

文章编号: 2095-2163(2020)07-0011-07

中图分类号: TP751.1

文献标志码: A

基于 HSV 色彩空间和 OTSU 算法的射击靶面识别

党迪, 曾培峰

(东华大学 计算机科学与技术学院, 上海 201620)

摘要: 射击训练系统中, 靶面识别一直是基础和难点。本文利用 HSV 色彩空间特性对胸环靶进行识别, 通过色彩通道分离 HSV 三通道并结合 OTSU 阈值分割算法, 在不同光照条件下识别胸环靶。实验结果表明, 在不同光照条件下本算法都具有较好的识别效率, 并且满足实时性的要求。

关键词: HSV 色彩空间; 色彩通道分离; 靶面识别; 实时性

Target recognition based on HSV Color Space and OTSU algorithm

DANG Di, ZENG Peifeng

(College of Computer Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China)

[Abstract] Target recognition in shooting training systems has always been one of the foundations and difficulties. This article uses the HSV color space characteristics to identify chest ring targets. By separating HSV three channels and combining OTSU threshold segmentation algorithms, chest ring targets under different lighting conditions are identified. Experiment shows that the algorithm has better recognition efficiency under different lighting conditions and meets the requirements of real-time performance.

[Key words] HSV color space; Color channel separation; Target recognition; OTSU algorithm

0 引言

随着科技的不断发展, 各行业都进行着技术革新。在军事领域, 早前传统的人工报靶形式逐渐被自动化报靶程序所取代。自动化报靶不仅可以提高报靶效率, 还可以节省成本, 因此被广泛应用于部队训练中。自动报靶系统主要涉及到的内容有: 靶面识别和定位, 弹孔识别, 光照条件对识别的影响等。靶面识别作为报靶的基础, 在整个报靶系统中至关重要^[1]。

靶面识别可以看作特定区域的图像分割, 靶面作为感兴趣区域, 通过不同的图像处理算法进行分割和识别。图像分割算法主要基于图像的视觉、灰度、几何特性进行。比如, 采取基于视觉检测的报靶系统, 结合仿射变换对图像进行矫正^[2]; 阈值分割靶面目标图像的算法, 通过设置阈值的方式识别靶面^[3]; 基于最大熵阈值分割方法分割图像, 通过结合图像去噪方法检测 SAR 图像是否有溢油现象^[4]; 基于深度学习的图像分割技术应用于脑卒中 CT 影像分割^[5]; 基于分割细胞图像的距离变换的分水岭算法^[6]; 基于色彩图像和几何图像特征初步分割图像^[7], 之后结合 C-均值的图像分割方法^[8]; 基于概率密度函数和 Hessian 算子的图像分割技术, 均取

得良好效果^[9]; 基于图像边缘提取、二值化以及图像滤波的图像分割算法, 可以有效分割靶面^[10]; 基于主题分层分配的图像分割, 通过图像的纹理特征将图像分为高低两层, 进一步分割图像^[11]。

上述算法都是在稳定光照条件下进行图像分割, 当光照条件发生变化时, 检测效果会受到影响, 无法满足实时性要求。在报靶训练中, 户外光源会不断变化, 并且靶面识别的时间会影响后续工作。因此, 本文针对这两个问题提出基于 HSV 色彩空间和 OTSU 算法的靶面识别算法, 算法可以应对不同光照条件识别靶面的要求, 运算速度快。该算法通过靶面色彩特征进行靶面粗提取, 分离 S、V 通道, 并结合 OTSU 算法进行图像分割, 进行靶面图像精细化提取, 最后通过提取目标点的方式识别出完整靶面。

1 靶面识别算法

本文提出基于 HSV 色彩空间和 OTSU 阈值分割的靶面识别算法, 首先获取原始图像, 工业相机的分辨率一般为 640×480 和 1280×960 二种, 本文选取实验测试图像为 1280×960 分辨率的 RGB 图像, 通过无线局域网传输到计算机并处理, 处理流程如图 1 所示。

作者简介: 党迪(1994-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 数字图像处理、Android 开发; 曾培峰(1964-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 图像处理、嵌入式系统、纤维的图像识别等。

收稿日期: 2020-03-30



图1 靶面识别流程图

Fig. 1 Target recognition flowchart

1.1 HSV 色彩空间概述

图像采集设备所采集的图像通常为 RGB 图像,如图 2 所示,RGB 图像也被广泛应用在图像处理的各项领域,但 RGB 图像也有自身的局限性:

(1) 在 RGB 颜色空间中 R, G, B 三通道分量以线性组合方式表示不同颜色,难以精确表示不同颜色,定量分析较困难;

(2) 在 RGB 色彩空间中,三通道分量之间具有高度的相关性,当亮度改变,颜色也会随之改变,当三个分量中的一个分量稍许改变,颜色也会发生改变;

(3) 由于人眼视觉对 R, G, B 三个分量的敏感程度不同,若颜色相似程度用欧氏距离度量,结果将会与视觉有较大误差。

因此,在有关色彩识别处理时,往往不会使用 RGB 色彩空间。HSV 色彩空间具备良好的设备无关性,因此在视觉图像处理中具有一定的普适性。故本文采用将 RGB 图像转换为 HSV 图像的方法,进行绿色靶面的识别。



图2 原始胸环靶图

Fig. 2 Original chest ring target map

RGB 颜色空间主要是从硬件的角度出发提出色彩模型,因此在与入眼相匹配的过程存在一定的差异。HSV 色彩空间是一种面向视觉感知的颜色模型,在基于视觉的图像处理任务中有广泛应用。例如:人

脸识别、肤色检测等。HSV 色彩空间模型通过色调 (Hue, H)、饱和度 (Saturation, S) 和亮度 (Value, V) 三个分量对色彩进行描述。其中,色调与混合光谱中的主要光的波长有关,光的不同波长表现出不同的颜色,也体现了色调的差异,饱和度是指色彩的相对纯净度,也可理解为一种颜色所混合白光的数量,亮度主要反映的是人眼感受到的光的明暗程度,这项指标与物体反射度有关。如图 3 所示 HSV 色彩空间模型。其中色调 H 绕亮度 V 轴旋转 360° 构成圆,饱和度 S 为比例值,取值范围是 $[0, 1]$ 。

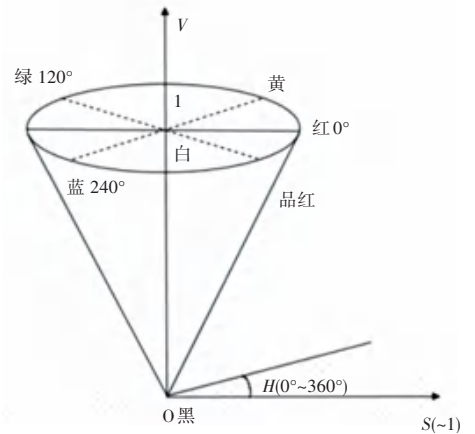


图3 HSV 色彩模型

Fig. 3 HSV color model

本文使用 OPENCV 图像处理库实现靶面识别算法,此时 H 通过量化成为 $0^\circ \sim 180^\circ$, S 和 V 均被量化为 $0 \sim 255$ 。HSV 颜色模型的三个分量具有相对独立性,受光照和遮挡的影响小,这也是本系统选用 HSV 色彩模型对目标进行识别的原因。

通过计算将 RGB 色彩空间转化为 HSV 色彩空间后才能进行对靶面的识别。公式(1)(2)(3)中分别为 HSV 色彩空间各通道取值计算,其中, (R, G, B) 为红,绿,蓝三色中色品坐标,为 0 到 1 的实数。

$$H = \begin{cases} \frac{60(G-B)}{V - \min(R, G, B)}, & V = R; \\ 120 + \frac{60(B-R)}{V - \min(R, G, B)}, & V = G; \\ 240 + \frac{60(R-G)}{V - \min(R, G, B)}, & V = B. \end{cases} \quad (1)$$

$$S = \begin{cases} \frac{V - \min(R, G, B)}{V}, & V \neq 0; \\ 0, & \text{其它}. \end{cases} \quad (2)$$

$$V = \max(R, G, B). \quad (3)$$

计算结果可能会出现 $H < 0$ 的情况,此时需要对 H 做利用公式(4)进一步计算处理

$$H = \begin{cases} H + 360, & H < 0; \\ H, & \text{其它.} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $H \in [0, 360]$; $S \in [0, 1]$; $V \in [0, 1]$ 。

1.2 色彩阈值确定

由于 HSV 色彩空间中 H, S, V 三通道彼此独立, 因此每一个色调值都对应一个色彩, 可以通过不同色调值对不同颜色的物体进行分割。表 1 为色调值与其对应颜色名称。

