

# 融合时空上下文信息的胸环靶着弹检测算法

王洪玉\* 程 杨

(大连理工大学信息与通信工程学院 大连 116024)

**摘 要:** 为减小光照不均与随机抖动对胸环靶着弹检测精度的影响, 该文提出一种融合时空上下文信息的胸环靶着弹检测算法。利用目标及其邻域的空间上下文信息进行光照均衡化, 并提取胸环靶序列间时域运动上下文信息进行抖动校正。为提高胸环靶图像的稳定性, 该算法提出多参数融合方法对抖动校正后的序列图像进行像素级融合。接着进行弹孔区域粗提取、能量筛选与重叠弹孔判别, 获得弹孔位置分布。采用在部队靶场实地采集的图像进行实验, 验证了该算法可以有效抑制光照不均与随机抖动带来的噪声影响, 具有较好的弹孔提取能力。

**关键词:** 图像处理; 检测算法; 时空上下文信息; 多参数融合

中图分类号: TN911.73; TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)08-1959-09

DOI: 10.11999/JEIT190585

## Detection Algorithm of Chest Bitmap Based on Spatio-temporal Context Information

WANG Hongyu CHENG Yang

(School of Information and Communication Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

**Abstract:** A detection algorithm based on spatio-temporal context information is proposed to reduce the influence of non-uniform illumination and random jitter on the accuracy of target hole detection. The light equalization is carried out by using the spatial context information of target and its neighborhood, and the temporal motion context information between chest bitmap sequences is extracted for dithering correction. In order to improve the stability of chest bitmaps, a multi-parameter fusion method is proposed to perform pixel-level fusion of jitter corrected sequence images. Then, rough extraction of bullet hole area, energy screening and overlapping bullet holes discrimination are carried out to obtain the location distribution of bullet holes. The experimental results show that the algorithm can effectively suppress the noise caused by non-uniform illumination and random jitter, and has great ability of bullet hole extraction.

**Key words:** Image processing; Detection algorithm; Spatio-temporal context information; Multi-parameter fusion

### 1 引言

在传统报靶过程中, 报靶士兵通常躲避在靶壕中, 待射击结束后, 近距离观测靶面并记录成绩<sup>[1]</sup>。该报靶形式存在时间跨度长、人工消耗大、安全性能低和不能给射手提供实时瞄准修正信息等弊端。自动报靶检测系统, 可以较好地规避上述问题, 其主要包括3个执行模块: 传感器采集、信号提取分析与实时成绩显示<sup>[2]</sup>。基于图像处理技术的自动报靶系统是发展较早的一类报靶系统, 具有设备仪器

布设方便、成本较低的特点<sup>[3,4]</sup>。

弹孔识别是射击报靶的核心。检测者可将弹孔区域看作是灰度变化差异较大的区域, 常用的方法是利用灰度特征检测弹孔<sup>[5]</sup>, 当某些像素与其周围像素差异大于某一门限值, 则认为是弹孔像素。此算法实现简单但对于弹孔与背景差异不大的情况很难区分开。为了解决这一问题, 人们利用前后两帧图像进行差分运算识别弹孔<sup>[4]</sup>, 将运算后的非零区域归类为弹孔, 此方法抗噪性能弱, 光照差异性与靶纸不稳定性都会引入干扰噪声。除了运用射击靶图像的灰度分布特征作为检测依据, 还可以提取弹孔区域色彩特征数据来识别弹孔<sup>[6]</sup>。此类算法利用颜色相似性与一致性系数作为度量方法来判别弹孔, 但此方法计算量大, 时间复杂度较高。

由于室外环境存在复杂变化, 导致采集出的靶

收稿日期: 2019-08-02; 改回日期: 2020-02-13; 网络出版: 2020-03-25

\*通信作者: 王洪玉 whyu@dlut.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61671103)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61671103)

图像存在不同程度的模糊、抖动与光照不均等问题,使得上述算法在实际应用中的检测精度并不理想。这些问题增大了图像特征提取与弹孔识别的难度,同时降低了系统的容错性与鲁棒性,阻碍了基于图像处理技术的自动报靶系统走向商用的步伐。因而如何有效抑制外界环境带来的影响是解决问题的关键。

针对以上问题,本文提出一种融合时空上下文信息的胸环靶着弹检测算法,用于胸环靶的实时射击检测。此算法有效利用时空上下文信息,进行靶图像光照均衡化与抖动矩阵计算。在有效抑制光照与抖动带来的检测影响下,提高目标与背景的可区分性。为提高胸环靶图像的稳定性,此算法对抖动校正后的序列图像进行多参数像素级融合。接着进行弹孔特征提取、筛选与重孔判定,获得最终的弹孔区域及其中心坐标。

