

基于肤色质心与边缘自生长的手势分割算法

黄沛昱 黄岭 袁素真

(重庆邮电大学光电工程学院 重庆 400065)

摘要 针对现有手势分割方法难以在类肤色背景下从图像中高效完整地分割出静态手势的问题,提出一种基于肤色质心与边缘自生长的手势分割算法。利用肤色模型得到手势区域的质心,质心可降低后续边缘检测算法的计算量;利用改进的边缘检测算法得到手势边缘,同时提出一种边缘自生长算法,能有效补全局部断裂边缘,增强后续分割效果;将肤色信息与边缘信息进行差分运算分离类肤色背景,再用连通域及形态学处理去除以得到最终手势图像。实验结果证明,该算法较传统肤色模型及同类算法,能更加快速准确地在类肤色背景下分割出手势图像。

关键词 手势分割 类肤色背景 肤色质心 边缘自生长 连通域

中图分类号 TP391 文献标志码 A DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2022.03.026

GESTURE SEGMENTATION ALGORITHM BASED ON COMPLEXION CENTROID AND EDGE SELF-GROWTH

Huang Peiyu Huang Ling Yuan Suzhen

(College of Photoelectric Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract Aimed at the problem that the existing gesture segmentation methods are difficult to efficiently and completely segment static gestures from images in skin-like backgrounds, a gesture segmentation algorithm based on skin color centroid and edge self-growth is proposed. The complexion model was used to obtain the centroid of the gesture area which could reduce the calculation amount of the subsequent edge detection algorithm. The improved edge detection algorithm was used to obtain the gesture edge. At the same time, an edge self-growth algorithm was proposed, which could effectively complement part of the fracture edge and enhance the subsequent segmentation effect. The skin color information and the edge information were subjected to a difference operation to separate the skin color-like background, and then connected domain and morphological processing were used to obtain the final gesture image. The experimental results prove that the proposed algorithm can segment the gesture image more quickly and accurately than the traditional skin color model and similar algorithms under the skin-like background.

Keywords Gesture segmentation Skin-like background Complexion centroid Edge self-growth Connected domain

0 引言

近年来,计算机技术的发展日新月异,新一代的人机交互(Human-Computer Interface, HCI)与虚拟现实系统出现在了人们的日常生活中。手势作为一种自然直观、无需中间媒介的交互方式,对其跟踪与识别越来越成为国内外计算机视觉领域的研究热点^[1]。

手势分割是手势识别的前提和基础,其分割效果的好坏直接影响下一步手势识别的结果^[2]。因此,手势分割是手势识别系统中极为关键的处理步骤。手势分割就是将手势作为前景与背景进行分离,从手势分割技术的实现上来看,手势分割方法主要为:模板检测、AdaBoost 分类器检测、肤色检测等^[3-4]。由于肤色不随手的姿势、大小、方向的改变而改变,且肤色检测运算量小,适用于快速手势分割,同时也便于与其他算

法相结合提高分割效果。因此,肤色检测在手势分割中有很大的通用性。

目前常用于肤色模型的色彩空间包括 RGB 空间、YUV 空间、YIQ 空间及 YCbCr 空间等^[5],但一些事实证明,以上方法在检测准确率和鲁棒性上难以达到要求^[6]。为解决上述问题,文献[7]中利用深度图像设备进行手势分割,分析深度图像的不同阈值,从而计算手势在图像中的位置,但深度图像设备价格成本高昂无法普及。文献[8]中利用两个 CNN 网络进行分割训练,再通过网络得到手势分割结果,但多个 CNN 网络对硬件设备要求较高,易对后续识别工作造成运算负担。文献[9]中利用 AdaBoost 算法对人脸区域进行检测,然后利用人脸区域的肤色自适应获得整幅图的肤色范围,但对于与肤色一致的背景无法很好地分割。文献[10]中利用肤色与运动相结合分割出手势,但该算法对于静态手势分割效果较差,适用面较低。文献[11]中利用肤色得到手势区域及质心位置,再利用分水岭算法分割出手势,但算法复杂度较高,处理时间较长。

针对传统分割方法设备相对昂贵,易受到复杂类肤色背景干扰,分割速度不足等问题,本文提出一种使用单目视觉图像且具有较高准确度和分割速度的基于肤色质心与边缘自生长的手势分割算法。