表 1 色调值及对应颜色

Tab. 1 Hue value and corresponding color

色调值(度)	颜色
0	红色
60	黄色
120	绿色
180	青色
240	蓝色
300	品红色

在 OpenCV 中, 色调 H 的取值范围为 $0^\circ \sim 180^\circ$, 因此会将各颜色对应的色调值除以 2, 从而适应 8 位二进制(256 个灰度级)的图像存储和表示范围, 见表 2。

表 2 映射后色调值及对应颜色

Tab. 2 Tone values and corresponding colors after mapping

色调值(度)	颜色
0	红色
30	黄色
60	绿色
90	青色
120	蓝色
150	品红色

表 2 中的分割色彩的阈值不是分割颜色绝对值, 由于饱和度不同, 同一种颜色会出现深浅变化, 因此需要通过图像待检测部分进行 HSV 色彩空间分析, 才能进一步得出较为合适的色彩阈值。

本文需要检测的区域为绿色靶面区域, 通过分析绿色靶面的色调值, 得出分割出绿色靶面的色彩阈值, 完成靶面绿色区域粗提取。由于 HSV 色彩空间在亮度不同的情况下, 色调值保持不变, 因此可以应对在不同亮度下的靶面检测, 排除亮度对识别效率的影响。实验分别在正常亮度、较亮、较暗三种情况下拍摄 200 张靶面, 以 20 张图片为一组分为 10 组, 分析靶面区域绿色色调值并取组内平均值, 再取 10 组色调值的组平均值, 最终得到绿色靶面色调值稳定在 66° 。将绿色分割粗提阈值为 66, 并将

其作为靶面绿色色调值, 分割图像记为 Th_g 。表 3 为三种亮度下靶面绿色部分色调取值。

表 3 三种亮度下靶面绿色部分色调取值(结果保留整数)

Tab. 3 Hue values of the green part of the target surface at three brightness levels (results are integers)

组号(组)	正常亮度(度)	较亮(度)	较暗(度)
1	66	66	66
2	66	66	67
3	66	66	66
4	67	66	66
5	66	67	66
6	66	66	66
7	66	66	67
8	66	66	65
9	67	66	65
10	66	66	66
均值	66	66	66

通过上述计算可以初步提取靶面区域, 图 4 为通过绿色色彩阈值粗提取靶面结果, 发现图像存在干扰点, 绿色靶面区域已经完整提取。粗提取之后, 将对靶面提取进行精细化提取。



图 4 靶面粗提取结果

Fig. 4 Rough target extraction results

1.3 靶面精细化提取

1.3.1 OTSU 阈值分割算法

大津阈值(OTSU)算法又称为最大类间方差算法, 是由日本学者大津在 1979 年提出的。OTSU 算法具有计算简单, 不受图像亮度和对比度影响的优点, 在数字图像处理中具有广泛的应用, 是求全局阈值的最佳方法, 因此本文采用 OTSU 算法对靶面图像进一步提取。OTSU 算法原理如下:

设一幅数字图像大小为 M, N 。令 L 为灰度级数, n_i 为灰度级为 i 的像素个数, 得出图像总像素数为公式(5):

$$MN = n_1 + n_2 + \dots + n_L. \quad (5)$$

令 $p_i = \frac{n_i}{MN}$, 其中 p_i 为灰度级 i 出现的概率, 由此

可知: $\sum_{i=1}^L p_i = 1$. 设阈值 $T(k) = k$ ($1 < k < L$), k 可以将图像分为 C_1 和 C_2 两类, 灰度值范围分别为 $[1, k]$ 和 $[k+1, L]$ 两部分, 则被分成 C_1 和 C_2 两部分的概率分别为公式(6)和公式(7):

$$P_1(k) = \sum_{i=1}^k p_i, \quad (6)$$

$$P_2(k) = \sum_{i=k+1}^L p_i = 1 - P_1(k). \quad (7)$$

被分配到 C_1 和 C_2 像素的灰度均值分别 m_1 和 m_2 , 计算公式(8)和(9):

$$m_1(k) = \sum_{i=1}^k i p_i = \frac{1}{P_1(k)} \sum_{i=1}^k i p_i, \quad (8)$$

$$m_2(k) = \sum_{i=k+1}^L i p_i = \frac{1}{P_2(k)} \sum_{i=k+1}^L i p_i. \quad (9)$$

