

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902768

基于 CNNs 识别反馈的点阵字符检测方法

曹泽卫 欧 阳 林冬婷 李柏林
(西南交通大学 机械工程学院 成都 610031)

摘 要:针对点阵字符因错误分割导致识别准确率较低的问题,提出了一种基于卷积神经网络(CNNs)识别反馈的点阵字符检测方法。首先采用多尺度窗口获取多个候选区域并建立 CNNs 对其进行识别,利用投票机制对多个识别结果进行综合决策,然后根据决策结果反向定位点阵字符并完成字符分割,最后提出一种滑动翻转窗口对所有字符进行分割与识别。实验结果表明,该方法在点阵字符的定位准确率和识别率方面都优于传统字符识别方法,分别达到了 97.53%和 97.50%。

关键词:多尺度滑动窗口;卷积神经网络;滑动翻转窗口;反馈定位;点阵字符识别
中图分类号: TN 911.73;TP 391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520

Dot matrix character detection method based on CNNs recognition feedback

Cao Zewei Ou Yang Lin Dongting Li Bailin
(School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract:The recognition accuracy of dot matrix characters is low due to error segmentation, this paper proposes a dot matrix character detection method based on convolutional neural network (CNNs) recognition feedback. Firstly, multi-scale windows are used to acquire multiple candidate regions and CNNs are established to identify them. The voting mechanism is used to make comprehensive decisions on multiple recognition results, and then the lattice characters are reversed according to the decision result and the character segmentation is completed. Finally, a sliding flip window is proposed to segment and identify all characters. The experimental results show that the proposed method outperforms the traditional character recognition method in the segmentation accuracy and recognition rate of dot matrix characters, reaching 97.53% and 97.50% respectively.

Keywords:multi-scale sliding window; convolutional neural networks; sliding and flip window; feedback and positioning; dot matrix character recognition

0 引 言

食品的生产日期和保质期是关系到食品安全,消费者权益,企业责任的重要依据。目前市场上大部分食品的生产日期和保质期是通过点阵喷墨打印机将点阵字符打印到食品包装上,难免会出现漏印、打印不全等问题。因此,检测、识别食品包装上的点阵字符对剔除不合格的产品有着至关重要的作用。

针对点阵字符的识别,研究人员提出了一些有效的方法^[1-13]。文献[1]使用连通域分析、垂直投影提取出单个字符,再使用模板匹配和支持向量(support vector

machine,SVM)的方法进行字符识别。文献[3]使用垂直投影法定位点阵字符,用卷积神经网络(CNNs)识别点阵字符。传统方法将点阵字符的识别分为分割和识别两个独立的步骤,使得识别结果受定位结果的掣肘,即定位结果的错误往往导致识别结果的错误。此外,常用的定位方法存在一些局限,如投影定位方法^[3,7,9,14]对于点阵字符与边界贴合、点阵字符弯曲的情况敏感,定位正确率较低;连通域分析方法^[2,6,11,15]需要对字符进行形态学运算,往往会在两个不同字符之间形成连通域。相较于字符定位方法,字符识别方法中,基于神经网络的方法^[3,16-18]取得了较高的识别率和稳定性。滑动窗口方法在车牌和仪器识别^[15,19-20]中应用较广,能够解决字符变

形,字符与边界贴合等问题,但传统的滑动窗口算法耗时较长。

因此,本文基于滑动窗口方法能够解决字符变形、字符与边界贴合的问题,以及点阵字符识别效果受制于点阵字符分割结果的情况,提出一种基于 CNNs 识别反馈的点阵字符检测方法。本文方法的主要贡献包括建立字符识别与字符定位的反馈机制,克服点阵字符的定位结果对字符识别率的影响;采用投票机制对多个识别结果进行综合决策,进一步增强 CNNs 识别结果的鲁棒性;使用滑动翻转窗口方法替换滑动窗口步进方法,与传统滑动窗口相比加快了算法的识别速度。

1 本文方法

1.1 算法的整体流程

以流水线上采集的旺仔牛奶盒图像为例进行研究,如图 1 所示,红色框内定义为感兴趣区域,蓝色框内定义为黑色区域。第一行点阵字符的第 1 个字母表示生产地,后 8 位字符表示生产时间的年、月、日;第 1 行点阵字符的前 6 个字符表示生产时间的时、分、秒,最后 3 位表示生产线信息。