## 2 融合时空上下文信息的胸环靶着弹检测算法

上下文信息是从全局结构与局部细节去描述事物的特征。根据目标与其邻域形成的时空关系可将上下文信息分为空间上下文(spatial context)与时域上下文(temporal context)<sup>[7]</sup>。本文算法流程如图1所示,对实时采集的图像序列进行双分支处理,主要分为预处理、特征跟踪、检测与筛选3个部分,其中预处理包括图像质量判别(Image Quality Assessment, IQA)、空间域光照均衡化。特征跟踪为利用时域上下文信息进行靶图像相邻帧间的跟踪与非相邻帧间的配准。检测与筛选包括弹孔区域提取、特征筛选与重孔判定。

### 2.1 空间域特征预处理

在射击过程中,以10 帧/s的速率连续循环覆盖采集 $N$ 张图片。如图2在某一射击时刻 $T_i$ 以 $\Delta t = T_n$

向前选取 $n_{s1}$ 张图片,同时在时刻 $T_i$ 向后(包含 $T_i$ 时刻图像)选取 $n_{s2}$ 张图片,获得双支路输入图片。两组序列组内弹孔分布相同,组间存在差异,即 $s_2$ 序列存在新着弹孔。

对 $s_2$ 序列图像进行无参考IQA判别,选出质量最好的图片。因外界天气变化易使胸环靶图像出现光照不均的情况,本算法采用同态滤波(homomorphic filtering)<sup>[8]</sup>对双分支图像进行照度分量光照均衡化,削弱光照变化的影响。根据Retinex理论,物体颜色是由物体本身特性决定的,不受外界光照条件影响,且人眼所观察到的物体颜色与反射光强度无关而是由物体对不同波长的光线反射能力所决定的<sup>[9]</sup>,图像的成像过程可表示为 $f(x, y) = i(x, y) \times r(x, y)$ ,其中 $i(x, y)$ 为照射分量,描述景物的照明,变化缓慢属于低频成分。 $r(x, y)$ 为反射分量,描述景物的细节,变化较快属于高频成分。为单独作用于其中某一分量,对 $f(x, y)$ 进行对数变换 $\ln(f(x, y)) = \ln(i(x, y)) + \ln(r(x, y))$ ,进行傅里叶变换得

$$Z(u, v) = \mathcal{F}\{\ln(f(x, y))\} = \mathcal{F}\{\ln(i(x, y))\} + \mathcal{F}\{\ln(r(x, y))\} = I(u, v) + R(u, v) \quad (1)$$

用同态滤波函数 $H(u, v)$ 对式(1)进行滤波得

$$S(u, v) = H(u, v)Z(u, v) = H(u, v)I(u, v) + H(u, v)R(u, v) \quad (2)$$

再进行傅里叶逆变换得到时域表示 $s(x, y) = \mathcal{F}^{-1}(S(u, v))$ ,最终同态滤波后的图像为 $g(x, y) = \exp(s(x, y))$ 。设计一个滤波函数如式(3), $H(u, v)$ 趋近于衰减低频而增强高频的贡献,降低照度分量对靶图像的影响

$$H(u, v) = (\gamma_H - \gamma_L) \left[ 1 - e^{-[D^2(u, v)/D_0^2]} \right] + \gamma_L, \quad \gamma_H > 1, \gamma_L < 1 \quad (3)$$

