

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210827

# 基于模板与内容分离的票据识别方法

时 瑞 蒋三新

(上海电力大学电子与信息工程学院 上海 201306)

**摘要:** 票据的自动识别是票据数据化以及提高票据信息处理能力的重要手段之一。考虑到相同类型票据的规格统一,结构相同以及存在大量重复信息,提出了一种基于模板与内容分离的票据识别方法。该方法通过颜色分割将票据的结构及固有文字提取为模板,剩余部分作为票据内容。结合改进的孪生神经网络和模板对齐将待测票据模板与模板数据库中已有票据匹配然后重建新的票据。结果表明,与原方法百度 OCR 相比,该方法在文字检测时间、识别时间分别降低了 68%、91.13%,整体预测时间降低了 88.62%,达到 3.45 s/张。

**关键词:** 票据识别;孪生神经网络;模板匹配;模板对齐;OCR

**中图分类号:** TP391.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Bill recognition method based on template and content separation

Shi Rui Jiang Sanxin

(School of Electronic and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 201306, China)

**Abstract:** Automatic identification of bills is one of the important means of bill digitization and improving bill information processing ability. Considering the uniform specifications, the same structure and a large amount of duplicate information of the same type of bills, a bill recognition method based on template and content separation is proposed. In this method, the structure and inherent text of the bill are extracted as templates through color segmentation, and the rest is used as the content of the bill. Combined with the improved siamese neural network and template alignment, the bill template to be tested is matched with the existing bill in the template database, and then the new bill is reconstructed. The results show that compared with the original method Baidu OCR, the text detection time and recognition time of this method are reduced by 68% and 91.13% respectively, and the overall prediction time is reduced by 88.62%, reaching 3.45 seconds/piece.

**Keywords:** bill identification; siamese neural network; template matching; template alignment; OCR

## 0 引 言

由于经济的快速发展以及金融交易次数的日益增长,手动处理票据显然无法满足当前的需求,如何快速、准确地对海量票据<sup>[1-2]</sup>进行识别、存储、管理至关重要。

随着人工智能和神经网络<sup>[3-4]</sup>的快速发展,陈增照等<sup>[5]</sup>通过支持向量机<sup>[6]</sup>的方法对票据样本进行动态学习,该方法可以主动跟踪样本的变化并选择样本学习其特征,解决了样本变化以及样本采集起来十分困难的问题,有效地提高票据识别系统的准确性,但是该方法会产生大量的计算量,导致效率低的问题。王林水等<sup>[7]</sup>对票据进行版面分析后去除不规则的连通体,将剩余的连通体根据特征进行聚类,并将图片中有用的文字区域块切割下来放入识别模块中得到文本内容,最后通过规则数据库和关键字对得

到的文本内容分类。该方法在票据识别和信息分类上都获得了不错的效果,但是对于一些有损坏的票据图片无法得到很好的效果。成思齐等<sup>[8]</sup>借助卷积神经网络对票据分类,将 AlexNet<sup>[9]</sup>网络的前五层用于提取票据图片的特征,对提取到的特征进行分类得到三分类的特征图。有效地解决了票据分类的问题,但系统过于简单对于复杂的票据类型无法得到很好分类效果。裴晓康等<sup>[10]</sup>通过模糊判断和显著性计算对票据划分区域,该方法可以处理清晰度不高的票据图片但是最终的识别结果和分类效果不好。

目前借助神经网络和图像处理技术<sup>[11-12]</sup>,海量票据的处理问题得到了解决。但是目前大部分的票据识别系统都是通过单行检测一整张票据,这种检测识别的方式忽略了相同类型票据之间的联系,导致识别效率和准确率低的问题

收稿日期:2022-07-26

题。宫义山等<sup>[13]</sup>提出通过模板匹配识别票据的号码,提高了识别的准确率但是识别时间较长。Sun 等<sup>[14]</sup>将票据模板中的文字切割下来制作成 20 个小模板,通过模板匹配识别待测票据中的模板信息,剩余内容则在模板的水平或垂直方向检测识别。这种方法提高了识别的效率但是在检测识别填充内容区域的文字时极易出错。

