

学 号： 2015216892

密 级：

合肥工业大学

Hefei University of Technology

本科毕业设计（论文）

UNDERGRADUATE THESIS



类 型： 设计

题 目： 基于特征选择的监督式手机壳合缝
宽度异常检测系统设计

专业名称： 计算机科学与技术

入学年份： 2015 级

学生姓名： 张健

指导教师： 方宝富 副教授

学院名称： 计算机与信息学院

完成时间： 2020 年 06 月

合 肥 工 业 大 学

本科毕业设计（论文）

基于特征选择的监督式手机壳合缝宽度
异常检测系统设计

学生姓名：_____张健_____

学生学号：_____2015216892_____

指导教师：_____方宝富_____副教授_____

专业名称：_____计算机科学与技术_____

学院名称：_____计算机与信息学院_____

2020 年 06 月

A Dissertation Submitted for the Degree of Bachelor

**Design of Supervised Anomaly Width Detection
System for Mobile Phone Cases Based on Feature
Selection**

By

Zhang Jian

Hefei University of Technology

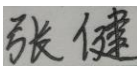
Hefei, Anhui, P.R.China

June, 2020

毕业设计（论文）独创性声明

本人郑重声明：所呈交的毕业设计（论文）是本人在指导教师指导下进行独立研究工作所取得的成果。据我所知，除了文中特别加以标注和致谢的内容外，论文（设计）中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得合肥工业大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。对本文成果做出贡献的个人和集体，本人已在论文（设计）中作了明确的说明，并表示谢意。

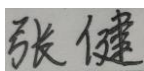
毕业设计（论文）中表达的观点纯属作者本人观点，与合肥工业大学无关。

毕业设计（论文）作者签名： 签名日期：2020 年 06 月 04 日

毕业设计（论文）版权使用授权书

本学位论文作者完全了解合肥工业大学有关保留、使用毕业设计（论文）的规定，即：除保密期内的涉密论文（设计）外，学校有权保存并向国家有关部门或机构送交论文（设计）的复印件和电子光盘，允许论文（设计）被查阅或借阅。本人授权合肥工业大学可以将本毕业设计（论文）的全部或部分内容编入有关数据库，允许采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编毕业设计（论文）。

（保密的毕业设计（论文）在解密后适用本授权书）

学位论文作者签名：

指导教师签名：

签名日期：2020 年 06 月 04 日

签名日期：2020 年 06 月 04 日

摘 要

随着通信技术的发展，智能手机得到了广泛的普及。在手机生产过程中，手机外观（例如屏幕、外壳）的质量检测至关重要。实现缺陷检测的机器自动化代替人工检测，有利于解放人的劳动力，提升企业生产效率，本文旨在实现手机壳合缝宽度异常的自动化检测，提出了基于 Canny 算法的检测方案和基于全卷积网络的检测方案。本文建立了手机合缝宽度异常检测数据集，编写了异常检测软件系统。

基于 Canny 算法的检测使用投影法定位合缝，Canny 算法检测合缝边缘、提取合缝区域，通过骨架提取计算合缝最大宽度。在自建的数据集上达到宽度平均误差 2.7 个像素，相对误差 43.0%。

基于全卷积网络的检测使用全卷积网络预测手机合缝区域，再通过骨架提取计算合缝最大宽度。实验测试了以 VGG 和 ResNet 作为骨干网络的检测准确率，FCN-VGG16 在自建的数据集上合缝区域像素点分类 F1 度量达到 88.77%，交并比达到 81.42%，最大宽度平均误差 1.8 个像素，相对误差 32.9%。

关键词：缺陷检测；Canny 算法；全卷积网络；图像细化；软件系统

ABSTRACT

With the development of information technology, smart phones have been greatly popularized. In the production process of mobile phones, the quality inspection of the appearance of mobile phones (such as screens and casings) is very important. Automatic machine replacement for defect detection instead of manual detection is conducive to liberating human labor and improving enterprise production efficiency. This dissertation aims to achieve automatic detection of abnormal seam width of mobile phone cases, and proposes a detection scheme based on Canny algorithm and a detection scheme based on fully convolutional network. In this dissertation, an anomaly detection data set of mobile phone joint width is established, and an anomaly detection software system is written.

The detection based on the Canny algorithm uses the projection method to locate the joint, the Canny algorithm detects the edge of the joint, extracts the joint area, and calculates the maximum width of the joint by skeleton extraction. On the self-built data set, the average width error is 2.7 pixels, and the relative error is 43.0%.

The detection based on the full convolutional network uses the fully convolutional network to predict the mobile phone joint area, and then calculates the maximum joint width through skeleton extraction. The experiment tested the detection accuracy of VGG and ResNet as the backbone network. FCN-VGG16 on the self-built dataset pixel classification F1 Score of the joint area reached 88.77%, the IoU reached 81.42%, and the maximum width average error was 1.8 Pixels, the relative error is 32.9%.

KEYWORDS: defect detection; Canny algorithm; Fully Convolutional Networks; Skeletonize ; software system

目 录

1 绪论.....	1
1.1 背景.....	1
1.2 研究现状.....	2
1.3 本文研究内容与安排.....	3
2 基于 Canny 算法的检测	4
2.1 检测系统设计.....	4
2.2 投影法定位合缝.....	6
2.3 Canny 算法提取合缝	7
2.4 实验与分析.....	9
2.4.1 实验数据.....	9
2.4.2 检测异常及解决方案.....	12
2.4.3 实验结果.....	12
3 基于全卷积网络的检测.....	18
3.1 全卷积网络.....	18
3.2 网络结构.....	20
3.3 形态学处理.....	21
3.4 实验与分析.....	21
3.4.1 数据集制作.....	22
3.4.2 评价指标.....	23
3.4.3 训练过程.....	23
3.4.5 实验结果.....	24
4 软件系统.....	27
5 总结和展望.....	29
5.1 总结.....	29
5.2 未来工作.....	29
参考文献.....	30
致谢.....	32
附录.....	33

插图清单

图 1.1 智能手机的应用	1
图 1.2 人工检测和自动检测	2
图 1.3 手机屏幕缺陷 ^[26] 和合缝异常	3
图 2.1 任务描述	4
图 2.2 基于 Canny 算法的检测流程图	5
图 2.3 0140.jpg 灰度图阈值分割	6
图 2.4 0140.jpg 图像旋转并裁剪	6
图 2.5 投影法分割车牌数字示例	7
图 2.6 0140.jpg 灰度图垂直投影	7
图 2.7 0050.jpg 手机区域的 Canny 边缘检测	8
图 2.8 0050.jpg 合缝区域提取	8
图 2.9 图像采集示意图	9
图 2.10 实验数据	9
图 2.11 图像标注	10
图 2.12 合缝宽度测量示意图	10
图 2.13 0050.jpg 合缝区域骨架提取	11
图 2.14 每张图片检测的误差和相对误差	15
图 2.15 检测失败的图片	16
图 2.16 高准确率检测示例	17
图 3.1 CNN 发展历史 ^[14]	18
图 3.2 图像分类网络准确率、计算次数、参数量 ^[12]	19
图 3.3 FCN 结构	20
图 3.4 FCN 的跳级结构	20
图 3.5 FCN-VGG16	21
图 3.6 FCN-ResNet34	21
图 3.7 图像增广	22
图 3.8 FCN-VGG16 训练交叉熵损失	24

图 3. 9 FCN-VGG16 训练 F1 度量变化	24
图 3. 10 FCN-VGG16 预测示例	26
图 3. 11 FCN 检测每张图片的误差和相对误差	26
图 4. 1 程序主界面	27
图 4. 2 选择图片对话框	27
图 4. 3 批量处理界面	28

表格清单

表 2. 1 thr 和(m1,m2)不同取值的检测结果（中轴变换）	13
表 2. 2 thr 和(m3,m4)不同取值的检测结果（中轴变换）	14
表 3. 1 全卷积网络测试集结果	25
表 3. 2 FCN-VGG16 输出图像形态学处理与否的结果	26

1 绪论

1.1 背景

目前，智能手机得到了广泛的普及，手机终端应用已经渗透到各个领域如移动支付、社交、购物、网上教学和娱乐等等。我们的生活越来越离不开手机，和手机相关的技术需求有了必须性。



图 1.1 智能手机的应用

随着机器视觉，工业自动化的快速发展，工业 4.0 的概念已经被提上日程。传统很多需要人工来手动操作的工作，渐渐地被机器所替代。

近年来随着智能手机、平板、各种触摸设备的火速发展，促进了玻璃半导体行业的巨大需求。每一台智能触摸设备都会佩戴一块屏幕，其中就有盖板玻璃。盖板玻璃在安装于触摸设备之前，在车间中经过了好几道检测工序，其中很关键的一道工序就需要大量的质检员的人眼观察剔除掉有缺陷的玻璃，最终来到我们用户手中的玻璃是基本没有缺陷的。

人工质量检测不仅在盖板玻璃检测方面，知名半导体制造厂商富士康，伯恩

光学，蓝思等的车间内有大量的质检员进行产品的缺陷检测。实现缺陷检测机器自动化，有助于人们从单调重复的工作中解放出来，带来高质量的生活体验，这也是人类科技进步和发展的必然趋势。同时人工检测的过程中会出现疲劳、疏漏差错的情况，随着机器视觉等技术的发展，机器自动化检测的精度必然会超过人工检测。机器的自动化检测有利于企业减少劳动力成本、提高企业的生产效率。可以预见，全部生产活动由电子计算机进行控制，生产第一线配有机器人的无人工厂将成为未来的发展趋势。