图 1 旺仔牛奶盒图像

Fig. 1 Image of wangzai milk carton

首先对图像进行预处理并提取感兴趣区域,然后通过多尺度窗口将多个候选区域输入 CNNs 进行识别得到各区域的识别结果,采用投票机制对多个识别结果进行综合决策,获得最终的字符识别结果,并以此反向定位完成字符的分割。最后统计该图像上识别的字符个数,若字符个数少于预期字符个数,那么将对感兴趣区域外的黑色部分进行字符提取,并将新提取的字符与原感兴趣区域拼接得到新的感兴趣区域,重新进行字符识别过程。若字符个数满足预期个数,则完成字符识别。本文算法流程如图 2 所示。

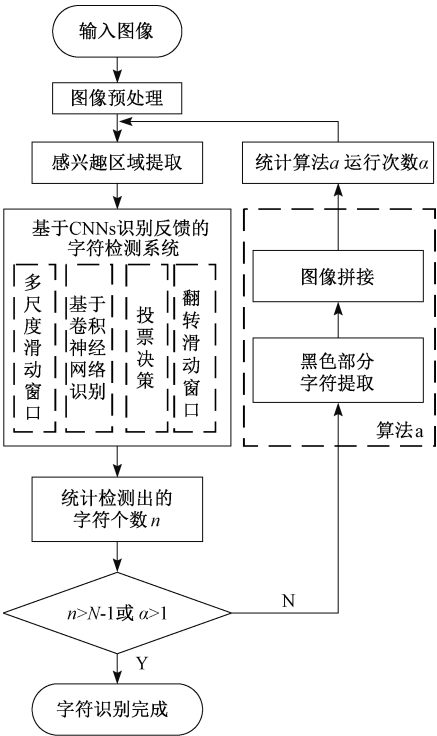


图 2 点阵字符识别算法流程

Fig. 2 Flow chart of dot-matrix character recognition algorithm

1.2 图像预处理与感兴趣区域提取

图像的采集过程中会受到外界多方面的影响,导致得到的图像之间光照强度并不相同,图像本身也会出现光照不均匀的现象,如图 3(a) 所示。因此对图像进行一定的预处理以增强字符识别的鲁棒性。

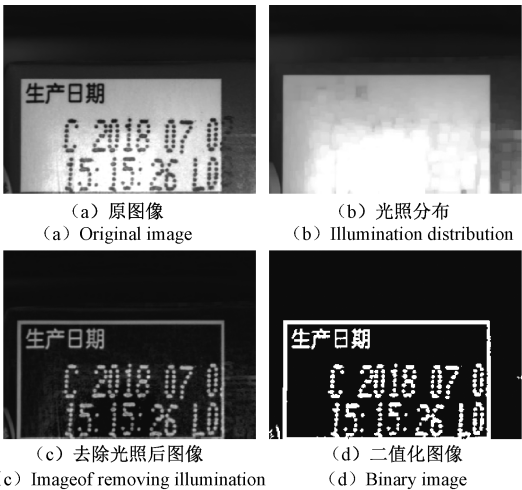


图 3 点阵字符预处理图像

Fig. 3 Preprocessing of dot-matrix character

本文通过计算光照分布图以削弱光照不均对图像处理造成的影响,定义为原图像减去光照分布图像,即:

$$h(x, y) = g(x, y) - f(x, y) \quad (1)$$

式中: $h(x, y)$ 、 $g(x, y)$ 、 $f(x, y)$ 分别表示去除光照后的图像、原图像、光照分布图像。

光照分布图像 $f(x, y)$ 的计算公式如式(2)所示。

$$f(x, y) = \max_{\substack{i \in (1, m) \\ j \in (1, n)}} (g(i, j)) \quad (2)$$

式中: $g(i, j)$ 表示位于图像 (i, j) 处的像素值, (m, n) 表示中心点在 (x, y) 处, 大小为 $m \times n$ 的滤波器窗口。

图 3(a) 减去背景光照图 3(b) 后得到图 3(c), 明显突出了字符目标, 然后使用最大类间方差法 (Otsu) 对其进行二值化处理, 能够较好地保存点阵字符特性, 去除部分噪点, 如图 3(d) 所示。

上述预处理方法能够处理喷印在白色区域内的字符, 但会丢失落在白色区域外的点阵字符, 如图 3(d) 中最后一列点阵字符。同时考虑到生产实际过程中只有少部分点阵字符被喷印到白色区域外, 因此本文在字符识别阶段结束后, 通过统计字符总数来判断是否需要丢弃丢失的字符进行补充识别, 具体方法将会在下文中进行阐述。采用 Sutheebanjard 等^[21]提出的方法计算感兴趣区域的左、右、上、下边界, 然后对图 3(d) 的二值化图像进行分割, 获得感兴趣区域, 如图 4 所示。