1 算法介绍

基于肤色质心与边缘自生长的手势分割算法主要步骤为手势区域提取、区域内边缘检测及边缘自生长补全、手势分割,算法流程如图 1 所示。

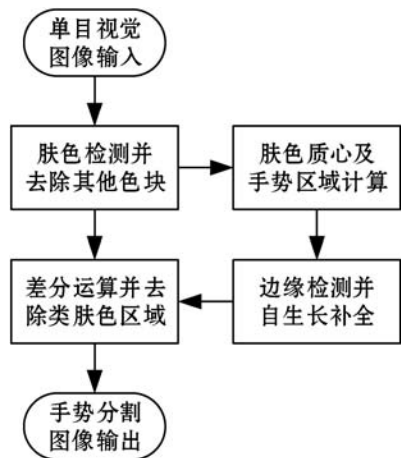


图 1 算法流程

1) 在单目视觉条件下采集图像数据并检测肤色区域。

2) 利用连通域去除其他较小的肤色块并完成手势区域定位。

3) 检测手势区域内边缘并利用自生长算法对边缘进行补全。

4) 将 2)、3) 中结果差分运算并去除类肤色背景完成分割。

2 手势区域提取

2.1 基于 YCbCr 空间的肤色分割

肤色检测模型对亮度敏感度高,YCbCr 空间中图像亮度与其他信息相互分离,减少亮度对其他颜色分量的影响,因此 YCbCr 空间是最适合肤色图像区域分割的颜色空间^[12]。RGB 空间与 YCbCr 空间的转换公式如式(1)所示。

$$\begin{cases} Y = 0.257 \times R + 0.504 \times G + 0.098 \times B + 16 \\ Cb = -0.148 \times R - 0.291 \times G + 0.439 \times B + 128 \\ Cr = 0.439 \times R - 0.368 \times G - 0.071 \times B + 128 \end{cases} \quad (1)$$

在 YCbCr 空间中,人体肤色会有一个明显的类聚现象,通过文献查询以及实验验证,人体肤色在 YCbCr 空间中最合适的分割阈值为: $133 < Cr < 173, 77 < Cb < 127$ ^[13]。因此,将 RGB 图像转化到 YCbCr 颜色空间后,能够根据阈值从原图中筛选出肤色区域,如图 2 和图 3 所示。



图 2 原图

图 3 肤色区域图像

2.2 连通域计算

肤色模型从原图片中筛选出的肤色区域并不能准确代表手势区域,还需要将一些类肤色的干扰区域去除。肤色检测的过程中,人手所占的区域最大,所以,将肤色分割后的图片中最大区域块提取出来,就是手势识别中人手所在的区域。且肤色处理后的图像为二值图像,因此使用连通域标记的方式进行筛选。

对于可识别的人手,其经过肤色检测后还是一个完整的图形,都是由多像素聚集形成,不存在小区域连接,所以此时选择四连通域标记完成对手势区域的粗分割,分割效果如图 4 所示。



图 4 经连通域处理后的手势

2.3 Hu 矩质心计算

对初步分割后的二值图进行 Hu 矩^[14]计算,再由 Hu 矩特征值计算前景图像的质心坐标,图像函数 $f(x,y)$ 的几何矩计算公式如式(2)和式(3)所示。

$$M_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x^p y^q f(x,y) dx dy \quad p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (2)$$

$$\bar{x} = \frac{M_{10}}{M_{00}}, \bar{y} = \frac{M_{01}}{M_{00}} \quad (3)$$

2.4 手势区域提取

手势分割算法的最终目的是分割出手势部分,所以对于边缘的寻找只需要在人手所在区域进行就能达到目的,同时这种方式将去除大量冗余计算,大大降低后续处理的时间。

以质心为原点,分别向纵横各方向寻找人手所在的矩形区域边缘,计算方式如图 5 所示。对于左(右)边缘,以质心横坐标 \bar{x} 向左(右)逐列计算每列像素的和,当和为 0 或到达图像边缘时,即认为该列为后处理区域的左(右)边缘;对于上(下)边缘,以质心纵坐标 \bar{y} 向上(下)逐行计算每行像素的和,当和为 0 或到达图像边缘时,即认为该行为后处理区域的上(下)边缘。

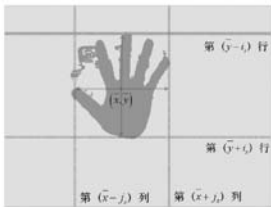


图 5 手势区域边界计算

判定条件:

左边界: $\text{sum}(:, \bar{x} - j_x) = 0 \parallel (\bar{x} - j_x) = 1, j_x \in [1, \bar{x}) \quad (4)$

右边界: $\text{sum}(:, \bar{x} + j_y) = 0 \parallel (\bar{x} + j_y) = n, j_y \in [1, n - \bar{x}) \quad (5)$