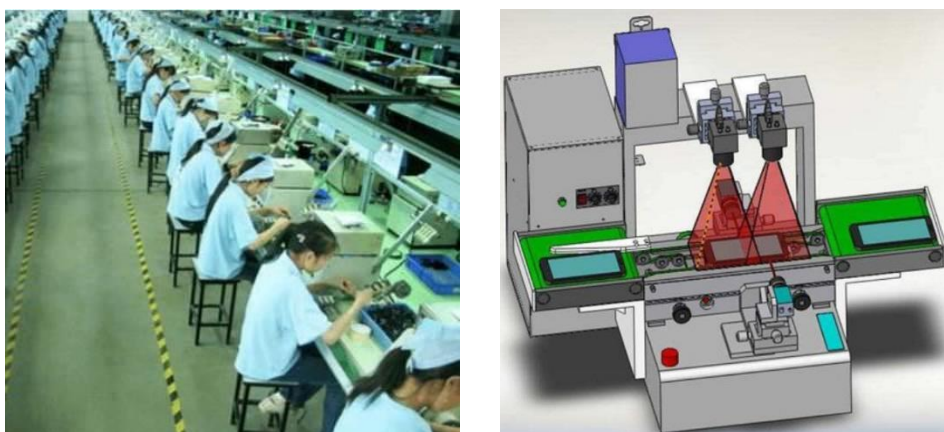


图 1.2 人工检测和自动检测

1.2 研究现状

在工业上有很多应用视觉技术进行检测的实例，比如 LCD 面板瑕疵缺陷检测^[24]、金属表面瑕疵裂纹检测^[19]、混凝土裂缝检测^[23]等等。手机外观缺陷检测的研究主要的方面是手机盖板玻璃^[26]和 LCD、AMOLED^[25]显示屏瑕疵缺陷检测。

在机器学习，深度学习得到发展和广泛应用之前，缺陷检测使用传统的视觉方法。传统的方法来做缺陷检测大多都是靠人来特征工程，从形状，颜色，长度，宽度，长宽比来确定被检测的目标是否符合标准，最终定义出一系列的规则来进行缺陷检测。这样的方法当然在一些简单的实例中已经应用的很好，唯一的缺点是随着被检测物体的变动，所有的规则和算法都要重新设计和开发，即使是同样的产品，不同批次的变化都会造成不能重用的现实。

随着机器学习，深度学习的发展，很多传统算法和人眼难以直接量化的特征，深度学习可以进行训练学习，自动提取特征。近年来，在图像分类、目标检测任务上深度学习取得了显著的提升。目前已经有一些研究使用深度学习进行工业的缺陷检测^[15-22]。

深度学习的方法用来检测，也有一些缺点。例如：数据量要求大，工业数据收集成本高。但是随着数据增强技术、无监督学习的不断进步，在某些应用场景上，这些缺点渐渐被解决了。例如学术界正在研究的，自动网络结构设计、自动数据标注等等。我们在设计网络结构的时候，需要配合自己在产线部署的硬件性能，设计适合项目的网络结构。

1.3 本文研究内容与安排

本文主要关注手机外壳合缝宽度的缺陷异常检测。研究内容来源于即将攻读硕士的导师北京大学教授刘宏指导的课题，课题名称与编号：《手机零部件高速视觉定位、光学检测与不良品识别技术》（国家重点研发计划资助：2018YFB1308600，2018YFB1308602）。

手机在生产的过程中可能会出现手机壳合缝宽度过大的情况，本文旨在利用视觉的方法在流水线上高速、准确地检测出合缝的宽度，判断是否存在瑕疵。



图 1.3 手机屏幕缺陷^[26]和合缝异常

本文提出了两种检测方法，分别基于传统的图像处理的方法和基于深度学习的方法。本文第 2 章介绍基于 Canny 算法的检测，第 3 章介绍基于全卷积网络的检测，第 4 章介绍编写的软件系统，第 5 章总结全文并提出后续改进思路。

2 基于 Canny 算法的检测

本章首先分析了任务的特点，制作了实验数据，尝试了传统的数字图像处理的方法实现检测，设计了检测系统。采用投影法定位合缝，Canny 算法检测合缝边缘以提取合缝区域，使用骨架提取算法计算合缝最大宽度。图像处理方法的优点是算法高效，缺点是敏感性高，检测结果易受光照、噪声等环境影响。

2.1 检测系统设计

经过调研发现，手机外壳的合缝宽度的行业标准是 0.2mm，容易出现宽度超过标准情况，影响手机外观品质和使用。

本文旨在实现手机壳合缝宽度缺陷的自动化检测。系统输入一张包含手机的图片，输出图片中手机合缝的最大宽度。宽度可以直接输出像素宽度，也可以输出真实宽度，从而判定是否存在异常。

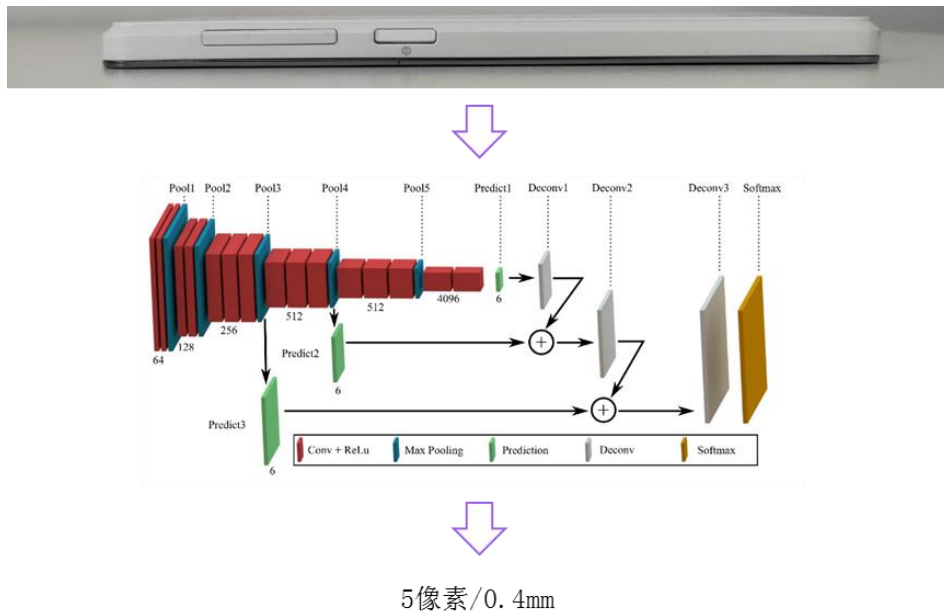


图 2.1 任务描述

从人眼观察的角度，我们可以知道缝隙有两个特征：

- (1) 缝隙的灰度值小；
- (2) 缝隙的边缘灰度值明显变化，即梯度大。

手机合缝具备一般缝隙的特征，并且手机合缝还具备一个特征：

(3) 在形态上基本是一条直线。

根据这 3 个特征，本文提出了以下传统的检测方法：在合缝的方向上投影，累积灰度值，可以根据合缝的第 (1) (3) 特征定位到合缝位置；然后使用 Canny 边缘检测算法检测合缝的边缘，从而提取出合缝，进行合缝宽度的测量。

根据上述思想，首先从图片中提取手机区域，然后在合缝方向上投影（采用的方法是将图像中的手机旋转水平，在水平方向上投影）定位合缝位置，Canny 算法检测合缝边缘，提取出合缝区域，最后用图像细化算法计算合缝最大宽度。检测的流程如下图所示：

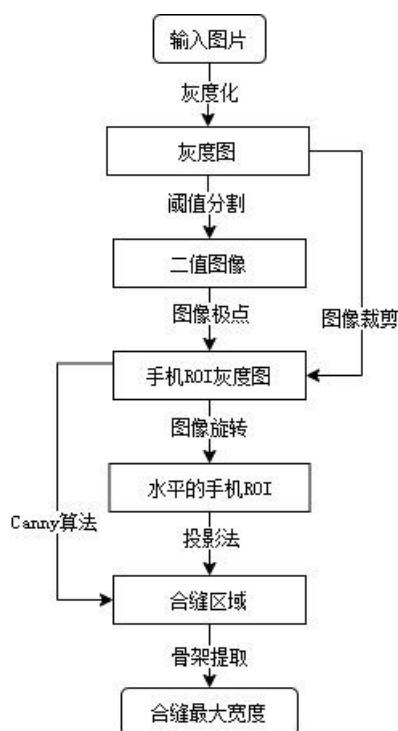


图 2.2 基于 Canny 算法的检测流程图

首先输入图像先经过一定的预处理，灰度化和阈值分割，得到灰度图和二值图像，提取出手机区域，为投影法和 Canny 检测合缝区域做准备。检测出手机区域后，通过骨架提取计算合缝宽度，最后进行异常判定。

图像数据首先经过一定的预处理，包括灰度化和阈值分割。

灰度化将通道为(R,G,B)的彩色图像转换为单通道的灰度图像，转换公式如下：

$$Y \leftarrow 0.299 \cdot R + 0.587 \cdot G + 0.114 \cdot B.$$

阈值分割的输入是灰度图像，输出是二值图像。它将像素点的灰度值大于阈值的设置为最大值如 255，小于阈值的设置为 0。例如 OpenCV 软件库的阈值分

割函数 threshold 对应参数为 THRESH_BINARY_INV 的转换公式如下：

$$\text{dst}(x,y) = \begin{cases} \text{maxval} & \text{if } \text{src}(x,y) > \text{thresh} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

下图 0140.jpg 使用阈值分割提取出手机区域，阈值设置为 90：



图 2.3 0140.jpg 灰度图阈值分割

可以看到手机内部由于光照会出现一些小的空洞，但这并不影响检测，我们的目标是检测出手机的边界。

2.2 投影法定位合缝

图片中的手机可能不是完全的水平，影响投影法的效果，所以首先我们将图片中的手机旋转至水平，然后在垂直方向上投影得到累积的灰度值分布。

以原点为中心的图像旋转矩阵：

$$M = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}$$

根据上一节得到的二值图像，可以得到白色像素点的**旋转的边界矩形**，这个矩形是对象轮廓的最小边界矩形。用边界矩形对图片进行裁剪，得到只包含手机的区域。用边界矩形的倾斜角 θ ，旋转图像，得到水平的手机区域，并根据图像极点裁剪出手机区域，如下图所示。