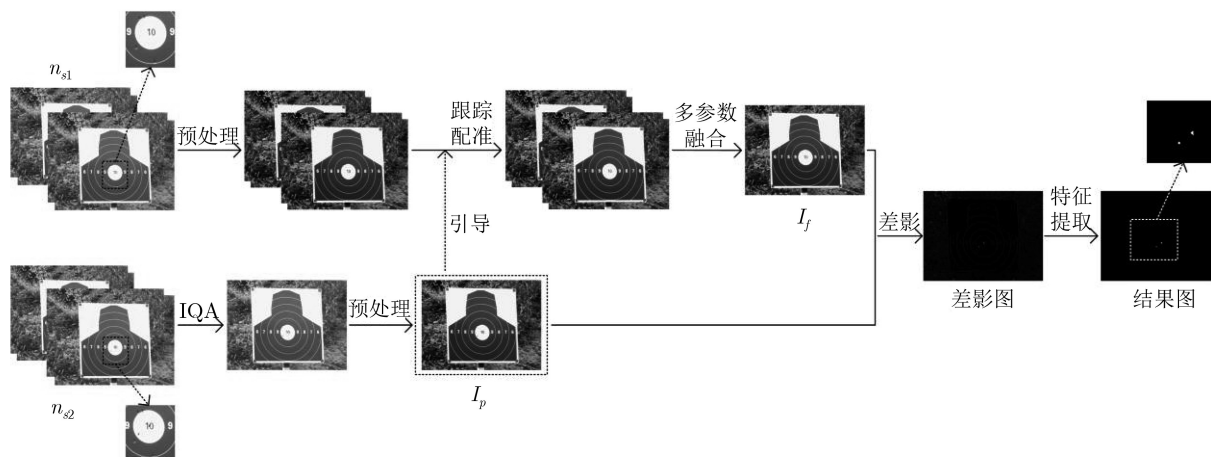


图1 融合时空上下文信息的检测算法流程图

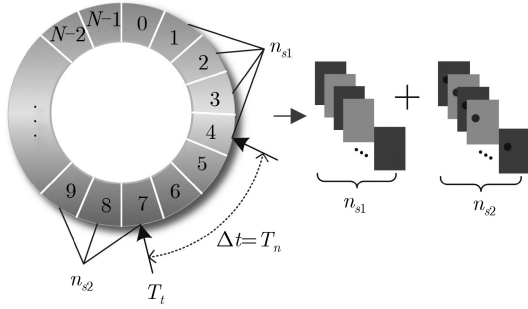


图2 待检测图像采集过程

$D(u, v)$ 和 $D_0$ 分别表示和频率中心的距离与截止频率。图3为黄昏时段采集图片的光照均衡化处理效果，可以看出在有效抑制不均匀照度的同时图像细节纹理更加清晰。

### 2.2 时域特征跟踪与配准

为削弱靶图像抖动对检测精度的影响，本文借助视频稳像<sup>[10]</sup>思路，利用靶图像像素在时间域上下

文的变化规律以及相邻帧之间的相关性来建立对应关系，进行运动估计与补偿。如图1以下支路图像 $I_p$ 作为引导参考图，将预处理后的上支路图像序列进行时域KLT光流<sup>[11,12]</sup>特征跟踪。

定义两幅图像 $I, J$ ，若图像中对应两点匹配，则以这两点为中心窗口大小为 $W$ 的范围内存在极小灰度平方差 $\varepsilon = \iint_W [J(\mathbf{x}) - I(\mathbf{x} - \mathbf{d})]^2 \omega(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$ ，其中坐标 $\mathbf{x} = [x, y]^T$ ，像素偏移量 $\mathbf{d} = [d_x, d_y]^T$ ，权重 $\omega(\mathbf{x})=1$ 。将 $[J(\mathbf{x}) - I(\mathbf{x} - \mathbf{d})]$ 替换成 $[J(\mathbf{x} + \mathbf{d}/2) - I(\mathbf{x} - \mathbf{d}/2)]$ 改写成式(4)。当 $\varepsilon$ 最小时，匹配最佳。

$$\varepsilon = \iint_W [J(\mathbf{x} + \mathbf{d}/2) - I(\mathbf{x} - \mathbf{d}/2)]^2 \omega(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (4)$$

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial \mathbf{d}} = 2 \iint_W [J(\mathbf{x} + \mathbf{d}/2) - I(\mathbf{x} - \mathbf{d}/2)] \cdot \left[ \frac{\partial J(\mathbf{x} + \mathbf{d}/2)}{\partial \mathbf{d}} - \frac{\partial I(\mathbf{x} - \mathbf{d}/2)}{\partial \mathbf{d}} \right] \omega(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \quad (5)$$