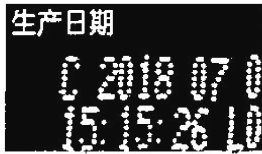


图 4 感兴趣区域

Fig. 4 ROI image

1.3 基于多尺度滑动窗口的 CNNs 识别

1) 多尺度滑动窗口

文献[15-16]对滑动窗口算法的描述为在大小为 $W \times H$ 的图中按一定移动规律移动 $w \times h$ ($w < W, h < H$) 的窗口, 并对窗口内的图像进行一系列运算, 运算结束后窗口按照预先设定的路线或规则向下一个位置移动。假设传统滑动窗口 $b_0 = (x_0, y_0, w_0, h_0)$, (x_0, y_0) 为滑动窗口左上角的坐标点, w_0 和 h_0 分别为滑动窗口的宽度和高度。

传统的滑动窗口算法具有平移鲁棒性、算法结构简单等性能, 在印刷体字符分割、识别等任务中有相关应用。但是本文采用点阵字符为研究对象, 虽然点阵字符之间的长度特征和宽度特征具有一定的相似性, 但并非完全相同。因此, 直接使用传统的滑动窗口算法不能较好地提取字符区域。

在此基础上, 本文提出采用多尺度滑动窗口, 设置 i 个窗口 $b_i = (x_i, y_i, w_i, h_i)$, $i = 1, 2, 3, \dots, n$, 同时进行字

符候选区域的提取。

$$\begin{cases} x_i = x_0 + \Delta x_i \\ y_i = y_0 + \Delta y_i \\ w_i = w_0 + \Delta w_i \\ h_i = h_0 + \Delta h_i \end{cases} \quad (3)$$

式中: $(\Delta x_i, \Delta y_i)$ 、 Δw_i 、 Δh_i 分别表示坐标点、宽度、高度的变化量。

本文实验包括基础窗口 b_0 在内, 共使用 9 种不同尺度大小的窗口来提取字符候选区域, 如图 5 所示。

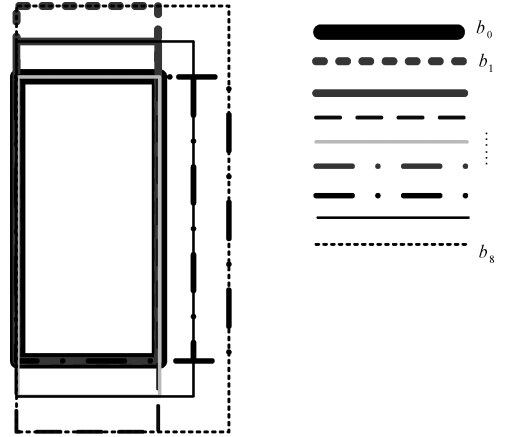


图 5 多尺度滑动窗口示意图

Fig. 5 Schematic diagram of multi-scale sliding window

2) 基于 CNNs 的识别

多尺度滑动窗口一次能够获得多个不同尺度的字符候选区域, 如图 6 所示 (为便于观察, 仅绘制了 3 个候选框; fc12 表示 12 分类的全连接层), 然后使用 CNNs 对多尺度字符候选区域进行识别, 如式(4)所示。

$$[c_i, p_i] = F(b_i) \quad i = 0, 1, \dots, 8 \quad (4)$$

式中: c_i 、 p_i 分别为字符区域 b_i 经过神经网络后得到的标签和概率值; $F(\cdot)$ 表示使用 CNNs 处理, 本文使用 Resnet18 模型^[22]对牛奶盒点阵字符进行识别。

3) 投票决策

经过 CNNs 识别后, 得到的标签集合和概率集合分别为 $C = [c_i]$ 和 $P = [p_i]$, $i = 0, 1, \dots, 8$ 。投票决策算法能够融合多个识别结果, 进一步提高字符识别的准确度和鲁棒性。通过投票决策算法统计标签集合 C 中, 各个字符标签的频数, 如式(5)所示。

$$Num_i = frequency(c_i) \quad i = 0, 1, \dots, 8 \quad (5)$$

式中: $frequency(\cdot)$ 函数统计标签的频数。

当出现最大频数 Num 大于阈值 T 时, 取最大概率 p_k 为点阵字符识别概率, p_k 对应的标签 c_k 为点阵字符的识别结果, 并以此反向定位候选框 b_k 为字符定位区域, 如式(6)所示。

