



华南理工大学
South China University of Technology

创新实践报告书

指静脉及掌静脉图像的预处理、特征提取及 匹配方法实验研究

学 院 自动化科学与工程

专 业 智能科学与技术

学生姓名 _____

学生学号 _____

指导教师 _____

课程编号 _____

课程学分 1.0

起始日期 _____

| | |
|------|---------------------------------|
| 教师评语 | <div>教师签名:</div> <div>日期:</div> |
| 成绩评定 | |
| 备注 | |

目录

| | |
|-------------------------------|----|
| 一、选题背景..... | 4 |
| 二、方案论证(设计理念) | 5 |
| 三、过程论述..... | 5 |
| 3.1 ROI 区域提取..... | 6 |
| 3.1.1 掌静脉 ROI 区域提取 | 6 |
| 3.1.2 指静脉 ROI 区域提取 | 7 |
| 3.2 图像增强原理及实现 | 8 |
| 3.2.1 直方图均衡法 | 8 |
| 3.2.2 Retinex 算法 | 11 |
| 3.2.3 灰度世界算法 | 12 |
| 3.2.4 自动白平衡调节算法 | 13 |
| 3.3 特征提取 | 14 |
| 3.3.1 Gabor 滤波及 OTSU 二值化..... | 14 |
| 3.3.2 局部二进制模式 (LBP) 特征提取..... | 15 |
| 四、结果分析..... | 17 |
| 4.1 掌静脉类内类间匹配度结果展示 | 17 |
| 4.2 指静脉类内类间匹配度结果展示 | 20 |
| 五、创新实践总结 | 21 |
| 5.1 遇到的问题 | 21 |
| 5.2 实验收获及感悟 | 22 |
| 六、参考文献..... | 22 |

指静脉与掌静脉图像的预处理、特征提取及 匹配方法实验研究

一、选题背景

生物特征识别（biometrics）技术是指通过计算机利用人体所固有的生理特征或行为特征来进行个人身份鉴定。生理特征与生俱来,多为先天性的;行为特征则是习惯使然,多为后天性的。我们将生理和行为特征统称为生物特征。常用的生物特征包括:指纹、掌纹、虹膜、脸像、声音、笔迹等。与传统的身份鉴定手段相比,基于生物特征识别的身份鉴定技术具有以下优点: (1)不易遗忘或丢失; (2)防伪性能好,不易伪造或被盗; (3)“随身携带”,随时随地可用。

指静脉识别技术作为一种新兴的生物特识别技术,以其独有的活体检测能力在生物特征识别领域获得一席之地。手指静脉识别与其他生物特征识别相比,有它独特的优势: (1)指静脉图像的采集是为非接触方式,安全卫生,容易被广大用户接受; (2)静脉分布在皮肤表层底下,不存在老化、磨损等问题,使得静脉纹理的唯一性得到了有效保证; (3)指静脉纹理需要在近红外光照射下通过近红外摄像头捕获,使得系统具备活体检测能力,这样给伪冒攻击识别系统增加了难度; (4)静脉成像精度的低要求使得系统对摄像头的要求不高,从而降低了手指静脉识别系统的成本,为实现产品的大众化增加了可能性; (5)采集装置小,易于实现产品小型化。

生物识别技术虽然在机场、银行、公安方面有不错的应用前景,但是它最有应用前途的地方或许是在电子商务领域。在对安全有严格要求的应用领域中,人们往往需要融合多生物特征来实现高精度的识别系统。将数据融合方法用于身份鉴别,结合多种生理和行为特征进行身份鉴别,提高鉴别系统的精度和可靠性,是身份鉴别领域发展的未来趋势。

二、方案论证(设计理念)

本项目包含掌静脉识别和指静脉识别两个部分。本文掌静脉识别的数据样本共有 60 张掌纹图像，左右手各 30 张。指静脉识别样本包含 48 张样本数据，每只手指有 6 张图像。所有图像采集均使用静脉图像采集系统采集，近红外光源以反射式、透射式或侧射式的打光方式，照射手指、手掌或手背，光线进入皮下组织后，浅层皮下静脉血管中的血红蛋白吸收近红外光，从而在红外图像传感器上形成阴影，得到静脉图像。

项目使用两种图像处理流程均实现了掌静脉和指静脉识别。项目首先对所有手掌样本数据进行 ROI 截取，然后对静脉纹理进行增强。增强时分别测试并比较了全局直方图均衡化、限制对比度自适应直方图均衡化(CLAHE)、灰度世界算法、自动白平衡算法、Retinex。最终选取了增强效果较好的 CLAHE 和 Retinex 作为项目实际使用的纹理增强算法。然后使用 Gabor 增强及 OTSU 实现二值纹理特征提取，最后进行模板匹配，把所有样本图像进行相互匹配，统计并可视化输出类内类间匹配度。在本文的另一种处理流程中，对 ROI 区域进行了局部二进制模式(LBP)特征提取，再进行直方图相似性匹配的静脉识别方法，最后将上述的两种实现流程的实验结果进行了对比分析。

手指静脉识别中还采用了 Sobel 和 Canny 算子进行边缘检测，完成指静脉 ROI 提取后图像处理流程算法同掌静脉识别。

三、过程论述

原始样本图像在进行模板匹配前，需要先经过三个过程。

1. 感兴趣区域(ROI)的截取。原图像含有大量背景信息需要剔除，匹配区域应该尽可能定位至静脉分布多、清晰的地方。

2. 图像纹理增强。原始图像纹理较暗，难以直接识别。

3. 图像特征提取。本次识别任务为静脉识别，需借助算法将每个样本的静脉特征提取出来。

3.1 ROI 区域提取

3.1.1 掌静脉 ROI 区域提取

首先对手掌图像进行二值化，图像二值化关键在于阈值的选取，OTSU 算法可以自适应寻找较优阈值。OTSU 算法的思路类似于聚类，其核心思路是寻找一个阈值 T ，把图像的所有像素点分成两类，一类的像素值均小于等于 T (背景区域)，另一类的像素值均大于 T (前景区域)，当这两类的类间方差取得最大值时，则认为该 T 值为最合适的阈值。