考虑到各类用途的票据格式相对固定,并且同一格式的票据间存在大量重复内容。本文提出使用颜色分割<sup>[15]</sup>将票据的模板与填充内容分离;分离的票据模板通过改进的孪生神经网络与模板数据库中已有票据匹配;在模板对齐中结合曼哈顿距离与 GIoU 计算两个框之间的覆盖面积和距离使新得到的填充内容与模板对齐,最终重建新的票据导入 Excel。

## 1 相关技术

光学字符识别<sup>[16]</sup>(optical character recognition, OCR)用于检测并识别出图像中文字信息,通过 OCR 得到填充内容区域的文字坐标框和文字内容。具体流程:将输入的图

片经过去除噪声、方向矫正以及图像灰度化等预处理;然后对图像进行版面分析,将页面划分为横排文本或者竖排文本等不同区域;再通过文本检测器检测出文字所在区域;最后通过文本识别器得到文字的具体内容。其中,文本检测器用四点坐标框检测图片中文字的位置。文本识别器将四点坐标框中的文字识别出来。

## 2 算法的整体设计

考虑到同类型票据之间存在大量重复内容以及相同的表格结构,本文提出了一种新的票据识别方法。在票据识别前通过颜色分割将票据的模板与填充内容区域分离后分开处理这两个部分,对于票据的模板区域通过改进的孪生神经网络与模板数据库中存放的票据匹配,匹配成功后直接从数据库中调取票据的结构和文字信息;对于票据的填充内容区域经过 OCR 检测识别出文字的内容和位置信息,然后通过模板对齐将新得到的填充内容的文字与模板数据库中调取的票据的模板对齐,最后重建一张新的票据导入 Excel。图 1 为本文的整体流程。