图 2.4 0140.jpg 图像旋转并裁剪

投影法是一种简单的方法，它在水平或者垂直方向上累积像素灰度值，从而得到图像的特征。一幅 $M \times N$ 的图像 $f(x,y)$ 垂直投影如下：

$$H(y) = \sum_{x=0}^N f(x,y)$$

下图是一个典型的应用示例，垂直投影检测车牌数字位置：

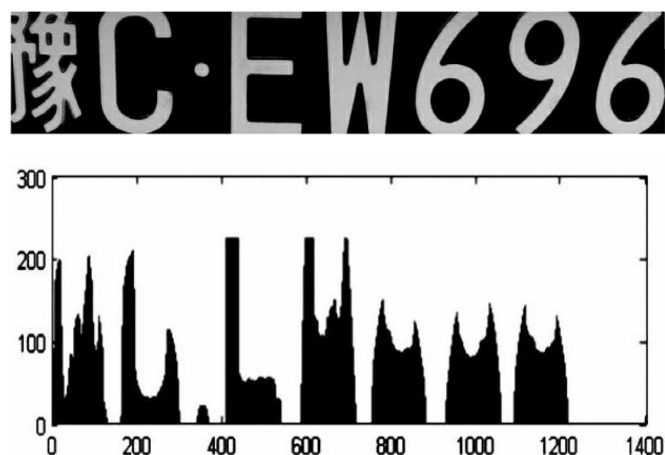


图 2.5 投影法分割车牌数字示例

对 0140.jpg 裁剪出的手机区域的灰度图像水平投影得到：

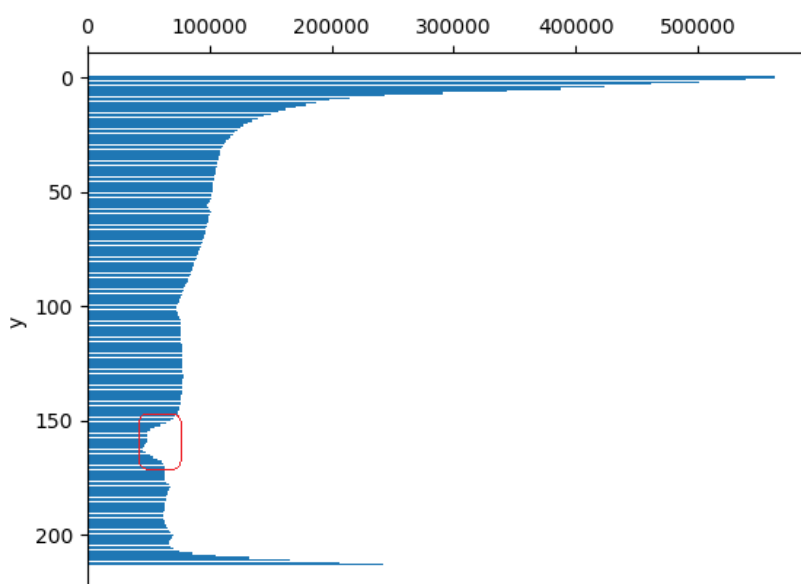


图 2.6 0140.jpg 灰度图水平投影

可以看到在合缝的位置灰度值很小，形成凹陷的“U”型区域，并且在合缝的边缘灰度变化明显，梯度大。

灰度值很小是一个相对的概念，在检测的时候要设置精确的条件。在实验数据上取灰度最小的点 y_h ，可以定位绝大部分黑色手机的合缝位置。

2.3 Canny 算法提取合缝

Canny 边缘检测算子^[3]是计算机科学家约翰·坎尼（John F. Canny）于 1986 年开发出来的一个多级边缘检测算法。Canny 算法的步骤：

(1) 降噪。使用高斯滤波器去除噪声，窗口大小一般设置为 5×5 。

(2) 计算图像梯度。检测四个方向的边缘：垂直、水平、和两个对角线。使用梯度检测算子（如 Sobel、Roberts）计算水平和垂直方向的梯度 G_x 和 G_y ，根据 G_x 和 G_y 计算边界的梯度和方向：

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

$$\Theta = \tan^{-1} \left(\frac{G_x}{G_y} \right)$$

(3) 非极大值抑制。去除非边界上的点。

(4) 应用双阈值以确定潜在边缘。

(5) 通过滞后跟踪边缘：通过抑制所有其他较弱且未连接到强边缘的边缘来最终确定边缘。

应用 Canny 算法得到图像的边缘信息，如 0050.jpg 的检测结果：



图 2.7 0050.jpg 手机区域的 Canny 边缘检测

在实验数据上阈值设置为 (100, 190) 可以较好保留边缘信息同时噪声较少。

在投影法得到的位置 y_h 的每个位置进行垂直（图像的列）的搜索，找到边缘，可以得到合缝的边缘。有的合缝的边缘可能会出现不连续的情况，垂直搜索边缘会误判，所以这里采取了下面折中的方法。

观察投影图可以发现，合缝的位置呈“U”型。通过求 y_h 左右的两个局部极大值点可以大致得到这个区域，记为 U_{h1} ，再在 y_h 两边迭代计算差分，当差分小于阈值 thr_u （程序中设定为累积的均值乘 0.7）时停止，进一步缩小区域，记为 U_{h2} 。

垂直搜索的过程中如果超出了这个边界则舍弃该边缘点。0050.jpg 提取合缝的结果：



图 2.8 0050.jpg 合缝区域提取

可以看到检测的结果比较准确的提取了合缝的位置，由于垂直搜索边界的限

制导致了没有检测到手机两端弯曲的边界,但是这个限制可以避免边界出现大的误判。

2.4 实验与分析

2.4.1 实验数据

本文采集了 200 张图片作为实验数据。采集时镜头和手机侧面保持垂直,图片中的手机和真实手机成比例关系,也就是假定不存在合缝的几何失真问题。

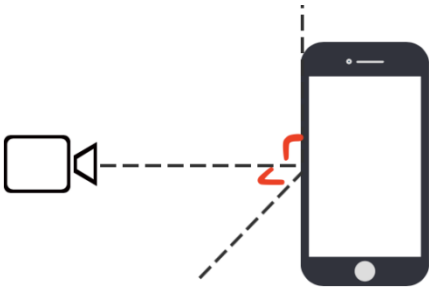


图 2.9 图像采集示意图

采集的手机主要是中兴白色 G718c 和黑色小鲜 5, 为了增加数据多样性, 另外有 26 张图片是其他手机。图片的大小为 3456×300 。图片中手机合缝的大小不同, 并且合缝形态不同。图片从 0001 到 0200 编号, 使用 JPEG 格式。



图 2.10 实验数据

因为手机合缝宽度一般比较小, 并且形态上不一定是一条直线, 所以本文没有采用器械直接测量, 而是采用了图片标注, 得到合缝的二值图像, 通过细化算法计算合缝像素宽度的方式。

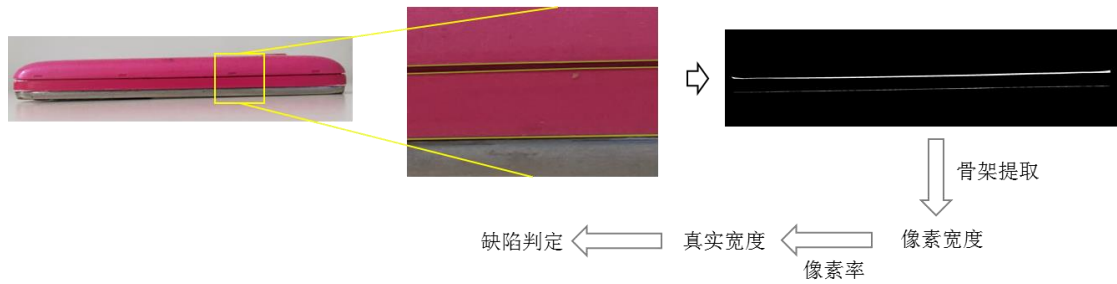


图 2.11 图像标注

首先计算合缝区域的最大像素宽度，然后通过像素率计算真实宽度。

根据提取出的合缝区域，我们可以计算区域的旋转矩形边界（最小边界矩形），得到区域的直径和半径，半径的长度即为合缝最大宽度。但是合缝的区域可能会出现弯曲，这时半径可能会大于合缝的最大宽度，所以本文采用了骨架提取（图像细化）算法来检测合缝宽度。经典的细化算法有中轴变换和 Zhang-Suen 算法等。

（1）旋转的边界矩形

最直接的想法是测量合缝区域的最小边界矩形的宽度，也就是该区域的半径。半径的值作为合缝的最大宽度。

但是该方法有个弊端，就是当合缝区域有不规则弯曲的时候，测试的结果大于真实值。所以考虑使用骨架提取的方法提取出区域的骨架，根据骨架计算合缝的最大宽度。

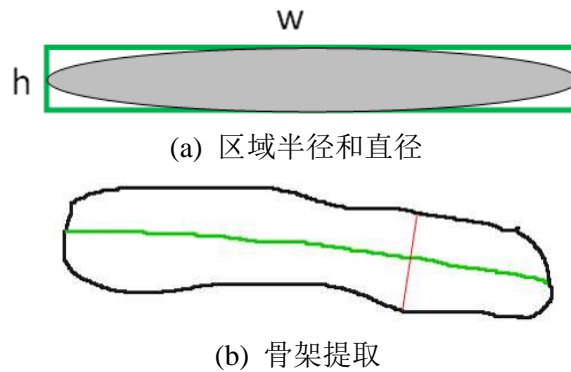


图 2.12 合缝宽度测量示意图

（2）中轴变换

中轴变换（Medial Axis Transform, MAT）可以实现图像细化，提取骨架。

中轴变换于 1967 年由 Blum H 等人^[8]提出，它是由模型内一系列点组成的，以这些点为圆(球)心得到的圆(球)与模型的边界相切，并且至少存在两个切

点。中轴变换保留了原区域的边界信息和距离变换的信息，所以很容易得到中轴的点到边界的距离。取距离的最大值即为合缝的最大区域。中轴变换的缺点是对边界噪声敏感。

(3) Zhang-suen 算法

Zhang-suen 算法^[9]是一种快速的图像细化算法，可以提取图像的骨架。算法的伪代码如下：

```

While points are deleted do
  For all pixels  $p(i,j)$  do
    if (a)  $2 \leq B(P1) \leq 6$ 
      (b)  $A(P1)=1$ 
      (c) Apply one of the following:
        1.  $P2 \times P4 \times P6=0$  in odd iterations
        2.  $P2 \times P4 \times P8=0$  in even iterations
      (d) Apply one of the following:
        1.  $P4 \times P6 \times P8=0$  in odd iterations
        1.  $P2 \times P6 \times P8=0$  in odd iterations
      then
        Deletepixel  $p(i,j)$ 
      end if
    end for
  end while

