

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205951

改进 MOSSE 的小面积滑动指纹图像追踪算法*

胡欣¹ 张朝勇² 杨进² 程鸿亮² 肖剑² 莫良华³

(1. 长安大学能源与电气工程学院 西安 710064; 2. 长安大学电子与控制工程学院 西安 710064;

3. 华中科技大学阜时科技人工智能与机器视觉技术联合实验室 深圳 518102)

摘要: 随着指纹传感器采集的指纹图像趋向于小型化, 指纹图像所包含的指纹特征信息越来越少。针对传统模板匹配算法在处理小面积滑动指纹时计算量大、精度不理想、抗干扰能力差等问题, 本文提出一种基于 MOSSE 的改进滑动指纹追踪算法。改进 MOSSE 算法使用多输入, 将灰度特征与 HOG 特征在响应层加权融合, 并引入 Fourier-Mellin 算法、加汉宁窗用以处理发生旋转的指纹。通过多种算法对小面积指纹进行跟踪的结果进行对比, 表明本算法继承了原 MOSSE 算法的优点, 并提高了指纹匹配精度, 对正常图像匹配精度为 99%, 对含噪声图像匹配精度为 90.3%, 每帧均值计算时间为 0.103 6 s, 保证了指纹追踪的实时性, 鲁棒性强, 对产生形变和旋转的指纹图像也能进行很好的跟踪。

关键词: 小面积指纹; 滑动指纹追踪; 特征融合; MOSSE

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Improved MOSSE small area sliding fingerprint image tracking algorithm

Hu Xin¹ Zhang Chaoyong² Yang Jin² Cheng Hongliang² Xiao Jian² Mo Lianghua³

(1. School of Energy and Electrical Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China; 2. School of Electronic and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China; 3. Huazhong University of Science and Technology, Fushi Science and Technology Joint Laboratory of Artificial Intelligence and Machine Vision Technology, Shenzhen 518102, China)

Abstract: As the fingerprint image collected by the fingerprint sensor tends to become miniaturized, the fingerprint image contains less and less fingerprint feature information. Aiming at the problems of large calculation, unsatisfactory accuracy and poor anti-interference ability of traditional template matching algorithms when processing small-area sliding fingerprints, this paper proposes an improved sliding fingerprint tracking algorithm based on MOSSE. The improved MOSSE algorithm uses multiple inputs, weighted fusion of grayscale features and HOG features at the response layer, and introduces the Fourier-Mellin algorithm and Hanning window to process the fingerprint of rotation. The results of tracking small-area fingerprints are compared by a variety of algorithms, which shows that this algorithm inherits the advantages of the original MOSSE algorithm, and improves the fingerprint matching accuracy, the matching accuracy of normal images is 99%, the matching accuracy of noisy images is 90.3%, and the average calculation time of each frame is 0.103 6 s, which ensures the real-time and robust nature of fingerprint tracking. It can also track deformed and rotated fingerprint images well.

Keywords: small area fingerprint; swipe fingerprint tracking; feature fusion; MOSSE

0 引言

随着科学技术的发展, 图像匹配^[1]技术在图像信息

处理领域中至关重要, 在军事、工业、医学及民用等诸多领域都有重要应用价值。当前, 便携式移动设备越发普及、半导体行业飞速发展, 以及指纹识别算法和相关硬件也趋于成熟, 对电容式指纹模组^[2]的集成度以及轻量化

提出了更高的要求,也导致采集的指纹图像所包含的指纹特征信息(如湖、桥等)也在不断减少,但是对指纹追踪的速度和准确率要求却越来越高,因此小面积指纹拼接这一概念被提出。当指纹采集设备感应面积有限,在进行指纹采集时,需通过多次采集或手指划过感应区域得到一系列指纹帧序列,产生小面积的滑动指纹。而滑动指纹追踪技术可以判断滑动方向,从而实现便携式电子设备的屏显功能切换及控制,也是小面积指纹拼接的一重要步骤。如今,这方面的研究产生了越来越多的困难。小面积指纹的特征信息减少,降低了用传统基于特征点匹配进行识别的识别率^[3],在识别时认假率及拒真率升高,让移动设备上的信息安全面临严峻挑战。

指纹采集过程中手指滑动速度会发生变化,会发生旋转、形变,这为指纹追踪带来了困难。整个追踪过程对于速度和精度都有严格要求,滑动指纹追踪算法有基于传统模板匹配的 SAD^[4]、SSDA^[5-6]、NCC^[7]等,以及基于相关滤波的 KCF、MOSSE 算法等。Karna 等^[8]首次将 NCC 应用在指纹匹配领域,该方法在指纹识别的准确率方面有所提高,将错误率(EER)从 3%减少到 2%。但该方法速度慢且缺少对指纹的预处理,当噪声干扰严重时准确率会急剧下降。Korman 等^[9]提出了一种快速模板匹配算法,能够极大缩短匹配时间。该算法常用于人脸识别、车牌识别和视频识别等边缘特征较少且特征较为明显的图像,其运算速度较快。吴平等^[10]提出基于 SAD 和 NCC 的粗-精匹配方法,该方法匹配效果良好,但指纹图像在块与块之间的相似性较高时,匹配易陷入局部最优的状态,最终效果并不理想。由于滑动指纹追踪的指纹图像具有特征点少、块与块之间纹理特征相似、模板数量大等特征,所以上述方法均难以满足小面积滑动指纹追踪的准确度和实时性要求。