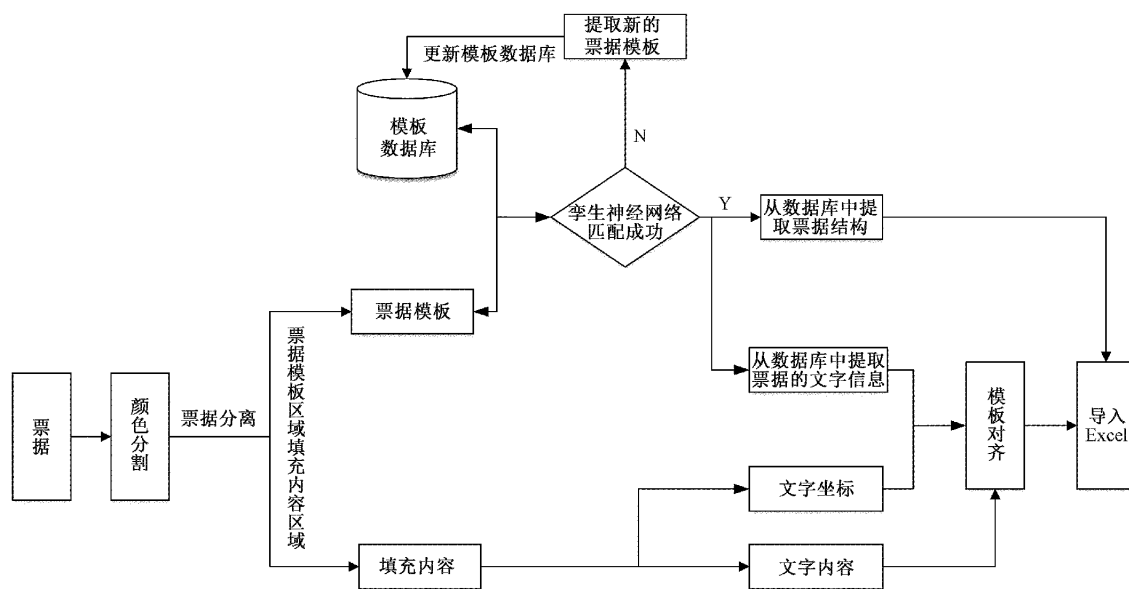


图 1 整体框架流程

### 2.1 票据分离

由于票据主要包含 3 种颜色图层:彩色的票据模板区域、黑色填充内容和二维码区域以及红色印章区域,本文提出通过颜色分割将票据的模板与填充内容分离。此外,在预处理中除了去除噪声、方向矫正还要去除票据中红色印章等无用信息。

RGB 是三基色,包括红(R)、绿(G)、蓝(B)3 个颜色通道,自然界中肉眼可见的其他各种颜色都是通过这 3 个颜色混合叠加而成。HSV 色彩空间代表的是色调、饱和度和亮度,在图像识别中通过对光的颜色、明暗和色彩深浅处理图像。本文采用以 RGB 为主 HSV 为辅的分割策略。

按照 GBR 的通道顺序提取图片,首先对图像进行方向矫正等预处理,然后计算 R 通道减 B 通道的数值,R 通道减 G 通道的数值以及 R 通道的均值,设置阈值,将票据中红色印章去掉。去除票据识别过程中的印章这类无用信息后,遍历图片剩余内容同样设置 B 通道减去 R 通道,G 通道减去 R 通道,G 通道减去 B 通道的阈值。最终得到票据模板区域与填充内容区域分离后的结果图。

### 2.2 模板匹配算法

考虑到现有的孪生神经网络<sup>[17]</sup>在提取特征时会产生大量的参数量和计算量,本文提出的票据识别方法是在 PaddleOCR 轻量级系统上的改进,因此在将提取的待测

票据模板与模板数据库中已有票据匹配时借鉴深度可分离卷积的思想,对现有的孪生神经网络进行改进,使网络更加轻量化,该网络记为 Siamese-DSC。此外,为了提高特征权重得到更加有效的特征图并且着重关注重要区

域,在最后一个卷积层后添加了注意力模块<sup>[18]</sup>,注意力模块对输入特征图的通道和空间分别提高特征权重,最后得到的特征信息包含全局信息和局部信息,整体结构如图 2 所示。

