



华南理工大学
South China University of Technology

创新实践报告书

手指静脉图像的预处理、特征提取及 匹配方法实验研究

学 院 自动化科学与工程学院

专 业 自动化

学生姓名 _____

学生学号 _____

指导教师 康文雄

课程编号 _____

课程学分 _____

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

1	选题背景	1
2	方案论证(设计理念)	2
3	图像预处理	2
3.1	问题分析	2
3.2	手指 ROI 区域提取原理与实现	2
3.3	图像增强原理与实现	4
3.3.1	直方图均衡	4
3.3.2	对比度限制自适应直方图均衡 (CLAHE)	4
3.3.3	局部自适应阈值二值化	5
3.3.4	Gabor 滤波	6
3.3.5	图像增强实现	6
4	特征提取与匹配原理与实现	7
4.1	问题分析	7
4.2	SIFT 特征提取与匹配	7
4.2.1	SIFT 特征提取与匹配原理	7
4.2.2	SIFT 特征提取与匹配实现	8
4.3	SURF 特征匹配与提取	9
4.3.1	SURF 特征匹配与提取原理	9
4.3.2	SURF 特征匹配与提取实现	10
4.4	归一化二维互相关模板匹配	11
4.4.1	归一化二维互相关模板匹配原理	11
4.4.2	归一化二维互相关模板匹配实现	12
5	创新实践总结	13
5.1	遇到的问题	13
6	附录 1 核心算法的程序代码	14
7	代码运行指南	17
7.1	提取 ROI 区域	19
7.2	图像增强与二值化	19
7.3	Gabor 图像滤波	19
7.4	SIFT 算法特征检测与匹配	19
7.5	SURF 算法特征检测与匹配	19
7.6	归一化互相关模板匹配	19
8	引用	19

手指静脉图像的预处理、特征提取及匹配方法实验研究

1 选题背景

身份认证，是伴随人类社会几千年发展的需求。随着技术的发展，身份认证的手段也在随之变化——从最原初的口令，到引申出“符合”一词的兵符，再到信息时代的密码，以及今天的生物特征识别，不变的是我们对更加便捷和安全可靠的身份认证追求。

生物特征识别技术是指利用人本身特有的生理或者行为特征，如人脸、指纹、虹膜、掌纹、声纹和签名等，通过一些模式识别算法来进行身份识别的技术。相比传统的身份识别方法，生物特征识别技术具有它独特的优势：可靠、安全、方便等。对于人的任何生理、行为特征，如果要作为生物特征进行识别，需要满足以下几个条件：(1)普遍性：每个个体都具备该特征；(2)唯一性：该特征能够区分每两个不同的个体；(3)可采集性：该特征可以被测量并且可以通过数据表示；(4)稳定性：该特征在一定时间段内是不变的。 [1]

指静脉识别技术作为一种新兴的生物特征识别技术，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。手指静脉识别具有以下几个特点： 1) 普遍性：静脉和动脉是负责人体血液循环系统必不可少的组织，医学研究表明，位于皮肤表层的血管厚度为 0.3-1.0mm，手指静脉识别是将手指皮肤表层的静脉分布作为特征进行认证识别。 2) 唯一性：在个体发育过程中，血管网络从最初的状态开始发生改变，动静脉网络的形成是受到了低氧和血流量的影响，整个过程是在基因约束下发生的。因此，血管网络在不同个体之间具有很大的差异性，作为身份认证是很有效的一种方式。 3) 稳定性：血管的基本模型是在胚胎阶段成型的，在随后的阶段中，血管结构都保持相对稳定。 4) 种族差异性：目前，在身份认证模式中没有很大的种族或民族差异性。随着手指静脉识别技术的发展，很多场合开始使用手指静脉识别系统，如 ATM 取款、车锁、高考身份认证、司法机关安全系统等。 [1]

但是，生物特征识别同时也有其自身的技术难点。生物特征是基于生物的，每次认证需要使用专门的设备检测一次，检测到的信息需要经过复杂的数字信息处理环节才能用于与数据库进行对比和认证。这关系到生物特征识别认证的正确率、成本、易用性和易部署性等方面的要求。因此，在以前科技水平没有这么先进、电子设备的体积没有能做到这么小型化的时候，生物特征识别的应用范围仅限于“按手指印”这种依托人工肉眼辨别的方式，应用范围很小。而即便是现在，

科技发展使得生物特征识别可以铺开应用,处理和识别算法的改进依然是相关领域不会停止的工作。生物特征识别认证,依然任重道远。

在指静脉识别领域中,如何优化图像处理的流程、提升识别的正确率,是我们关注的重点之一。本课题即着眼于图像处理和比对,设计一套图像处理和比对算法,来对原始图像进行处理和比对,进而验证这些算法的正确率和可靠性水平。

2 方案论证(设计理念)

本项目实现手指图像的处理和匹配算法,需要处理的数据是本人不同手指的图像,首先经过图像处理,使得指静脉的纹理增强凸显处理,然后将所有的这些图像进行相互间的匹配,检验类内和类间的匹配度,观察其是否能够明显区分开来,并据此计算正确率。

在本项目中,由于是基于算法原型的研究,因此我们选用了操作便捷的 Matlab R2019b 软件作为运行环境,在 Windows 10 Pro for Workstation 操作系统中实现算法。

算法分为以下几个过程:

图像预处理过程中,需要增强图像,提取手指区域,为识别做准备。拟采用 CLAHE、直方图均衡、二值化等算法,以达到增强图像的效果;拟采用边缘检测算法实现手指的识别和提取

图像的特征提取和匹配过程中,拟采用两类不同的方法。一是局部不变特征提取算法。这些算法具有检测图像中的特征点,并对特征点的局部区域进行描述和匹配的功能。。二是针对二值化图像的模板匹配,检测其匹配度。

3 图像预处理

3.1 问题分析

由于图像采集得到的原始图像数据,存在以下两方面问题,需要加以解决:

(1) 存在背景部分,需要识别并切割提取出有效的手指区域;(2) 手指静脉图像依然比较暗淡模糊,需要进行图像增强。因此,在本过程环节中,专注于解决以上两个问题。

3.2 手指 ROI 区域提取原理与实现

由于在图像采集过程中,设备对手指的位置进行了很好的限位,采集到的图像手指都大致位于中间区域,因此对于手指区域提取我们采用了边缘识别和中线计算相结合的方法,原理如下:

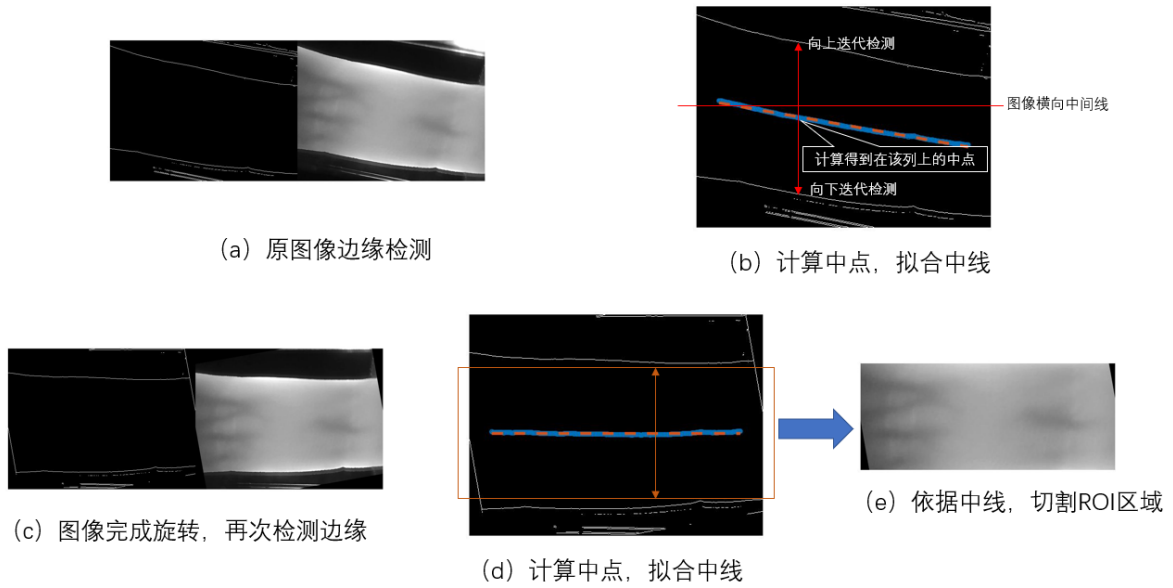


图 1 手指 ROI 区域提取原理示意图

我们在此为了更好地体现算法效果，预先将一张正常的图片进行了大角度倾斜。

(a) 如图 1 所示，我们算法的第一步是边缘检测，检测得到的逻辑类选图像中，背景部分值为 0，边缘线条的值为 1。

(b) 然后我们以图像的横向中间线为出发点，在每一列像素上向上和向下进行迭代循环检测，找到最近的一个 1 值所在行坐标，最后将上值和下值相加除以 2，即得到在该列的中线点。

伪代码 1 边缘检测和中心点计算核心代码

```

for i = 1 : MidLineEnd-MidLineStart
    MidLineYUp = floor(weigh/2);
    MidLineYDown = floor(weigh/2);
    % 条件循环
    while EdgeImage(MidLineYUp,MidLineX) == 0
        MidLineYUp = MidLineYUp - 1;
    % 如果未检测到
    if MidLineYUp == 0
    % 跳出循环
        break
    end
end
while EdgeImage(MidLineYDown,MidLineX) == 0
    MidLineYDown = MidLineYDown+1;
    % 如果未检测到
    if MidLineYDown == height
    % 跳出循环
        break
    end
end

```

```

        end
    end
    MidLineX = MidLineX + 1;
    MidLineY = floor((MidLineYUp + MidLineYDown) / 2);
    FingerWidth = floor((MidLineYDown - MidLineYUp) / 2);
    % 该中心点坐标为 MidLineX, MidLineY, 手指半宽度为 FingerWidth
    % 写入数据矩阵
    MidLineArray(1,i) = MidLineX;
    MidLineArray(2,i) = MidLineY;
    MidLineArray(3,i) = FingerWidth;
end

```

如图 1 (a) 所示, 边缘图像中肯定会存在缺陷, 诸如背景的一些边缘被检测到、手指的边缘可能不完整有间断、手指内部的一些轮廓被检测到, 等等。但是实际上采用从中间线出发上下检测的方法, 大部分背景轮廓边缘是不会被检测到的, 而少部分万一检测到了, 或者手指内部轮廓被检测到了等等情况, 在中心线拟合过程中也可以有效消除其影响, 不需要再使用连通域检测等方法予以优化。

但是如上所述, 这个算法也是有潜在局限性的, 局限性体现在计算中点时采用从图像横向中间线出发上下查找的方式, 这种方式一旦手指图像的倾斜度过大, 使得上边缘出现在图像横向中间线以下, 即会失效。然而在本实验中, 由于图像采集设备设计上很好的限位, 使得这种潜在情况几乎没有可能会发生, 因此不必考虑其带来的隐患。

(c) 检测完所有的列之后, 将所有的中心点以最小二乘法来拟合直线, 即得到中心线。依据中心线的斜率来旋转图片。

(d) 旋转图片完成之后再次执行检测边缘和中心线, 并返回每一列的检测到的手指宽度的最小值, 此最小值由伪代码 1 中 **FingerWidth** 项参数寻找平均值得到。为了避免太多背景区域被切入, 此平均值还需要减去一个固定的值, 例如 20。在本过程中, 边缘检测和中线计算拟合的代码得到了重用, 代码设计更加简洁。

(e) 依据此手指宽度值, 并以中线为中心, 向上下两侧计算宽度, 截取出此 ROI 区域来。

由于我所采集到的图像中, 灰度值最小处往往处在手指中间, 而非指关节部位, 因此进一步的 ROI 区域提取将视情况决定是否进行。

3.3 图像增强原理与实现

3.3.1 直方图均衡

直方图均衡化通常用来增加许多图像的全局对比度, 尤其是当图像的有用数据的对比度相当接近的时候。通过这种方法, 亮度可以更好地在直方图上分布。这样就可以用于增强局部的对比度而不影响整体的对比度, 直方图均衡化通过有效地扩展常用的亮度来实现这种功能。

3.3.2 对比度限制自适应直方图均衡 (CLAHE)

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。 [2]

这主要是通过限制 AHE 算法的对比提高程度来达到的。在指定的像素值周边的对比度放大主要是由变换函数的斜度决定的。这个斜度和领域的累积直方图的斜度成比例。CLAHE 通过在计算 CDF 前用预先定义的阈值来裁剪直方图以达到限制放大幅度的目的。这限制了 CDF 的斜度因此，也限制了变换函数的斜度。直方图被裁剪的值，也就是所谓的裁剪限幅，取决于直方图的分布因此也取决于领域大小的取值。

