



北京航空航天大学
B E I H A N G U N I V E R S I T Y

数字图像处理大作业

基于Gabor滤波器的掌纹识别装置

院(系)名称

高等理工学院

学 号

16231235、16231229、16231261

姓 名

李谨杰、雷彤彤、杨曼鑫

指 导 教 师

张宝昌

2019 年 6 月

目录

一、实验目的.....	1
二、实验原理.....	1
三、实验设备.....	1
四、实验内容与原理综述.....	1
4.1 手掌图像采集装置的设计与制作.....	1
4.2 手掌图像的预处理.....	2
4.3 Gabor 滤波器特征提取原理简介	4
五、实验结果.....	6
6.1 注册集与匹配集的选择.....	6
6.2 Gabor 核大小 $2n+1$ 的选取对结果的影响	6
6.3 移动距离 d 对正确率的影响.....	6
6.4 门限值 h 的选取.....	7
6.5 对实际采集掌纹的训练与检测.....	8
六、人员分工.....	9
七、收获、体会及建议.....	9
参考文献.....	10

一、实验目的

学习掌纹识别的方法，通过样本进行训练和测试，可以成功的运用测试集进行高正确率的掌纹识别，并探究训练参数对结果的影响。制作采集装置实物，编写边缘检测与图像预处理算法，实现测试集外的掌纹收集采样，匹配和识别。

二、实验原理

通过手机摄像头和掌纹采集装置对掌纹进行拍照采集，在 MATLAB 中对采集到的图像进行预处理提取到手掌中部 128*128 大小的有效掌纹区域。通过 Gabor 滤波对掌纹图片进行处理后，计算两个样本之间的 hamming 距离以实现掌纹的匹配比对工作。

三、实验设备

MATLAB 平台，自制掌纹采集装置

四、实验内容与原理综述

4.1 手掌图像采集装置的设计与制作

最初我们设想，通过笔记本上自带的摄像头获取手掌图片，通过目标提取算法将手掌与背景分离，之后按照论文中的算法进行处理。但经过实际测试，这样做具有摄像头分辨率低、背景复杂难以分离、光照条件不满足要求等诸多问题。因此我们决定设计制作一个掌纹收集装置，收集风格统一的掌纹图像，便于对掌纹的预处理。

掌纹收集装置有两个关键因素：（1）摄像头分辨率足够（2）背景足够单一，可以分离手掌。对比我们有的摄像装置，列表如下：

名称	分辨率	是否可以自动对焦	是否可以电脑直接调用
GoPro7	高	否	否
HUAWEI P20	高	是	否
USB 摄像头	较差	否	是

因此，我们选用 HUAWEI P20 作为拍照设备。设计装置如图 4.1，4.2：



图 4.1 装置内部图



图 4.2 装置展开图

经测试，装置效果良好，采集图片如图 4.3：



图 4.3 采集的掌纹原图

4.2 手掌图像的预处理

预处理主要包括对图像的去色、降噪、裁剪、二值化、定位关键点、确定手掌中心的关键区域等步骤。对于关键点的选择，我们参考了 D. Zhang ; Wai-Kin Kong ; J. You ; M. Wong 等人提出的一种简单有效的方法处理。

(1) 从原图进行裁剪

通过这一装置，我们可以采集到标准一致的图片，如图 4.4 左，手掌基本位于图像的中心，背景为黑色。由于我们最终的目的是定位关键点，然后以关键点为基准切割出关键区域，所以我们只需要保留对定位关键点有用的区域，这样可以减少预处理的时间，同时也简化了预处理的过程。原图为分辨率 2976×3968 的图片（手机），通过同一标准裁剪去手掌周围的区域，同时转化为灰度图形，进行高斯滤波，可得到图 4.4 右的图形（ 1852×1737 ）。