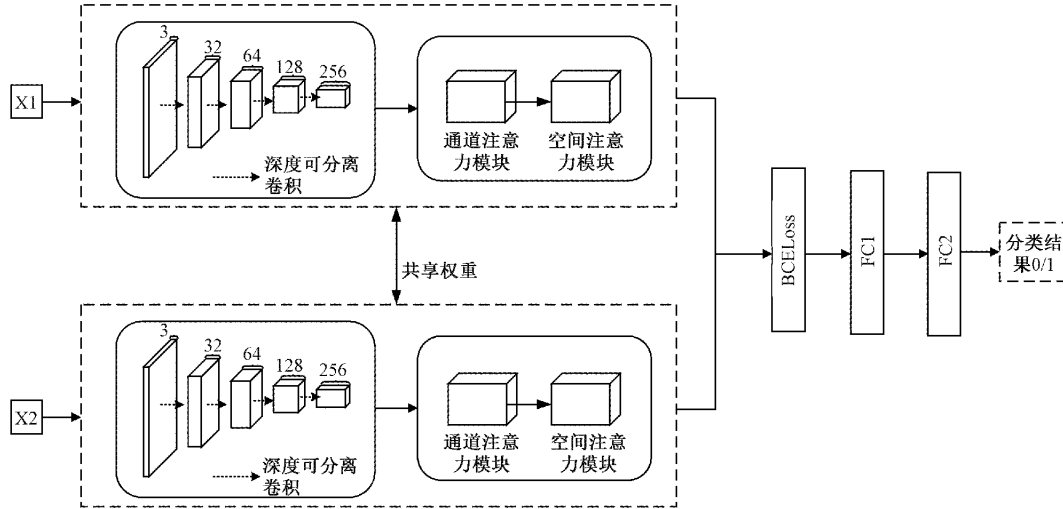


图 2 孪生神经网络结构

1) 孪生神经网络

孪生神经网络提取特征是由两个相同且共享权重的主干网络组成,  $x_1, x_2$  分别由主干网络映射到新的空间,形成在新的空间中的表示,再通过二分类交叉熵损失(binary cross entropy loss, BCELoss) 评价两个输入的相似度, BCELoss 如式(1)所示。本文的主干网络由深度可分离卷积和注意力模块组成,图 3 在结构上对比了深度可分离卷积与普通卷积,与普通卷积不同深度可分离卷积是可分解的卷积操作包括逐通道卷积(dw)和逐点卷积(dp),它不同于普通卷积层将特征提取与特征组合一次完成并输出而是将特征提取与特征组合分开进行,其中逐通道卷积使用  $3 \times 3$  的卷积核进行特征提取,逐点卷积使用  $1 \times 1$  的卷积核调整通道数,每个卷积操作都包括卷积层、BatchNorm 层和 ReLu 激活函数,具体的网络结构如表 1 所示,首先是一个  $3 \times 3$  的普通卷积,后面叠加了深度可分离卷积,输入经过逐通道卷积进行下采样,再通过逐点卷积改变特征维度,最后是一个平均池化层。

$$L(x_i, y_i) = -y_i \log(x_i) - (1 - y_i) \log(1 - x_i) \quad (1)$$

其中,  $y_i$  为标签值,  $x_i$  为预测值。

2) 注意力模块

注意力模块<sup>[18]</sup>包括通道注意力模块和空间注意力模块,其中通道注意模块利用特征的通道间关系生成通道注意力图,具体表示为式(2),  $F$  为输入特征图,  $\delta$  为 sigmoid 激活函数,  $MLP$  代表多层感知机, AvgPool 和 MaxPool 分别表示平均池化和最大池化。

$$M_c(F) = \delta MLP(AvgPool(F)) + MLP(MaxPool(F)) \quad (2)$$

表 1 改进后的网络结构

卷积方式	步长	滤波器大小	输入大小
Conv	2	$3 \times 3 \times 3 \times 32$	$224 \times 224 \times 3$
Conv dw	1	$3 \times 3 \times 32$ dw	$112 \times 112 \times 32$
Conv pw	1	$1 \times 1 \times 32 \times 32$	$112 \times 112 \times 32$
Conv dw	2	$3 \times 3 \times 32$ dw	$112 \times 112 \times 32$
Conv pw	1	$1 \times 1 \times 32 \times 64$	$56 \times 56 \times 32$
Conv dw	1	$3 \times 3 \times 64$ dw	$56 \times 56 \times 64$
Conv pw	1	$1 \times 1 \times 64 \times 64$	$56 \times 56 \times 64$
Conv dw	2	$3 \times 3 \times 64$ dw	$56 \times 56 \times 64$
Conv pw	1	$1 \times 1 \times 64 \times 128$	$28 \times 28 \times 64$
Conv dw	1	$3 \times 3 \times 128$ dw	$28 \times 28 \times 128$
Conv pw	1	$1 \times 1 \times 128 \times 128$	$28 \times 28 \times 128$
Conv dw	2	$3 \times 3 \times 128$ dw	$28 \times 28 \times 128$
Conv pw	1	$1 \times 1 \times 128 \times 256$	$14 \times 14 \times 128$
Conv dw	2	$3 \times 3 \times 256$ dw	$14 \times 14 \times 256$
Conv pw	1	$1 \times 1 \times 256 \times 256$	$7 \times 7 \times 256$
$3 \times$ Conv dw	1	$3 \times 3 \times 256$ dw	$7 \times 7 \times 256$
$3 \times$ Conv pw	1	$1 \times 1 \times 256 \times 256$	$7 \times 7 \times 256$
Avg Pool	1	Pool $7 \times 7$	$7 \times 7 \times 256$