MOSSE 算法^[11-12]在图像匹配领域比较优秀,在进行目标跟踪之前,不需要输入大量图像对模型进行训练,并且兼顾了实时性和准确性,对于非刚性形变及图像旋转都有很好的鲁棒性,因此适用于指纹图像的追踪识别。该算法只使用了单一的灰度特征作为输入,一定程度上解决指纹图像因噪声干扰产生的形变问题,但是这对背景光照度要求较高,在光照情况不理想的情况下难以进行实时追踪。注意到 KCF^[13-15]算法使用单一 HOG 特征作为输入,HOG 特征作为一种局部特征,对背景光照度不敏感,但是对形变目标不够鲁棒。因此本文将互补的 MOSSE 滑动指纹追踪算法,改进算法对原算法的实时性得到保留的同时,改善了匹配的精准度,并有效地提升了其对旋转和一些形变的鲁棒性。进行原始指纹图像的追踪之前,要进行均值和方差归一化,高斯滤波抑制噪声,拉普拉斯滤波增强指纹纹理特征,Gabor 滤

波^[19-20]连接断开的指纹脊线,将 Gabor 图像和 Laplacian 滤波图像融合增加指纹的特征点,最终将预处理后的图像送入算法处理。改进后的 MOSSE 算法可以应用于小面积滑动指纹识别及拼接^[21]等精度要求较高的场景中。

1 基于特征融合的 MOSSE 算法优化

1.1 特征提取

1) 灰度特征

将图像转换为灰度图,在只含亮度信息的灰度图中提取灰度特征,减少了提取特征时处理的数据量,可以提升图像追踪的速度。灰度特征广泛应用于目标检测、识别、跟踪等领域。在提取时常将像素均值设为 0 以消除背景影响,如式(1)所示:

$$Y_g = Y - \bar{Y} \quad (1)$$

式中: \bar{Y} 为像素均值。

灰度特征虽然缺少像彩色图像那样丰富的表达能力,但图像面积较小时,灰度特征相较其他特征会有更好的表现力。该特征是一维向量,可以作为其他特征的补充来提高算法的鲁棒性。

2) HOG 特征

用图像局部区域内的梯度信息进行计算和统计生成 HOG 特征向量。而梯度主要存在于边缘区域,因此该向量可以很好地表现局部目标的外形特征。HOG 特征的提取步骤如下:

(1) Gamma 校正。

为了降低灰度图像局部的阴影以及光照变化,进行 Gamma 校正。如式(2)所示:

$$I(x, y) = I(x, y)^\gamma \quad (2)$$

式中: I 为图像输入; γ 是常数,取 0.5; x, y 表示图像的横纵坐标。

(2) 计算图像梯度

计算图像梯度值及其方向,横纵坐标方向的梯度值计算公式如式(3)和(4)所示:

$$G_x(x, y) = I(x + 1, y) - I(x - 1, y) \quad (3)$$

$$G_y(x, y) = I(x, y + 1) - I(x, y - 1) \quad (4)$$

式中: $G_x(x, y)$ 和 $G_y(x, y)$ 分别表示输入图像在水平方向和垂直方向的梯度, $I(x, y)$ 为像素值。

因此像素梯度的幅值为:

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (5)$$

梯度方向为:

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1} \frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \quad (6)$$

(3) 本文处理的指纹图像大小为 48 pixels×48 pixels,

将每个图像分为互不重叠的单元 (cell), 其大小为 4 pixels×4 pixels。计算 cell 中各个像素的梯度大小及方向, 分为 9 个梯度通道, 用直方图统计每个通道梯度大小。

(4) 将 3×3 个 cell 组成一个 block, 从左到右、从上到下, 将一个 48 pixels×48 pixels 的指纹图像分为 16 个 block, 每个 block 由 9 个 48 pixels×48 pixels 的 cell 组成。所有 cell 直方图的组合分成 9 个区间 (bin), 每个 block 按 9 个 bin 统计, 得到该 block 的梯度直方图。

(5) 将步骤(4)统计的 block 梯度直方图按 9 个 bin 组合, 得到图像梯度直方图, 送入分类器。

图 1 所示为指纹图像 HOG 特征提取效果。

由于提取 HOG 特征时处理的数据量较大, 导致匹配是耗时更长, 因此不适用于目标跟踪。为了减少处理的数据量, Felzenszwalb 等提出 fHOG 特征^[22]。图 2 为 fHOG 特征的提取流程: 一个 cell 由 8 pixels×8 pixels 组成

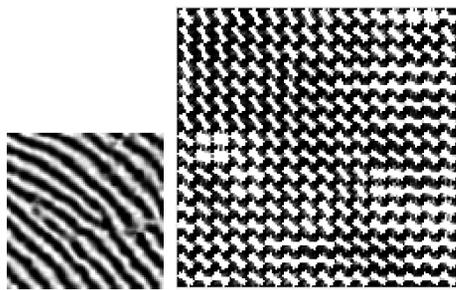


图 1 HOG 特征可视化结果示意

Fig. 1 Visualization result of HOG feature

并进行特征提取, 产生 18 个有符号的 bin 直方图和 9 个无符号的 bin 直方图, 一共 27 个直方图。按行计算当前 cell 周围 4 个 cell 的梯度信息, 可以生成一个 31 维的 fHOG 特征向量。本文为了提高追踪速度, 选用 31 维的 fHOG 特征向量。