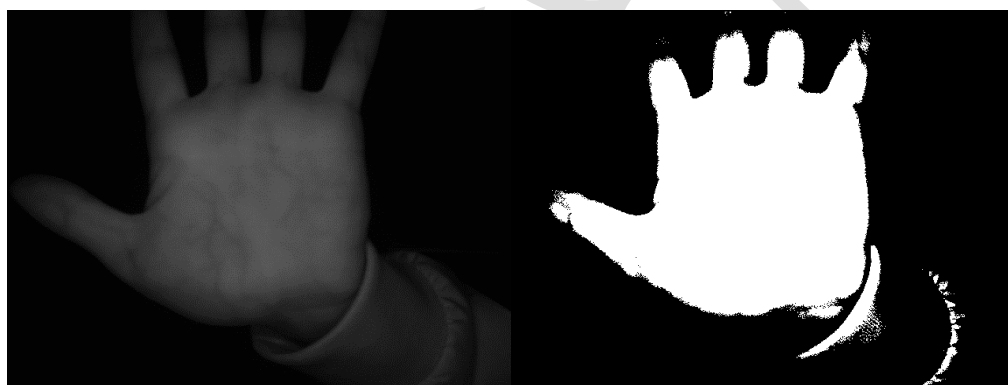


图 OTSU 对比图

然后在二值化后的图像中遍历图像像素点，寻找图像中距离最近的黑色像素点的距离和最最大的白色像素点，该像素点即近似为手掌的中心，然后以其为圆心，逐步增加半径，直到圆中包含第一个黑色像素点，绘制出手掌的内切圆，最后取手掌内切圆的内接正方形作为手掌的 ROI 区域。

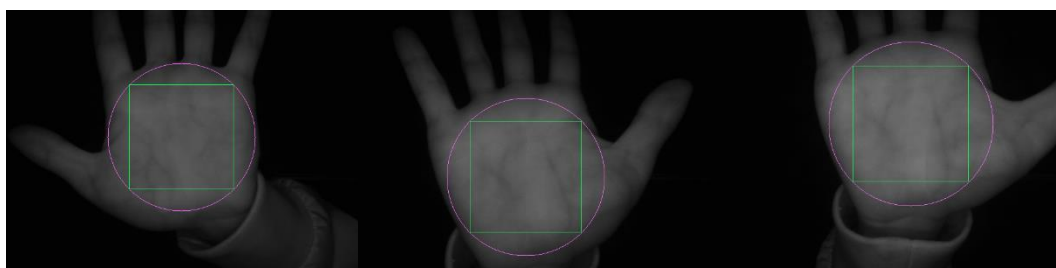


图 手掌 ROI 定位

最后将 ROI 区域提取并保存至 palm_roi 文件夹中。

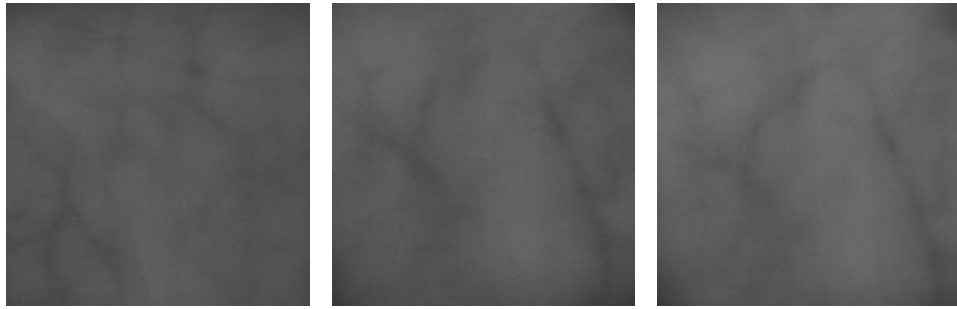


图 手掌 ROI 展示

3.1.2 指静脉 ROI 区域提取

边缘检测分别测试了 Canny 算子和 Sobelx 算子。Canny 算子属于是先平滑后求导数的方法，检测实现过程包括：1. 灰度化。2. 高斯滤波。3. 计算梯度值和方向。数字图像处理中，用一阶有限差分近似求取灰度值的梯度值(变化率)。4. 非极大值抑制（NMS）。寻找像素点局部最大值。沿着梯度方向，比较它前面和后面的梯度值。在沿其方向上邻域的梯度幅值最大，则保留；否则，抑制。5. 双阈值的选取、边缘连接。

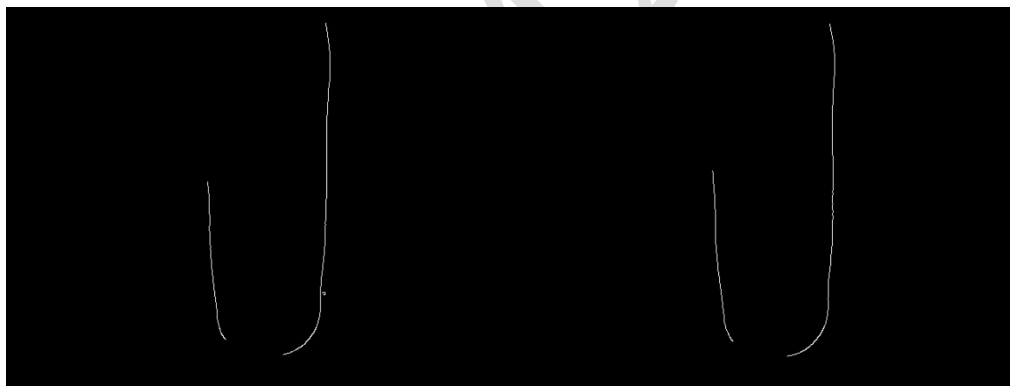


图 Canny 算子边缘检测

Sobelx 算子需要先定义阶乘函数，因为高斯平滑算子的近似项为二项式展开式，接着利用阶乘函数表示出来二项式展开式来定义平滑算子函数。在得到了平滑算子以及差分算子后，就可以定义 sobel 函数来完成图像矩阵与 sobel 核的卷积。OpenCV 对上述函数有成熟封装。

```
1. sobelx = cv2.Sobel(image,cv2.CV_64F,1,0,ksize=5)
2. canny=cv2.Canny(image,90,150)
```