空间注意模块利用特征间的空间关系生成空间注意力图,具体表示为式(3)。计算空间注意力,首先进行平均池化和最大池化,然后将他们产生的特征图进行拼接起来得到新的特征图,最后使用卷积操作得到最终的空间注意力特征图:

$$M_s(F) = \delta (f^{7 \times 7} ([AvgPool(F) + MaxPool(F)])) \quad (3)$$

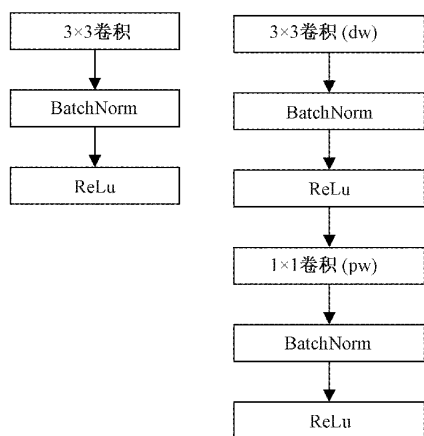


图 3 普通卷积与深度可分离卷积结构对比

### 2.3 模板对齐算法

目前票据识别方法是通过 OCR 检测识别票据中所有文字内容以及文本的坐标框,计算坐标框与表格结构预测得到的每个 Excel 单元格的四点坐标框之间的 L1 距离和覆盖面积,结合表格结构信息最终将文本 cell 聚合结果导入 Excel。本文提出将票据的模板和填充内容分离,因此只需要将新得到的填充内容覆盖掉原来的填充内容然后与票据的模板对齐再结合票据结构信息重建新的票据,最终导入 Excel,如图 4 所示。

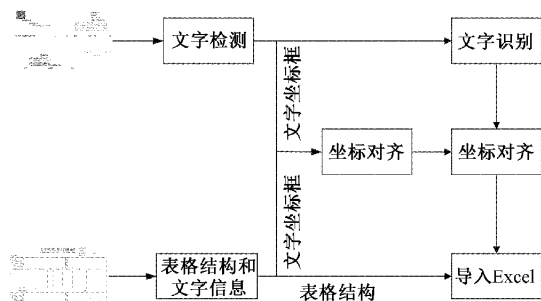


图 4 模板与内容对齐流程

由于 IoU 不能反映两个物体相交方式,当出现图 5, IoU 值都为 0.15 时无法判断是哪种重叠关系,因此 IoU 无法分辨框的对齐方式,可本文目的是将填充内容与模板区域对齐,显然 IoU 无法满足需求。为了克服 IoU 在这方面的不足,本文使用 GIoU 代替原来 IoU。假设 A 为模板中的文本框,即基准框, B 为填充内容中的文本框,即对照框,不管 A 与 B 是否相交, C 是包含 A 与 B 的最小框,即最小凸闭合框,经过不停的迭代计算搜索到局部最佳的两个对齐框,最终实现填充内容中文字与模板中文字对齐的效果。相比 IoU, GIoU 可以提高填充文字坐标偏离其对应的单元格的容错能力。