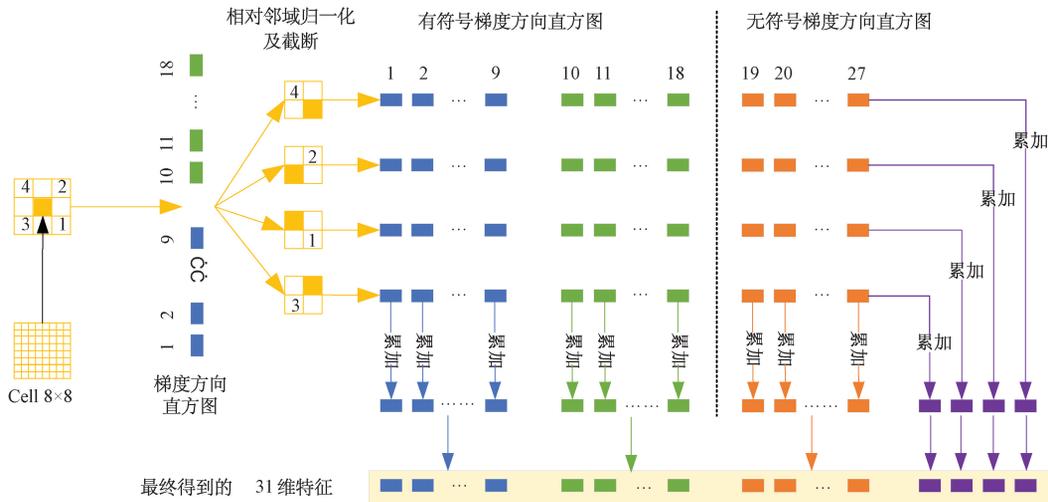


图 2 fHOG 特征计算示意图

Fig. 2 Schematic diagram of fHOG feature calculation

1.2 MOSSE 算法描述

MOSSE 算法在追踪时不需要提前输入大量图像来训练模型, 其追踪速度快, 鲁棒性较好。但该算法只使用了单一的灰度特征作为算法输入, 对背光要求较高。

两帧图像越相似, 在进行图像追踪时响应值越大。据此特性来寻找滤波器, 使其在目标上响应值最大, 如式(7)所示:

$$G = F \odot H^* \tag{7}$$

式中: G 为频域响应的输出, F 为输入图像 f 的频域表示, H^* 为滤波器 h 的频域表示, \odot 符号表示矩阵对应元素相乘, 最终用傅里叶逆变换将相关输出转换到时域。

输入第 1 帧指纹进入算法之前, 需要定义训练输出

图像 g_i , 如图 3 所示, g_i 是以目标为中心的二维高斯形状的峰值。

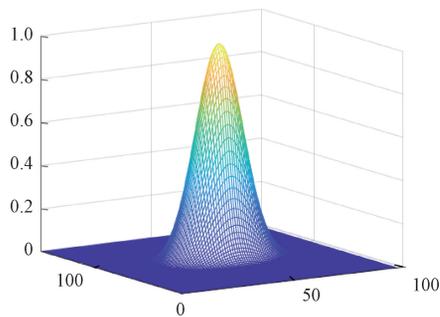


图 3 训练输出图像 g_i

Fig. 3 Training output image g_i

将第 1 帧输入图像直接作为训练图像 f_i ，再由输入图像 f_i 以及输出图像 g_i 计算滤波器模板，根据式(7)，推导滤波器模板 H^* 的计算公式：

$$H^* = \frac{G_i}{F_i} \quad (8)$$

式中： F_i 和 G_i 分别为输入图像 f_i 以及输出图像 g_i 的傅里叶变换域，实际中难以通过式(8)得到滤波器 H^* ，需要利用最小二乘法得到合适的滤波器。

求解实际输出卷积与期望输出卷积之间方差的最小值：

$$\min_{H^*} \sum_i |F_i \odot H^* - G_i|^2 \quad (9)$$

为了优化计算，将式中的 F_i 、 H^* 、 G_i 都表示为考虑图像行与列的形式，操作都处于像素级，因此使每个像素的 MOSSE 结果都达到最小。转换式(9)为如下形式：

$$\min_{H_{uv}^*} \sum_i |F_{iuv} \cdot H_{uv}^* - G_{iuv}|^2 \quad (10)$$

其中， w 和 v 分别为样本中每个元素的行数和列数。将式(10)求偏导使其等于 0 来计算最小的 H_{uv}^* ，如式(11)：

$$0 = \frac{\partial}{\partial H_{uv}^*} \sum_{i=1}^m |F_{iuv} \cdot H_{uv}^* - G_{iuv}|^2 \quad (11)$$