通常，直接忽略掉那些超出直方图裁剪限幅的部分是不好的，而应该将这些裁剪掉的部分均匀的分布到直方图的其他部分。如下图所示。

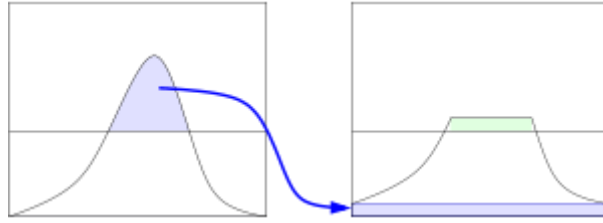


图 2 CLAHE 裁剪限幅原理示意图

这个重分布的过程可能会导致那些倍裁剪掉的部分又重新超过了裁剪值（如上图的绿色部分所示）。如果这不是所希望的，可以不带使用重复的过程指导这个超出的部分已经变得微不足道了。 [2, 3]

3.3.3 局部自适应阈值二值化

由于指静脉图像不同局部的明暗对比并不一致，因此如果采用全局阈值来进行二值化，那么将会造成部分区域全部被判断为亮而另外一些区域则全部判断为暗，进而使得这些区域的指静脉图像无法被提取出来。基于这样的情况，我们选用了局部自适应阈值二值化来进行指静脉图像的二值化工作。

在自适应局部阈值计算中，为了计算积分图像，我们在每个位置 $I(x, y)$ 处存储像素 (x, y) 左侧和上方所有 $f(x, y)$ 项的总和。使用每个像素的以下方程式（考虑边界情况），可以在线性时间内完成此操作， [4]

$$I(x, y) = f(x, y) + I(x - 1, y) + I(x, y - 1) - I(x - 1, y - 1). \quad (1)$$

有了积分图像后，可以使用以下等式在恒定时间内计算具有左上角 $(x1, y1)$ 和右下角 $(x2, y2)$ 的任何矩形的函数之和， [4]

$$\sum_{x=x1}^{x2} \sum_{y=y1}^{y2} f(x, y) = I(x2, y2) - I(x2, y1 - 1) - I(x1 - 1, y2) + I(x1 - 1, y1 - 1). \quad (2)$$

公式 2 计算矩形 D 上的 $f(x, y)$ 之和等效于计算矩形 $(A + B + C + D) - (A + B) - (A + C) + A$ 。 [4]

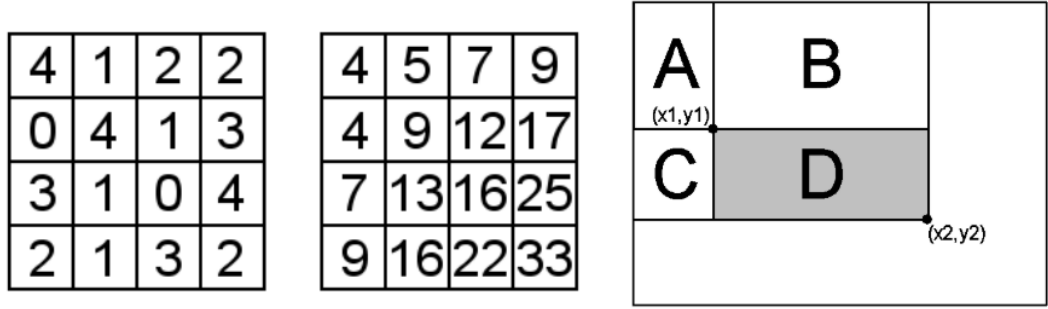


图 3 完整的图像。左：图像值的简单输入。中心：计算的积分图像。右图：使用积分图像计算矩形 D 上的总和。 [4]

3.3.4 Gabor 滤波

Gabor 小波与人类视觉系统中简单细胞的视觉刺激响应非常相似。它在提取目标的局部空间和频率域信息方面具有良好的特性。虽然 Gabor 小波本身并不能构成正交基，但在特定参数下可构成紧框架。Gabor 小波对于图像的边缘敏感，能够提供良好的方向选择和尺度选择特性，而且对于光照变化不敏感，能够提供对光照变化良好的适应性。上述特点使 Gabor 小波被广泛应用于视觉信息理解。

Gabor 滤波器在图像处理上主要用于特征提取、纹理分析和立体差异估计等，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。手指静脉图像使用 Gabor 滤波器增强也可以获得比较好的效果。 [1]

复数表达

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

实数部分

$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi\frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \quad (4)$$

虚数部分

$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \sin\left(2\pi\frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \quad (5)$$

其中

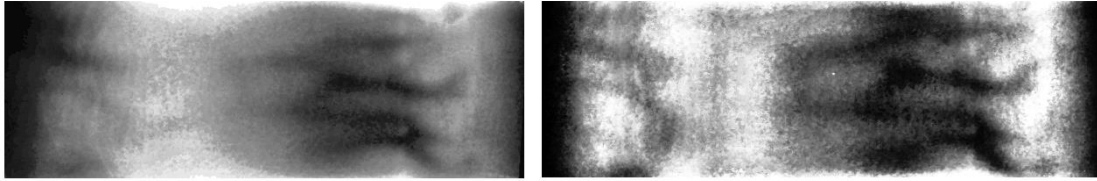
$$x' = x\cos\theta + y\sin\theta \quad (6)$$

$$y' = -x\sin\theta + y\cos\theta \quad (7)$$

3.3.5 图像增强实现

在图像增强算法中，我们首先采用了 CLAHE 算法进行一次对比度限制自适应的直方图均衡，这样有利于更好地提取不同局部的特征；其后再进行一次全局

的直方图均衡，这样则可以将 CLAHE 已经强化过的特征再一次增强。而如果顺序相反，则得出的图像指静脉更加细小、不够明显。值得注意的是，如果进行两次 CLAHE，那么第二次 CLAHE 的会使得图像均衡过度进而损失指静脉细节。到此获得的图像已经可以用于局部不变性特征匹配了。



(a) 先全局直方图均衡再CLAHE

(b) 先CLAHE再全局直方图均衡

图 4 直方图均衡图像增强效果

针对二值化模板匹配，则需要进一步处理。上面处理完的图像再进行 Gabor 滤波和二值化，得出指静脉的二值化纹理图像，就可以进行模板匹配了。

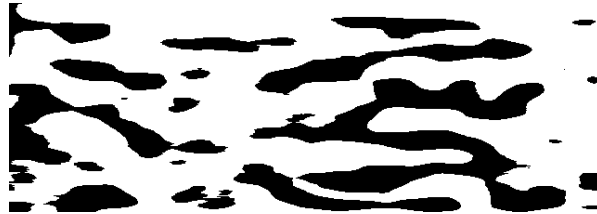


图 5 Gabor 滤波处理效果

4 特征提取与匹配原理与实现

4.1 问题分析

特征提取是静脉识别中非常关键的环节，对识别性能有直接影响。现有静脉特征提取算法主要可分为三类，即基于纹理的特征提取、基于编码的特征提取、基于细节点的特征提取。

图像匹配是进行静脉识别的最后一步，不同的提取特征类型往往有其对应的匹配方法，而合适的匹配方法能够极大提高识别精度。现有静脉图像匹配算法常采用某种距离去度量类内样本匹配分数和类间样本匹配分数。若两样本特征的距离小于某阈值，则认为是同一类，反之，则不是同一类。希望所使用匹配算法能使样本的同类样本间距离（类内距离）越小越好，类间样本间距离（或类间距离）越大越好，如此样本更易区分。本文采取度量类内和类间概率密度分布的方式，来评价分类的可靠性水平。

