大多数IC标记由一系列字符组成，包括数字和拉丁字母。光学字符识别(OCR)是一种将工业相机扫描到的字符转换成计算机编码字符的直观技术。一般来说，OCR包含两个主要任务，即文本检测和文本识别。现有的IC标记识别方法采用基于形态学的阈值和投影分割等算法检测单个字符，然后通过支持向量机和随机森林等模板匹配或分类器对单个字符进行识别。此外，现有的IC标记识别方法只支持没有安装在PCB上的单个芯片。

最近，深度学习技术的发展推动了复杂场景的发展。基于深度学习的OCR方法主要是逐字检测和识别文档。一般来说，基于深度学习的文本检测方法可以分为基于对象（objection-based models）的模型和基于分割的模型（segmentation-based models ）。基于对象的模型，如Faster RCNN[3]和单镜头多盒检测器（single-shot multibox detector）[4]，直接寻找图像中单词周围的边界盒。针对文本的方向性和灵活性等特点，文献中提出了基于对象的文本模型。Ma等人[5]开发了旋转区域建议网络（rotation region proposal network），该网络结合标注中的边界框和角度，以适应旋转后的文本实例。基于分割的模型在像素级搜索文本区域，它比基于对象的模型更敏捷地处理不规则形状的文本。PixelLink[6]在样本上应用实例分割，并通过加入正像素和正链接产生字框。Dai等人的[7]也使用了具有多级特征的分割网络，并引入了掩码非最大抑制来处理严重倾斜的文本。

对于文本识别任务，在[8]中报告的卷积循环神经网络(CRNN)结构和连接主义时态分类损失（connectionist temporal classificationloss）可以实现对文本序列的准确和鲁棒识别，这些方法也成为文字级文本识别中的主流技术。门控循环卷积神经网络(gated recurrent convolution neural network, GRCNN)[9]和变形文本识别(deformable text recognition, DTR)[10]是基于CRNN开发的模型。最近，同时训练检测和识别组件的端到端方法得到了广泛的研究。快速定向文本识别[11]在文本检测分支和识别分支上共用特征提取层，可以减少两个阶段之间的误差，实现高效的训练。

在IC制造现场，没有统一的标准或规则来安排标记。换句话说，一个字符的值与其邻居是不相关的。因此，由于对这些非语义文本的过度校正，词汇的上下文并不总是有用的，甚至会干扰识别结果。近年来，基于深度学习的字符级OCR技术得到了广泛的研究。字符是文本的基本单位，字符检测器可以方便地构造字级边界框。Liao等人[12]将字符分割模块和空间注意模块连接起来预测字符序列。用于文本检测的字符区域感知[13]引入了一种弱监督检测网络。该网络只需要字级注释，但可以生成字符级输出，适合大规模数据集。

然而，上述方法在实际的IC制造应用中效率很低，主要有三个原因:1)真实图像的低对比度导致标记难以检测;2)捕获图像的不均匀光照、角度和高噪声的高灵敏度，严重误导了特征定位;3)捕获图像的低分辨率，导致字符无法识别。现有的算法除了图像质量不理想外，还面临着多样性的问题，即生产线生产的PCB板中同时存在数十种不同规模、颜色、形状、标记布局、字体风格和封装技术的芯片。此外，这些模型在处理带有焊膏和引脚的芯片时，还存在光学检测的不足，干扰了标记检测[14]。这些多样性使得难以对不同的产品进行建模。现有光学字符识别方法的局限性要求针对不同的芯片类型分别训练不同的模型，有时还需要针对不同的类型设计不同的预处理和后处理方法。这些前提条件给厂商部署系统带来了高昂的成本，也给产品升级带来了极大的不便。

为了克服集成电路标记识别的局限性，本文致力于提出一种自适应、鲁棒的集成电路标记识别框架。自适应意味着一个产品线只需要一个类型混合数据集的统一训练阶段，对于专门的芯片类型不需要定制的处理方法。该框架由四个主要组件组成，每个组件包含一个定制的深度卷积网络和一些辅助图像处理方法。

1)分割组件:它消除了芯片图像中的反射干扰，并从背景中裁剪出芯片区域。

2)方向校正组件:它识别打印字符的方向，然后以直观的方向旋转芯片图像。

3)字符提取组件:它定位芯片图像上的所有字符，并将字符裁剪成单独的图片。提出了两种地面真值生成策略和一种边界校正方法，以便于对模糊印刷标记和紧凑印刷标记进行快速和鲁棒的提取。

4)字符识别组件:它将单个字符图片分类为文字字符，并将其组合成最终的字符序列。

本文从适应性、经济性、高效性等方面对当前集成电路标识识别模型做出了独特的贡献。

1)提出了一种有利于IC芯片标记识别的四分量深度学习框架，即芯片分割、方向校正、字符提取和字符识别。芯片分割和方向校正可以减少与图像质量和特定类型高度相关的特征，增强与字符相关的统一特征。此外，通过自动消除芯片区域周围的干扰区域，所提出的框架适应多种封装技术和制造阶段，无论芯片是否被焊接。

2)芯片字符提取是在一个薄弱的监督方式，只需要字级注释，但可以产生字符级标记检测。因此，该框架显著降低了制造商的标注成本。由于所提出的自适应填充(AP)策略和边界校正方法能够处理低质量的样本，因此对硬件的要求也可以大大降低。

3)通过特征提取将IC标记识别简化为单个字符识别任务，省略了传统深度学习OCR方法的上下文推理过程。通过这种方式，提出的框架保证了快速的检测速度。

然而，值得注意的是，所提议的方法仍然有一些局限性。首先，主要的限制是流水线结构必须在不同的标准下分别训练。在这种方式下，组件之间高度相关的特征表示不会被利用，并且两个组件之间可能会产生错误。该框架有望通过嵌入方向校正、字符提取和字符识别的端到端OCR系统来提高效率。此外，我们的方法假设从制造经验来看，标记只有四个方向，当一些小型PCB产品在一些额外的方向安装芯片时，分类任务可以受到限制，如45◦。未来，方向识别将被定义为一个回归任务，以检测标记的精确角度。回归形式可以提高系统对多种PCB布局、打标印刷方式以及一些极端情况(如打标印刷严重偏斜度)的适应性。最后，该框架有望通过端OCR系统嵌入、定向校正、字符提取和字符识别来提高效率。端到端方式可以学习高度相关的特征表示，减少了分离组件之间的错误，在处理大量收集的数据时具有优势。