图 4.4 裁剪、去色前后的图像

(2) 提取关键点

我们参考文献 1 中的方法来提取关键点，关键点为食指与中指的底部，以及无名指与小指的底部。

首先由于关键点位于手指区域，所以我们为了处理方便，进一步裁剪图像，只取图像的上半部分，如图 4.5。

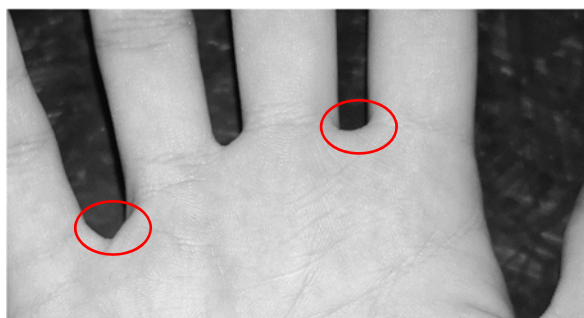


图 4.5 进一步裁剪后的图像，红圈内为目标特征点

提取关键点的具体流程为：

- a) 将图像转化为二值图像。
- b) 将二值图像先进行膨胀运算，后进行腐蚀运算，滤除干扰。
- c) 分别扫描食指中指和无名指小指之间的区域，宽度减小到一定阈值时即认为找到了关键点，定位到了指缝末梢的位置，并记录坐标。

处理结束的图像如图 4.6。

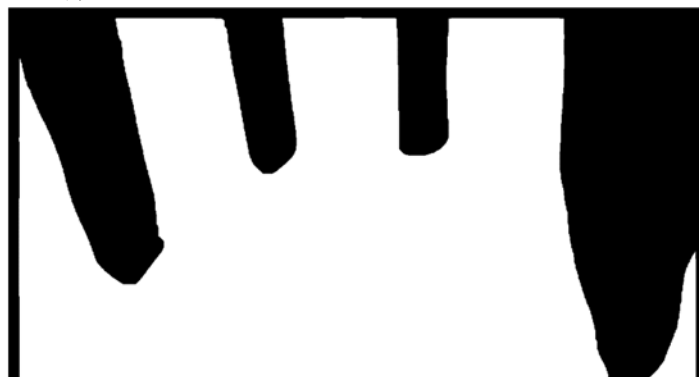


图 4.6 提取关键点之后的图像

（3）预处理并旋转图像

由于拍摄图片中的掌纹并不清晰，所以我们使用 `imadjust` 函数加强图像的对比度进行预处理。

由于在拍摄的图像上，两关键点的连线并不是水平的，为了方便裁剪出关键区域，我们需要对图像进行旋转，即将关键点的连线旋转至水平方向。旋转后，将关键点也进行相应的变换，得到旋转图片上关键点的位置 $D1$ ， $D2$ ，如图 4.7。



图 4.7 对比度调节、旋转后的手掌图

（4）建立坐标系和中心区域提取

我们以两个关键点为基准，提取关键区域。

首先得到两关键点的水平距离 L ，在关键点以下 $L/6$ 处裁剪处一块边长为 $8L/6$ 的正方形域（约 1000×1000 像素）。将图片逆时针旋转 90 度，同时将图像大小改变为 128×128 ，可以得到用于掌纹识别的图片。调整分辨率前后的图片分别如图 4.8 左、右。图 4.8 右图可以直接使用 Gabor 算法进行匹配处理。