由于图像匹配需与提取特征配合，因此在本章节中将二者按照算法依次进行介绍和讨论。本文选取了两种基于细节点的特征提取——SIFT、SURF 和一种基于纹理的特征提取——归一化二维互相关模板匹配，来进行算法设计和实验实施。

4.2 SIFT 特征提取与匹配

4.2.1 SIFT 特征提取与匹配原理

尺度不变特征转换(Scale-invariant feature transform 或 SIFT)是一种电脑视觉的算法用来侦测与描述影像中的局部性特征，它在空间尺度中寻找极值点，并提取出其位置、尺度、旋转不变量。它们在空间和频域上都能很好地定位，从而降

低了因遮挡，杂波或噪声而干扰的可能性。可以使用有效算法从典型图像中提取大量功能。此外，这些特征具有高度的独特性，可以使单个特征与大型特征数据库正确匹配的可能性很高，从而为物体和场景识别提供基础。通过采用级联过滤方法，可以将提取这些特征的成本降到最低。 [5]

SIFT 特征检测主要包括以下 4 个基本步骤： [5]

(a) 尺度空间极值检测：搜索所有尺度上的图像位置。通过高斯微分函数来识别潜在的对于尺度和旋转不变的兴趣点。

(b) 关键点定位在每个候选的位置上，通过一个拟合精细的模型来确定位置和尺度。关键点的选择依据于它们的稳定程度。

(c) 方向确定基于图像局部的梯度方向，分配给每个关键点位置一个或多个方向。所有后面的对图像数据的操作都相对于关键点的方向、尺度和位置进行变换，从而提供对于这些变换的不变性。

(d) 关键点描述在每个关键点周围的邻域内，在选定的尺度上测量图像局部的梯度。这些梯度被变换成一种表示，这种表示允许比较大的局部形状的变形和光照变化。

SIFT 特征的生成，即从多幅图像中提取对尺度缩放、旋转、亮度变化无关的特征向量。主要包括以下步骤： [5]

(a) 构建尺度空间，检测极值点，获得尺度不变性。

(b) 特征点过滤并进行精确定位。

(c) 为特征点分配方向值。

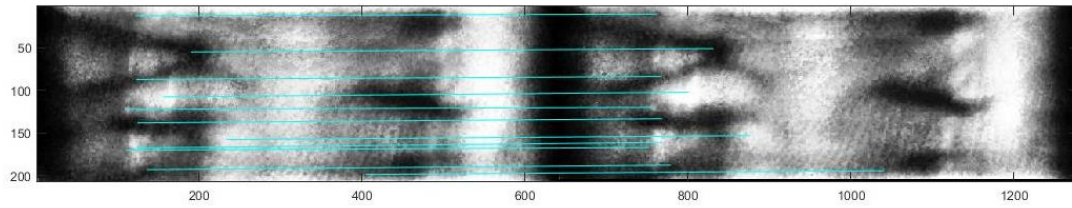
(d) 生成特征描述子。以特征点为中心取 16×16 的邻域作为采样窗口，将采样点与特征点的相对方向通过高斯加权后归入包含 8 个 bin 的方向直方图，最后获得 $4 \times 4 \times 8$ 的 128 维特征描述子。

SIFT 特征向量的匹配。当两幅图像的 SIFT 特征向量生成以后，下一步就可以采用关键点特征向量的欧式距离来作为两幅图像中关键点的相似性判定度量。取图 1 的某个关键点，通过遍历找到图像 2 中的距离最近的两个关键点。在这两个关键点中，如果最近距离除以次近距离小于某个阈值，则判定为一对匹配点。

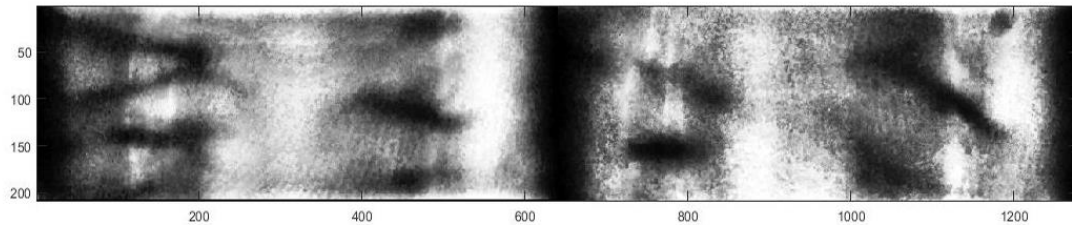
[5]

4.2.2 SIFT 特征提取与匹配实现

本算法由于无法检测二值化图像，因此使用了二值化前的图像来进行匹配。示例结果如图 6，类内图像可以匹配到多个特征点，而类间图像不能匹配到特征点或者很少能够匹配到特征点。但是值得注意的是，少部分特征点事实上检测到了指纹上去，这也是图像增强处理过程中需要改进之处。



(a) SIFT类内匹配结果



(b) SIFT类间匹配结果

图 6 SIFT 算法匹配结果示例

我们将所有的图片进行相互交叉比对，统计两两之间匹配到的特征点数量，并绘制概率密度函数图像，如图 7 所示。若以检测到两个特征点为界限，检测到 1 个或者 0 个特征点分类为类外，两个或以上为类内，则其分类错误率为 6.375%，可靠性虽然不能令人完全满意，也不算太差了。