随后寻找手指中线上的点，原理同手掌 ROI 的圆心寻找，然后截取矩形区域作为手指的 ROI 区域。

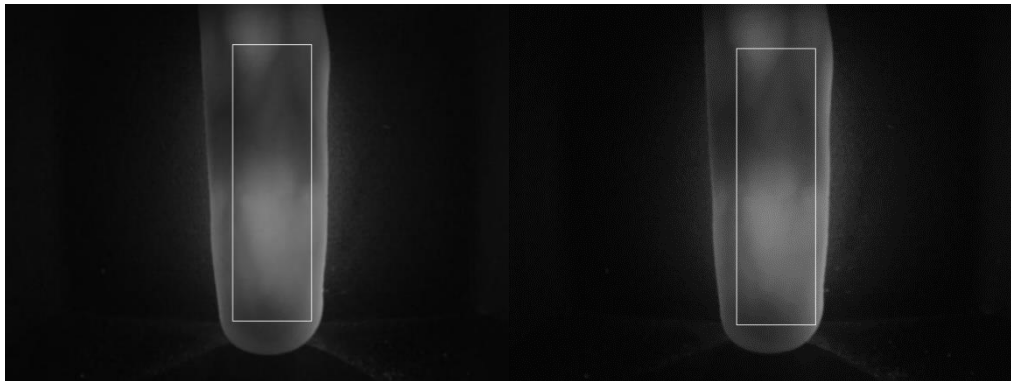


图 指静脉 ROI 定位

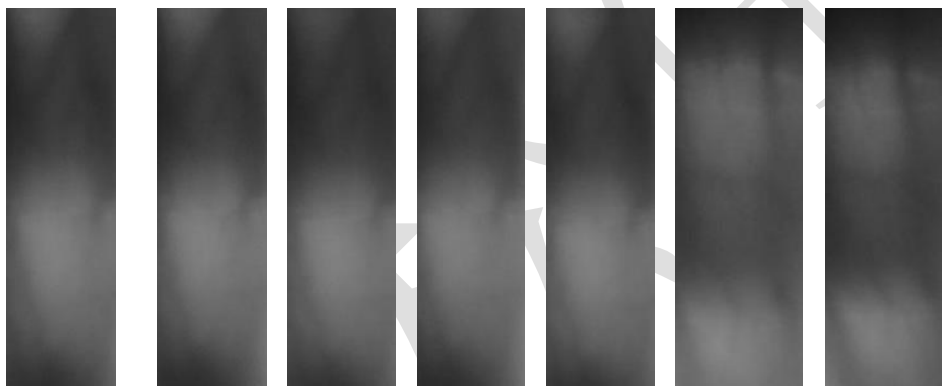


图 指静脉 ROI 展示

3.2 图像增强原理及实现

3.2.1 直方图均衡法

全局直方图均衡

直方图均衡化主要用于增强图像对比度，其主要思想是将一副图像的直方图分布变成近似均匀分布，从而增强图像的对比度。全局直方图均衡化要做的就是让整张图像的直方图尽可能地均匀分布在 0-255 内。

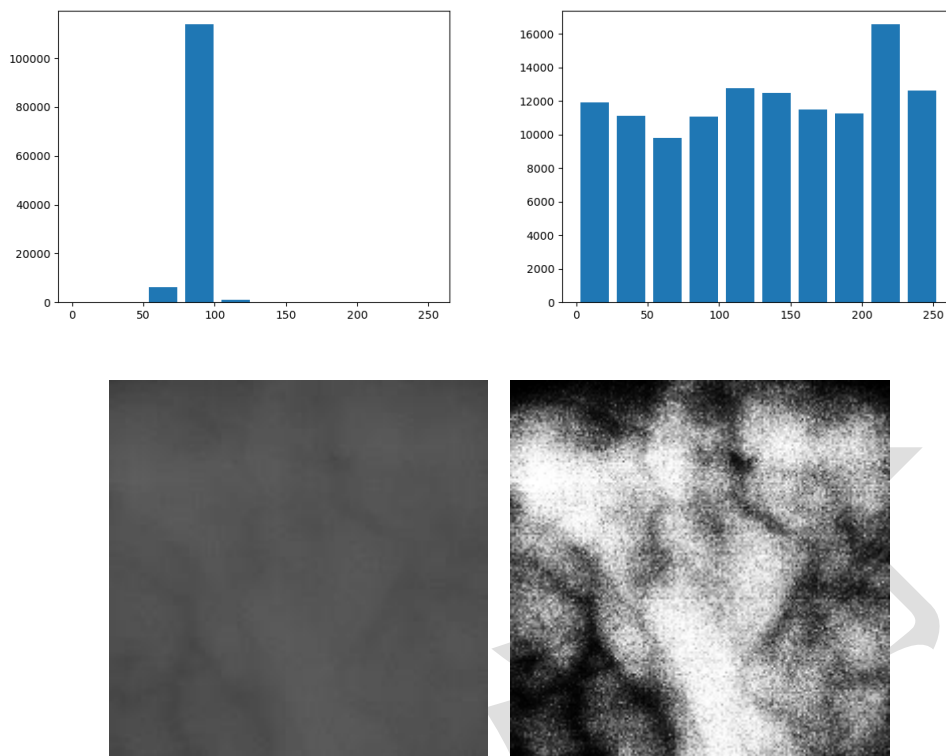


图 手掌全局直方图均衡对比展示

限制对比度自适应直方图均衡化 (CLAHE)

CLAHE 是直方图均衡化的改进，区别主要在于两点：1. 提出一种限制直方图分布的方法。考虑图像 A 的直方图，设定一个阈值，假定直方图某个灰度级超过了阈值，就对之进行裁剪，然后将超出阈值的部分平均分配到各个灰度级。2. 采用插值的方法，加速直方图均衡化。

CLAHE 对图像中的小区域（称为切片）进行操作，而不是对整个图像进行操作。该算法将单独计算每个切片的对比度变换函数。每个切片对比度都得到增强，以便输出区域的直方图与分布值指定的直方图大致匹配。然后，使用双线性插值组合相邻切片，以消除人为诱导的边界。对比度（尤其是在同质区域）可以限制以避免放大图像中可能存在的任何噪声。