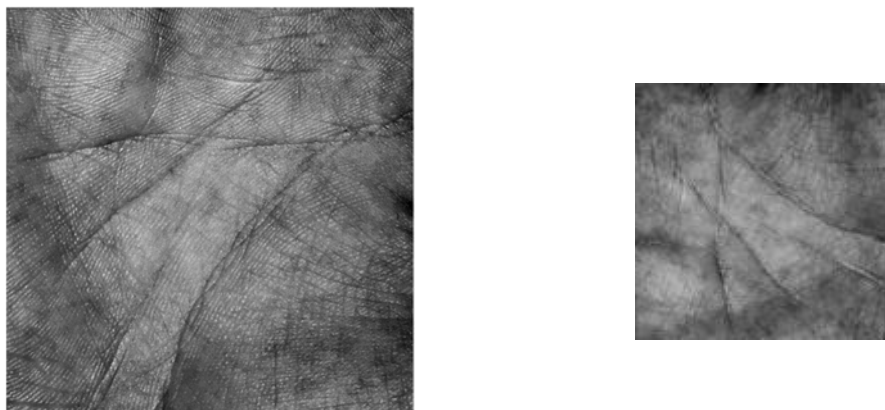


图 4.8 调整分辨率前后的图片

4.3 Gabor 滤波器特征提取原理简介

（1）Gabor 滤波器

由实验要求和提供的数据集可知，掌纹是一些低分辨率图片。为了正确的识别匹配掌纹，我们先对图像进行预处理，从低分辨率掌纹中提供纹理的特征。我

们利用 Gabor 相位编码的方法进行掌纹图片的预处理。Gabor 滤波器是有效的提取特征的方式，通过 MATLAB 平台构建 Gabor 滤波器，实现如下 Gabor 滤波器公式。

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right\} \exp(2\pi i(ux \cos \theta + uy \sin \theta))$$

通过此公式，求 Gabor 矩阵，计算高斯滤波器矩阵中的数。输入坐标 x,y, 以及输入设定的 Gabor 滤波器参数，u 是正弦波的频率，q 控制函数的角度，sigma 控制 Gabor 滤波器的标准差。输入以上五个参数，输出 Gabor 矩阵中具体位置的数值。根据文献[1]，Gabor 滤波的最佳参数为 $q = \frac{\pi}{4}$, $u = 0.0916$ $s = 5.6179$ 。生成 Gabor 滤波器矩阵之后，为了抵抗亮度影响，增加鲁棒性，根据文献[1]，我们在 MATLAB 中应用以下公式对矩阵进行离散化处理。 $(2n + 1)^2$ 为滤波器的大小。

$$\tilde{G}[x, y, \theta, u, \sigma] = G[x, y, \theta, u, \sigma] - \frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n G[i, j, \theta, u, \sigma]}{(2n + 1)^2}$$

利用离散化公式，得到离散化的 Gabor 滤波矩阵，后续利用此滤波器进行掌纹匹配。

(2) 掌纹匹配函数

给定两张经过预处理的 128×128 大小的掌纹图片之后，我们利用计算 hamming 距离的方式比较两个掌纹的相似程度。在 MATLAB 中实现 hamming 距离函数如下。

$$D_o = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_M(i, j) \cap Q_M(i, j) \cap (P_R(i, j) \otimes Q_R(i, j)) + P_M(i, j) \cap Q_M(i, j) \cap (P_I(i, j) \otimes Q_I(i, j))}{2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P_M(i, j) \cap Q_M(i, j)}$$

P 和 Q 是两张图片预处理之后的 $(2n + 1) * (2n + 1)$ 大小的矩阵， \cap 和 \otimes 是布尔与运算和异或运算。 P_R ， P_I 和 P_M 分别是图片矩阵的实部矩阵、虚部矩阵和掩模矩阵。掩模矩阵表示属于手掌的区域，是手掌标注为 1，不是手掌标注为 0。通过图片的预处理得到输入 P,Q 矩阵，输出两阵的 hamming 距离数值，此数值介于 0-1 之间。数值越接近 0 这两个矩阵越相似。因为有不完美的预处理，我们还需对分别矩阵进行水平垂直平移 2 个长度进行匹配，将这两个矩阵所有平移后匹配的结果取最小的 hamming 值作为最终的匹配结果。