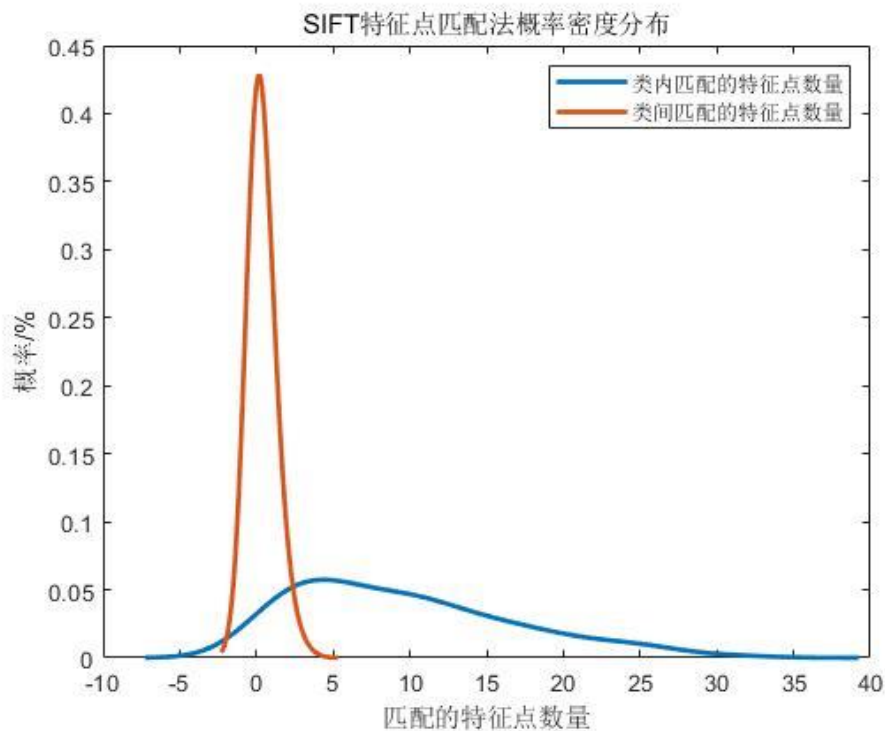


图 7 SIFT 特征匹配法概率密度分布

4.3 SURF 特征匹配与提取

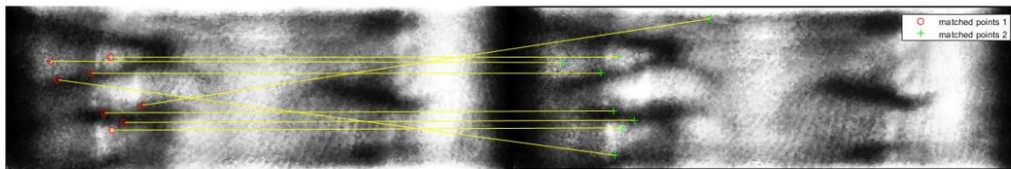
4.3.1 SURF 特征匹配与提取原理

SURF (Speeded Up Robust Features) 是对 SIFT 的一种改进，主要特点是快

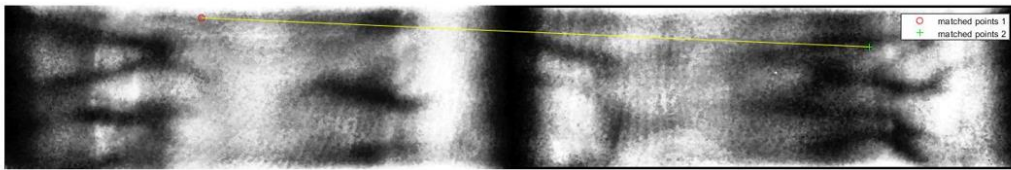
速。SURF 与 SIFT 主要有以下几点不同处理：1、 SIFT 在构造 DOG 金字塔以及求 DOG 局部空间极值比较耗时，SURF 的改进是使用 Hessian 矩阵变换图像，极值的检测只需计算 Hessian 矩阵行列式，作为进一步优化，使用一个简单的方程可以求出 Hessian 行列式近似值，使用盒状模糊滤波 (box blur) 求高斯模糊近似值。2、 SURF 不使用降采样，通过保持图像大小不变，但改变盒状滤波器的大小来构建尺度金字塔。3、在计算关键点主方向以及关键点周边像素方向的方法上，SURF 不使用直方图统计，而是使用哈尔(haar)小波转换。SIFT 的 KPD 达到 128 维，导致 KPD 的比较耗时，SURF 使用哈尔(haar)小波转换得到的方向，让 SURF 的 KPD 降到 64 维，减少了一半，提高了匹配速度 [6]

4.3.2 SURF 特征匹配与提取实现

本算法由于无法检测二值化图像，因此使用了二值化前的图像来进行匹配。示例结果如图 8 所示。类内图像可以匹配到多个特征点，而类间图像不能匹配到特征点或者很少能够匹配到特征点。但是值得注意的是，少部分特征点事实上检测到了指纹上去，这也是图像增强处理过程中需要改进之处。



(a) SURF类内匹配结果



(b) SURF类间匹配结果

图 8 SURF 算法匹配结果示例

我们将所有的图片进行相互交叉比对，统计两两之间匹配到的特征点数量，并绘制概率密度函数图像，如图 9 所示。若以检测到 5 个特征点为界限，检测到 5 个或以下特征点分类为类外，6 个或以上为类内，则其分类错误率为 13.8125%，可靠性比 SIFT 更差一些。

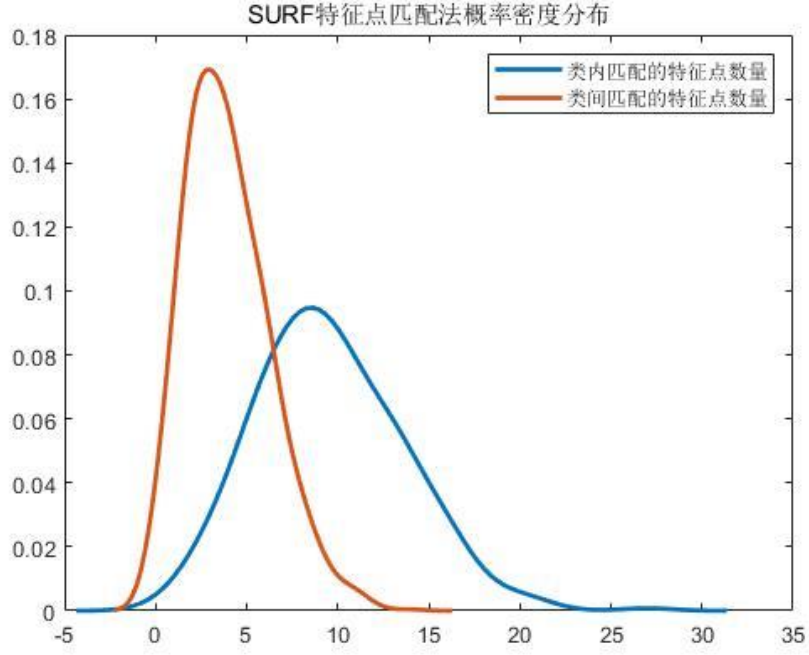


图 9 SURF 特征匹配法概率密度分布

4.4 归一化二维互相关模板匹配

4.4.1 归一化二维互相关模板匹配原理

该算法原理如下 [7, 8]:

根据图像大小，在空间或频域中计算互相关。

通过预先计算运行总和计算局部总和。 [7]

使用局部和对互相关进行归一化以获得相关系数。

该实现紧密遵循 [7]中的公式：

$$\gamma(u, v) = \frac{\sum_{x,y} [f(x, y) - \bar{f}_{u,v}] [t(x-u, y-v) - \bar{t}]}{\left\{ \sum_{x,y} [f(x, y) - \bar{f}_{u,v}]^2 \sum_{x,y} [t(x-u, y-v) - \bar{t}]^2 \right\}^{0.5}} \quad (8)$$

f 是图像。

\bar{t} 是模板的均值

$\bar{f}(u, v)$ 是模板下区域中 $f(x, y)$ 的平均值。

在这个算法中，模板从图像的左上角开始匹配，到右下角为止，如图 10(a) (b) 所示，每一次匹配都记录其相关系数（此系数取值为[-1, 1]）。相关系数可以绘制三维波形图如图 10(c) 所示。在相关系数结果矩阵中，取其最大值，即可代表两幅图像的最佳匹配水平。此最大值在结果矩阵中的位置，则代表了最佳匹配实现时模板相对被匹配图像的位置。

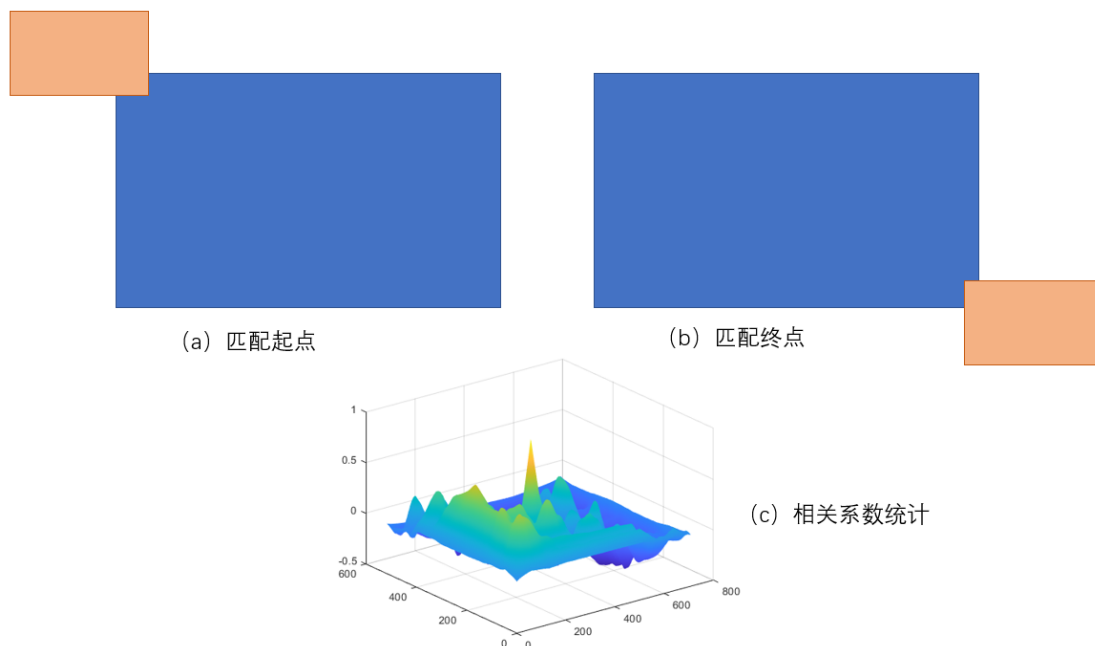


图 10 归一化二维互相关模板匹配原理示意图

4.4.2 归一化二维互相关模板匹配实现

在这个算法的实现中，我们采用了经过 Gabor 滤波的二值化图像，因为这些图像可以最大程度地提取出指静脉的纹理。

由于这样的算法过程，我们的模板和待匹配图像都不太需要切割周围多余区域（或者说不需要检测指关节进一步截取 ROI 区域），只需要对模板图像进行一个小小的预处理即可——由于模板需要小于待匹配图像，因此在此我们检测输入的两幅图像的长宽尺寸，分别取其最小值，然后将模板图像裁剪为长度和宽度都为较小值。伪代码如下。这一操作只会切割一小圈周边区域，对图像匹配没有实质性影响。

伪代码 2 模板图像预处理

```
[hInput, wInput] = size(InputImg);
```

```
[hTem, wTem] = size(TemImg);
```

```
hTem = min(hTem, hInput);
```

```
wTem = min(wTem, wInput);
```

```
TemImg = TemImg(1: hTem, 1: wTem);
```

匹配结果示例如图 11 所示，类内的匹配结果在结果矩阵中间取得峰值，因为模板匹配到此处时类内几乎重合，相关系数最大，此示例中最大值达到 0.6。而类间匹配的结果则不会在结果矩阵中间出现峰值，其它位置匹配到的相关系数最大也只有 0.3 左右。将相关系数结果矩阵中的最大值作为相关度评分，可以区分类内和类间的匹配结果。

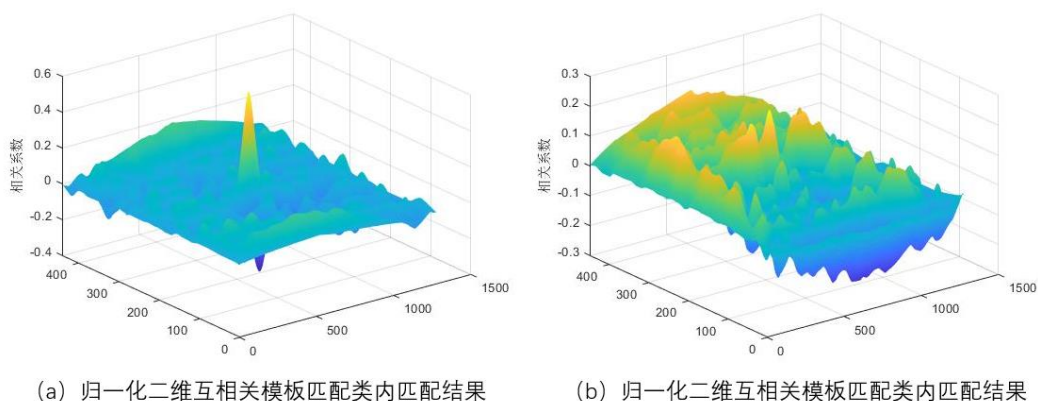


图 11 归一化二维互相关模板匹配结果示例

我们将所有的图片进行相互交叉比对，统计两两之间匹配到的相关系数最大值，并绘制概率密度函数图像，如图 12 所示。类间匹配相关度集中在 0.2 附近，几乎没有超过 0.3；而类内匹配的相关度则几乎都大于 0.3，集中分布在 0.4~0.6 之间。以相关度 0.3 作为分界线，相关度小于 0.3 为类间，大于 0.3 为类内，分类错误率为 0.4375%，即正确率达到 99.5625%，可靠性相当令人满意。