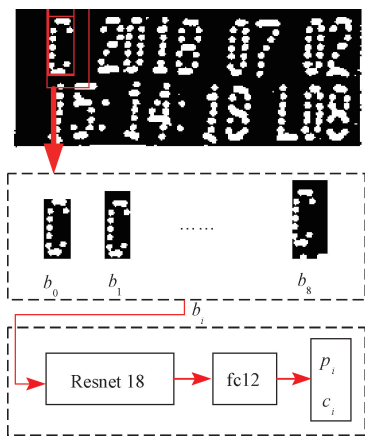


图 6 多尺度候选区域识别

Fig. 6 Recognition of multi-scale candidate regions

$$\begin{cases} p_k = \max(p_i), Num > T \\ c_k = c_i, p_i = p_k \\ b_k = b_i, p_i = p_k \end{cases} \quad (6)$$

式中: 阈值 T 在本文实验中取 7。

通过基于多尺度滑动窗口的 CNNs 识别方法, 建立了一种字符识别到字符定位的反馈机制, 实现了由字符识别结果到字符位置的反向定位, 克服了传统点阵字符识别算法中字符定位对字符识别结果的影响。

1.4 改进的滑动翻转窗口

本文提出的基于多尺度滑动窗口的 CNNs 识别中, 需要对每个字符的候选区域进行字符识别, 假设图像感兴趣区域的大小为 250×150 , 字符长、宽分别为 50 和 20, 按步进长度为 2 计算, 可以得到 103 500 张 ($230 \times 100 \div 2 \times 9$) 字符候选区域, 因此图像处理的速度较慢, 低了算法的时效性。

为提高字符识别的速率, 本文提出了一种改进的滑动翻转窗口。具体可以描述如下, 滑动翻转窗口寻找下一个点阵字符位置的过程可以分为滑动和翻转两种方式。当 CNNs 无法检测到在窗口内存在点阵字符时, 窗口与传统滑动窗口运动方式相同, 进行滑动运动, 如图 7(a) 所示; 当 CNNs 在窗口内能够检测到点阵字符时, 窗口将会进行翻转运动, 如图 7(b) 所示。类似的, 字符检测的窗口也可以向下进行翻转。通过利用点阵字符识别结果来判断窗口的下个运动位置, 大大减少了需要提取的字符候选区域数量, 加快了算法运行的速度。

1.5 字符识别的完整性判断与缺失补充

完成整张图像中的点阵字符识别后, 统计了已识别出的字符个数 n 。同一种产品具有相同的字符个数 N 。当 $n < N$ 时, 说明有部分点阵字符落入白色感兴趣区域外, 需要对其进行丢失字符的二次提取。

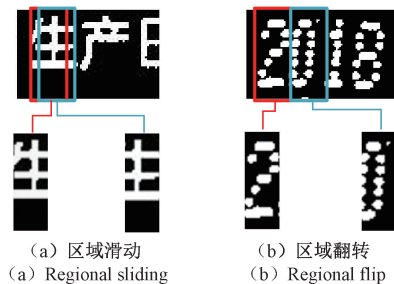


图 7 滑动翻转窗口示意图

Fig. 7 Schematic diagram of slide and flip window

本文根据点阵字符灰度值小于背景灰度值的特性, 采用式(7)对点阵字符进行提取, 提取字符的部分结果如图 8 所示。

$$outing = \beta(img - s(Aver(img_i, h_i))) \quad i = 1, 2, \dots, H \quad (7)$$

式中: 常数 $\beta = 10$; 将图像分为 3 个部分, 即 $H = 3$; img_i 表示原图像 img 的第 i 个子图像; $Aver(\cdot)$ 表示均值滤波处理; $s(\cdot)$ 表示将图像按照原来的位置进行拼接; h_i 为均值滤波核, 大小为 $h_i_length = \lceil \alpha - mean(img_i) \rceil$, $mean(\cdot)$ 为求图像像素均值函数, 取常数 $\alpha = 120$ 。

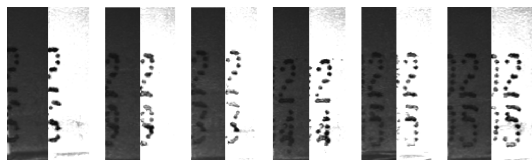


图 8 黑色区域提取字符结果

Fig. 8 Extract characters from the black region

2 实验结果与分析

为评估本文算法的有效性, 采集 1 800 张旺仔牛奶包装盒作为实验样本, 包含 150、170、200 三种曝光值的图像各 600 张, 每种曝光值下的图像存在光照不均、字符与边界贴合、字符弯曲等情况, 如图 9 所示。实验平台为 Intel(R) Xeon(R) W-2125, 环境为 Linux 系统, 实验语言为 Python。采用 resnet18 模型作为 CNN 的主体架构, 训练过程中 $batch_size$ 值越大其训练效果越好, 因此在硬件条件允许的条件下, 本文设置 $batch_size = 128$, $epoch = 25$ 。学习率影响训练的速率和可靠性, 学习率越小网络训练可靠性越好但训练时间越长, 为了充分保证网络对点阵字符识别性能, 选择较小的学习率, 即 $learning_rate = 0.0005$, 采用小批量梯度下降法 (mini-batch gradient descent, MBGD) 来更新网络权重。本文随机选取 800 张图像作为训练集, 其余 1 000 张图像作为测试集, 每张图像包含 18 个点阵字符, 总计 1.8 万个点阵。