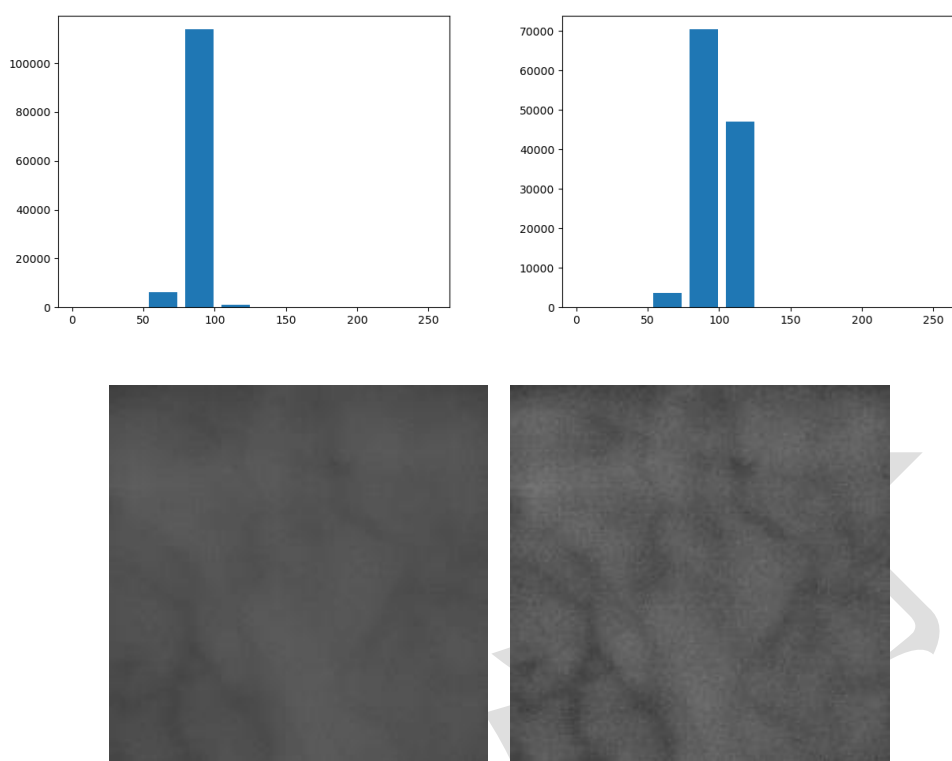


图 手掌自适应局部直方图均衡对比展示

图像对比可以观察到，限制对比度自适应直方图均衡化(CLAHE)的效果明显优于全局直方图均衡化。

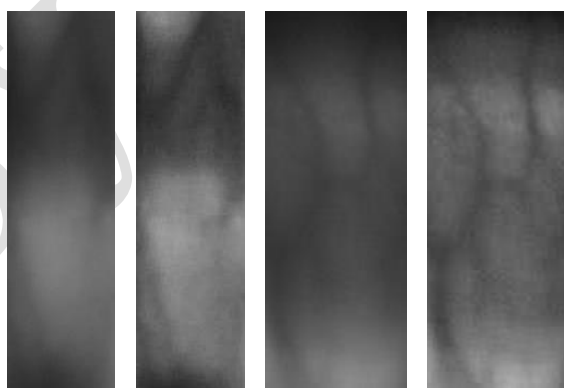


图 手指自适应局部直方图均衡对比展示

3.2.2 Retinex 算法

Retinex 理论将观察者看到的图像看成是一幅带有乘性噪声的图像，那么入射光的分量就是一种乘性的，相对均匀，且变换缓慢的噪声。Retinex 算法所做的就是合理地估计图像中各个位置的噪声，并除去它。在极端情况下，我们大可以认为整幅图像中的分量都是均匀的，那么最简单的估计照度 L 的方式就是在将图像变换到对数域后对整幅图像求均值。

```
1. temp = cv2.GaussianBlur(img, (0,0), sigma)
2. gaussian = np.where(temp==0, 0.01, temp)
3. img_ssr = np.log10(img+0.01) - np.log10(gaussian)
```

多尺度 MSR (Multi-Scale Retinex) MSR 是在 SSR 基础上发展来的，优点是同时保持图像高保真度与对图像的动态范围进行压缩的同时。

- 1) 需要对原始图像进行每个尺度的高斯模糊，得到模糊后的图像 $L_i(x, y)$ ，其中 i 表示尺度数。
- 2) 对每个尺度下进行累加计算

$$\log [R(x, y)] = \log [R(x, y)] + Weight(i) * (\log [I_i(x, y)] - \log [L_i(x, y)])$$

其中 $Weight(i)$ 示每个尺度对应的权重，要求各尺度权重之和必须为 1，经典的取值为等权重。

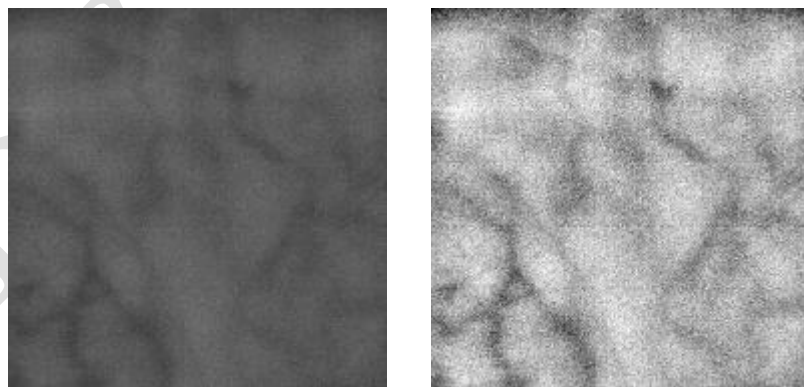


图 手掌 CLAHE (左) 和 Retinex (右) 纹理增强图像对比

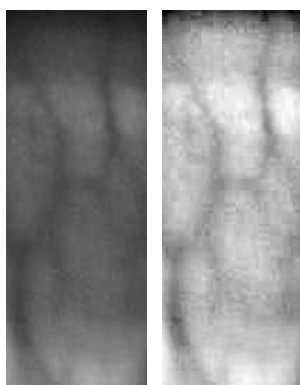


图 手指 CLAHE (左) 和 Retinex(右)纹理增强图像对比

图像对比可知，Retinex 算法可以在 CLAHE 基础上进一步将纹理进行增强，可以在实际图像处理流程中用于在 CLAHE 之后继续纹理增强。

3.2.3 灰度世界算法

灰度世界算法以灰度世界假设为基础，该假设认为：对于一幅有着大量色彩变化的图像，三个分量的平均值趋于同一灰度值。从物理意义上讲，灰色世界法假设自然界景物对于光线的平均反射的均值在总体上是定值，这个定值近似地为“灰色”。灰度世界算法将这一假设强制应用于待处理图像，可以从图像中消除环境光的影响，获得原始场景图像。

