与单独的 CNN 相比有显著的提高, 稳定在 0.96 左右, 满足模型训练要求.

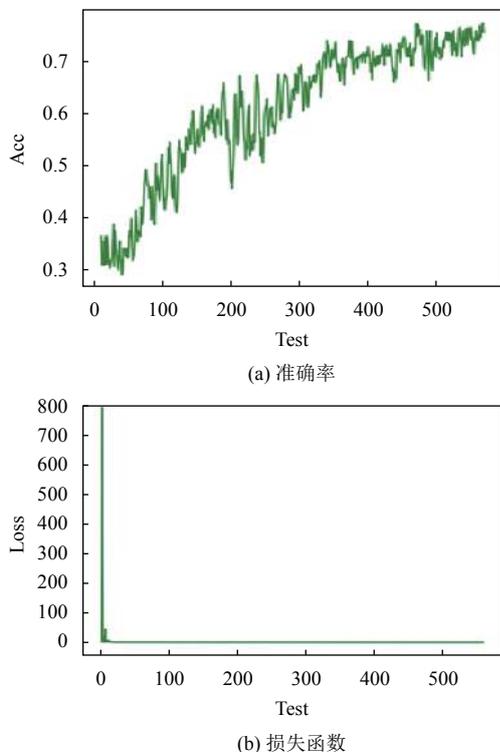


图 13 单独 CNN 训练结果 (1 万组数据集)

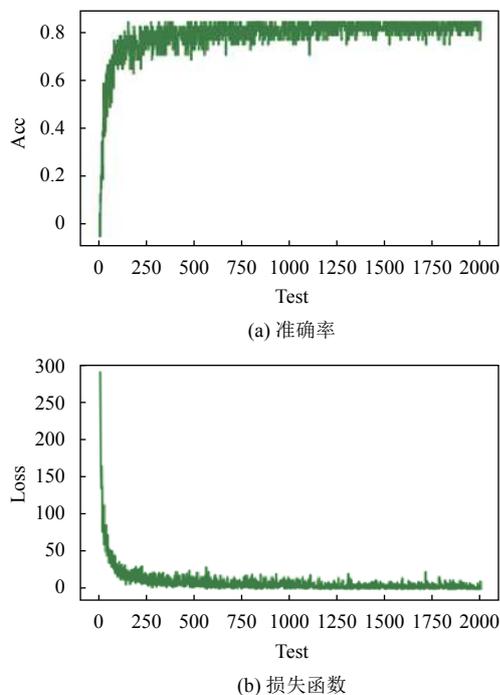


图 14 单独 CNN 训练结果 (4 万组数据集)