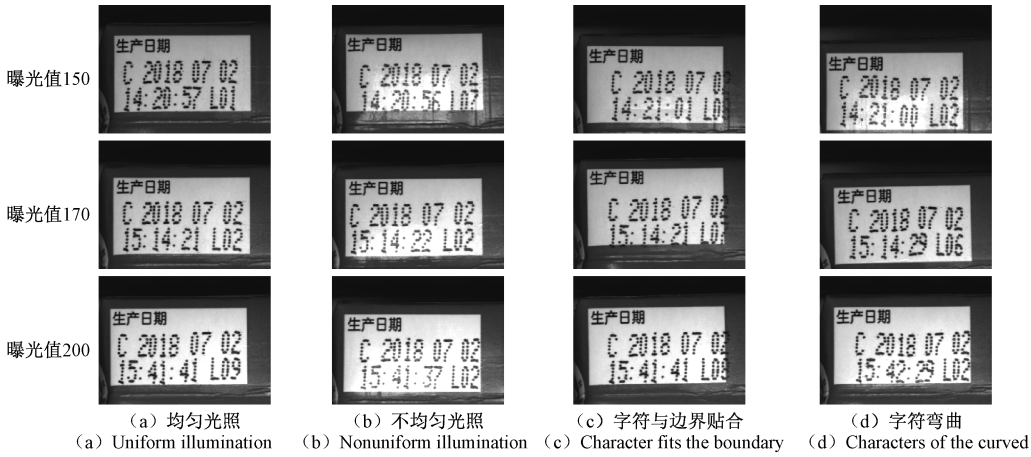


图 9 牛奶盒点阵字符样例

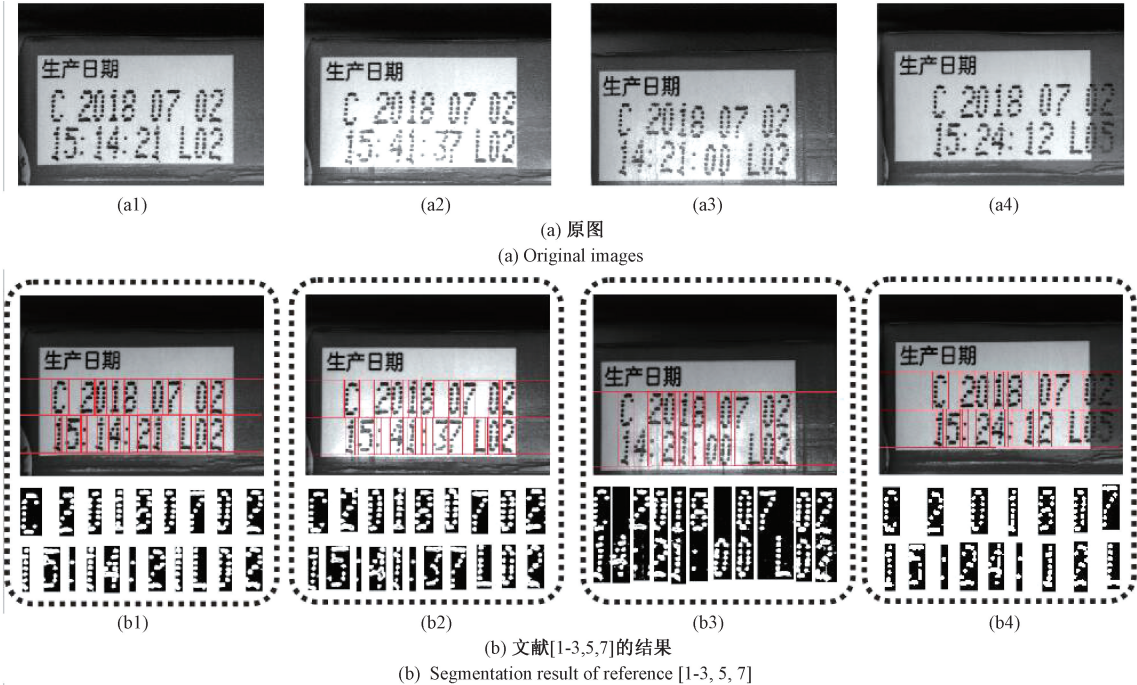
Fig. 9 Dot matrix character sample of milk carton