一般有两种方法确定 Gray 值：

- (1) 使用固定值，对于 8 位的图像 (0-255) 通常取 128 作为灰度值 Gray
- (2) 计算增益系数，分别计算三通道的平均值 $avgR$, $avgG$, $avgB$ ，则： $Gray = (avgR + avgG + avgB) / 3$ 。接着，计算增益系数 $kr = Gray / avgR$, $kg = Gray / avgG$, $kb = Gray / avgB$ 。利用计算出的增益系数，重新计算每个像素值，构成新的图片。

```
1. avgB = np.average(img[:, :, 0])
2. avg = (avgB + avgG + avgR) / 3
3. result = np.zeros(img.shape, dtype=np.uint8)
4. result[:, :, 0] = np.minimum(img[:, :, 0] * (avg / avgB), 255)
```

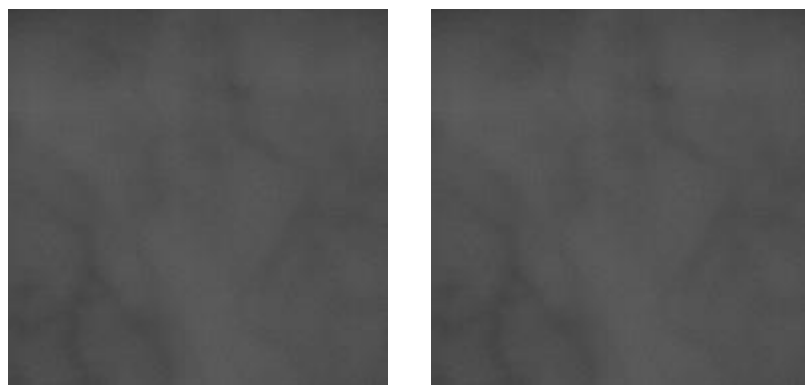


图 手掌 ROI（左）和灰度世界算法(右)纹理增强图像对比

从结果对比上来观察，并没有明显的图像纹理增强效果，所以实际图像处理流程中并未使用该算法。

3.2.4 自动白平衡调节算法

白平衡的思路是假设图像中 RGB 最高灰度值对应于图像中的白点，最低灰度值的对应于图像中最暗的点；其余像素点利用 $ax + b$ 映射函数把彩色图像中 RGB 三个通道内的像素灰度值映射到 $[0, 255]$ 的范围内。

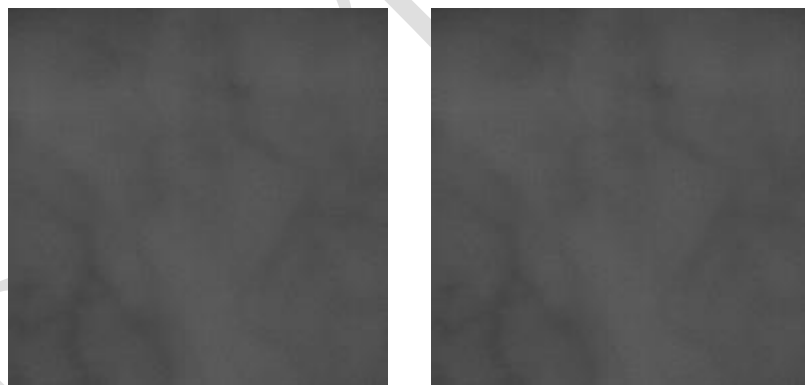


图 手掌 ROI（左）和自动白平衡算法(右)调节偏色图像对比

由上图可知，原图并无严重的偏色，使用白平衡后图像无明显变化，在实际图像处理流程中没有必要使用自动白平衡算法去偏色。

3.3 特征提取

3.3.1 Gabor 滤波及 OTSU 二值化

Gabor 变换是一种短时加窗 Fourier 变换（，是短时傅里叶变换中窗函数取为高斯函数时的一种特殊情况。因此，Gabor 滤波器可以在频域上不同尺度、不同方向上提取相关的特征。其本质上是一种加了高斯窗的傅里叶变换，其频率和方向表示与人类视觉系统对于频率和方向的表示相近。

Gabor 滤波器的脉冲响应，可以定义为一个正弦波（对于二维 Gabor 滤波器是正弦平面波）乘以高斯函数。由于乘法卷积性质，Gabor 滤波器的脉冲响应的傅立叶变换是其调和函数的傅立叶变换和高斯函数傅立叶变换的卷积。该滤波器由实部和虚部组成，二者相互正交^[6]。

复数表达

$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(i\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right)\right) \quad (3-1)$$

实数部分

$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \quad (3-2)$$

虚数部分

$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \sin\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \quad (3-3)$$

其中

$$\begin{aligned} x' &= x \cos \theta + y \sin \theta \\ y' &= -x \sin \theta + y \cos \theta \end{aligned} \quad (3-4)$$

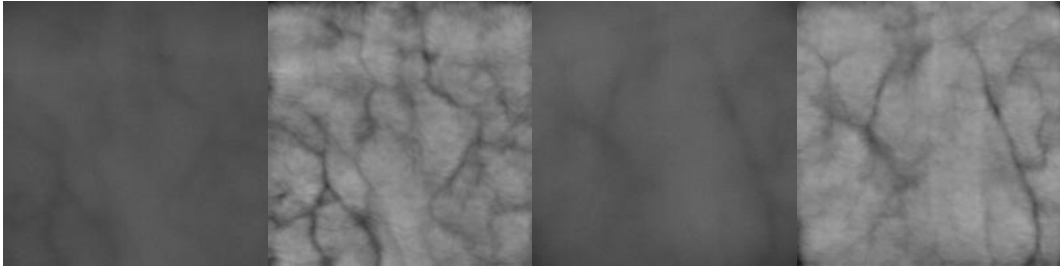


图 手掌 ROI(左)与 Gabor 滤波（右）纹理提取图像对比

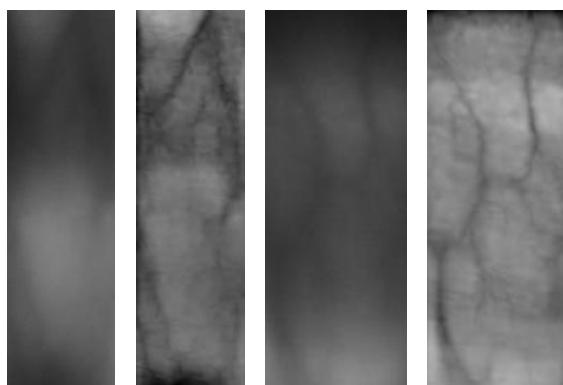


图 手指 ROI(左)与 Gabor 滤波 (右) 纹理提取图像对比

为了便于后续的模板匹配,对手掌和手指 Gabor 增强后的图像再进行二值化,二值化后就可以对其进行直接模板匹配。二值化的方法依旧采取 3.1.1 中的 OTSU 自适应阈值二值化算法实现。