上边界: $\text{sum}(\bar{y} - i_s, :) = 0 \parallel (\bar{y} - i_s) = 1, i_s \in [1, \bar{y}) \quad (6)$

下边界: $\text{sum}(\bar{y} + i_x, :) = 0 \parallel (\bar{y} + i_x) = m, i_x \in [1, m - \bar{y}) \quad (7)$

式中: m 为原图的行数, n 为原图的列数,左边界为第 $(\bar{x} - j_x)$ 列,右边界为第 $(\bar{x} + j_y)$ 列,上边界为第 $(\bar{y} - i_s)$ 行,下边界为第 $(\bar{y} + i_x)$ 行。

3 肤色与类肤色区域分割

为去除可能存在于手势后方的类肤色背景,还需

要对划定区域内图像进行边缘检测,找出人手边缘并去除非人手部分,且在边缘检测前先对划定区域内图像进行滤波以降低噪声对边缘定位的影响。

3.1 改进的中值滤波算法去除图像噪声

传统中值滤波的滤波窗口每次滑动都会保留部分旧数据^[15],并重复对旧数据进行比较,增加了算法的运算量,而改进的中值滤波算法就是将上次窗口的比较结果保留并运用到本次滤波窗口中,从而降低算法运算量,提高单次滤波速度。

设窗口内像素组成的矩阵为:

$$X = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} \quad (8)$$

对窗口内的每一列都分别进行排序,找到每一列像素的中值,即 $a_{11} \sim a_{n1}$ 的中间值 $m_1, a_{12} \sim a_{n2}$ 的中间值 $m_2, \dots, a_{1n} \sim a_{nn}$ 的中间值 m_n ,并将这些新的中值存入一个数列 X_m ,即 $X_m = [m_1, m_2, \dots, m_n]$,再求得数列 X_m 的中值 m ,则 m 就是整个矩阵的近似中值。

滤波窗口每次向右滑动时均会丢弃左边一列像素并在右边加入新的一列像素,在每次移动窗口的同时将数列 X_m 的值同时左移一位,最右边补充新一列像素的中值。假如对分辨率为 $m \times n$ 的图像使用 $N \times N$ 的滤波窗口进行滤波,传统中值算法最坏需要 $[(N^2 - 1)N^2/2] \times m \times n$ 次比较,而改进后的算法最坏仅需要 $[(N - 1)N/2] \times (2n + 2) \times m$ 次比较,约为传统运算量的 $2/(N + 1)N$,若窗口为 3×3 ,则约为传统运算量的 17%。

3.2 八邻域算子边缘检测

传统差分算子计算梯度只计算水平 x 轴方向和垂直 y 轴方向^[16-17],即四邻域梯度,为进一步改善边缘检测效果,在 Sobel 算子的基础上增加 $45^\circ, 135^\circ$ 方向的算子,各方向算子模板如图 6 所示。

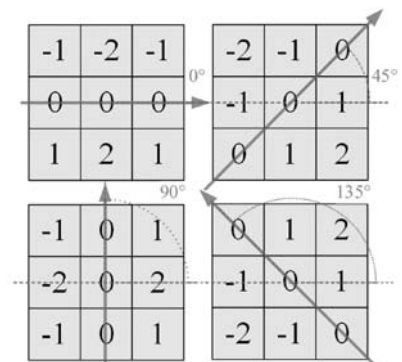


图 6 边缘检测模板

以图 6 中的模板为窗口分别对关键位置的灰度值

进行卷积操作,分别计算各个方向的梯度值,其计算公式如式(9) - 式(12)所示。

$$G_x(i,j) = \{ [I(i+1,j-1) + 2I(i+1,j) + I(i+1,j+1)] - [I(i-1,j-1) + 2I(i-1,j) + I(i-1,j+1)] \} \quad (9)$$

$$G_y(i,j) = \{ [I(i-1,j+1) + 2I(i,j+1) + I(i+1,j+1)] - [I(i-1,j-1) + 2I(i,j-1) + I(i+1,j-1)] \} \quad (10)$$

$$G_{45}(i,j) = \{ [I(i,j+1) + 2I(i+1,j+1) + I(i+1,j)] - [I(i-1,j) + 2I(i-1,j-1) + I(i,j-1)] \} \quad (11)$$

$$G_{135}(i,j) = \{ [I(i-1,j) + 2I(i-1,j+1) + I(i,j+1)] - [I(i,j-1) + 2I(i+1,j-1) + I(i+1,j)] \} \quad (12)$$