2.1 字符定位对比实验

传统的点阵字符识别中,字符定位是字符识别的前置步骤,直接影响最终的识别结果。本文通过建立字符定位与识别之间的反馈机制,能够克服字符定位结果对字符识别的影响,各字符的定位结果仍能体现算法对点阵字符的检测性能。为验证本文算法的定位性能,将其与文献[1-3,5,7]的定位方法(首先预处理去除光照影响,然后使用形态学和连通域定位一行或多行字符,最后使用投影法定位单个字符)进行比较,表1给出了不同算法的统计结果,图10所示部分样本的定位结果。

从图10(a1)~(c1)和(a2)~(c2)可以看出,文献[1-3,5,7]的方法和本文方法均能够较好地定位字符位置,但文献[1-3,5,7]的定位方法存在错误定位“冒

号”的情况,直接影响最终的日期识别。从图10(a3)~(c3)可以看出,当点阵字符出现弯曲时,文献[1-3,5,7]的方法无法通过水平投影法将字符分为两行,进而无法进行字符识别,而本文的多尺度滑动窗口方法可以适应点阵字符在一定范围内的变动,较好地定位弯曲字符,增强了算法的鲁棒性。从图10(a4)~(c4)可以看出,文献[1-3,5,7]的定位方法无法定位落在黑色区域的字符,而本文通过式(7)对落在黑色区域的字符进行二次提取,获得完整的点阵字符,增强了算法对字符与边界贴合的辨识能力。从表1实验结果也验证了上述分析,相较于文献[1-3,5,7]的定位方法,本文算法对字符定位的准确率提高了1.93%。



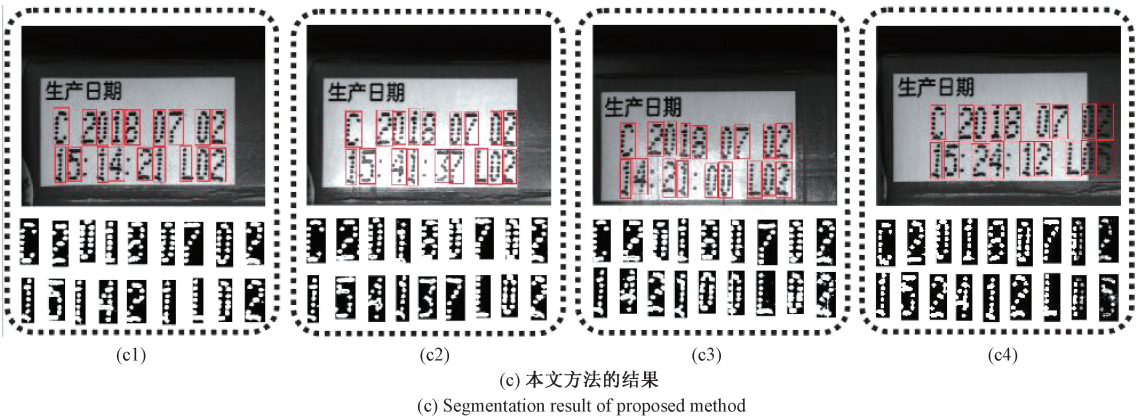


图 10 字符定位结果

Fig. 10 Results of character sample location

表 1 字符定位统计结果

Table 1 Results of character location

方法	正确定位字符/个	错误定位字符/个	正确率/%
文献[1-3,5,7]	17 208	792	95.60
本文方法	17 555	445	97.535

2.2 字符识别对比实验

为进一步评估本文算法的有效性,采用文献[1,3,5]与本文提出的算法进行对比实验。其中,文献[1]使用模板匹配结合 SVM 进行识别;文献[3]使用 CNNs 进行识别;文献[5]使用 SVM 进行识别。表 2 给出了不同算法的识别准确率,图 11 所示为部分样本的识别结果。

从图 11 可以看出,文献[1,3,5]三种识别方法的识别结果易受点阵字符定位的影响。1)图 11 中第 1 行、第 2 行与第 4 行,由于文献[1,3,5]的定位方法错误的将“冒号”定位为字符,导致最终的识别结果失效;2)图 11 中第 3 行,由于文献[1,3,5]无法从字符弯曲的图像中正确分开两行字符,导致算法无法识别;3)图 11 第 4 行,由于文献[1,3,5]无法定位黑色区域的点阵字符,导致最终的识别结果不完整。然而,从图 11(d)可以看出,本文方法可过滤“冒号”,正确识别弯曲的字符,补充识别落入黑色区域的字符,这是因为本文提出了一种根据识别结果反向定位的机制,能够较好地解决文献[1,3,5]存在的不足之处。从表 2 的实验结果也验证了上述分析,相较于文献[1-3,5,7]的识别方法,本文算法对字符识别的准确率达到 97.50%。