图 手掌 ROI 在 Gabor 滤波后二值化图像展示

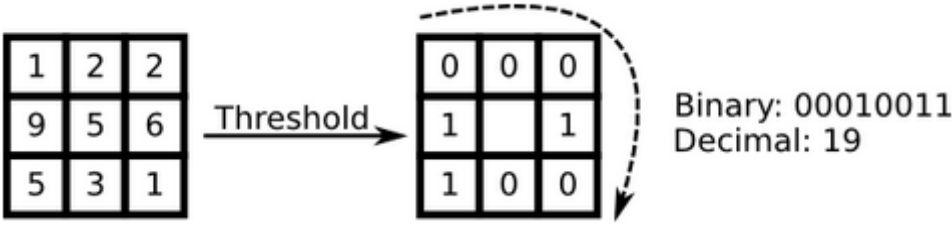


图 手指 ROI 在 Gabor 滤波后二值化图像展示

3.3.2 局部二进制模式 (LBP) 特征提取

LBP 是将像素 3×3 邻域内的,以邻域中心像素为阈值,将相邻的

8 个像素的灰度值与其进行比较，若周围像素值大于中心像素值，则该像素点的位置被标记为 1，否则为 0。这样，3x3 邻域内的 8 个点经比较可产生 8 位二进制数（通常转换为十进制数即 LBP 码，共 256 种），即得到该邻域中心像素点的 LBP 值，并用这个值来反映该区域的纹理信息。如下图所示：



然后这个 8 位二进制数在一个同等大小的矩阵中的同等位置替代原来像素信息，遍历整个图像即可得到这副图像的 LBP 图像。原理上来说，original LBP 具有灰度不变性。而如果用 8 个（或者更多）等分点来代替原来的矩形，并且将最后得到 8 位二进制的串进行移位，使得最后的串值最小，这样的 LBP 就具有了旋转不变性。

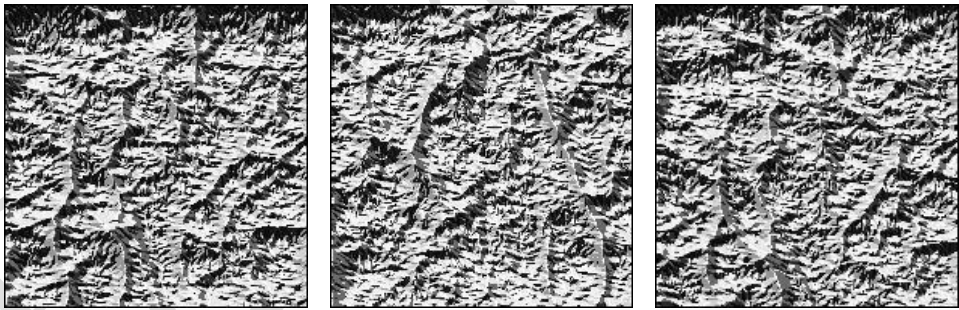


图 手掌 ROI 在纹理增强后 LBP 特征提取展示

最后可以对上述三张图像分别绘制其直方图，用直方图相似性匹配进行模板匹配。

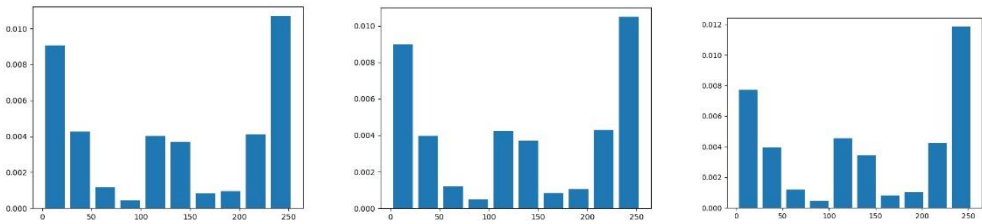
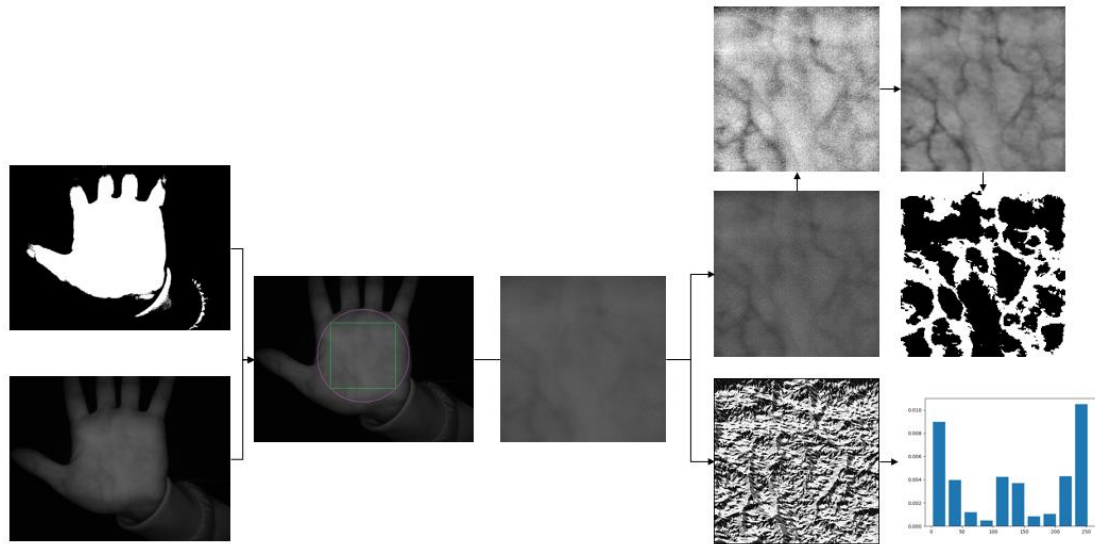