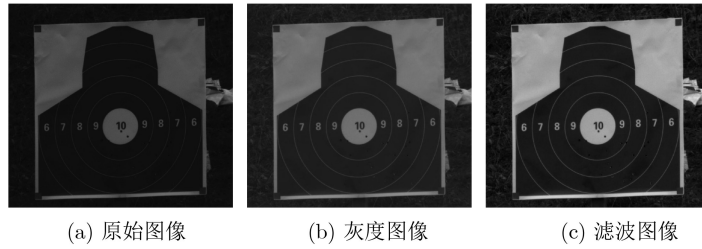


图3 同态滤波结果图

部分式子可近似为

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial J(\mathbf{x} + \mathbf{d}/2)}{\partial \mathbf{d}} &\approx \frac{J(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{d}} + \frac{\partial J(\mathbf{x})}{2\partial \mathbf{x}} + \frac{\partial J(\mathbf{x})}{2\partial \mathbf{y}} \\ &= \frac{\partial J(\mathbf{x})}{2\partial \mathbf{x}} + \frac{\partial J(\mathbf{x})}{2\partial \mathbf{y}} \\ \frac{\partial I(\mathbf{x} - \mathbf{d}/2)}{\partial \mathbf{d}} &\approx \frac{I(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{d}} - \frac{\partial I(\mathbf{x})}{2\partial \mathbf{x}} - \frac{\partial I(\mathbf{x})}{2\partial \mathbf{y}} \\ &= -\frac{\partial I(\mathbf{x})}{2\partial \mathbf{x}} - \frac{\partial I(\mathbf{x})}{2\partial \mathbf{y}} \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

于是式(5)可转化为

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial \varepsilon}{\partial \mathbf{d}} &\approx \iint_W [J(\mathbf{x}) - I(\mathbf{x}) + g^T \mathbf{d}] g(\mathbf{x}) \omega(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ g &= \left[ \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} ((I + J)/2) \quad \frac{\partial}{\partial \mathbf{y}} ((I + J)/2) \right]^T \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

令 $\varepsilon$ 导数为0求极小值， $\frac{\partial \varepsilon}{\partial \mathbf{d}} = 0$ 得

$$\left. \begin{aligned} \iint_W [J(\mathbf{x}) - I(\mathbf{x})] g(\mathbf{x}) \omega(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ = - \left[ \iint_W (\mathbf{x}) g^T(\mathbf{x}) \omega(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \right] \mathbf{d} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

将等式用变量替换得到： $Z\mathbf{d} = \mathbf{e}$ ，其中 $Z = \iint_W g(\mathbf{x})$

$$g^T(\mathbf{x}) \omega(\mathbf{x}) d\mathbf{x}, \quad \mathbf{e} = \iint_W [I(\mathbf{x}) - J(\mathbf{x})] g(\mathbf{x}) \omega(\mathbf{x}) d\mathbf{x}.$$

为了可解，则 $Z \times Z'$ 矩阵可逆。使用牛顿迭代法，当残差 $\mathbf{e}$ 满足精度要求，则认为跟踪到一个角点并计算其偏移量 $\mathbf{d}$ 。 $I_p$ 作为基准图像提取特征角点，将 $n_{s1}$ 张预处理后的上支路图片依据基准角点分别计算特征点并利用RANSAC算法进行特征点筛选，留下最佳匹配特征点进行变换矩阵 $H_k$ 的计算(图4右半部)。

射击检测需进行靶图像的环境提取，计算新着弹孔的位置。为了避免重复性检测，本算法提出如图4左半部所示方法，在射击前连续采集长度为 $n_{pre}$ 的胸环靶序列，利用图像平均梯度衡量图像质量，挑选出最佳图片定义为 $I_{ref}$ ，对 $I_{ref}$ 进行成绩环

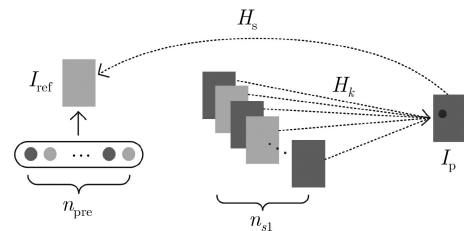


图4 图像跟踪与配准示意图

域提取并存为模板。为了计算弹孔成绩,需将当前待检测图像与参考图 $I_{\text{ref}}$ 进行配准对齐,方可使用模板计算成绩。因为二者采样时间间隔较大不满足KLT算法的使用条件,进而选用SURF算法进行配准。获得最佳匹配后计算当前 $I_p$ 与 $I_{\text{ref}}$ 的转换矩阵 $H_s$ ,便于后续弹孔成绩统计。

### 2.3 检测与筛选

#### 2.3.1 多参数图像融合

为提高胸环靶图像的稳定性,本文算法将上支路跟踪处理后的图像进行融合。在保证图像序列时空一致性的同时,图像融合将图像序列的相关性信息进行合并,减少冗余特征,增加信息可靠性。像素级图像融合为常用方法之一<sup>[13]</sup>,能在保留源图像主特征信息的基础上增加细节信息并削弱随机不确定性噪声。