式(4)是 GIoU 的通用计算方法,其中  $Box_i$  和  $Box_j$  分别代表基准框和对照框, C 为包含 A 与 B 的最小凸闭合框。

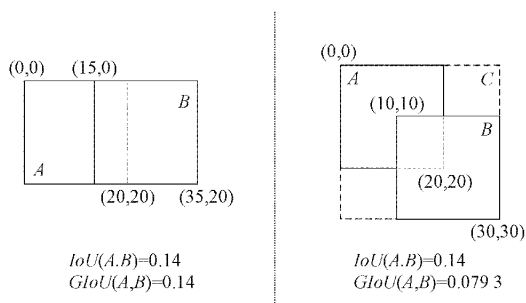


图 5 相同 IoU 值不同重叠关系图

$$GIoU(Box_i, Box_j) = IoU - \frac{C - (Box_i \cup Box_j)}{C} \quad (4)$$

L1 距离即曼哈顿距离,本文得到的是四点文本框,可以通过式(7)得到两个坐标框之间的距离。

$$d_1 = |x_3 - x_1| + |y_3 - y_1| + |x_4 - x_2| + |y_4 - y_2| \quad (5)$$

## 3 实验结果

### 3.1 实验环境

环境为 Ubuntu 系统,硬件 GPU 为 NVIDIA GTX2080TI, CPU 为 Intel Xeon Silver 4210,内存为 32 G, CUDA9.0, Python3.7。

### 3.2 模板数据库

本文是在 PaddleOCR 基础上的改进,为了更好的进行票据识别,参考了 PaddleOCR 表格训练的数据集 PubTable<sup>[19]</sup>的格式设计了本文所需的数据库。

本文使用的模板数据库包括 Imgid、Html、Split、Filename、ImageSize 这 5 个部分, Split 代表该部分为模板区域; Imgid、Filename、ImageSize 分别代表图片的 id、名字、大小。其中 Html 还包括 cells 和 structure, cells 中包含了 tokens(文本内容)和 bbox(文本对应坐标), structure 包含了票据的结构信息。模板数据库中票据如图 6 所示。

表格以 HTML 格式显示如图 7 所示,两个子元素 thead 和 tbody 分别代表表的头部和表的主体。thead 和 tbody 中使用  $\langle tr \rangle \langle /tr \rangle$  代表一行内容,  $\langle td \rangle \langle /td \rangle$  代表每个单元格中的内容,使用“colspan”、“rowspan”来合并单元格。

### 3.3 票据分离实验与结果

普通票据中,其模版与内容通常具有明显的特征差异,如:采用了不同的颜色或使用了不同的字体。我们提取这些特征差异,通过多次实验调参确定阈值大小即可实现两者的有效分离。对于发票来说,其模版统一采用橙色,并附有红色印章,而其内容则为黑色或蓝色,两者差异明显。因此,本文采用颜色分割分离票据的模板与内容,在颜色分割中,图中的像素会因为亮度及饱和度等客观因素的不同而变化最终影响阈值的设置。因此,票



数据集上进行预训练后会得到预训练权重,在训练票据数据集时加载预训练的权重文件进行数据特征的微调,学习更多票据图片中的特征信息。

为了更好的评估本文提出来的算法,不同的主干网络训练时输入图片大小为  $224 \times 224$  pixels,批量大小为 8,训练轮次为 100,初始学习率为 0.000 4,通过 Adam 优化器对各参数进行优化,。

表 2 从参数量、计算量、ACC 3 个方向对比了不同主干网络。由于 VGG16 和 ResNet 结构复杂、网络深,可以提取更多的特征信息,所以准确率更高,相反参数量和计算量也会更大;CNN 由于结构简单所以准确率、参数量及计算量上相比 VGG16 和 ResNet 都有所降低。本文构建的网络结构更加轻量化但是经过逐点卷积和逐通道卷积之后与 CNN 相比提升准确率的同时参数量及计算量都有所减少,与 VGG16、ResNet 相比在准确率上有小幅度降低但是在参数量、计算量上有明显的减少,引入注意力模块之后,参数量、计算量有少量增加,但是准确率提升了 2.4%。因此本文提出的算法更适用在轻量化的网络上进行票据匹配。

表 2 不同网络对比

方法	参数/ M	计算量/ M	ACC
Siamese+CNN	3.30	1 388.33	0.887
Siamese+VGG16	328.122	30 693.26	0.952
Siamese+ResNet50	51.63	8 161.17	0.946
Siamese+DSC	0.72	178.24	0.924
Siamese+DSC+attention	0.75	178.27	0.948