```

得到了合缝骨架之后，计算骨架每一点的法线，与边界点相交，得到该位置合缝的宽度。计算整个骨架每个位置的合缝宽度，最大值即为合缝的最大宽度。

使用中轴变换从 0050.jpg 的合缝区域中提取骨架：



图 2. 13 0050.jpg 合缝区域骨架提取

标注图片 0050.png 计算的宽度为 10.0 像素。

当程序检测出合缝的最大像素宽度后，需要计算合缝的真实宽度，与标准值比较，判定是否有瑕疵，合缝最大宽度是否超过标准值。

为了计算真实宽度，需要计算像素和真实宽度的比例，称为像素率。合缝最大宽度可由其得到。本文采用如下方法计算像素率，根据手机的真实宽度和 2.3 节裁剪的手机区域的像素宽度比例得到：

$$PixelRatio = w_p / w_r$$

w_p 和 w_r 分别表示像素宽度和真实宽度。

2.7 节和 3.4 节检测出合缝最大像素宽度后，可以计算真实宽度：

$$w_{hr} = w_{hp} \cdot PixelRatio$$

计算出真实宽度后和合缝宽度标准值比较,如果大于标准值则认为手机合缝存在缺陷。

本文的目标是尽可能精确的检测合缝区域、计算合缝区域的最大宽度,统计存在缺陷的正确检测比例不能很好的体现检测的精度,所以本文使用检测合缝最大宽度的误差、相对误差作为评价指标。

2.4.2 检测异常及解决方案

在实验数据上用以上流程进行检测会出现一些异常或者误判,如下:

- (1) 阈值分割无法提取白色手机。
- (2) 黑色手机外壳和合缝灰度接近, Canny 算法效果较差。
- (3) 手机和桌面形成阴影, 容易误检为合缝。
- (4) 取投影图灰度值最小的点为合缝位置这一策略在白色手机上效果差。

问题(1)的解决方案是统一使用 Canny 算法来提取手机区域,当阈值设置的较高,会得到手机外边界的轮廓。阈值(minval, maxval)设置为(100, 198)可以很好地提取出实验图片中的手机。

问题(2)采用的解决方案是对区域 U_{h1} 进行直方图均衡化(Histogram equalization),增强图像的对比度,处理之后图像有较明显的噪点,影响 Canny 算法的结果,所以进行中值滤波处理。最后再按流程检测,可以获得不错的效果。

根据观察,缝隙的位置在投影图中会形成“U”型区域,检测出投影图中所有的局部极小值点位置,最后一个局部极小值认为是阴影的位置,去除这个点。在实验数据上绝大部分可以去除可以去除问题(3)阴影的影响。

白色手机的银色边框会反光形成黑色区域,导致策略失效。这里白色手机改用梯度最大的位置,在实验数据上可以检测绝大部分白色手机的合缝位置。

黑色、白色手机判定使用灰度直方图的最大值 maxh, $(255 - \text{maxh}) > \text{maxh}$ 认为是黑色手机,否则为白色手机。

2.4.3 实验结果

检测程序使用 Python 编程语言,提供 Python 接口的计算机视觉软件包 OpenCV、图像处理库 Scikit-image 和 Python 矩阵运算库 Numpy。

根据上述检测流程,我们可以调节 Canny 算法的阈值(m_1, m_2)、2.6 节中提出

的黑色手机的 Canny 算法检测阈值 (m_3, m_4) ，检测 U_{h2} 区域的阈值 thr_u ，细化算法的选择也是一个变量。

白色手机的 Canny 算法检测和黑色手机的检测是相互平行的，所以调节阈值实验结果不会互相干扰，分别取各自的最优值可以得到全局最优的效果。

调节这 4 个变量的参数可以得到不同的实验结果。实验发现， $thr_u = 0.1 * mean$ 时 U_{h2} 和 U_{h1} 已经非常接近，基本相同； $thr_u = 1.9 * mean$ 时， U_{h2} 区域的宽度基本只有两个像素单位，达到最小。所以使用 0.1 和 1.9 倍的差分均值作为 thr_u 调节参数的上下界。在实验中，从观察的角度发现 (m_1, m_2) 取 (100,190)、 (m_3, m_4) 取 (100,200) 时会检测的合缝比较合适的边缘，检测结果较好。下面的实验中，Canny 算法的双阈值选择了不同大小和不同间隔的值。

(m_3, m_4) 取 (100,200) 时，采用中轴变化计算合缝宽度的结果如下表所示，每个结果代表实验数据上的平均误差和平均相对误差。

表 2.1 thr_u 和 (m_1, m_2) 不同取值的检测结果（中轴变换）

thr_u	(m_1, m_2)				
	(100,190)	(150,240)	(50,140)	(50,100)	(190,240)
0.1	2.7, 43.0%	2.9, 44.4%	2.8, 43.4%	2.8, 43.3%	2.9, 44.8%
0.2	2.8, 43.0%	2.9, 44.4%	2.8, 43.2%	2.8, 43.2%	3.0, 44.9%
0.3	2.8, 42.0%	2.9, 43.3%	2.8, 42.3%	2.8, 42.2%	3.0, 43.7%
0.4	3.0, 44.2%	3.1, 45.2%	3.0, 44.4%	3.0, 44.1%	3.1, 45.6%
0.5	3.2, 45.7%	3.3, 46.6%	3.2, 45.9%	3.2, 45.7%	3.3, 47.1%
0.6	3.4, 46.2%	3.4, 47.1%	3.4, 46.2%	3.4, 46.0%	3.5, 47.5%
0.7	3.8, 50.3%	3.8, 51.2%	3.8, 50.4%	3.8, 50.3%	3.9, 51.5%
0.8	4.1, 50.6%	4.1, 51.5%	4.1, 50.7%	4.1, 50.5%	4.2, 51.9%
0.9	4.4, 51.1%	4.4, 51.9%	4.4, 51.1%	4.3, 50.8%	4.4, 52.1%
1.0	4.6, 52.9%	4.7, 53.7%	4.6, 52.9%	4.4, 52.2%	4.7, 54.2%

从表格中我们可以发现， $thr_u = 0.1 * mean$ ， $(m_1, m_2) = (100, 190)$ 时检测结果达到最优，误差 2.7 单位像素，相对误差为 43.0%。Canny 算法阈值的设定对检测的准确率影响不大。随着 thr_u 的增大， U_{h1} 区域逐渐缩小，检测效果下降。综合来看检测结果误差偏大。

(m_1, m_2) 取(100,190)时,采用中轴变化计算合缝宽度的结果如下表所示

表 2.2 thr_u 和 (m_3, m_4) 不同取值的检测结果（中轴变换）

thr_u	(m_3, m_4)			
	(100,200)	(50,150)	(150,250)	(50,100)
0.1	2.7, 43.0%	2.8, 43.2%	2.7, 41.3%	2.8, 40.0%
0.2	2.8, 43.0%	2.8, 42.6%	2.8, 41.2%	2.8, 40.4%
0.3	2.8, 42.0%	2.8, 41.5%	2.8, 40.3%	2.9, 39.2%
0.4	3.0, 44.2%	3.0, 43.5%	3.0, 42.3%	3.1, 40.1%
0.5	3.2, 45.7%	3.1, 44.9%	3.2, 44.1%	3.3, 43.0%
0.6	3.4, 46.2%	3.4, 45.6%	3.3, 44.7%	3.5, 45.0%
0.7	3.8, 50.3%	3.8, 49.8%	3.8, 44.7%	3.8, 49.2%
0.8	4.1, 50.6%	4.1, 51.2%	4.1, 48.1%	4.2, 51.5%
0.9	4.4, 51.1%	4.4, 52.7%	4.3, 50.5%	4.4, 52.9%
1.0	4.6, 53.0%	4.6, 53.5%	4.6, 51.8%	4.6, 53.8%

从表格中可以发现, (m_3, m_4) 的取值对检测结果影响不大, 和 (m_1, m_2) 的类似。随着 thr_u 的增大, U_{hl} 区域逐渐缩小, 检测效果下降。 $thr_u = 0.1 * mean$, $(m_3, m_4) = (100, 200)$ 可以达到最好的检测结果。

综合上面的结果, 使用中轴变换提取骨架时选择 $thr_u = 0.1 * mean$, $(m_1, m_2) = (100, 190)$, $(m_3, m_4) = (100, 200)$ 。

同理可以得到 Zhang-suen 算法的检测结果 $thr_u = 0.6 * mean$, $(m_3, m_4) = (100, 200)$, $(m_1, m_2) = (100, 190)$ 可以达到最好的检测结果。

采用最优参数值, 中轴变换计算合缝最大宽度, 每张图片的检测误差和相对误差如下图所示:

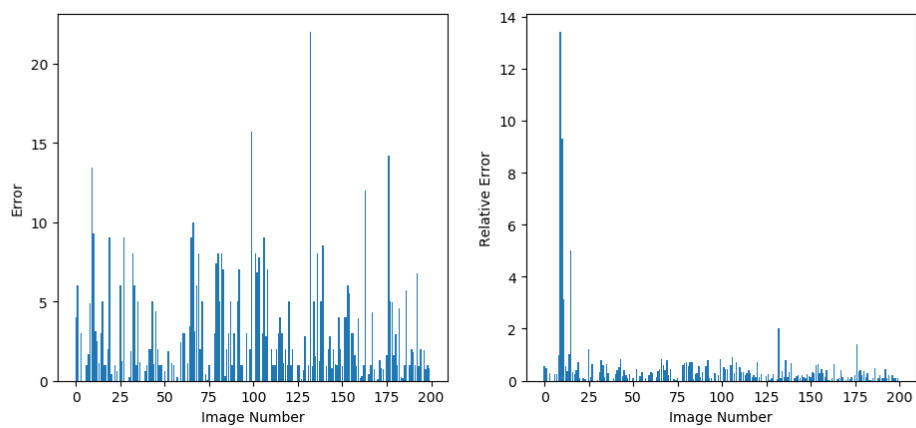


图 2.14 每张图片检测的误差和相对误差

从相对误差来看，检测系统对图片 0010、0011、0016、0012、0133、0177、0026、0015、0009、0107 出现了很大的检测误差，导致系统整体的相对误差较大。



(a) 0010.jpg 检测结果：标注宽度 1.0，检测宽度 14.4



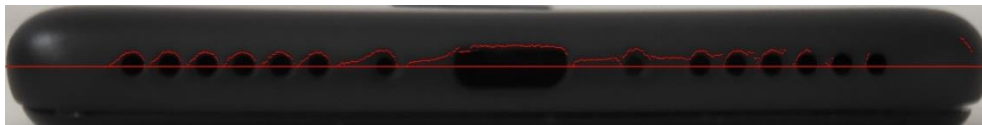
(b) 0011.jpg 检测结果：标注宽度 1.0，检测宽度 10.3



(c) 0016.jpg 检测结果：标注宽度 1.0，检测宽度 6.0



(d) 0012.jpg 检测结果：标注宽度 1.0，检测宽度 4.12



(e) 0133.jpg 检测结果：标注宽度 11.0，检测宽度 33.0



(f) 0177.jpg 检测结果：标注宽度 10.0，检测宽度 24.17



(g) 0026.jpg 检测结果：标注宽度 5.0，检测宽度 11.0



(h) 0015.jpg 检测结果：标注宽度 3.0，检测宽度 6.0



(i) 0010.jpg 检测结果：标注宽度 5.0，检测宽度 9.85



(j) 0107.jpg 检测结果：标注宽度 10.0，检测宽度 1.0

图 2.15 检测失败的图片

从上面的检测结果可以知道，检测系统误判了图片 0010、0011、0107 的合

缝的位置，图片 0012、0015、0016、0026 是由于边缘噪声的影响，导致检测宽度偏大，0133、0177 检测误差是手机侧面麦克风孔和卡槽阴影的影响，检测系统没有考虑到这些信息。

一些检测准确率高的结果如下图所示



(a) 0063.jpg: 标注宽度 9.0，检测宽度 9.0



(b) 0038.jpg: 标注宽度 4.0，检测宽度 4.0



(c) 0141.jpg: 标注宽度 8.0，检测宽度 8.0

图 2.16 高准确率检测示例

3 基于全卷积网络的检测

基于 Canny 算法的检测的准确率难以达到应有的要求，所以本文尝试了基于深度学习的方法，以获得更高的准确率和更好的鲁棒性。

3.1 全卷积网络

卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）是一种前馈神经网络，它的人工神经元可以响应一部分覆盖范围内的周围单元，对于大型图像处理有出色表现。卷积神经网络由一个或多个卷积层和顶端的全连接层组成，同时也包括关联权重和池化层（pooling layer）。这一结构使得卷积神经网络能够利用输入数据的二维结构，获取图像的语义特征。

CNN 最先由 LeCun^[10]提出，AlexNet^[11]在 ImageNet 2012 图像识别挑战赛（ILSVRC）获得了成功。在 ILSVRC 2014 中提出了使用重复模块的深层网络结构 VGG^[6]和增强卷积模块功能的深层网络 GoogLeNet。ResNet^[7]使用恒等映射来训练更深层的网络。

目前，CNN 已经由图像分类任务发展到目标检测、语义分割、姿态估计等其他领域。

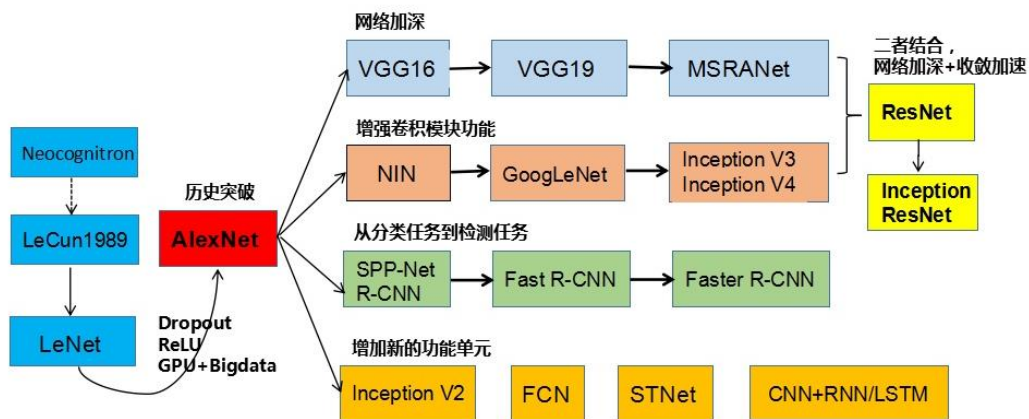


图 3.1 CNN 发展历史^[14]

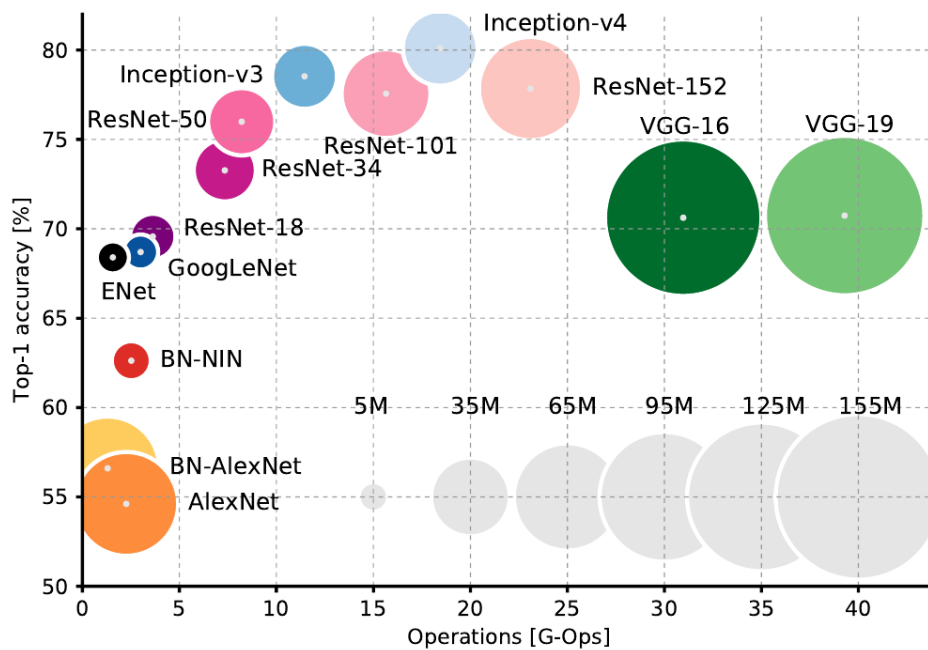


图 3.2 图像分类网络准确率、计算次数、参数量^[12]

全卷积网络（Fully Convolutional Networks, FCN）^[5]采用卷积神经网络实现了从图像像素到像素类别的变换。常用于语义分割（Semantic Segmentation）任务。

FCN 通过下面 3 种技术实现像素级的预测：

（1）卷积化（convolutionalization）。FCN 将一般的图像分类网络最后的全连接层换成卷积层。

（2）转置卷积（transposed convolution）。FCN 通过转置卷积层将中间层特征图的高和宽度变换回输入图像的尺寸，从而令预测结果与输入图像的空间维（高和宽）上一一对应：给点空间维上的位置，通道维的输出即该位置对应像素的类别预测。

（3）跳级结构（skip architecture）。由于直接在网络最后一层进行转置卷积得到的结果没有使用图像的低层空间信息，所以通过混合 16 倍上采样和 8 倍上采样的结果来得到更精细的预测。