传统的点阵字符识别方法,如文献[1,3,5],对一张牛奶盒点阵字符进行识别时,需要先对字符进行分割,在此基础上对分割后的图形进行字符识别,因此其总识别率 $p_{\text{image}} \approx p_{\text{reg}} \times p_{\text{cut}}$ 。而本文方法直接通过多尺度窗口和 CNN 进行字符识别,然后反馈定位点阵字符的位置,其总识别率 $p_{\text{image}} \approx p_{\text{reg}}$ 。

表 2 字符识别实验结果统计表

Table 2 Results of character recognition (%)

方法	文献[1]	文献[3]	文献[5]	本文方法
准确率	95.70	96.92	93.20	97.50

2.3 滑动翻转窗口算法的性能评估

本文提出滑动翻转窗口算法来提高多尺度滑动窗口算法的运行速率,为证明本文提出的方法的有效性。现将滑动翻转窗口算法和传统滑动窗口算法处理每一张旺旺仔牛奶盒图像的平均算法耗时进行对比,如表 3 所示。

表 3 算法耗时统计表

Table 3 Running time of proposed algorithm

方法	字符识别速率/(s/张)
传统滑动窗口	57.60
滑动翻转窗口	24.66

从表 3 的实验结果可以看出,同样的多尺度窗口方法在使用滑动翻转窗口方法后,运行时间减少了 29.94 s,大大提高了本文算法的运行效率,增强了算法实用性。

3 结 论

本文提出了一种基于 CNNs 识别反馈的点阵字符检测方法,研究了点阵字符在与边界贴合,字符弯曲,光照不均等复杂情况下点阵字符的识别问题。点阵字符的定位准确率和识别率都优于传统的点阵字符识别方法,分别达到了 97.53%和 97.50%。本文通过建立点阵字符识别和点阵字符定位之间的反馈机制,克服了点阵字符识别结果易受点阵字符定位结果的影响。另外,使用多尺度窗口的识别结果进行投票决策方法,进一步提高了 CNNs 识别字符的准确率和鲁棒性。最后,本文使用滑动翻转窗口方法,提高了传统滑动窗口算法的运行速率,增强了算法的时效性。



图 11 点阵字符识别结果

Fig. 11 The result of character recognition

参考文献

- [1] 马玲, 罗晓曙, 蒋品群. 基于模板匹配和支持向量机的点阵字符识别研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(4): 134-139.
MA L, LUO X SH, JIANG P Q. Research on dot matrix character recognition based on template matching and support vector machine [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(4): 134-139.
- [2] VANDANA P G, KAUR B. A novel technique for LED dot-matrix text detection and recognition for non-uniform color system [C]. 2016 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), 2016.
- [3] 南阳, 白瑞林, 李新. 卷积神经网络在喷码字符识别中的应用[J]. 光电工程, 2015, 42(4): 38-43.
NAN Y, BAI R L, LI X. Application of convolutional neural network in printed code characters recognition [J]. Opto-Electronic Engineering, 2015, 42(4): 38-43.
- [4] OHYAMA W, SUZUKI K, WAKABAYASHI T. Recognition and defect detection of dot-matrix text via variation-model based learning [C]. Society of Photo-optical Instrumentation Engineers, 2017.
- [5] CHEN P, XING S, ZHANG Z, et al. Outlier detection with MSTOF for dot matrix character location [C]. International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice, 2017.
- [6] 肖海俊, 葛广英, 姚坤, 等. 基于 HALCON 的喷码字符识别技术的研究与实现[J]. 现代电子技术, 2015, 38(15): 95-98.
XIAO H J, GE G Y, YAO K, et al. Research and implementation of ink-jetted code character recognition technology based on HALCON [J]. Modern Electronics Technique, 2015, 38(15): 95-98.
- [7] 南阳, 白瑞林, 吉峰. 易拉罐喷码字符在线视觉检测[J]. 光学技术, 2015, 41(6): 489-493.
NAN Y, BAI R L, JI F. Online visual detection of canning printed character [J]. OPTICAL TECHNIQUE, 2015, 41(6): 489-493.
- [8] WAHYONO, JO K. LED Dot matrix text recognition method in natural scene [J]. Neurocomputing, 2015, 151: 1033-1041.
- [9] PATKI S N, JOSHI M, KULKARNI A N. Dot matrix text recognition for industrial carton classification [C]. International Conference on Industrial Instrumentation and Control (ICIC), 2015.
- [10] 徐勇. 基于 BP 神经网络的烟包喷码字符智能识别系统研究[D]. 长沙: 中南大学, 2013.
XU Y, Research on the intelligent recognition system for the cigarette packet printing character based on BP neural network [D]. Changsha: Central South University, 2013.
- [11] 郭佳寅, 岳秀江, 吴双, 等. 基于 HALCON 的乳制品箱体喷码字符识别方法研究[J]. 制造业自动化,