(3) 算法流程汇总

1). 根据公式，构建 Gabor 核矩阵。论文中没有给出 n 的取值，本文给予探究。

2). 对原图进行黑色背景检查，手掌区域标为 1，非手掌区域标为 0，得到 PM 矩阵 (mask)。这一步的目的是，消除手掌以外的无关部分对匹配结果的干扰。

3). 对原图进行 Gabor 滤波处理，将 Gabor 算子与图片矩阵进行二维卷积运算。根据实部和虚部的正负得到两个特征图。加上第二步得到的遮罩 (mask)，

一个图共三个矩阵。

4). 共 100×6 个样本, 100 个手掌, 每个手掌 6 个样本。取 80 个手掌, 每个手掌存三个图作为注册集。剩下的图进行匹配, 包括这 80 个手掌剩下的三个图和未注册的 20×6 个图。

5). 写 hamming 距离函数进行匹配, 距离可以任意设定。原文在匹配的时候, 将生成的特征图水平、垂直地进行移动, (-2 到 2 共五个, 乘一下是 25 个) 得到 25 个 Hamming 距离, 取最小值作为匹配结果。

6). 进行算法优化。GPU 加速, 对称阵特性, 避免重复拓展。

7). 将 hamming 距离作为横坐标, 对应的图片数量为纵坐标, 得到双峰值, 可以用最小错误估计得到门限值。

8). 测试: 将每个掌纹与全部存储的掌纹进行比对。先和一组进行对比, 取最小值作为这一组的距离; 对所有组, 首先判断是否小于门限值, 如果有多组手掌小于门限值, 则取距离最小的那个为判断标准。最终计算注册手掌的判断正确率 (ratio1), 未注册手掌的判断正确率 (ratio2)

9). 修改程序, 处理新采集的掌纹。

五、实验结果

在本算法中, 共有 6 个参数需要确定。这些参数分别为: Gabor 算子参数 u , σ , θ ; gabor 核大小 n ; 门限值 h 的选取; 上下左右平移的距离 d 的选取。除此之外, 还有注册集与匹配集的选取。我们探究了这些数值对结果的影响。

6.1 注册集与匹配集的选择

我们一开始选择将 100 个手掌全部注册, 每个手掌注册三个图, 用剩下的手掌去检测, 这样可以保证百分之百的正确率。但在实际情况中, 不仅要把注册后的手掌分对, 还要让没有注册的手掌匹配失败。因此, 我们调整注册集为 80 个手掌, 每个手掌注册 3 个图片; 将这些手掌剩下的 80×3 张图和 20×6 个未匹配手掌的图作为匹配集进行匹配, 这两类图比例为 2:1。

6.2 Gabor 核大小 $2n+1$ 的选取对结果的影响

核大小 $2n+1$ 是文中唯一没有给出的参数。我们定义: 整体正确率 = $\frac{\text{所有分对图片数}}{\text{测试集总图片数}}$ 。令 $h=0.3452$ (论文值), 为加快训练速度, 取移动距离 $d=0$, 即不移动匹配。测试结果列表如下:

n	2	3	4	5	6
正确率/%	67.50	89.44	95.00	91.94	86.94
计算时间/s	585	566	596	625	554

因此, 当 $n=4$ 时, 核大小为 $2n+1=9$, 此时提取的掌纹信息最精准, 判断正确率最高。我们分析原因如下: Gabor 核实际上是无限大范围的。当 n 过小时, 相当于只取了 Gabor 核的中心小部分区域与图像进行卷积, 导致计算结果差异过大。当 n 过大时, 计算每个像素点的卷积时, 使用的数据相似程度较高, 特征提取不显著。因此中间必然存在一个最优的 n 值, 经试验 $n=4$ 。

6.3 移动距离 d 对正确率的影响

原文中，为提高判断正确率，作者将待匹配图片上下左右进行平移（平移距离为-2,-1,0,1,2），得到 $5*5=25$ 张图片，用这 25 张图与注册集进行匹配，选取最小的 Hamming 距离作为匹配结果。我们希望探究平移匹配对正确率的影响，因此采用 6.1 中的注册集与匹配集， $h=0.3452$ （同文献），其他参数默认不变，改变移动距离，进行实验。实验结果如下：