图 14 展示了增值税发票模板、医疗发票的模板以及火车票模板。本文在各个网络上分别测试 150 张这 3 种票据与 3 个模板之间的匹配结果,表 3 给出了在不同网络下不同票据模板与票据之间的匹配情况,由于本文训练的是票据本身,学习每种类型票据的特征,例如表格结构,所以将票据模板与票据匹配时整体准确率不高,但是本文主要目的是区分开不同类型的票据将票据模板与其对应票据匹配成功,由于每种票据与其对应的模板存在相同的表格结构以及模板区域的文字内容相同,因此当票据的模板与票据类型相同时匹配效果最好。从表中也可以看出,当票据的模板与类型相同的票据匹配时,准确率最高。增值税发票与医疗发票结构相似,所以匹配准确率相近。火车票的结构与增值税发票和医疗发票相差很大,所以很好区分。

3.5 模板对齐结果对比

本文将票据的固有内容制作为模版,用 GIoU 代替原来的 IoU 将填充内容中的文字与模板数据库中票据的模板的文字对齐。图 15(a)是 PaddleOCR 使用 IoU 将票据的文本框与票据结构中的 cell 框对齐后导入 Excel 的结



图 14 票据模板

表 3 不同模板与不同票据匹配结果对比

票据模板	不同网络	与增值税发票匹配的准确率	与医疗发票匹配的准确率	与火车票匹配的准确率
增值税发票模板	CNN	0.637	0.538	0.134
	VGG16	0.794	0.386	0.002
	ResNet50	0.687	0.513	0.036
	DSC	0.758	0.495	0.126
	DSC+attention	0.764	0.474	0.003
医疗发票模板	CNN	0.474	0.548	0.029
	VGG16	0.316	0.583	0.024
	ResNet50	0.716	0.857	0.049
	DSC	0.532	0.694	0.033
	DSC+attention	0.582	0.793	0.084
火车票模板	CNN	0.091	0.080	0.575
	VGG16	0.015	0.036	0.587
	ResNet50	0.027	0.010	0.531
	DSC	0.018	0.044	0.569
	DSC+attention	0.021	0.041	0.577

果,图 15(b)是本文提出的将票据分离后使用 GIoU 将填充内容中的文本框与模板中的文本框对齐后结合票据结构导入 Excel 的结果。在将跨单元格的文本导入一个单元格、文本遮挡导致文本内容丢失的问题上,很明显本方法效果更好,避免了填充文字坐标偏离其对应的单元格的问题。

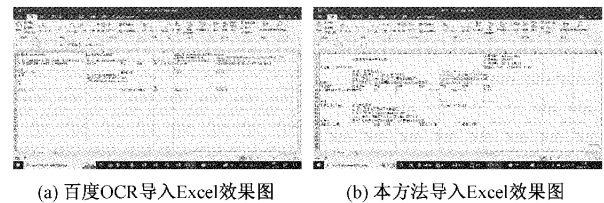


图 15 不同方法导入 Excel 的效果对比图

3.6 性能比较

与目前的方法不同的是,本方法充分利用了相同类型票据间重复以及固有的内容,将票据的模板与填充内容分离开处理。模板区域直接从数据库中调取,因此只需要检测识别出填充内容区域的文字内容。本文在 150 张票据上做了测试,表 4 给出了本方法与原方法在票据检测、识别的文本框数量以及票据的检测、识别和整体预测的时

间上对比,由于只检测识别票据的填充内容区域的文字,因此票据的检测时间、识别时间以及整体预测的时间分别减少了 1.53、22.4 以及 26.86 s,整体预测效率提高了 88.62%,结果表明本方法在票据处理的效率上有明显提升。

表 4 不同票据识别方法效率对比

方法	检测框 个数	检测 时间/s	识别框 个数	识别 时间/s	整体预测 时间/s
百度 OCR	58	2.25	58	24.58	30.31
本方法	30	0.72	30	2.18	3.45