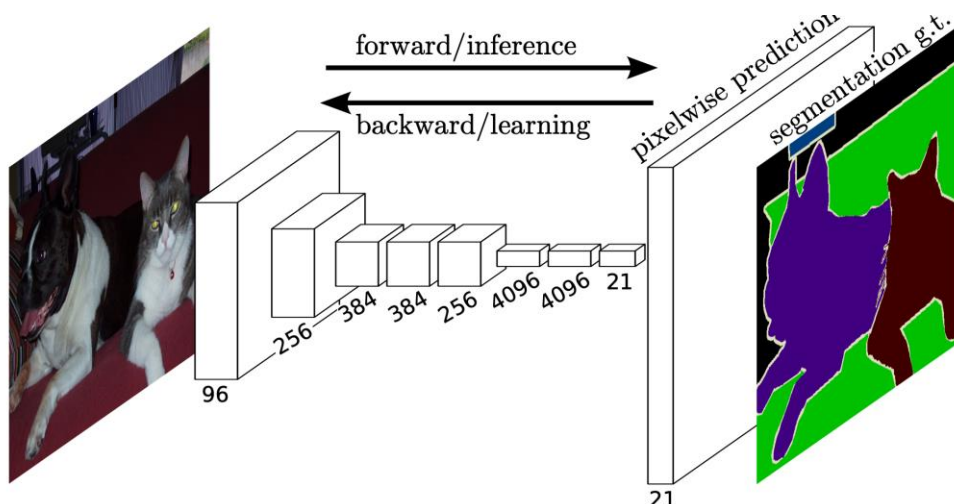


图 3.3 FCN 结构

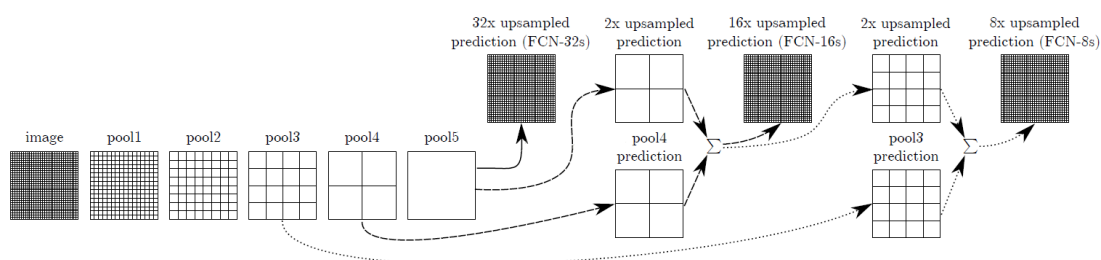


图 3.4 FCN 的跳级结构

3.2 网络结构

从FCN论文可以知道,采用VGG16为骨干网络的FCN可以在PASCAL VOC数据集上达到最好的效果,FCN-GooLeNet的参数量较少,但是效果较差一些,但是文章中没有测试ResNet,所以本文测试了以VGG和ResNet为骨干网络在数据集上的性能。VGG类的网络测试了VGG13、VGG16和VGG19。

FCN-ResNet的结构使用3次上采样混合的思想,分别在网络的最后一层,第2、3个残差块模块的最后一层进行32倍、16倍和8倍的上采样。测试了使用“瓶颈”结构的ResNet50和不使用的ResNet34、ResNet64作为骨干网络的性能。

FCN-VGG16和FCN-ResNet34网络结构如下:

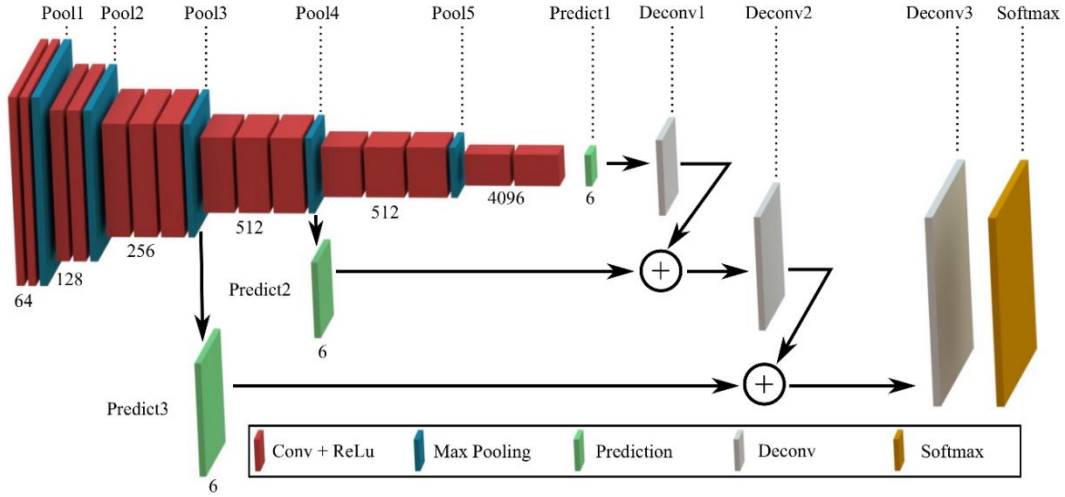


图 3. 5 FCN-VGG16

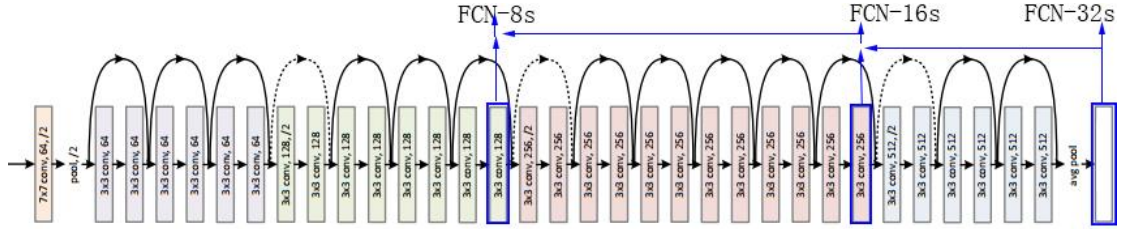


图 3. 6 FCN-ResNet34

3.3 形态学处理

FCN 预测的结果是一张二值图像，白色的像素点表示合缝，黑色的像素点表示手机和背景。图像中可能会出现单个的白色像素点，合缝区域内部出现小的空洞，为了更好的计算、去除噪点，采用形态学处理的开运算和闭运算处理。开运算用于去除噪点：

$$((f \ominus \varphi) \oplus \varphi)$$

闭运算用于填充前景物体中的小洞：

$$((f \oplus \varphi) \ominus \varphi)$$

3.4 实验与分析

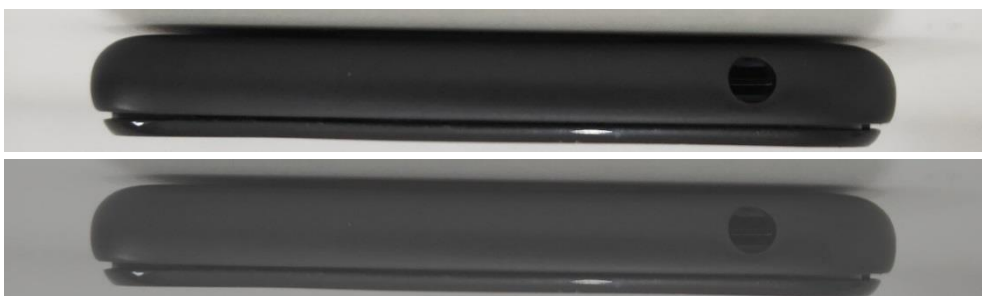
本文采用 FCN 预测合缝区域，合缝区域标注为白色，手机其他区域和背景像素点标注为黑色。FCN 输出预测图片后，使用骨架提取算法（见 2.5 节）计算合缝最大宽度，然后判断是否符合标准。检测流程见图 1.4。

3.4.1 数据集制作

根据原始的 200 张图片，采用图像增广（Image augmentation）的方式扩充数据集为 3600 张。考虑到真实环境中采集图片会受不同角度、成像条件的影响，所以采用了上下翻转、左右翻转、改变亮度、对比度、色调和裁剪合缝区域的方法。变化颜色的概率都设置为 0.5，裁剪合缝区域可以增强模型对合缝区域的学习，以上方法可以增强模型的鲁棒性。



(a) 改变亮度



(b) 改变对比度



(c) 改变色调



(d) 裁剪合缝区域

图 3.7 图像增广

将数据集分为 3 份，训练集 2100 张、验证集 500 张、测试集 1000 张，随机分配图片。

由于图片的尺寸 3456×300 太大，输入网络导致网络的参数量太多，训练时间太长，所以训练时将图片尺寸调整为 1024×128 输出网络。

3.4.2 评价指标

采用语义分割的指标：像素准确率（PA）和交并比（IoU）。

PA 表示分类正确的像素点数和所有的像素点数的比例：

$$PA = \frac{\sum_{i=0}^k p_{ii}}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k p_{ij}}$$

IoU 表征预测区域的准确性，计算预测区域的像素点和标注区域像素点的交集除以并集。

$$IoU = \frac{\sum_{i=0}^k p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - \sum_{i=0}^k p_{ii}}$$

因为本任务关注合缝区域预测的准确性，所以也采用了分类任务的评价指标来评价白色像素点的查准率（Precision）和查全率（Recall）和二者调和平均值作为综合指标的 F1 度量（F1 Score）。F1 度量计算公式：

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R}$$

3.4.3 训练过程

训练网络采用 Adam 优化算法，学习率设置为 10^{-4} ，批量大小设置为 32。对于每种测试网络，当验证集上准确率不再提升时停止训练。深度学习框架使用 TensorFlow 1.15，采用 Google Colab 平台提供的 GPU 服务训练网络。内存和 GPU 的为 Tesla P100-PCIE-16GB。