平移距离	正确率/%	训练时间/s
0（共 1 张图）	95.00	596
1（共 $3*3=9$ 张图）	97.78	5114
2（共 $5*5=25$ 张图）	98.61	13540

观察实验结果，将图片平移后进行匹配确实可以提升匹配正确率，但训练时间存在量级的差异。经分析，正确率的提升主要来自于对已注册手掌的识别。平移图片相当于将每一组匹配的距离进一步减小，因此对于注册过的图片，识别正确率逐渐升高，而对于没有注册过的图片，识别正确率没有改变。

6.4 门限值 h 的选取

我们对 h 的选取有过两类思考。当仅考虑判断正确率最大时，将 $100*5$ 个训练数据相互匹配，用每种匹配的 h 值作为横坐标，该 h 值对应的训练数据数目占该类总数目的比例为纵坐标，如图 6.1：

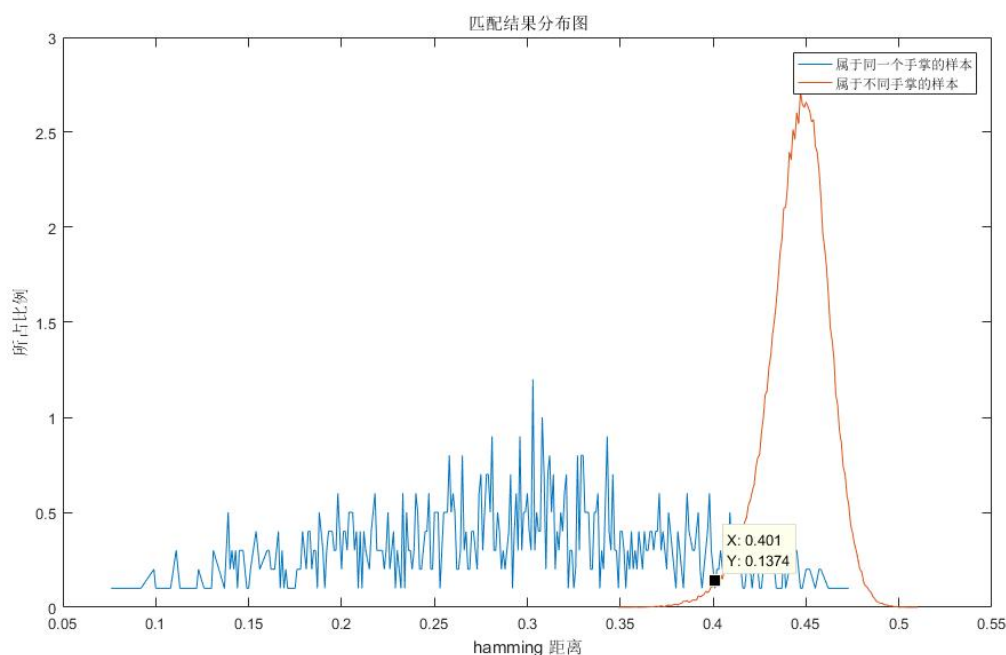


图 6.1 匹配结果分布图

通过最小错误率贝叶斯模型，由图可知 $h=0.401$ 。但由于匹配正确的样本数据量远远小于匹配错误的样本数据量，故正确样本的统计规律具有很大的随机性，因此根据图像得出的 h 值不准确；另外，由于将未注册的手掌识别为已注册的手掌，危害性要远远大于无法正确识别出已注册的手掌，故该 h 值需要进一步调整。

我们之后更改注册数据为 $80*3$ 样本，计算未注册数据与已注册数据的距离最小值，发现 $h=0.3175$ 。因此我们选取 $h=0.3174$ ，这样可以保证全部未注册数据不被判断错误，最大程度减小损失。修改后计算正确率如下：