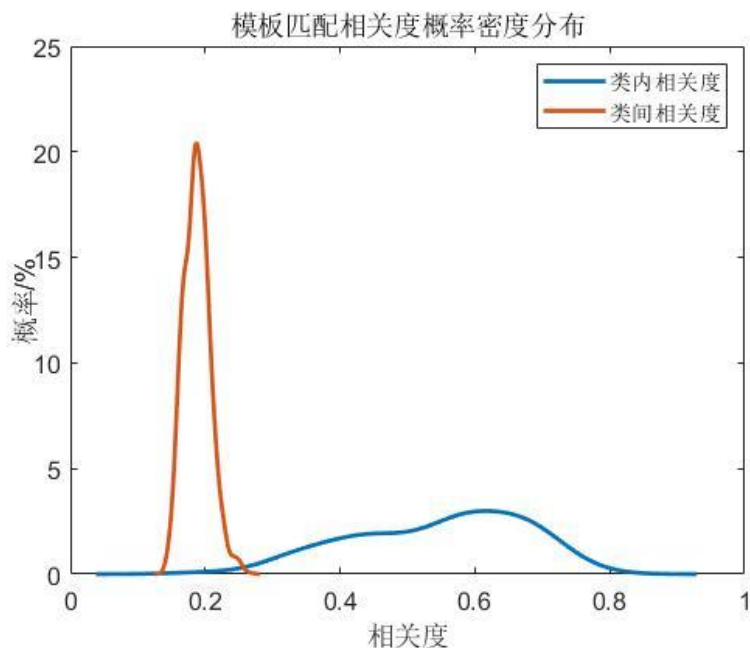


图 12 归一化二维互相关模板匹配相关系数概率密度分布

5 创新实践总结

5.1 遇到的问题

遇到的第一个问题是，图像增强处理的效果问题。最初我直接进行二值化，结果发现根本不可行。然后我才开始着手研究直方图均衡、CLAHE 等不同的方法，并以不同的顺序搭配它们。在纹理提取上，我向李竞宜同学寻求帮助，借鉴到了 Gabor 滤波器的使用，这是后续模板匹配取得良好效果的关键。

遇到的第二个问题，是局部不变性特征提取与匹配算法的正确率问题。在这个问题上，我认为图像中存在的没有清理干净的指纹干扰是其中一个因素，但是绝非单一因素。这种方法我本认为应取得更好的效果，但是最终却没有得到，全部的原因还有待日后如果接触到更加深入的图像处理知识才能分析了。

遇到的第三个问题，则是在 Gabor 滤波后使用归一化互相关模板匹配，居然取得了意想不到的良好结果，这是我始料未及的。

最后，我想，这个项目如果使用卷积神经网络来进行，取得的效果也许会更好吧？

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。

6 附录 1 核心算法的程序代码

核心代码段 1 输入原始图片，输出校正裁剪过的 ROI 区域

```
FingerImg = input2FingerImg(Input)
Input = rgb2gray(Input);

% 求中线和旋转角度
[ImgAngle,~,~,~] = img2deg(Input);

% 旋转图片
RotatingImg = imrotate(Input,ImgAngle,'bilinear','crop');

% 再次求中线
[~, AverageOfMidLineY, ~, FingerWidth] = img2deg(RotatingImg);

FingerImg = RotatingImg(AverageOfMidLineY - FingerWidth :
AverageOfMidLineY + FingerWidth,:);
```

核心代码段 2 边缘检测和中心点计算核心代码

```
for i = 1 : MidLineEnd-MidLineStart
    MidLineYUp = floor(weigh/2);
    MidLineYDown = floor(weigh/2);
    % 条件循环
    while EdgeImage(MidLineYUp,MidLineX) == 0
        MidLineYUp = MidLineYUp - 1;
    % 如果未检测到
    if MidLineYUp == 0
    % 跳出循环
        break
    end
end
while EdgeImage(MidLineYDown,MidLineX) == 0
    MidLineYDown = MidLineYDown+1;
% 如果未检测到
```

```

        if MidLineYDown == height
%           跳出循环
            break
        end
    end
    MidLineX = MidLineX + 1;
    MidLineY = floor((MidLineYUp + MidLineYDown) / 2);
    FingerWidth = floor((MidLineYDown - MidLineYUp) / 2);
%   该中心点坐标为 MidLineX, MidLineY, 手指半宽度为 FingerWidth
%   写入数据矩阵
    MidLineArray(1,i) = MidLineX;
    MidLineArray(2,i) = MidLineY;
    MidLineArray(3,i) = FingerWidth;
end

```

核心代码段 3 Gabor 图像滤波

```

function [GABOUT, G]=gaborfilter2(I,S,F,W,P)
%gabor 滤波函数 0.0335 0.8 0 0 S,F,窗口大小 W,P 频率, 旋转角度
if isa(I,'double')~=1
    I=double(I);
end
size=fix(1.5/S); % exp(-1.5^2*pi) < 0.1%
% k=2*pi*S^2;
F=S^2/sqrt(2*pi);
k=1;
for x=-size:size          %f 为频率, P 为相位偏移
    for y=-size:size
        G(size+x+1,size+y+1)=k*exp(-pi*S^2*(x*x+y*y))*...
            (exp(1i*(2*pi*F*(x*cos(W)+y*sin(W))+P))-exp(-
pi*(F/S)^2+1i*P));
    end
end
end

GABOUT=conv2(I,double(G),'same');
GABOUT(imag(GABOUT)~=0) = real(GABOUT(imag(GABOUT)~=0));
GABOUT(GABOUT<0)=0;
GABOUT = imbinarize(GABOUT);

```

核心代码段 4 Gabor 图像滤波

```

function [GABOUT, G]=gaborfilter2(I,S,F,W,P)
%gabor 滤波函数 0.0335 0.8 0 0 S,F,窗口大小 W,P 频率, 旋转角度
if isa(I,'double')~=1
    I=double(I);