图 手掌 ROI 的 LBP 特征直方图绘制

四、结果分析

4.1 掌静脉类内类间匹配度结果展示



二值纹理特征提取及模板匹配

图像的 ROI 区域与待认证图片的 ROI 区域均采用二值纹理特征提取方法获得两张纹理前景图像，然后计算两张纹理前景图像的交集（重叠）像素点数与两张纹理前景图像的并集像素点数之比，这个比值即为两张图像的匹配分数。

$$\text{Score}_{\text{direct}} = \frac{\text{像素点交集点数}}{\text{像素点并集点数}}$$

关键代码实现如下：

```
1. min_value = cv2.min(image,target) # 交集
2. max_value = cv2.max(image,target) # 并集
3. count_min = 0
4. count_max = 0
5. for i in range(0,min_value.shape[0]):
6.     count_min += collections.Counter(min_value[i])[255]
7.     count_max += collections.Counter(max_value[i])[255]
8. result = float(float(count_min) / float(count_max))
```

然后对其进行类内匹配度和类间匹配度检验。类内匹配度用右手手掌的 30 张样本数据两两匹配，统计匹配度分数于 `score_direct_match_within_class.npy` 文件中。但是即便是同类样本，手掌 ROI 中静脉有微小平移都会使其匹配分数较低，所以本文使用了卷积平移匹配的方法改良。

以 565_1 和 565_2 为例, 565_2 作为匹配的测试样本, 565_1 为被匹配样本, 565_2 在裁剪边缘使其小于 565_1 的图像大小后, 在 565_1 上卷积移动, 寻找匹配分数最高的移动坐标并输出。

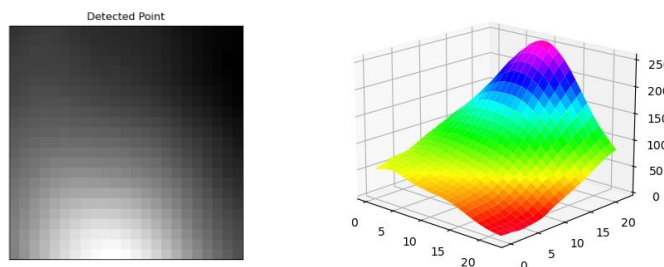


图 测试样本卷积移动匹配

如图, 当 565_2 平移坐标为(10, 22)时, 565_2 和 565_1 的匹配分数最高, 此时的匹配分数为两图的最终匹配分数输出。

类间匹配度用右手手掌的 30 张样本数据和左手手掌的 30 张样本数据两两匹配, 统计匹配度分数于 `score_direct_match_between_class.npy` 文件中。最后读取二值纹理特征提取及模板匹配方法下的类内类间匹配分数, 绘制概率密度分布图如下:

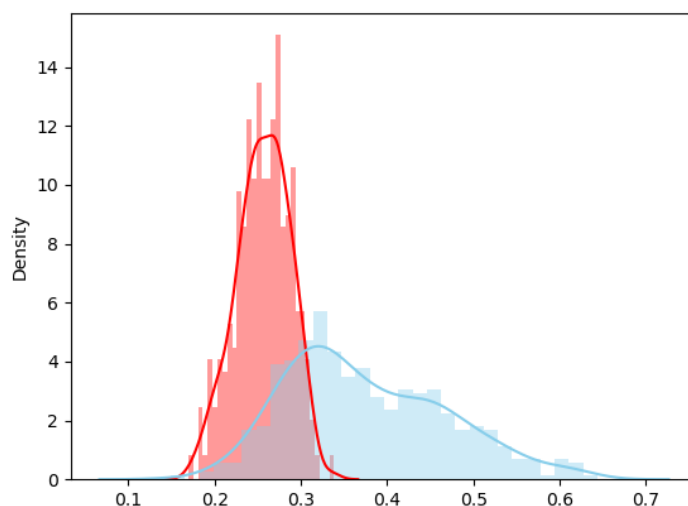


图 二值纹理特征提取及模板匹配类内类间匹配分数概率密度分布

上图中蓝色区域为类内分布密度, 红色为类间分布密度, 图中可以看出曲线重合面积较大, 峰值接近, 其静脉识别效果不及下文静脉纹理增强 LBP 特征及直

方图相交法匹配的方法。

静脉纹理增强 LBP 特征及直方图相交法匹配

直方图相交法，即根据直方图统计的重合度判断直方图间的距离。令 H_1 ， H_2 分别为两幅待匹配图像的统计直方图，则基于直方图相交法的 LBP 直方图匹配分数定义为：

$$\text{Score}_{LBP} = \sum_{i=1}^m \min(H_1^{(i)}, H_2^{(i)}) \quad (4-1)$$

关键代码实现如下：

```
1. for i in range(hist_template.size):
2.     if hist_template[i]<=hist_test[i]:
3.         result=result+hist_template[i]
4.     else:
5.         result=result+hist_test[i]
6. if template_sum >= hist_test_sum:
7.     sum = template_sum
8. else:
9.     sum = hist_test_sum
10. score=result/sum
```

将 LBP 特征图的直方图数据分别保存在 feature_566.npy 和 feature_565.npy 文件中，计算类内类间匹配度的方法同上文。

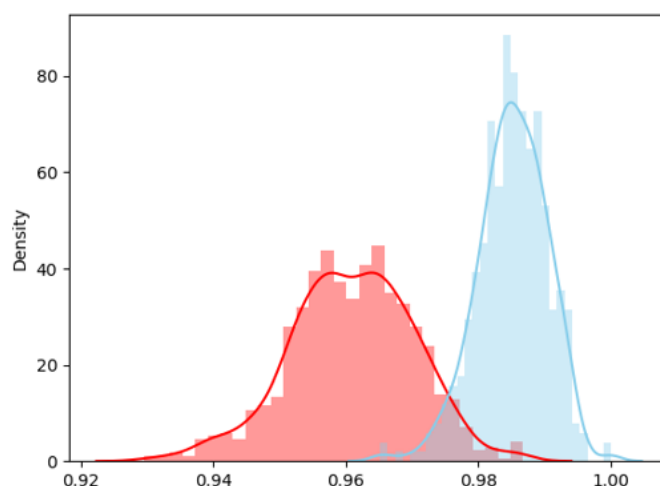
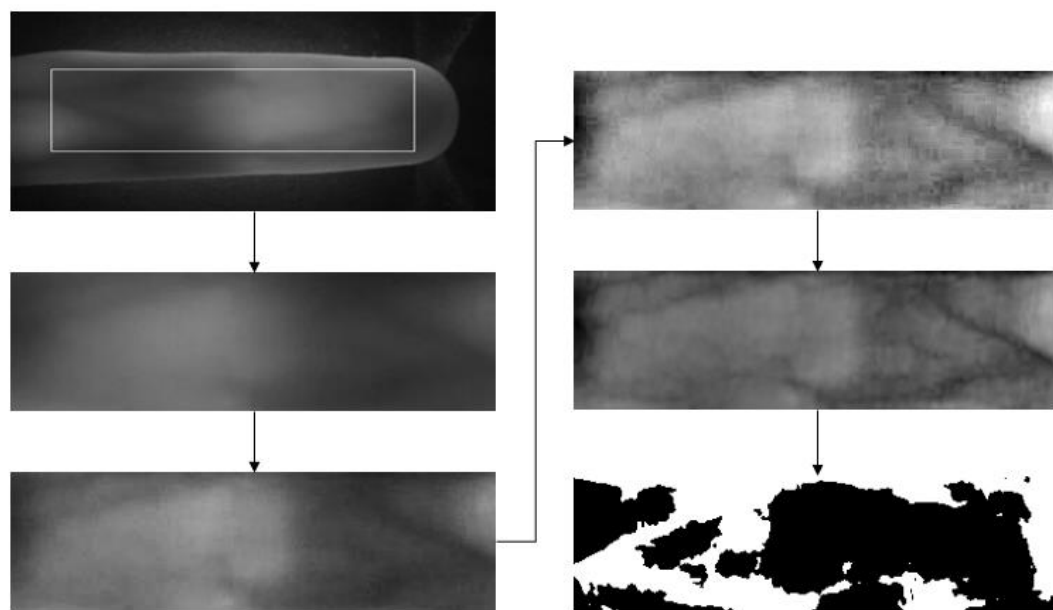