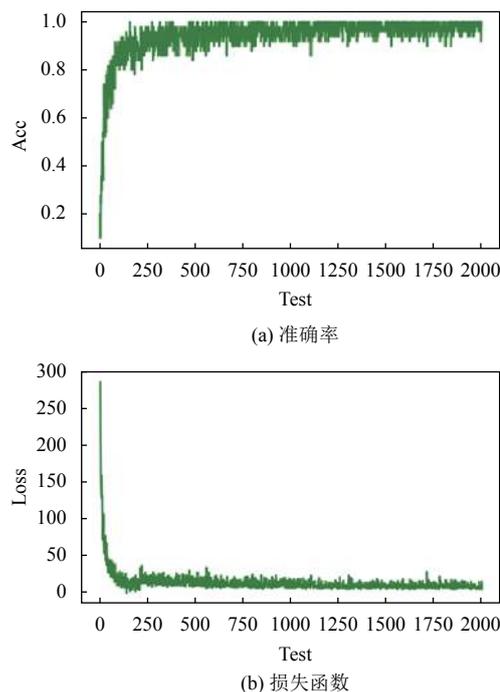


图 15 椭圆拟合和 CNN 相结合训练结果

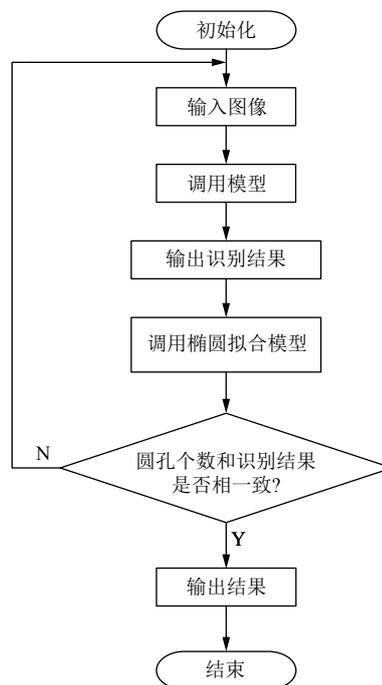


图 16 识别流程图

#### 4 总结

本文采用椭圆拟合和 CNN 相结合的思路, 提高了对标识牌的识别准确率, CNN 和椭圆拟合算法相结合,

标识识别率从 0.8 提高至 0.96 左右, 能够实现对标识牌的精准识别. 在标识牌提取上, 对 Canny 边缘检测算法中的高斯模糊算法进一步改进, 使其在对图像降噪的同时能够保留边缘信息, 便于对标识牌的精准提取. 虽然本文实现了对标识牌的精准识别, 但是在实时性上还有待进一步改进, 改进的高斯模糊算法在运行速度上要低于传统的高斯模糊算法, 并且椭圆拟合算法只适合带有圆孔的标识牌, 在通用性上较弱, 还有待进一步完善.

### 参考文献

- 1 Hussain BA, Hathal MS. Developing Arabic License Plate Recognition System Using Artificial Neural Network and Canny Edge Detection. *Baghdad Science Journal*, 2020, 17(3).
- 2 江帆, 刘辉, 王彬, 等. 基于 CNN-GRNN 模型的图像识别. *计算机工程*, 2017, 43(4): 257–262. [doi: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.04.044]
- 3 成秘. 改进 CNN 的图像分类模型研究 [硕士学位论文]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2020.
- 4 Su Y. A parallel computing and mathematical method optimization of CNN network convolution. *Microprocessors and Microsystems*, 2021, 80: 103571. [doi: 10.1016/j.micpro.2020.103571]
- 5 薛昆南. 基于卷积神经网络的视觉识别研究 [硕士学位论文]. 广州: 华南农业大学, 2016.
- 6 林旭斌. 基于 CNN 的视觉交互中图像处理关键技术研究 [硕士学位论文]. 广州: 华南理工大学, 2017.
- 7 何锐波, 狄岚, 梁久祯. 一种改进的深度学习的路面交通标识识别算法. *智能系统学报*, 2020, 15(6): 1121–1130.
- 8 朱地博, 李春贵, 张延丽. 抗噪形态学图像边缘检测算法的研究. *信息技术*, 2017, (7): 115–117.
- 9 李向前. 基于边缘检测的非局部均值图像去噪算法. *电脑编程技巧与维护*, 2020, (8): 3–6, 10. [doi: 10.3969/j.issn.1006-4052.2020.08.002]
- 10 许蓉, 王直, 宗涛. 基于改进高斯滤波的医学图像边缘增强. *信息技术*, 2020, 44(4): 75–78.
- 11 朱加乐. 基于 Sobel 算子及改进的最小二乘圆拟合的 PET 瓶口缺陷检测 [硕士学位论文]. 南京: 南京大学, 2017.
- 12 夏建芳, 巢军. 一种改进的 Canny 边缘检测算法. *电子世界*, 2017, (10): 22–23. [doi: 10.3969/j.issn.1003-0522.2017.10.012]
- 13 李长有, 陈国玺, 丁云晋. 改进 Canny 算子的边缘检测算法. *小型微型计算机系统*, 2020, 41(8): 1758–1762. [doi: 10.3969/j.issn.1000-1220.2020.08.031]
- 14 Jin LH, Xiong CQ, Liu H. Improved bilateral filter for suppressing mixed noise in color images. *Digital Signal Processing*, 2012, 22(6): 903–912. [doi: 10.1016/j.dsp.2012.06.012]
- 15 梁琼, 赵慧民, 葛任贤, 等. 基于椭圆拟合的改进 Hough 变换算法在眼控系统中的应用研究. *广东技术师范大学学报*, 2020, 41(3): 9–15. [doi: 10.3969/j.issn.1672-402X.2020.03.003]
- 16 郑增, 李明, 韦庆玥, 等. 基于 OpenCV 的椭圆特征识别算法改进. *计量与测试技术*, 2019, 46(8): 86–88, 93.