门限值 h	平 移 距 离	总体正确率/%	注册手掌正确 率/%	未注册手掌正确 率/%
0.3174	0	93.33	90.00	100
0.3452	0	95.83	95.83	95.83
0.3174	1	97.50	96.25	100
0.3452	1	97.78	98.33	96.67

可以看到，修改门限值后，虽然整体正确率略有下降，但全部未注册手掌均识别正确，大大提高了安全性。

6.5 对实际采集掌纹的训练与检测

由于时间原因，我们共采集了三个人的左右手和五个人的右手共十一只手，每只手采集 4 幅图片，采集过程如图 6.2。部分样本图片如图 6.3。



图 6.2 采集掌纹

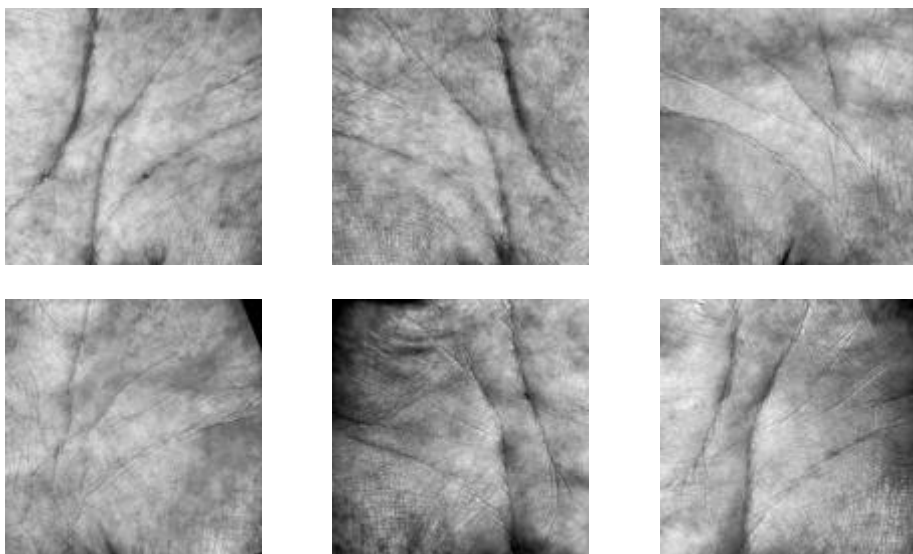


图 6.3 采集的部分掌纹

门限值 h	平 移 距 离	总体正确率/%	注册手掌正确率 /%	未注册手掌正确 率/%
0.3174	2	96.34	93.75 (15/16)	100
0.3950	2	96.34	93.75 (15/16)	100

未注册样本完全识别正确，可以保证安全性；已注册样本中在 $h=0.3174$ 时有一个样本没有识别出来，这个样本在 $h=0.3950$ 时识别错误。观察样本，识别错误的原因可能是纹路太浅，处理不当。其他全部识别正确，整套装置基本满足实用要求。

六、人员分工

李谨杰：汇总代码，制作掌纹采集装置

雷彤彤：编写图像预处理程序

杨曼鑫：编写 Gabor 滤波器、Hamming 距离等子程序

七、收获、体会及建议

通过本作业，我们三人深刻理解了使用 Gabor 滤波器进行掌纹识别的整体流程。我们三人发挥了良好的团队协作精神，较为完整地完成了整个作业，使其具有初步的实用价值，收获良多。MATLAB 代码过长，作为附件发送。如果老师对作业有任何问题，可以联系我们。E-mail: lijinjie362@outlook.com，手机 15652587808。

参考文献

- [1] Zhang D , Kong W K , You J , et al. Online palmprint identification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9):0-1050.
- [2] Zhang B C, 课件《调制神经网络构建前 30 页》