式中: I 表示该点的像素值。

当得到4个方向的梯度值后,利用坐标投影原理将梯度合成在水平垂直两个方向上,其计算方式如式(13)、式(14)所示。

$$G_x(i,j) = G_x(i,j) + G_{45}(i,j)\cos 45^\circ + G_{135}(i,j)\cos 135^\circ = G_x(i,j) + \frac{\sqrt{2}}{2}G_{45}(i,j) - \frac{\sqrt{2}}{2}G_{135}(i,j) \quad (13)$$

$$G_y(i,j) = G_y(i,j) + G_{45}(i,j)\sin 45^\circ + G_{135}(i,j)\sin 135^\circ = G_y(i,j) + \frac{\sqrt{2}}{2}G_{45}(i,j) - \frac{\sqrt{2}}{2}G_{135}(i,j) \quad (14)$$

将上述计算结果代入式(15)、式(16)计算出当前像素点灰度值的梯度幅值 $G(i,j)$ 和梯度角度 $\theta(i,j)$ 。

$$G(i,j) = \sqrt{G_x(i,j)^2 + G_y(i,j)^2} \quad (15)$$

$$\theta(i,j) = \arctan \left[\frac{G_y(i,j)}{G_x(i,j)} \right] \quad (16)$$

以上述方法改进后的梯度计算方式充分考虑了各个方向的梯度,使得梯度计算更加准确,同时进行非极大值抑制时也可以直接利用梯度计算,而不需要进行内插值计算。

计算出梯度幅度和角度后,直接使用传统canny边缘检测中的非极大值抑制,利用梯度角度确定边缘方向,只保留该方向上的极大值,将边缘由粗变细便于后续处理。阈值化时利用OTSU法确定,canny高阈值使用最大类间方差,低阈值取高阈值的二分之一^[18]。

3.3 边缘自生长

边缘检测算法检测出来的边缘会因为光线照射不均匀、阈值选择不恰当等原因导致其产生断裂^[19],若断裂部位刚好在需要分割掉的类肤色区域处,会导致边缘检测算法不起作用。针对边缘断裂的情况,本文提出一种边缘自生长算法,算法在区域内搜索边缘断裂点,若在一定半径的范围内存在距离最短的两个断裂点,则对其进行直连,即填充两点间的部分像素,完成对断裂边缘的生长。算法的实现步骤如下:

步骤1 全局扫描判定断裂点。

对二值化边缘图像 T 整个图像使用 3×3 大小的窗口进行遍历取值:

$$w = \begin{bmatrix} (i-1,j-1) & (i-1,j) & (i-1,j+1) \\ (i,j-1) & (i,j) & (i,j+1) \\ (i+1,j-1) & (i+1,j) & (i+1,j+1) \end{bmatrix} \quad (17)$$

遍历方式为从左到右、从上到下,步进为1,经非极大值抑制后的边缘可能存在的边缘断裂点像素分布如图7所示,由图可知,当 $w(i,j) = 1$ 时,开始判定该点是否为断裂点。

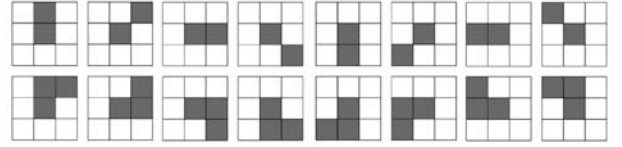


图7 可能存在的断裂点处像素分布

当矩阵 w 的和 $S(w) = 2$ 时,直接判定为断裂点;

当 $S(w) = 3$ 时,判定条件为:

$$\begin{cases} S(w_{2n}) = 2, S(w_{n1}) = 2 \text{ or } S(w_{n3}) = 2 \\ S(w_{n2}) = 2, S(w_{1n}) = 2 \text{ or } S(w_{3n}) = 2 \end{cases} \quad (18)$$

式中: $S(w_{2n})$ 为矩阵 w 的第2行和, $S(w_{n1})$ 、 $S(w_{n3})$ 分别为矩阵 w 的第1列和及第3列和, $S(w_{n2})$ 为矩阵 w 的第2列和, $S(w_{1n})$ 、 $S(w_{3n})$ 分别为矩阵 w 的第1行和及第3行和。

当 w 矩阵满足上述断裂点判断条件时,即存在断裂点 $a(x_a, y_a) = w(i, j)$,进入步骤2;否则移动窗口, w 重新取值,在步骤1中继续判定,直至完成整个窗口的遍历,进入步骤4。