```

```

end
size=fix(1.5/S); %  $\exp(-1.5^2 \cdot \pi) < 0.1\%$ 
%  $k=2 \cdot \pi \cdot S^2$ ;
F=S^2/sqrt(2*pi);
k=1;
for x=-size:size          %f 为频率，P 为相位偏移
    for y=-size:size
        G(size+x+1,size+y+1)=k*exp(-pi*S^2*(x*x+y*y))*...
            (exp(1i*(2*pi*F*(x*cos(W)+y*sin(W))+P))-exp(-
pi*(F/S)^2+1i*P));
    end
end

GABOUT=conv2(I,double(G),'same');
GABOUT(imag(GABOUT)~=0) = real(GABOUT(imag(GABOUT)~=0));
GABOUT(GABOUT<0)=0;
GABOUT = imbinarize(GABOUT);

```

核心代码段 5 SIFT 调用

```

Num=match(s1,s2);
% 此部分调用了 G.Lowe David 封装好的库和可执行文件，内部核心算法参考
G.Lowe David 教授的论文和程序代码。 [5]

```

核心代码段 6 SURF 调用

```

points1 = detectSURFFeatures(Input1);
points2 = detectSURFFeatures(Input 2);
[f1,vpts1] = extractFeatures(I1,points1);
[f2,vpts2] = extractFeatures(I2,points2);
indexPairs = matchFeatures(f1,f2);
% 此处调用了 matlab 内置的 SURF 函数。

```

核心代码段 7 归一化互相关模板匹配调用

```

%% 模板尺寸调整
[hInput, wInput] = size(InputImg);
[hTem, wTem] = size(TemImg);

hTem = min(hTem, hInput);
wTem = min(wTem, wInput);

TemImg = TemImg(1: hTem, 1: wTem);

%% 归一化互相关模板匹配
corr = normxcorr2(TemImg,InputImg);

```

核心代码段 8 绘制概率密度分布

```
%% 统计类内数据
InsideTheClass =
[[TemMatchArray(1:10,1:10),MatchArray(11:20,11:20)];[MatchArray(21:30,21:30)
,MatchArray(31:40,31:40)]];
% 排除自身匹配
InsideTheClass = InsideTheClass(InsideTheClass<1);
% 统计类内数据分布情况
tb1 = tabulate(InsideTheClass(:));

%% 统计类间数据
% 分块提取数据
OutsideTheClass1 = MatchArray(:,1:10);
OutsideTheClass2 = MatchArray(:,11:20);
OutsideTheClass3 = MatchArray(:,21:30);
OutsideTheClass4 = MatchArray(:,31:40);

% 剔除类内匹配数据
OutsideTheClass1(1:10,:) = [];
OutsideTheClass2(11:20,:) = [];
OutsideTheClass3(21:30,:) = [];
OutsideTheClass4(31:40,:) = [];

% 合并数据矩阵
OutsideTheClass = [OutsideTheClass1, OutsideTheClass2, OutsideTheClass3,
OutsideTheClass4];

%统计类间数据分布情况
tb2 = tabulate(OutsideTheClass(:));

%% 绘制概率密度分布图
figure
[f1,xi1] = ksdensity(InsideTheClass);
plot(xi1,f1);
hold on
[f2,xi2] = ksdensity(OutsideTheClass);
plot(xi2,f2);
hold off
```

7 附录 2 项目代码介绍与运行指南

本项目托管于 GitHub 平台，地址为 <https://github.com/ChenShihuan/Finger-vein-recognition>，许可证为 GPL 3.0。

7.1 文件结构说明

注意：以下代码中涉及的文件夹需要先自行创建，使用其它数据来源需要先自行更改字符段中涉及的文件夹。代码中的“.\590”文件夹是本人指静脉数据来源文件夹。文件夹目录结构如下：

```
\图像处理与机器视觉创新实践:.
|   20191121《机器视觉创新实践》课题研究任务书（一）.pdf
|   590.zip
|   cut.m
|   gaborfilte.m
|   gaborfilter2.m
|   ImageEnhancement.m
|   img2deg.m
|   input2FingerImg.m
|   README.md
|   LICENSE
|   sift-图像增强实现 2-1.mat    % 由于 SIFT 算法耗时较长，其结果被保
存下来以便多次使用
|   SIFTpair.asv
|   SIFTpair.m
|   SURFpair.m
|   TemplateMatching.m
|   tmp.key
|   tmp.pgm
|
|——590
|——siftDemoV4
|   appendimages.m
|   basmati.pgm
|   book.pgm
|   box.pgm
|   defs.h
|   LICENSE
|   Makefile
|   match.c
|   match.m
|   README
|   scene.pgm
|   showkeys.m
|   sift
|   sift.m
|   siftWin32.exe
|   tmp.key
|   tmp.pgm
```

7.2 运行指南

7.2.1 提取 ROI 区域

运行 cut.m

7.2.2 图像增强与二值化

运行 ImageEnhancement.m

7.2.3 Gabor 图像滤波

运行 gaborfilte.m

7.2.4 SIFT 算法特征检测与匹配

在执行此程序前需要将 siftDemoV4 文件夹及其子文件夹添加到路径，在 matlab 中右键菜单即可操作。

运行 SIFTpair.m

7.2.5 SURF 算法特征检测与匹配

运行 SURFpair.m

7.2.6 归一化互相关模板匹配

运行 TemplateMatching.m

8 引用

- [1] 黄志星., 基于卷积神经网络的嵌入式指静脉识别系统[D]., 华南理工大学, 2017..
- [2] Z. Karel, “Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization,” *Graphic Gems IV. San Diego: Academic Press Professional*, p. 474–485, 1994..
- [3] Imageshop, “限制对比度自适应直方图均衡化算法原理、实现及效果,” 7 4 2013. [联 机]. Available: <https://www.cnblogs.com/Imageshop/archive/2013/04/07/3006334.html>.
- [4] G. R. Bradley. D., “Adapting Thresholding Using the Integral Image,” 卷 12, 编号 2, p. 13–21., 2007.
- [5] G.Lowe David, “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints.,” *International Journal of Computer Vision*, 卷 60, 编号 2, pp. 91-110., January 5, 2004..
- [6] A. E. T. T. L. V. G. Bay H, “SURF:Speeded Up Robust Features,” *Computer Vision and Image Understanding (CVIU)*, 卷 110, 编号 3, p. 346–359, 2008..
- [7] Lewis. J. P, “Fast Normalized Cross-Correlation,” 出处 *Industrial Light & Magic*.

- [8] R. M. L. G. S. Haralick, Computer and Robot Vision, 卷 Volume II, Addison-Wesley, 1992,, pp. 316-317..