#### 4 结 论

本文主要是对票据的自动识别做了一个深度研究,提出一种基于模板与内容分离的票据识别方法。该方法通过颜色分割分离票据的模板与填充内容;改进孪生神经网络将待测票据模板与模板数据库中已有票据匹配,结果表明改进的网络在保证准确率的同时更加轻量化;引入的 GIoU 提高了文字 cell 对齐过程的容错能力。由于减少了每张票据检测识别的内容,本方法在检测、识别和整体预测的时间上有明显的减少。此外,由于将票据的固有内容作为模版,减少了文字到单元格映射的数目,重建后的票据导入 Excel 时降低了出错率。因此该方法在票据识别的准确率和效率上都有很大的提升。

#### 参考文献

- [1] BAYAR S. Performance analysis of e-archive invoice processing on different embedded platforms[C]. 2016 IEEE 10th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT), IEEE, 2016: 1-4.
- [2] 余子亮. 基于深度学习的发票识别系统的研究与实现[D]. 南京:南京师范大学,2020.
- [3] TRIPATHY S, SINGH R. Convolutional neural network: An overview and application in image classification[C]. Proceedings of Third International Conference on Sustainable Computing. Springer, Singapore, 2022: 145-153.
- [4] 袁冠, 郗睿, 刘肖, 等. 基于时空图神经网络的手势识别[J]. 电子学报, 2022, 50(4): 921-931.
- [5] 陈增照, 杨扬, 董才林, 等. 支持向量机动态学习方法及其在票据识别中的应用[J]. 北京科技大学学报, 2006(2): 199-202.
- [6] JIANG J, WEN Z, WANG Z, et al. Parallel and distributed structured SVM training [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2021, 33(5): 1084-1096.
- [7] 王林水, 潘武模, 史广顺, 等. 自动票据识别系统[J]. 计算机工程, 2005, 31(9): 163-166.
- [8] 成思齐, 宋晓茹, 高嵩, 等. 基于卷积神经网络进行发票分类[J]. 电子设计工程, 2020, 28(22): 170-174.
- [9] LANJEWAR V T, KHOBRAGADE R N. Transfer learning using pre-trained AlexNet for marathi handwritten compound character image classification [C]. 2021 International Conference on Intelligent Technologies (CONIT), IEEE, 2021: 1-7.
- [10] 裴晓康, 王贵锦, 林行刚. 基于模糊估计融合显著性检测的自动抠图算法[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(10): 3945-3947.
- [11] 杨蕊, 杨洁. 基于图像分析的发票识别与管理系统的[J]. 计算机时代, 2020(10): 4-8.
- [12] 裴鲲鹏, 方红兵, 徐济仁. 发票及相关件的文本图像处理[J]. 电子世界, 2021(20): 138-140.
- [13] 宫义山, 王鹏. 基于模板匹配的发票号码识别算法[J]. 沈阳工业大学学报, 2015, 37(6): 673-678.
- [14] SUN Y, MAO X, HONG S, et al. Template matching-based method for intelligent invoice information identification[J]. IEEE Access, 2019, 7: 28392-28401.
- [15] 王涛. 基于颜色分割的发票识别与自校正系统研究[J]. 信息技术与网络安全, 2021, 40(5): 80-85.
- [16] 王阳, 李振东, 杨观赐. 基于深度学习的 OCR 文字识别在银行业的应用研究[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(S2): 375-379.
- [17] CHICCO D. Siamese neural networks: An overview[J]. Artificial Neural Networks, 2021: 73-94.
- [18] 金汉均, 曾星. 基于注意力机制的深度哈希图像检索方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(3): 144-148.
- [19] ZHONG X, SHAFIEIBAVANI E, JIMENO Y A. Image-based table recognition: Data, model, and evaluation [C]. European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2020: 564-580.

#### 作者简介

时瑞, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、文字检测识别。

E-mail: shirui@mail.shiep.edu.cn

蒋三新(通信作者), 博士, 讲师, 主要研究方向为机器视觉、深度增强等。

E-mail: samjoe\_2018@shiep.edu.cn