步骤2 设定半径 R 内搜寻另一断裂点。

因为窗口 w 遍历顺序为从上到下,故搜索断裂点周围另一断裂点时不用搜索该点的上方。以 $r = (x_b + y_b)$ 为半径的圆形依次向外进行搜索, b 点坐标表示为:

$$\begin{cases} x_b = x_a + k \\ y_b = y_a \pm k - r \end{cases} \quad k \in [0, r], r \in [2, R] \quad (19)$$

以 b 点为中心得到 3×3 矩阵 w' ,搜索半径为 r 时,当半径为 r 的类圆弧上存在满足步骤1中判定条件的 w' 时,即存在另一断裂点,且它为最小距离点 $b(x_b, y_b) = w(i', j')$,进入步骤3;否则不存在另一断裂点,返回步骤1并移动窗口。

步骤3 边缘自生长。

对断裂处的两端,即 $a(x_a, y_a)$ 、 $b(x_b, y_b)$ 两点进行最短距离连接。首先计算 a 、 b 两点行列值的差值 x_{ab} 、 y_{ab} :

$$\begin{cases} x_{ab} = x_b - x_a \\ y_{ab} = y_b - y_a \end{cases} \quad (20)$$

由遍历方式可知 $x_{ab} \geq 0$, 当 $y_{ab} \geq 0$ 时, b 点位于 a 点右方, 然后比较 x_{ab} 、 y_{ab} 的值, 若 $x_{ab} \geq y_{ab}$, 令:

$$\begin{cases} T(x_a + c, y_a + c) = 1 & c \in [0, y_{ab}] \\ T(x_a + y_{ab} + d, y_a + y_{ab}) = 1 & d \in [0, x_{ab} - y_{ab}] \end{cases} \quad (21)$$

式中: T 为二值图像像素点的值。

若 $x_{ab} < y_{ab}$, 令:

$$\begin{cases} T(x_a + c, y_a + c) = 1 & c \in [0, x_{ab}] \\ T(x_a + x_{ab}, y_a + x_{ab} + d) = 1 & d \in [0, y_{ab} - x_{ab}] \end{cases} \quad (22)$$

当 $y_{ab} < 0$ 时, b 点位于 a 点左方, 比较 x_{ab} 、 y_{ab} 的值, 若 $x_{ab} \geq |y_{ab}|$, 令:

$$\begin{cases} T(x_a + c, y_a - c) = 1 & c \in [0, |y_{ab}|] \\ T(x_a + |y_{ab}| + d, y_a - |y_{ab}|) = 1 & d \in [0, x_{ab} - |y_{ab}|] \end{cases} \quad (23)$$

若 $x_{ab} < |y_{ab}|$, 令:

$$\begin{cases} T(x_a + c, y_a - c) = 1 & c \in [0, x_{ab}] \\ T(x_a + x_{ab}, y_a - x_{ab} - d) = 1 & d \in [0, |y_{ab}| - x_{ab}] \end{cases} \quad (24)$$

按式(21) - 式(24)完成边缘生长后, 返回步骤1并移动窗口。

步骤4 完成生长并输出。

进入该步骤表明断裂边缘已完成自生长修复, 此时的二值矩阵 T 即是最终的边缘图像, 当生长半径 $R = 10$ 时修复效果如图8所示。



(a) 生长前 (b) 生长后

图8 边缘生长局部效果

4 结果分析

本文的实验平台为个人计算机, 使用 MATLAB2016b 进行仿真, 采用三幅分辨率均为 640×480 的实拍图像进行验证, 其拍摄场景分别为白天室内环境、白天室外环境和夜晚灯照环境如图9(a)所示。为增加干扰, 各场景中均存在类肤色背景, 且均有部分类肤色背景位于人手后方, 场景3中在人手后方设置了大块类肤色背景, 面积超过人手面积。本文首先利用传统肤色检测实现了对手势的分割, 其分割结果如图9(b)所示, 然后使用了肤色直接结合边缘检测的方式实现对手势的分割, 其分割结果如图9(c)所示, 还使用了文献[11]的质心分水岭算法(ICWA), 分割结果如图9(d)所示, 最后是本文算法, 其分割结果如图9(e)所示, 通过对不同场景下分割结果的对比可以看