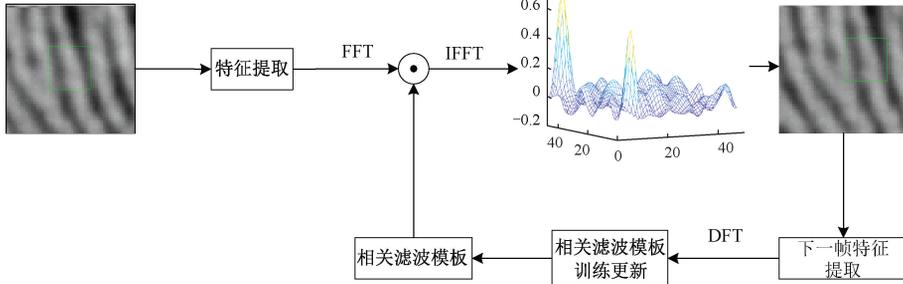


图 4 MOSSE 目标跟踪流程

Fig. 4 Flow chart of MOSSE target tracking

1.3 基于特征融合的 MOSSE 算法优化

经典基于相关滤波的目标跟踪算法的输入通常只使用单一特征。例如 MOSSE 算法提取目标的灰度特征，KCF 算法提取目标的 HOG 特征。灰度特征对背景光照和环境等情形有较高要求，而 HOG 特征对光照不敏感，但该特征对变形目标不够鲁棒，因此将互补的 HOG 特征以及灰度特征进行融合，可以降低对光照和环境的敏感度，也可以提高对目标变形的鲁棒性，从而有效提升小面积滑动指纹追踪的精确度。

特征融合的方式通常有构造层特征融合以及响应层融合，构造层特征融合是将所提取特征在某个维度上缩放后串联，响应层融合则是用不同特征进行独立跟踪，然后在响应层对不同特征的跟踪结果进行加权融合。本文

对式(11)进行求解，可以得到滤波器模板值 H_{uv}^* 的表达式：

$$H_{uv}^* = \frac{\sum_i G_{iuv} F_{iuv}^*}{\sum_i F_{iuv} F_{iuv}^*} \quad (12)$$

最终可以得到 MOSSE 滤波器的公式：

$$H^* = \frac{\sum_i G_i \odot F_i^*}{\sum_i F_i \odot F_i^*} \quad (13)$$

为了防止过拟合，引入学习率 τ ，提高滤波器对噪声影响产生的形变、旋转等问题的鲁棒性。再用前一帧图像所求得的参数对滤波器进行更新：

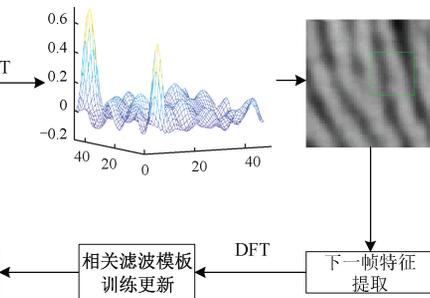
$$H^* = \frac{A_i}{B_i} \quad (14)$$

$$A_i = \tau G_i \odot F_i^* + (1 - \tau) A_{(i-1)} \quad (15)$$

$$B_i = \tau F_i \odot F_i^* + (1 - \tau) B_{(i-1)} \quad (16)$$

其中， τ 为学习率。学习率使之前帧随着处理图像的帧数增加，分配的权重逐渐衰减，而最邻近帧被分配到更多权重。

用 MOSSE 算法实现指纹图像追踪的流程如图 4 所示。



选取样本的灰度特征与 HOG 特征对跟踪器分别进行训练与位置识别，接着在响应层将跟踪结果加权融合，然后寻找融合后响应的峰值。最终，利用经过训练的分类器输出目标位置，随后更新模型参数。

由于噪声是主要干扰因素，导致采集到的指纹图像发生形变。本文在对指纹进行处理时，主要关注其形状变化，其次才是背景光照和环境的变化，所以分配给灰度特征的权重要高于 HOG 特征。最终，输出目标预测位置的公式如式(17)所示。

$$P = \eta P_{HOG} + (1 - \eta) P_{Gray} \quad (17)$$

式中： P 为输出的最终目标预测位置， η 为特征权重， P_{HOG} 为使用 HOG 特征进行追踪到的目标位置， P_{Gray} 为使用灰度进行跟踪得到的目标位置。

针对指纹在滑动过程中发生旋转的情况,需要使用 Fourier-Mellin^[23-24] 变换,计算旋转角度 θ 的算法流程如图 5 所示。

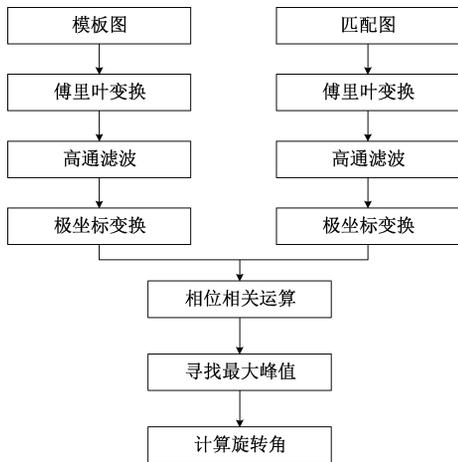


图 5 Fourier-Mellin 变换算法流程

Fig. 5 Flow chart of Fourier-Mellin transform algorithm

将图像转化到频域后,使用高通滤波锐化来提取图像边缘信息。再进行极坐标变换,利用相位相关方法进行计算,寻找响应的最大峰值坐标来计算图像的旋转角度。图像旋转角度计算公式如下:

$$\theta = \frac{360}{M} \times y \quad (18)$$

其中, M 为图像宽, y 为极坐标互功率谱最大峰值的纵坐标,如图 6 所示为进行极坐标变换后进行相位相关运算计算互功率谱。

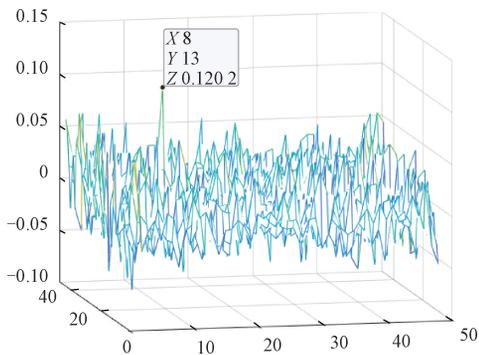


图 6 极坐标互功率谱

Fig. 6 Polar coordinate cross power spectrum

为了优化傅里叶变换的频谱,准确判断出图像的旋转角度,为指纹加汉宁窗截断,如图 7 所示。

在一个无限连续的二维空间里,指纹原图与其 FFT 频谱大小相同,无论在时域还是频域中其旋转角度都相同。但是实际采集到的指纹图像并不是无限连续的,因此在 FFT 时会产生问题。

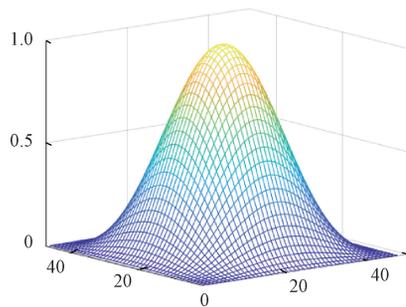
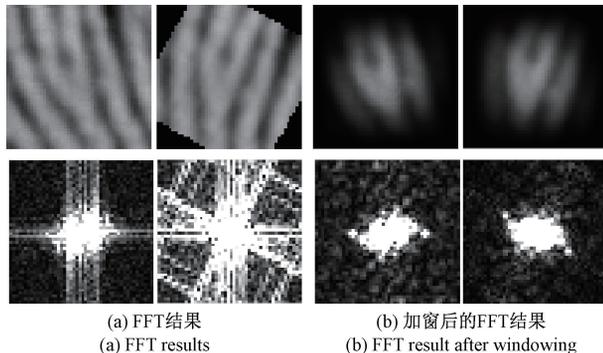


图 7 汉宁窗

Fig. 7 Hanning window

图 8(a) 所示为图像进行 FFT 的结果,由于边界产生跳变致使图像在其频域中出现虚假峰值,很难判断图像纹理以及旋转角度,图 8(b) 所示为加汉宁窗后再进行 FFT 的结果,有效削弱了图像边界不连续所产生的影响,从而很容易地判断出其旋转角度。



(a) FFT 结果 (a) FFT results (b) 加窗后的 FFT 结果 (b) FFT result after windowing

图 8 FFT 加窗前后结果图

Fig. 8 FFT results before and after adding Windows

如图 9 所示为 MOSSE 算法的优化流程。

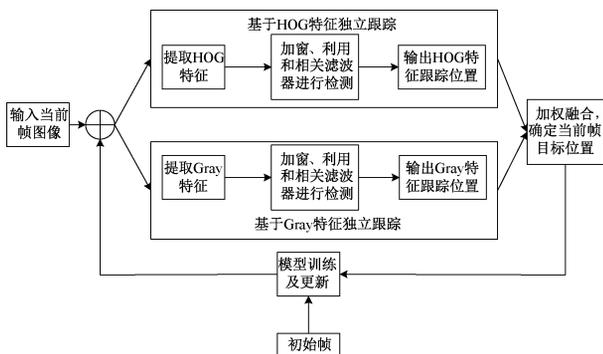


图 9 响应层多特征融合的跟踪流程

Fig. 9 Tracking flow of multi-feature fusion in response layer

1.4 滑动指纹追踪硬件设计

当选取的指纹面积过大会降低算法速度,但是当指纹面积过小时又容易滑出区域(不能在下一帧中找到

匹配区域),这又会对匹配精度产生影响。出于对指纹图像的匹配速度以及精度的考量,本文使用的指纹图像大小为 48 pixels×48 pixels,利用 8 bit 数据保存,为了保持滑动指纹追踪算法稳定性,算法至少需要 8 帧图像才能得出指纹滑动结果,但最多只能处理 200 帧图像,多余 200 帧的将会被抛弃。

系统接入上位机对采集到的指纹进行处理。采集硬件系统主要由两大模块组成:指纹传感器以及单片机。电压由上位机提供,再通过电压转换电路为整个系统的控制电路和单片机供电,单片机通过发送指令对指纹传感器复位。当用户将手指放在传感器上并产生一定压力时,指纹传感器对用户的指纹信息进行采集,再通过 SPI 协议将信息发送至单片机进行处理,处理结束后再由 USB 接口发送至上位机,最终在上位机端呈现待处理的原始指纹图像。

2.1 实验结果

在进行实验前需要对指纹图像进行指纹预处理,如图 11 所示为预处理的流程图。

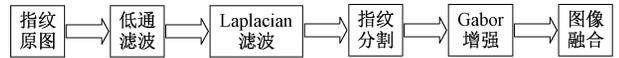


图 11 指纹预处理原理框图

Fig. 11 Schematic diagram of fingerprint preprocessing

如图 12 为指纹预处理前后的指纹图像对比,其中图 12(a)是采集到的带有严重电源噪声干扰的指纹图像,经过系列处理后,得到图 12(h)指纹预处理后的指纹图像。