图 LBP 及直方图相交法类内类间匹配分数概率密度分布

上图可知，类内匹配度分数集中分布在 0.98 右侧，类间匹配度分数集中分布在 0.97 左侧，峰值差异较大，曲线重合面积较小，该算法流程具有良好的静脉识别结果。

4.2 指静脉类内类间匹配度结果展示



001_1 到 001_6 是 001 的第一根手指，001_7 到 001_12 是 001 的第二根手指
001 一共有 24 张图（4 根手指*每根 6 张图片），002_1 到 002_24 是第二个人的
24 张手指图。由于 003 的手指关节不全，且 4 根手指只有 2 根，样本数据质量
较差，所以本文未使用其样本数据，类内匹配度分数将同个人的同个手指的 6
张样本图像两两匹配并记录。类内匹配度分数取不同人的对应手指两两匹配并记
录。

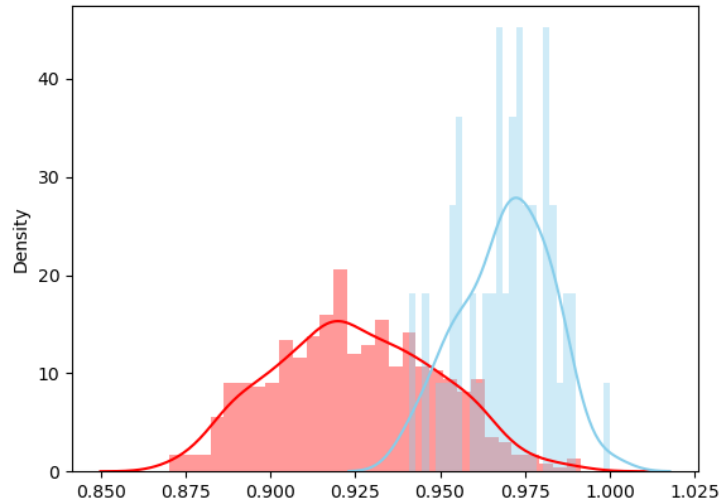


图 指静脉识别类内类间匹配分数概率密度分布

图中可以看出类内匹配分数主要分布在 0.950 右侧，类间匹配分数主要分布在 0.950 左侧，两者概率密度分布差异显著，具有良好的分类性能。

五、创新实践总结

5.1 遇到的问题

本文在完成掌静脉识别过程中，采用 Gabor 滤波及 OTSU 二值化时，图像匹配经常遇到待匹配图像面积大于匹配图像面积时，或者静脉纹理有平移旋转错位时，即便时类内样本匹配分数依旧较低，所以本文采取边缘裁剪，然后平移卷积匹配的方式统计不同位置时的匹配分数，然后取最高匹配分数作为最终的分数输出。

在纹理增强时，本文在限制对比度自适应直方图均衡化后纹理依旧不够清晰，我又在其基础上使用了 Retinex 算法，最后再 Gabor 滤波提取纹理，此时纹理提取效果要显著优于直接 CLAHE 后的滤波。

5.2 实验收获及感悟

在创新实践过程中，我收获在图像处理方面更加深入的知识、更深入的思考，以及和同学之间更深入的交流与借鉴。

六、参考文献

- [1] https://blog.csdn.net/weixin_31313019/article/details/112443349 OTSU
- [2] <https://zhuanlan.zhihu.com/p/44918476> 直方图均衡
- [3] https://blog.csdn.net/wsp_1138886114/article/details/83096109 Retinex
- [4] https://blog.csdn.net/Code_Mart/article/details/97918174 灰度世界算法
- [5] https://www.cnblogs.com/wojianxin/p/12574089.html?ivk_sa=1024320u Gabor 滤波
- [6] 李小平, 边肇祺, 汪云九. 二维 Gabor 滤波器的快速实现[J]. 自动化学报, 1989.
- [7] <http://dl2.kerwin.cn:8062/csdn/key/article-lustyoung-103674437/auth/1640402045-2022042411140462-0-a4ff9a49fcbcf9bcc0e28f998b248a23> LBP
- [8] <https://blog.csdn.net/zqx951102/article/details/101796007> LBP 改进算法
- [9] https://blog.csdn.net/qq_32811489/article/details/90312421 sobel 算子
- [10] <https://www.jianshu.com/p/2334bee37de5> 边缘检测
- [11] <https://www.cnblogs.com/king-lps/p/8007134.html> Canny 算子
- [12] 王蕴红, 谭铁牛. 现代身份鉴别新技术——生物特征识别技术[J]. 中国基础科学, 2000(09):6-12.
- [13] <https://github.com/the-eager/Finger-vein-recognition> gitbub
- [14] Rafael C.Gonzalez 著. 数字图像处理 (第三版). 北京: 电子工业出版社, 2011.
- [15] Carsten Steger 等著. 机器视觉算法与应用. 北京: 清华大学出版社, 2008.