出, 本文算法在最终分割效果上相较其他算法均有一定优势, 且能较为完整地分割出手势图像。

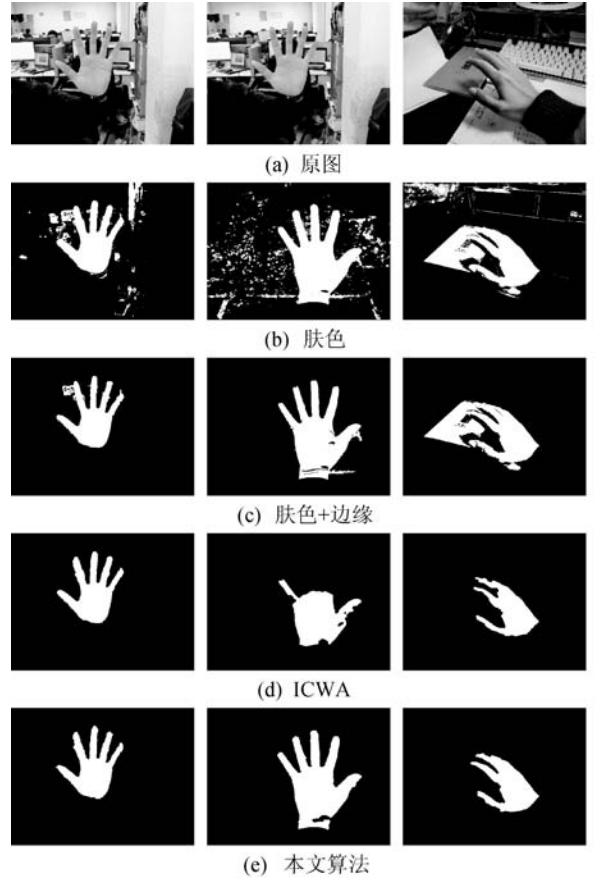


图9 不同背景下各算法处理结果对比

对于肤色检测算法而言, 当背景中存在一定的类肤色背景时, 其并不能准确地分割出手势区域。而肤色检测结合了边缘检测算法之后虽然能分割掉其他类肤色背景, 但对于手势正后方的类肤色区域却无法有效分割。对于文献[11]的ICWA, 其有时存在过分割现象。而本文算法可以较为准确地分割出手势, 其原因在于使用了边缘自生长算法对边缘信息进行补充, 同时采用了OTSU和双阈值, 有效地减少了静态手势分割算法中存在的过分割或者无法完全分割的问题。

算法运行时间与硬件的优劣和实现的环境关联很大, 而肤色检测算法是最基础的算法, 其运行时间具有参考性, 本文为排除软硬件影响, 以肤色检测算法运行时间为基准, 在相同硬件和软件条件下, 计算各算法运行时间与基准的比值如图10所示。可以看出, 本文算法在保证很好分割效果的情况下, 运行时间明显优于其他算法, 与文献[9]的ICWA相比速度提高了近一倍。其中, 本文算法因为后续计算均在手势区域内进行, 所以处理时间会有波动, 手势所占面积越大, 处理时间越长, 反之则越短。由图10易得, 人手区域越小本文算法越有优势, 当小于整个图像的17%时, 本文算法在速度上甚至比简单的肤色+边缘算法更加有优势。

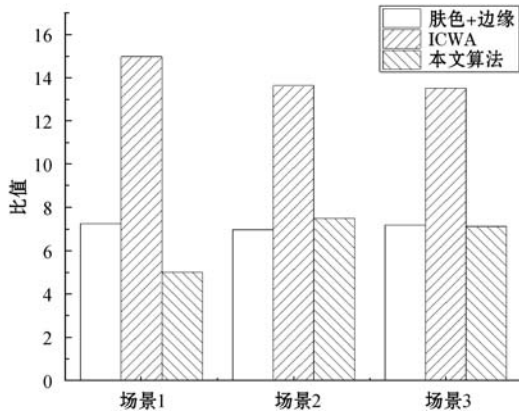


图 10 各算法运行时间与基准的比值

手势分割算法作为手势识别的前提,为验证本文算法的实用性和正确性,将本文算法处理后的图片(像素为 28×28)作为输入数据,设计了一个 $1 + 2$ 的简单 CNN 网络进行验证。网络首先使用 20 个核大小为 9×9 、步长为 1 的卷积层提取图像特征并使用 ReLU 函数激活,由核为 2×2 、步长为 2 的池化层压缩图像,再进入一层平铺层和两层大小为 100 的全连接层,最后使用 Softmax 函数进行分类输出,具体结构如图 11 所示。