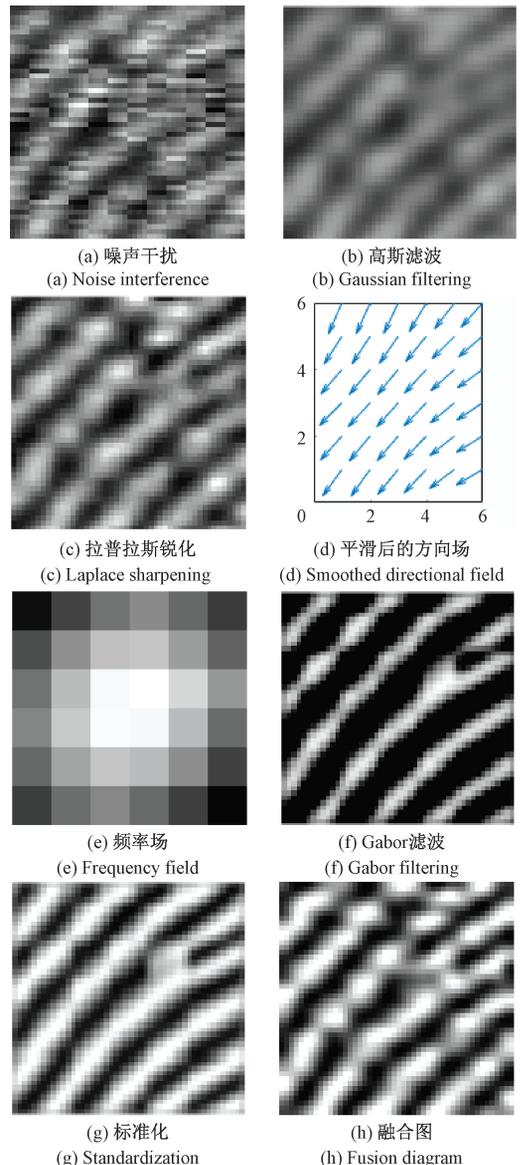
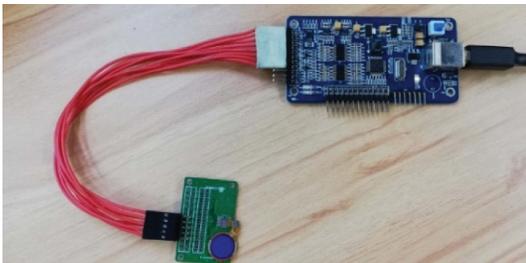


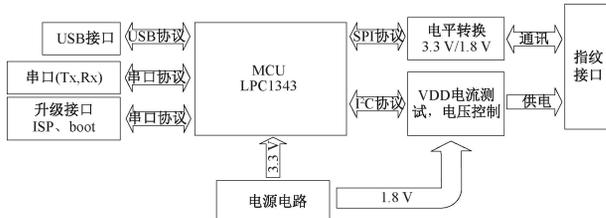
图 12 指纹预处理前后的指纹图像

Fig. 12 Fingerprint image before and after fingerprint preprocessing



(a) 指纹采集模组实物图

(a) Physical picture of fingerprint collection module



(b) 系统结构框图

(b) Block diagram of system structure

图 10 系统设计

Fig. 10 The system design

2 实验结果分析

本文所使用的指纹传感器是深圳阜时科技有限公司生产的电容式指纹采集器,为了进行实际测试,采集到的实验用指纹图像 155 个手指正常滑动指纹图像(3 794 张);带有噪声的指纹图像 175 个手指(2 503 张)。系统一次处理 32 帧指纹图像。在系统搭建完成后的实际测试中,将指纹图像切割为大小 48 pixels×48 pixels 作为输入数据。

本次实验的实验环境为:电脑型号:Lenovo Y510P, CPU: Intel (R) Core (TM) i5-4200M。用于验证算法的软件版本为 MATLAB2018b。

表 1 所示分别为 SSDA、NCC、KCF、MOSSE 以及改进 MOSSE 算法的追踪效果。由表 1 可得,算法在进行第 2 帧的图像追踪时,采集到的指纹图像包含追踪的目标位置,此时 5 种算法都能准确追踪。而在进行第 3 帧的图像追踪时,目标区域此时已经滑到了图像边界处,部分目标区域已经处于边界之外,在进行追踪时,SSDA 和 NCC 算法已然丢失目标,但是 KCF、MOSSE 和改进 MOSSE 算法依旧可以实现准确追踪。在第 4 帧图像中,目标区域已经大部分滑出图像边界,仅有极少少量区域处于图像之内,利用 KCF 算法追踪时,追踪的目标位置已经发生了偏差,但 MOSSE 算法以及改进 MOSSE 算法仍能实现精准跟踪。

表 1 对比几种算法在指纹滑出区域的处理效果
Table 1 Comparison of the processing effect of several algorithms in fingerprint slip out area

算法	模板图	第 2 帧	第 3 帧	第 4 帧
SSDA				
NCC				
KCF				
MOSSE				
改进 MOSSE				

表 2 所示为将连续采集到的 4 帧指纹图像分别在第 2、3、4 帧分别旋转 15°、30°和 45°,用来模拟实际中手指在滑动时发生旋转的情形。可以看出 SSDA 和 NCC 算法在图像旋转的过程中,从第 2 帧开始跟踪的目标区域就已经出现偏差。而在第 3 帧图像的旋转角度增大至 30°时,KCF 算法跟踪到的目标区域发生了偏差,而 MOSSE 和改进 MOSSE 算法仍能实现准确跟踪。