FCN-VGG16 的训练过程如下图：

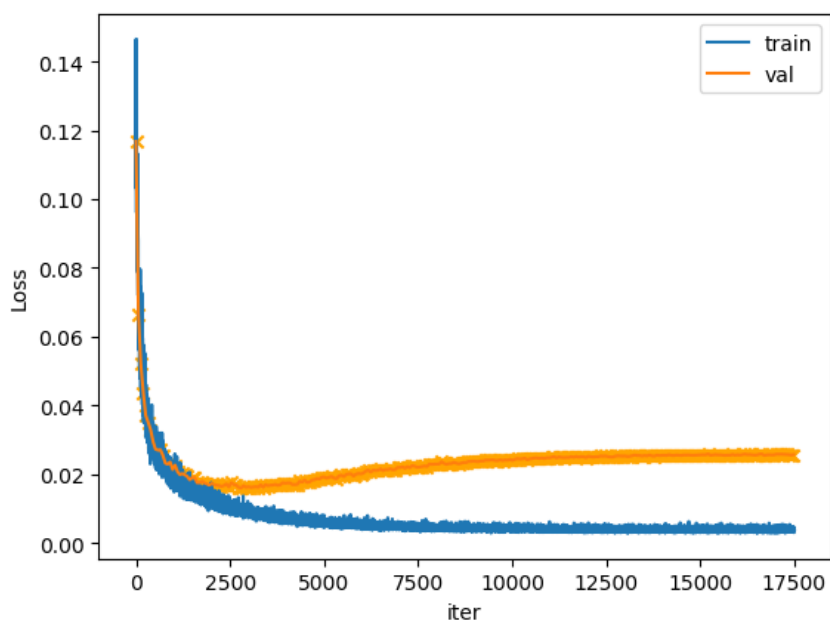


图 3.8 FCN-VGG16 训练交叉熵损失

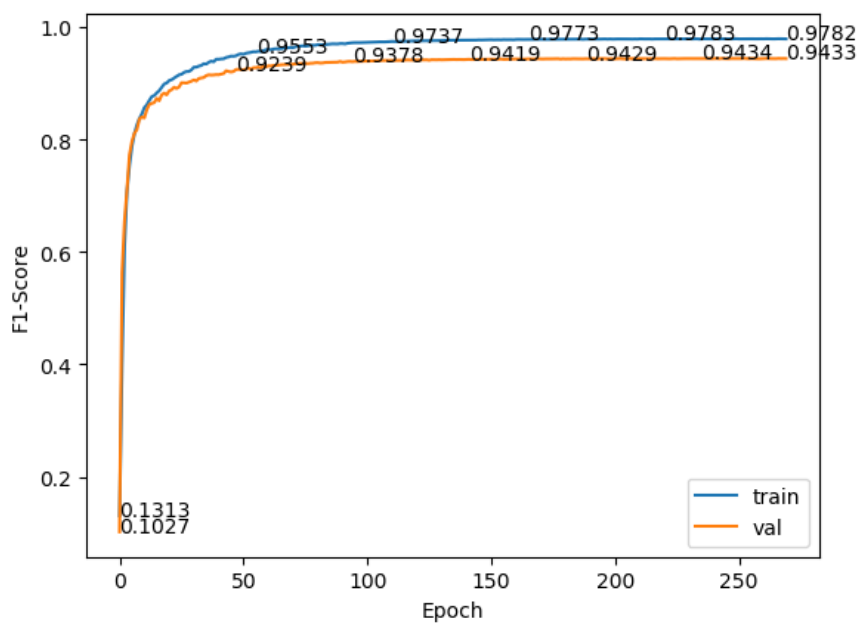


图 3.9 FCN-VGG16 训练 F1 度量变化

从交叉熵损失来看，网络训练后期有一定的过拟合现象；但是从白色像素点的 F1 度量看，网络训练到 F1 度量在提升。

3.4.5 实验结果

本文测试了 VGG13, VGG16, VGG19 和 ResNet34, ResNet50 和 ResNet64, 测

试集结果如下表所示。

表 3.1 全卷积网络测试集结果

Network	PA(%)	IoU(%)	Precision(%)	Recall(%)	F1(%)
FCN-VGG13	99.40	81.07	88.39	89.14	88.76
FCN-VGG16	99.42	81.42	88.69	88.85	88.77
FCN-VGG19	99.37	80.36	87.74	88.57	88.15
FCN-ResNet34	98.73	64.56	83.23	72.68	77.60
FCN-ResNet50	98.46	59.77	80.33	68.74	74.09
FCN-ResNet64	98.64	64.57	80.20s	75.09	77.57

ResNet 在该任务上表现较差，VGG 网络效果相近，本文选择了 FCN-VGG16 作为预测网络。

FCN-VGG16 在如下配置的计算机上预测一张 3456×300 的图片平均需要 1.8 秒：处理器：Intel Core i7-4720HQ@2.60GHz、内存：8.00GB。