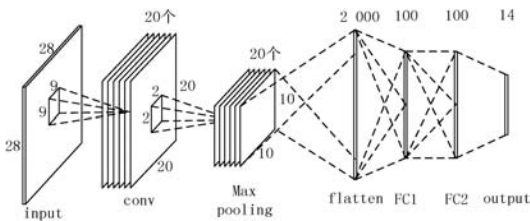


图 11 CNN 网络结构

本文用于测试的手势图像数据包括部分 sign_language 数据集和个人收集的手势图像数据,该数据集共包含 26 种静态手势,但其中部分手势相似度较高,而相似手势识别率受 CNN 网络性能影响很大。为排除因网络性能而导致的分类错误,本文从中选出 14 种相差较大的静态手势进行测试,共 20 585 幅图片,每次训练随机从训练集中选择 100 幅图片,共迭代 50 000 次,训练结果如图 12 所示,其中结构为 $1 + 2$ 网络结构,校验数据最高识别率为 99.02%。

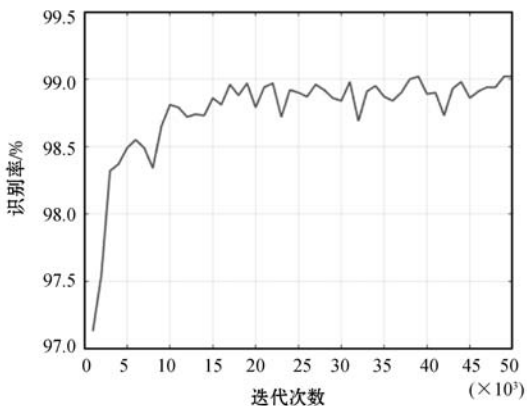


图 12 CNN 网络训练识别率

测试时分别使用传统 SIFT 算法、ICWA + CNN、本文算法 + CNN 进行测试,测试结果如表 1 所示。

表 1 各算法识别率与误据率对比 (%)

指标	SIFT 算法	ICWA 算法	本文算法
平均识别率	82.43	95.53	97.92
平均误据率	13.68	0	0

误据率的产生是因为 SIFT 算法需要利用特征点进行匹配,若出现误据则代表匹配不成功,而 CNN 网络是直接进行分类输出,所以不会有误据产生。ICWA 有时会出现过分割现象,分割出来的手势特征缺失,导致识别率降低。从实验结果可以看出,本文算法相较于其他算法分割效果较好,能有效提高后续手势识别的识别率。

5 结 语

传统手势分割算法在复杂背景下难以准确而又完整地分割出手势图像,本文结合了肤色与边缘信息对手势进行分割提取。利用肤色模型检测手势所处区域,为降低后续运算量及时间,只在该区域内对手势图像进行后续的处理。改进边缘检测算法,增加斜方向算子,并以边缘自生长的形式补全边缘,进一步加强分割效果。实验结果表明,本文算法能够快速有效地从复杂类肤色背景中分割出手势图像,具有一定的实用性,为后续手势识别工作奠定了基础。

参 考 文 献

- [1] Xing Y X, Li J H, Wang L, et al. A robust hand gesture recognition method via convolutional neural network[C]// 2016 6th International Conference on Digital Home, 2016: 64-67.
- [2] 易靖国,程江华,库锡树. 视觉手势识别综述[J]. 计算机科学,2016,43(S1):103-108.
- [3] Liang S, Wang L, Zhang L, et al. Research on recognition of nine kinds of fine gestures based on adaptive AdaBoost algorithm and multi-feature combination[J]. IEEE Access, 2019,7(2):3235-3246.
- [4] 方晶晶,李振波,姜宇. 人体肤色区域的自适应模型分割方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2013,25(2):229-234.
- [5] 严秋锋,王红茹,季鸣. 基于颜色均衡和椭圆模型的手势图像分割[J]. 计算机仿真,2015,32(4):172-175,413.

据样本进行校准和去噪,提取人员步态诱发的射频特征。然后利用空时深度神经网络 WiD 充分感知人员动作出现的时间和大小,并将两者结合作为人员身份的细腻特征表示。与现有的身份识别方法相比,在未明显提升模型时间和空间代价的条件下,本文方法获取了更高的识别精度和模型鲁棒性。但本实验只考虑了单个实验环境的身份识别,在后续的工作中将探究不同环境下的不同生物特征(如身高、体脂率、含骨率等)对 Wi-Fi 身份识别的影响,进一步提高该模型的鲁棒性及实用性。