由表 1 和 2 可知,改进 MOSSE 算法继承了 MOSSE 的优点。在手指滑动时由于滑动速度过快导致目标位置在采集指纹时相对位移过大,以及图像发生旋转和亮度改变等情形中,可以精准地追踪到目标区域,适用于对精确度要求较高的场景中。

2.2 不同算法结果对比

本次实验进行比较的指标有:

表 2 对比几种算法在指纹图像发生旋转的处理效果
Table 2 Comparison of the processing effect of several algorithms in fingerprint image rotation

算法	模板图	旋转 15°	旋转 30°	旋转 45°
SSDA				
NCC				
KCF				
MOSSE				
改进 MOSSE				

1) 准确度:匹配平均成功率,匹配成功认定为误差在两个像素之内。

2) 匹配时间:匹配开始到结束程序运行耗时。

3) 抗干扰能力:通过引入相同噪声,以及用采集到的自带噪声的指纹图像同时进行匹配,对比 6 种算法匹配的成功率。

滑动指纹追踪实验结果如表 3 所示,表中的时间并不包含原始指纹图像预处理所消耗的时间,仅代表了匹配过程所消耗的时间,这是因为 6 种算法对采集到的原始指纹图像进行预处理的步骤相同,因此耗时也是相同的。为了确保目标区域在指纹图像内部,本次实验选用了滑动速度较慢的连续指纹图像。匹配精度和时间为多次结果求平均,匹配失败认定为偏移超过两个像素。

表 3 多种算法的结果比较

Table 3 Comparison of the results of various algorithms

算法	模板大小	图像大小	图像张数	正常图像精度/%	噪声图像精度/%	时间/s
SAD	17×17	48×48	32	64.2	56.3	0.120 8
SSDA	17×17	48×48	32	87.5	76.6	0.113 0
NCC	17×17	48×48	32	90.1	83.2	0.215 8
KCF	17×17	48×48	32	82.6	73.6	0.070 4
MOSSE	17×17	48×48	32	92.5	84.0	0.047 6
改进 MOSSE	17×17	48×48	32	99.0	90.3	0.103 6

运行结果表明,传统的模板匹配算法如 SAD、SSDA、NCC 算法在进行追踪时,目标区域滑出边界以及指纹发生旋转的情况下难以实现准确追踪。KCF 在旋转角度增加时,匹配效果不理想,MOSSE 算法效果最为理想,无论

是匹配速度或者图像发生旋转都可以进行快速匹配, MOSSE 以及改进 MOSSE 在上述情况下追踪效果依旧良好。

改进算法追踪的平均耗时为 0.103 6 s, 相较于 KCF 算法和 MOSSE 牺牲了一定的匹配速度, 这是因为 MOSSE 算法和 KCF 算法仅仅提取了单一特征, 改进 MOSSE 算法使用灰度特征和 HOG 特征分别进行独立跟踪, 然后将结果加权融合, 导致计算复杂度有一定提升, 因此不适合对实时性高的场景。但是改进 MOOSE 算法在匹配精准度上得到了提升, 对正常图像匹配精度高达 99%, 对含噪声图像匹配精度也达 90.3%, 在准确度方面要优于其他算法。在鲁棒性方面, 改进 MOSSE 算法可以很好地应对形状和亮度产生变化, 图像发生旋转等情况。因此改进后的 MOSSE 算法可以应用于指纹识别、拼接等对匹配精度要求更高的场景中。

3 结 论

本文针对传统算法在滑动指纹追踪时精准度和鲁棒性不足的问题, 改进了 MOSSE 算法。改进的 MOSSE 算法将灰度特征和 HOG 特征加权融合, 增加了小面积指纹图像追踪的精准度和算法的鲁棒性。

改进后的算法在可接受范围内牺牲了一定的匹配时间, 但却使其具有高精准度, 对于指纹滑动速度较快以及指纹发生旋转都有很好的追踪效果, 对正常图像匹配精度高达 99%, 对含噪声图像匹配精度也高达 90.3%, 适用于滑动指纹拼接与识别等对匹配精度的要求高于时间场景中。

参考文献

- [1] 杨萍, 吴晓红, 何小海, 等. 逐点特征匹配的跨域行人重识别方法[J]. 模式识别与人工智能, 2022, 35(6): 516-525.
YANG P, WU X H, HE X H, et al. Cross-domain pedestrian re-identification method based on point-by-point feature matching [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2022, 35(6): 516-525.
- [2] LIU-JIMENEZ J, ROS-GOMEZ R, SANCHEZ-REILLO R, et al. Small fingerprint scanners used in mobile devices: The impact on biometric performance [J]. IET Biometrics, 2016, 5(1): 28-36.
- [3] ALI M M H, MAHALE V H, YANNAWAR P, et al. Fingerprint recognition for person identification and verification based on minutiae matching [C]. Proceedings of the 6th International Conference on Advanced Computing, IEEE, 2016: 332-339.
- [4] YAP S Y, MCCANNY J V. A VLSI architecture for

variable block size video motion estimation [J]. Circuits and Systems II Express Briefs IEEE Transactions on, 2004, 51(7): 384-389.