FCN-VGG 预测的一些实例如下：



(a) 0075.jpg: F1-Score: 98.1%, IoU: 96.4%



(b) 0050.jpg: F1-Score: 97.6%, IoU: 95.3%



(b) 0136.jpg: F1-Score:96.6%, IoU:93.5%



(b) 0111.jpg: F1-Score:84.4%, IoU:73.0%

图 3.10 FCN-VGG16 预测示例

FCN 输出得到合缝区域二值图片后，本文对比了使用形态学处理和不使用的结果，使用中轴变换计算合缝最大宽度的结果如下表：

表 3.2 FCN-VGG16 输出图像形态学处理与否的结果

	Error	Relative Error
MAT	1.9	34.71%
MAT-morphology	1.8	32.90%

从表中可以看到采用形态学处理后的效果更好，检测方案在数据集上最大宽度的平均误差 1.8 单位像素，相对误差 32.9%。

FCN-VGG16 输出得到合缝区域二值图片后，经过形态学处理，采用中轴变换计算合缝最大宽度，每张图片的检测结果如下图：

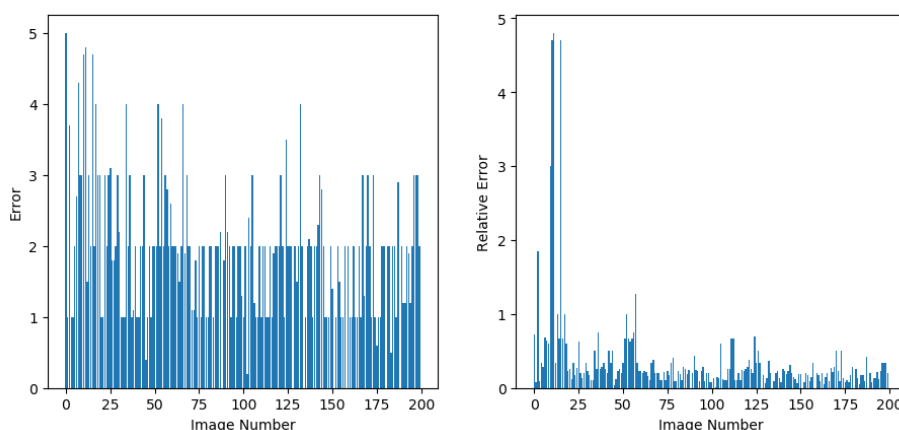


图 3.11 FCN 检测每张图片的误差和相对误差

从图中可以看到，基于 FCN 的检测的相对误差和基于 Canny 算法的检测都在不规则的手机图片中检测结果较差。

总体来说基于 FCN 的检测准确率要优于基于 Canny 算法的检测，但是 FCN 的缺点是速度较慢。

4 软件系统

本文将上述功能整合成一个系统，实现了基于 Canny 算法和基于 FCN 的手机合缝宽度检测的图形界面程序，如下图所示。图形界面使用 Tkinter 库编写。

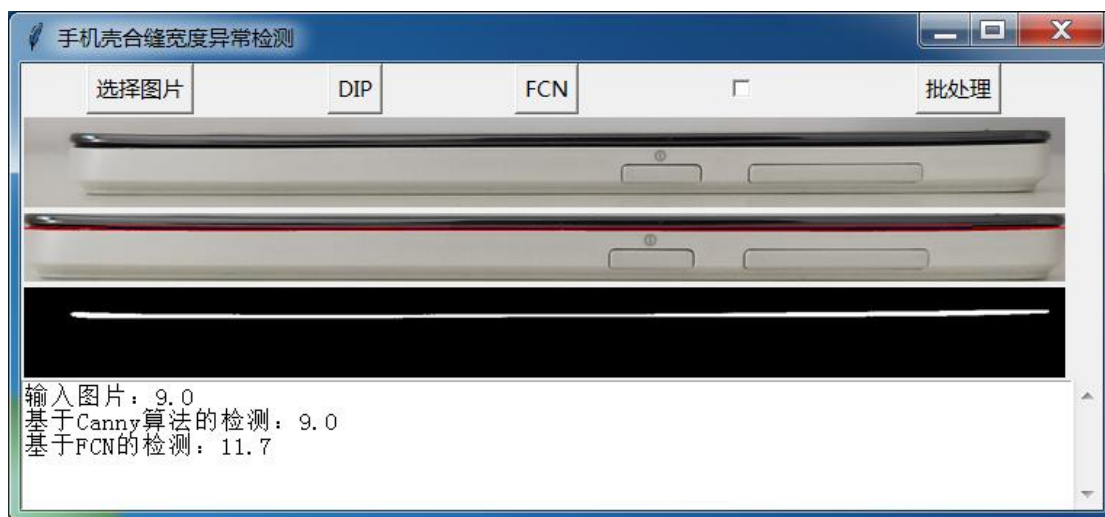


图 4.1 程序主界面

程序主要分为单张图片的检测和批处理功能。点击“选择图片”按钮会弹出文件选择对话框，

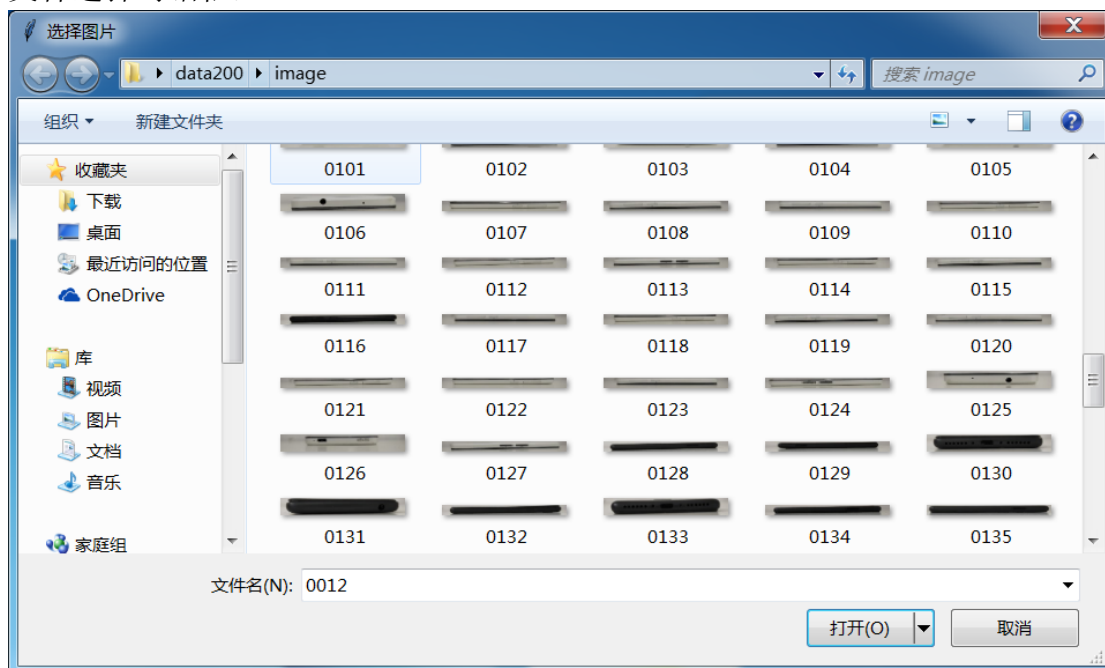


图 4.2 选择图片对话框

选择文件点击“打开”后，程序会显示选择的图片。程序下面的文本框显示该图片标注的合缝最大宽度（默认使用中轴变换测量）。

点击“DIP”按钮，程序会使用基于 Canny 算法的方法检测图片中的合缝最大宽度，结果显示在文本框中。基于 Canny 算法的检测速度非常快，可以满足实时性要求。点击“FCN”按钮，程序将图片输入训练好的 FCN-VGG16 网络，网络前馈得到预测结果，为一张标注合缝区域的二值图像，再通过骨架提取得到宽度。检测的结果在下面的文本框中显示。基于 FCN 的检测速度较慢。

考虑到实际应用，程序实现了多张图片批处理的功能。点击“批处理”按钮，程序会隐藏所有单个图片，扩大文本框区域，弹出文件选择对话框。选择多张图片之后，程序会自动进行检测，结果显示在文本框。批处理默认使用基于 Canny 算法的检测，点击“FCN”按钮后的复选框，将使用基于 FCN 的检测。程序运行如下图所示

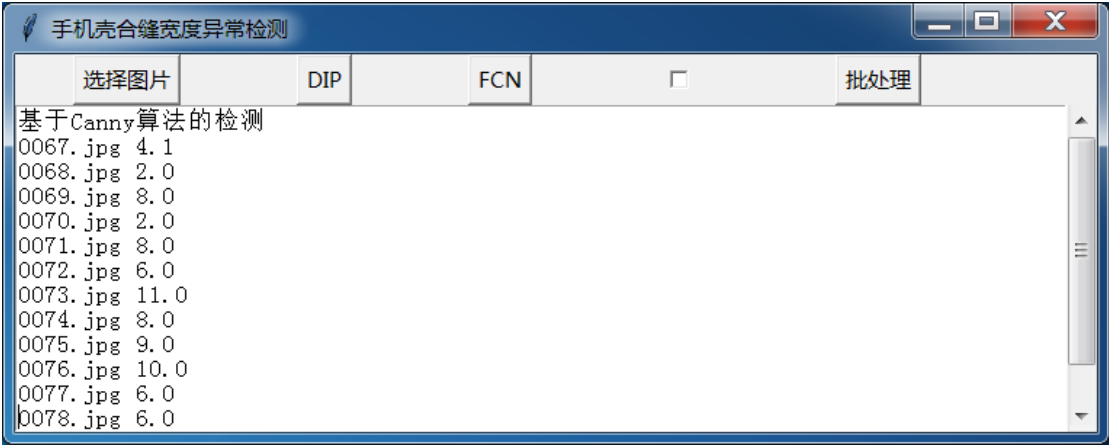


图 4.3 批量处理界面

5 总结和展望

5.1 总结

工厂流水线上手机外观的缺陷检测是保证手机质量的重要步骤,用自动化检测代替人工检测有助于将工人单调重复的工作中解放出来,提高生产效率、减少劳动力成本。

本文制作了手机合缝宽度异常检测数据集。分析了检测任务的特点,尝试了传统的基于图像处理的方法和基于深度学习的方法。首先提出了一个基于 Canny 算法的检测方案。该方案检测速度快,准确率较低,在实验数据上最大宽度平均误差 2.7 个像素,相对误差 43.0%。提出了采用全卷积网络来检测合缝区域,测试了不同骨干网络的实验结果,取得了比传统方法更好的效果,但这种方法速度较慢。在数据集上宽度平均误差 1.8 个像素,相对误差 32.9%。并将两种检测方法综合,编写了软件系统。

5.2 未来工作

本文提出的检测方案目前还未达到实际应用的要求,一方面准确率还需要提升,另一方面基于深度学习的方法速度较慢。手机壳合缝宽度检测的难点是需要精细的预测,并且实际应用需要系统的实时性和高准确率。

后续的改进工作分为以下方面:网络训练和预测时可以预先裁剪出合缝区域;采用目前性能最优的语义分割网络模型(DeepLab v3+)进行实验;学习语言分割网络模型结构设计的思想(膨胀卷积、多尺度池化、注意力机制等),针对该任务改进和设计检测准确率高、轻量级的网络模型。

参考文献

- [1] Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing, 4th Edition[J]. 2017.
- [2] Szeliski R. Computer vision: algorithms and applications[M]. Springer Science & Business Media, 2010.
- [3] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1986 (6): 679-698.
- [4] Zhang A, Lipton Z C, Li M, et al. Dive into Deep Learning[J]. Unpublished draft. Retrieved, 2019, 3: 319.
- [5] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015: 3431-3440.
- [6] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.
- [7] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 770-778.
- [8] Blum H, Nagel R N. Shape description using weighted symmetric axis features[J]. Pattern recognition, 1978, 10(3): 167-180.
- [9] Zhang T Y, Suen C Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns[J]. Communications of the ACM, 1984, 27(3): 236-239.
- [10] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [11] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]//Advances in neural information processing systems. 2012: 1097-1105.
- [12] Canziani A, Paszke A, Culurciello E. An analysis of deep neural network models for practical applications[J]. arXiv preprint arXiv:1605.07678, 2016.
- [13] Minaee S, Boykov Y, Porikli F, et al. Image Segmentation Using Deep Learning: A Survey[J]. arXiv preprint arXiv:2001.05566, 2020.
- [14] 刘昕 .CNN 近期进展与实用技巧 [EB/OL]. (2016-05-03)[2020-05-30]. <http://valser.org/2016/dl/刘昕.pdf>
- [15] Wang T, Chen Y, Qiao M, et al. A fast and robust convolutional neural network-based defect detection model in product quality control[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 94(9-12): 3465-3471.

- [16] Chen J, Liu Z, Wang H, et al. Automatic defect detection of fasteners on the catenary support device using deep convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 67(2): 257-269.
- [17] Mei S, Wang Y, Wen G. Automatic fabric defect detection with a multi-scale convolutional denoising autoencoder network model[J]. Sensors, 2018, 18(4): 1064.
- [18] Mei S, Yang H, Yin Z. An unsupervised-learning-based approach for automated defect inspection on textured surfaces[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 67(6): 1266-1277.
- [19] Tao X, Zhang D, Ma W, et al. Automatic metallic surface defect detection and recognition with convolutional neural networks[J]. Applied Sciences, 2018, 8(9): 1575.
- [20] Cha Y J, Choi W, Suh G, et al. Autonomous structural visual inspection using region - based deep learning for detecting multiple damage types[J]. Computer - Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2018, 33(9): 731-747.
- [21] Zhao Z, Li B, Dong R, et al. A Surface Defect Detection Method Based on Positive Samples[C]//Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence. Springer, Cham, 2018: 473-481.
- [22] Tabernik D, Šela S, Skvarč J, et al. Segmentation-based deep-learning approach for surface-defect detection[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2020, 31(3): 759-776.
- [23] Yang X, Li H, Yu Y, et al. Automatic pixel - level crack detection and measurement using fully convolutional network[J]. Computer - Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2018, 33(12): 1090-1109.
- [24] Lu, C. J., & Tsai, D. M. (2005). Automatic defect inspection for LCDs using singular value decomposition. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 25(1-2), 53-61.
- [25] Park, Y., & Kweon, I. S. (2016). Ambiguous surface defect image classification of AMOLED displays in smartphones. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 12(2),
- [26] Jian, C., Gao, J., & Ao, Y. (2017). Automatic surface defect detection for mobile phone screen glass based on machine vision. Applied Soft Computing, 52, 348-358.

致谢

本论文是在指导老师的悉心指导下完成的。感谢方老师在毕业设计过程中的耐心指导、答疑解惑，在论文写作上提出的许多宝贵意见，解决了写作上的错误和疏漏。方老师一直是我们实验室的指导老师，带领我进入了机器人足球的大门，四年来对我的诸多教诲和严格要求，使我能够不断地学习提高。其开阔的视野、严谨的治学态度、精益求精的工作作风，深深感染和激励着我。同时感谢机器人创新实验室，学长学姐专业、钻研、爱心、奉献的优秀品质烙印在了我心里。

本论文是我即将攻读硕士的导师北京大学刘宏教授指导的课题，感谢刘老师的信任和实践机会，让我开始进入计算机视觉这一领域。感谢毕业设计这段时间刘老师和智能机器人开放实验室师兄师姐的专业指导。

感谢免费的 Google Colab 服务。没有其高性能的 GPU 计算服务，无法完成全卷积网络的训练。

最后要感谢我的家人。

作者：张健

2020 年 5 月 30 日

附录

程序代码: <https://github.com/littleCat00/FCN-phone-surface-joints-width-detection>