参 考 文 献

- [1] 杨雄. 基于指静脉识别技术的云计算安全身份认证[J]. 计算机应用与软件, 2017, 34(10): 325-329.
- [2] 胡佩, 陈冠豪. 二进制特征与联合层叠结构的人脸识别研究[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(2): 228-234.
- [3] Delna K V, Sneha K A, Aneesh R P. Sclera vein identification in real time using single board computer[C]//2016 International Conference on Next Generation Intelligent Systems (ICNGIS), 2016: 1-5.
- [4] 刘立双, 魏忠诚, 张春华, 等. 基于 WiFi 信道状态信息的人员活动持续时间估计[J]. 计算机应用, 2019, 39(7): 2056-2060.
- [5] 崔然, 冯秀芳. 基于 CSI 的跌倒行为识别方法[J]. 计算机工程与设计, 2019(8): 2331-2336.
- [6] Zeng Y, Pathak P H, Mohapatra P. WiWho: WiFi-based person identification in smart spaces[C]//2016 15th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN), 2016: 1-12.
- [7] Xin T, Guo B, Wang Z, et al. FreeSense: Indoor human identification with Wi-Fi signals[C]//2016 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), 2016: 1-7.
- [8] Zheng R, Zhao Y, Chen B. Device-free and robust user identification in smart environment using WiFi signal[C]//2017 IEEE International Symposium on Parallel and Distributed Processing with Applications and 2017 IEEE International Conference on Ubiquitous Computing and Communications (ISPA/IUCC), 2017: 1039-1046.
- [9] Lü J, Yang W, Man D, et al. Wii: Device-free passive identity identification via WiFi signals[C]//GLOBECOM 2017-2017 IEEE Global Communications Conference, 2017: 1-6.
- [10] Pokkunuru A, Jakkala K, Bhuyan A, et al. NeuralWave: Gait-based user identification through commodity WiFi and deep learning[C]//IECON 2018-44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 2018: 758-765.
- [11] Gao H, Yuan H, Wang Z, et al. Pixel transposed convolutional networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(5): 1218-1227.
- [12] Wang W, Liu A X, Shahzad M. Gait recognition using wifi signals[C]//2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, 2016: 363-373.
- [13] Donoho D, Johnstone I. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.
- [14] Reddi S J, Kale S, Kuma S. On the convergence of adam and beyond[EB]. arXiv:1904.09237, 2019.
- ~~~~~
- (上接第 164 页)
- [6] Al-Mohair H K, Mohamad-Saleh J, Suandi S A. Color space selection for human skin detection using color-texture features and neural networks[C]//2014 International Conference on Computer and Information Sciences, 2014: 1-6.
- [7] Tara R, Santosa P, Adji T. Hand segmentation from depth image using anthropometric approach in natural interface development[J]. International Journal of Scientific & Engineering Research, 2012, 3(5): 1-4.
- [8] 吴鹏, 牛斌, 马利, 等. 融合皮肤检测的卷积姿势机手势分割方法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(11): 3205-3211.
- [9] 师乐, 汤汶, 万韬阮, 等. 复杂背景下的人体轮廓提取算法[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(9): 138-142.
- [10] 陆焱焱. 肤色和运动信息相结合的手势分割法[J]. 福建电脑, 2019, 35(12): 89-90.
- [11] 董旭德, 许源平, 舒红平, 等. 基于质心分水岭算法的静态手势分割算法模型[J]. 智能系统学报, 2019, 14(2): 346-354.
- [12] 赵艳妮, 郭华磊. 基于多色彩空间的肤色检测研究[J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(10): 250-252, 257.
- [13] 崔鹏, 燕天天. 融合 YCbCr 肤色模型与改进的 Adaboost 算法的人脸检测[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2018, 23(2): 91-96.
- [14] 李继纲. 基于 FPGA 的手势识别遥控器[D]. 西安: 西北大学, 2015.
- [15] Shaneh M, Mahyari A G. Impulse noise reduction based on improved median epsilon-filter[J]. International Journal of Electronics, 2012, 99(11): 1489-1496.
- [16] 李理, 杨晓翔, 刘键涛, 等. 基于 Canny 算子和 FFT 的非接触图像振动测量研究[J]. 机电工程, 2019, 36(11): 1183-1187.
- [17] 王安, 王芳荣, 郭柏苍, 等. 基于边缘检测的视差图效果优化[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(7): 236-241.
- [18] Du H, Chen X, Xi J. An improved background segmentation algorithm for fringe projection profilometry based on Otsu method[J]. Optics Communications, 2019, 453: 124206.
- [19] Budzan S, Buchczik D, Pawelczyk M, et al. Combining segmentation and edge detection for efficient ore grain detection in an electromagnetic mill classification system[J]. Sensors, 2019, 19(8): 1805.