- [5] WANG Z, WANG B, ZHOU Z, et al. A novel SSDA-based block matching algorithm for image stabilization [C]. 2015 7th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. IEEE, 2015, 1: 286-290.
- [6] XIU C, PAN X. Tracking algorithm based on the improved template matching [C]. The 29th Chinese Control and Decision Conference, Chongqing, China, 2017: 483-486.
- [7] HISHAM M B, YAAKOB S N, RAO F R A A, et al. Template matching using sum of squared difference and normalized cross correlation [C]. IEEE Conference on Research and Development, Kuala Lumpur, Malaysia, 2015: 100-104.
- [8] KARNA D K, AGARWAL S, NIKAM S. Normalized cross-correlation based fingerprint matching [C]. 2008 Fifth International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualisation. IEEE, 2008: 229-232.
- [9] KORMAN S, REICHMAN D, TSUR G, et al. Fast-match: Fast affine template matching [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, The United States, 2013: 2331-2338.
- [10] 吴平, 王彬, 薛洁, 等. 基于模板匹配的加速肺结节检测算法研究 [J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(7): 184-188.
WU P, WANG B, XUE J, et al. Accelerated pulmonary nodule detection algorithm based on template matching [J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(7): 184-188.
- [11] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters [C]. The Twenty-Third IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2010, San Francisco, IEEE, 2010: 2544-2550.
- [12] LI L, ZHAO B, GUO Q, et al. Method and implementation of target tracking based on correlation filter [C]. 2018 International Computers, Signals and Systems Conference (ICOMSSC), 2018: 61-64.
- [13] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(3): 583-596.
- [14] 李娜, 吴玲凤, 李大湘. 基于相关滤波的长期跟踪算法 [J]. 模式识别与人工智能, 2018, 31(10): 899-908.
LI N, WU L F, LI D X. Long-term tracking algorithm

- based on correlation filtering [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2018, 31(10): 899-908.
- [15] YUAN D, LU X, LI D, et al. Particle filter re-detection for visual tracking via correlation filters [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78: 14277-14301.
- [16] 王明斌. 基于相关滤波的视觉目标跟踪算法研究[D]. 北京:北京交通大学, 2020.
WANG M B. Research on visual target tracking algorithm based on correlation filtering [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.
- [17] TAO Q, ZUO T, LIN Y. Scale adaptive kernel correlation filter tracker with multi-feature fusion [C]. *The 2nd International Conference on Intelligent Autonomous Systems*, Singapore, 2019: 96-101.
- [18] 武琳. 基于特征融合与选择的物体视觉跟踪[D]. 西安:长安大学, 2019.
WU L. Visual tracking of objects based on feature fusion and selection [D]. Xi'an: Chang'an University, 2019.
- [19] CAI R L, LIU C Y, LI J. Efficient phase-induced gabor cube selection and weighted fusion for hyperspectral image classification [J]. *Science China Technological Sciences*, 2022, 65(4): 778-792.
- [20] HONG L, WAN Y, JAIN A. Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1998, 20(8): 777-789.
- [21] 张朝勇. 小面积滑动指纹图像的拼接算法研究[D]. 西安:长安大学, 2021.
ZHANG CH Y. Research on stitching algorithm of small area sliding fingerprint image [D]. Xi'an: Chang'an University, 2021.
- [22] FELZENSZWALB P F, GIRSHICK R B, MCALLESTER D, et al. Object detection with discriminatively trained part based models [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2010, 32(9): 1627-1645.
- [23] 李锐, 王卷乐, 郭复胜, 等. Fourier-Mellin 变换不同时相遥感影像自动配准研究 [J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(16): 178-181.
LI R, WANG J L, GUO F SH, et al. Research on automatic registration of fourier-mellin transform remote

sensing images in different time phases [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(16): 178-181.

- [24] 冯宇平. 图像快速配准与自动拼接技术研究[D]. 长春:中国科学院研究生院(长春光学精密机械与物理研究所), 2010.

FENG Y P. Research on image fast registration and automatic stitching technology [D]. Changchun: Graduate School of Chinese Academy of Sciences (Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics), 2010.

作者简介



胡欣, 1997 年于西安工业学院获得学士学位, 2002 年于兵科院 212 研究所获得硕士学位, 2008 年于西北工业大学获得博士学位, 现为长安大学副教授, 主要研究方向为电网大数据处理、机器学习与深度学习。

E-mail: huxin@chd.edu.cn

Hu Xin received her B. Sc. degree from Xi'an Technology University in 1997, M. Sc. degree from China North Industries Group Corporation Limited in 2002, and Ph. D. degree from Northwestern Polytechnical University in 2008. Now she is an associate professor at Chang'an University. Her main research interests include power grid big data processing, machine learning and deep learning.



张朝勇, 2018 年于河南理工大学获得学士学位, 2021 年于长安大学获得硕士学位。主要研究方向为指纹识别及图像处理。

Zhang Chaoyong received his B. Sc. degree from Henan Polytechnic University in 2018 and M. Sc. degree from Chang'an University in 2021. His main research interests include fingerprint identification and image processing.



肖剑(通信作者), 2008 年于兰州大学获得博士学位, 现为长安大学副教授, 主要研究方向为智能感知与计算、机器视觉与图像处理。

E-mail: xiaojian@chd.edu.cn

Xiao Jian (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Lanzhou University in 2008. Now he is an associate professor at Chang'an University. His main research interests include intelligent perception and computing, machine vision and image processing.