可以得到 k 级累加均值为公式(10):

$$m(k) = \sum_{i=1}^k i p_i. \quad (10)$$

设图像的全局灰度均值为 m_T , 则计算公式(11)为:

$$m_T = \sum_{i=1}^L i p_i. \quad (11)$$

由(8),(9)可得:

$$P_1 m_1 + P_2 m_2 = m_T. \quad (12)$$

类间方差为:

$$\sigma_k^2 = P_1 (m_1 - m_T)^2 + P_2 (m_2 - m_T)^2. \quad (13)$$

由公式(12)和(13)以及 $P_1 + P_2 = 1$ 可得:

$$\sigma_k^2 = P_1 P_2 (m_1 - m_2)^2. \quad (14)$$

由公式(7),(8),(10)以及 $P_1 + P_2 = 1$ 可得:

$$\sigma_k^2 = \frac{(m_T P_1(k) - m(k))^2}{P_1(k)(P_1(k) - 1)}. \quad (15)$$

由公式(15)可知, 计算类间方差, 只需要计算全局阈值 m_T 、 k 级累加均值 $m(k)$ 和累加概率 P_1 即可。

设 σ_T^2 代表全局方差, 可得公式(16):

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=1}^L (i - m_T)^2 p_i. \quad (16)$$

综上所述, 算法只需要最终计算出可以使得 σ_k^2 为最大值的 k 值, 记为 k^* , 则 k^* 为最佳阈值。

1.3.2 靶面精细化提取

(1) 腐蚀和膨胀。腐蚀膨胀属于形态学运算范畴, 而形态学运算是图像处理中的一个重要研究方

向, 腐蚀操作可以有效的除去边界点, 使得图像沿着边界向内收缩, 通过指定结构体元素大小, 可以有效的将小于结构体元素大小的部分去除。腐蚀操作通过细化二值图像中的前景进行图像去噪, 腐蚀操作作用运算符 \ominus 表示, A 用 B 腐蚀的结果是所有使 A 平移 x 后仍在 A 中的 x 的集合, 用公式(17)表示为:

$$A \ominus B = \{x \mid A + x \subseteq A\}. \quad (17)$$

膨胀操作可以看作是腐蚀操作的偶运算, 膨胀操作可以对边界进行扩张。通过把与当前对象所接触的背景点整合到当前对象内, 从而实现边界的扩张, 因此膨胀操作对于填充分割图像后存在的空白部分相当有帮助。膨胀操作作用符号 \oplus 表示, 用公式(18)表示为:

$$A \oplus B = \{x \mid A + x \cup x \neq \emptyset\}. \quad (18)$$

(2) 靶面精细化。靶面粗提取完成之后, 由于存在干扰点, 会造成靶面识别出现较大误差, 因此只凭借颜色一项指标, 无法达到较好的效果, 即使在检测之前进行人工划定区域, 也会造成一定误差, 通过对分离 S 和 V 通道的灰度图像进行灰度直方图分析发现, 其都具有明显的峰谷现象, 满足 OTSU 算法的使用条件, 灰度直方图如图 5 和图 6 所示。

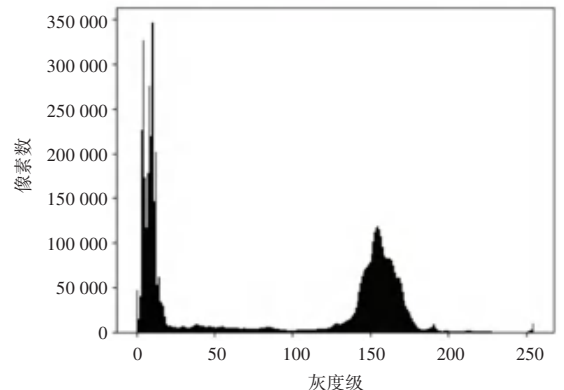


图 5 S 通道灰度直方图

Fig. 5 S-channel grayscale histogram

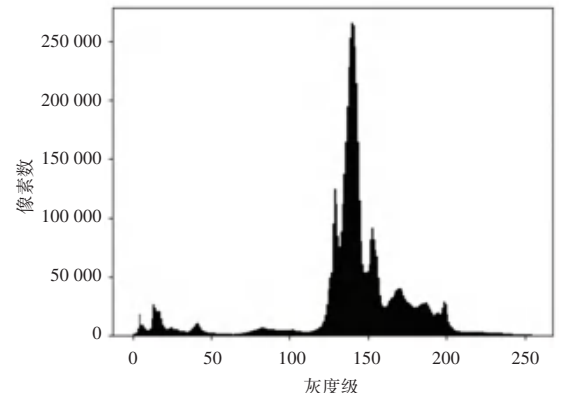


图 6 V 通道灰度直方图

Fig. 6 V-channel grayscale histogram

因此本文采用将 HSV 色彩空间与 OTSU 算法结合的方式,在粗提取靶面的基础上,进一步细化提取绿色靶面。

算法步骤如下:

(1)分离 HSV 图像进行 S,V 两通道分离,得饱和度,亮度各通道图像,如图 7 和图 8 所示;



图 7 S 通道图
Fig. 7 S-channel diagram



图 8 V 通道图
Fig. 8 V-channel diagram

(2)对饱和度、亮度灰度图进行二值化和 OTSU 阈值分割;

(3)分别得到饱和度、亮度图像分割后图像 Th_s 和 Th_v ,如图 9 和图 10 所示;

(4)将三通道分割后图像的像素进行按位与操作,组合为最终靶面图像,记为 $Result$ (其中, $Result = Th_g \& Th_s \& Th_v$),之后对其进行腐蚀膨胀运算,得到除去环线的靶面图像,如图 11 所示,消除环线之后无需再复原,因为本算法通过检测胸环靶边

界点进行靶面定位与内部环线无关。



图 9 OTSU 分割 S 通道结果
Fig. 9 OTSU S channel segmentation result



图 10 OTSU 分割 V 通道结果
Fig. 10 OTSU V channel segmentation result



图 11 靶面精细提取结果
Fig. 11 Fine target extraction results

1.4 靶面区域定位

在真实射击环境中,胸环靶图纸包含二部分区域:第一部分是胸环靶,第二部分是位于两侧的白色

区域,如图 12 所示。在射击训练过程中,有几率出现射中在胸环靶之外,即子弹打击在第二部分区域的情况,此时仅识别胸环靶,会造成漏检。因此,本文提出寻找目标像素坐标,并由坐标绘制矩形的方式识别出整个靶纸的算法。



图 12 标准靶图

Fig. 12 Standard target map

算法步骤如下:

(1) 靶标图像二值化成黑白图像,图像可以看作由 0 和 255 组成的图像数组,其中 0 代表黑色,255 代表白色;

(2) 从左至右,从上到下横向遍历和纵向遍历图像数组,当遍历到白色最先开始和最后结束部分,记录该像素点位置,即最上、最下、最左、最右四点,分别记为 top、bottom、left、right;

(3) 得到上述四点位置,组合成 M, N 两点,其中 M 点坐标为 (top, left), N 点坐标为 (bottom, right)。

(4) 绘制矩形,矩形是由 M 和 N 两点构成的线段为对角线的矩形,即为整个检测靶面,如图 13 所示。



图 13 目标点选取

Fig.13 Target selection

靶面识别算法完成,所划定的靶面区域即为进一步弹孔识别的 ROI 区域,如图 14 所示。本算法

可以不需要将倾斜靶面进行矫正,提高了运算效率,简化了算法复杂程度。



图 14 靶面识别结果

Fig. 14 Target recognition results

2 试验与分析

本文通过在正常亮度、较亮和较暗三种情况下,分别拍摄 100 张胸环靶图像进行靶面识别,统计出本文算法在不同亮度下的靶面识别率,图像数据格式为 .jpg 格式,图像处理计算机为 ThinkPad x1 Windows 10 操作系统,靶面识别算法通过 Python 语言编写,表 4 为不同光照条件下靶面识别统计结果,靶面识别率保留两位小数。

表 4 不同光照条件下靶面识别统计结果

Tab. 4 Statistics of target recognition results under different lighting conditions

类别	图像数目	靶面识别数目	靶面识别率
正常亮度	100	100	100.00%
较亮	100	99	99.00%
较暗	100	97	97.00%
合计	300	296	98.67%

通过分析,在正常亮度条件下的靶面识别率为 100.00%,较亮和较暗情况下识别率分别为 99.00% 和 97.00%。较亮和较暗情况下识别率降低的原因为光照强度的突变,在实验测试时,摄像机为连续拍摄,因此当亮度突然发生变化时,会出现漏检情况。但是当亮度稳定在较暗或较亮情况下之后,胸环靶面都可以有效识别。而在实际环境测试时,靶面识别率为 100.00%。

衡量算法的另一项指标为算法的执行时间,本文统计三种亮度下 180 张图像,分为 10 组,一组 18 张,其中三种亮度条件下各 6 张图像,计算出算法平均执行时间(结果保留两位小数),见表 5。

通过表 5 可知,本文算法执行时间在正常亮度下稳定在 28 ms,较亮情况下稳定在 27 ms,较暗情况下稳定在 27 ms,满足射击训练实时性的要求,实验效果良好。

(下转第 22 页)