- 2013, 35(3): 27-28,36.
- GUO J Y, YUE X J, WU SH, et al. Study of print character recognition of dairy box batch information based on HALCON [J]. Manufacturing Automation, 2013, 35(3): 27-28,36.
- [12] XU X P, WANG X X. Image recognition technique for dot-matrix character on piston surface based on Hopfield neural network method [C]. International Conference on Audio, Language and Image Processing, 2010.
- [13] MOLLAH A F, BASU S, DAS N, et al. Text region extraction from business card images for mobile devices [J]. Computer Science, 2010, arXiv:1003.0642.
- [14] 瞿国庆, 李汪佩. 渣土车车牌字符智能识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(12): 1853-1860.
- QU G Q, LI W P. Research on intelligent recognition for muck car license plate character [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(12): 1853-1860.
- [15] MEI L Q, GUO J M, LIU Q, et al. A novel framework for container code-character recognition based on deep learning and template matching [C]. International Conference on Industrial Informatics-Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration (ICIICII), 2016.
- [16] 朱保琨. 基于滑动窗口车牌检测的FPGA架构设计与实现[D]. 长春: 长春理工大学, 2016.
- ZHU B K, Design and Implementation of FPGA architecture for license plate detection based on sliding window [D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2016.
- [17] 丁进超, 张伟伟, 吴训成. 基于双向长短期记忆网络的车牌识别算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(6): 173-179.
- DING J CH, ZHANG W W, WU X CH. License plate recognition algorithm based on long and short memory network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(6): 173-179.
- [18] 陶聪, 施云, 张丽艳. 基于卷积神经网络的汉字编码标记点检测识别[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 191-200.
- TAO C, SHI Y, ZHANG Y L. Detection and recognition of Chinese character coded marks based on convolutional neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8): 191-200.
- [19] LONG S B, RUAN J Q, ZHANG W J, et al. TextSnake: A flexible representation for detecting text of arbitrary shapes [C]. Computer Vision - ECCV 2018, 19-35.
- [20] 刘爽, 崔国光, 刘同海, 等. 基于旋转校正和滑动窗口定位的智能仪表字符识别[J]. 电测与仪表, 2013, 50(6): 20-23.

LIU SH, CUI G G, LIU T H, et al, Character recognition of intelligent instrument based on rotation correction and sliding window location [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2013, 50(6): 20-23.

- [21] SUTHEEBANJARD P, PREMCHAIWADI W. A modified recursive X-Y cut algorithm for solving block ordering problems [C]. International Conference on Computer Engineering and Technology, IEEE, 2010.
- [22] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE Computer Society, 2016.

作者简介



曹泽卫, 2017 年于浙江师范大学获得学士学位, 现为西南交通大学硕士研究生, 主要研究方向为图像分类、字符识别。
E-mail: niclauscao@163.com

Cao Zewei received his B. Sc. degree from Zhejiang Normal University in 2017. He is currently a M. Sc. candidate at Southwest Jiaotong University. His main research interests include image classification and character recognition.



欧阳, 2015 年于西南科技大学获得学士学位, 现为西南交通大学博士研究生, 主要研究方向为图像处理、模式识别。

Ou Yang received his B. Sc. degree from Southwest University of Science and Technology in 2015. He is currently a Ph. D. candidate at Southwest Jiaotong University. His main research interests include image processing and pattern recognition.



林冬婷, 2017 年于中北大学获得学士学位, 现为西南交通大学硕士研究生, 主要研究方向为图像分类、字符识别。

Lin Dongting received her B. Sc. degree from North University of China in 2017. She is currently a M. Sc. candidate at Southwest Jiaotong University. Her main research interests include image classification and character recognition.



李柏林(通信作者), 1998 年于西南交通大学获得博士学位, 现为西南交通大学博士生导师, 主要研究方向为计算机视觉技术、图像处理。
E-mail: bli62@swjtu.edu.cn

Li Bailin (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Southwest Jiaotong University in 1998. He is a Ph. D. supervisor at Southwest Jiaotong University. His main research interests include computer vision technology and image processing.