本文算法提出的多参数图像融合,在像素级空间域上基于IQA进行多角度评估。图5为序列图像的具体融合过程, $\{I_1, I_2, \dots, I_{n_{s1}}\}$ 为进行特征跟踪后的 $n_{s1}$ 张图像,对多个IQA算子进行决策计算后,每张图像获得一个权重 $\{W_1, W_2, \dots, W_{n_{s1}}\}$ 如图5所示,结果图像 $I_f = \sum_{m=0}^{n_{s1}} W_m I_m$ 。其中IQA算子使用均值、标准差与梯度。3个算子分别对图像进行评估获得质量参数 $C_{\text{mean}}^i, C_{\text{std}}^i, C_{\text{grad}}^i$ ,则权重为

$$W_i = \mu_1 C_{\text{mean}}^i + \mu_2 C_{\text{std}}^i + \mu_3 C_{\text{grad}}^i \quad i = 1, 2, \dots, n_{s1} \quad (9)$$

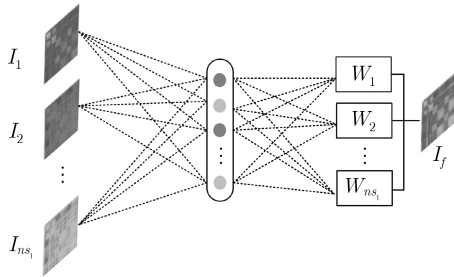


图5 多参数图像融合

其中 $i$ 对应图像下标, $\mu_1, \mu_2, \mu_3$ 为质量参数的加权系数,且 $\mu_1 + \mu_2 + \mu_3 = 1$ 。质量较好的图像会获得较大的参数 $W$ ,次优或不佳的, $W$ 会削弱其在图像融合中所占有的像素特征比例,进而融合后的图像 $I_f$ 在保留源主特征的基础上,适度增强细节信息如边缘纹理,为准确的弹孔区域提取做好准备。

#### 2.3.2 弹孔特征提取

为避免累计检测偏差与重复性检测,本算法采用差影法进行新着弹孔粗提取。将融合图像 $I_f$ 与引导参考图像 $I_p$ 进行差分,即可得到弹孔粗提取图 $I_{\text{diff}}$ ,接着需将弹孔主成分分离出来。因待分割图像 $I_{\text{diff}}$ 前景目标与背景灰度差异较小,为提高分割

精度,本算法采用改进Otsu双阈值法替代传统Otsu法<sup>[14]</sup>。

设弹孔粗提取图 $I_{\text{diff}}$ 灰度范围为 $0 - m$ 级, $n_i$ 为值为 $i$ 的像素个数,各灰度值出现概率 $P_i = n_i/N$ ,其中 $N = \sum_{i=0}^m n_i$ ,则图像平均灰度 $u = \sum_{i=0}^m ip_i$ ,将灰度范围细化为3类 $C_0 = [0, \text{Th}_1], C_1 = [\text{Th}_1 + 1, \text{Th}_2], C_2 = [\text{Th}_2 + 1, m]$ ,出现概率与灰度平均值依次为 $\{w_0, w_1, w_2\}, \{u_0, u_1, u_2\}$ , $w_0 = \sum_{i=0}^{\text{Th}_1} p_i, u_0 = \sum_{i=0}^{\text{Th}_1} ip_i/w_0$ 依此类推。改进Otsu法表示为式(10),并用方差替换均值式(11)

$$g(\text{Th}_1, \text{Th}_2) = \text{Arg} \underset{0 < \text{Th}_1 < \text{Th}_2 < m}{\text{Max}} w_0(u - u_0)^2 + w_1(u - u_1)^2 + w_2(u - u_2)^2 \quad (10)$$

$$g(\text{Th}_1, \text{Th}_2) = \text{Arg} \underset{0 < \text{Th}_1 < \text{Th}_2 < m}{\text{Max}} w_0(\sigma^2 - \sigma_0^2)^2 + w_1(\sigma^2 - \sigma_1^2)^2 + w_2(\sigma^2 - \sigma_2^2)^2 \quad (11)$$

其中 $\sigma^2 = \sum_{i=0}^m (i-u)^2 p_i, \sigma_0^2 = \frac{1}{w_0} \sum_{i=0}^{\text{Th}_1} (i-u_0)^2 p_i$ 依此类推。 $\text{Th}_1 \in [0, m-1], \text{Th}_2 \in [\text{Th}_1, m]$ ,当 $g(\text{Th}_1, \text{Th}_2)$ 取得最大值时获得最佳分割阈值 $\text{Th}_1, \text{Th}_2$ 。为提高分割精度,本文算法将差分图像 $I_{\text{diff}}$ 计算出的阈值 $\text{Th}_1, \text{Th}_2$ 与引导参考图像 $I_p$ 像素分布特性相结合,生成阈值图 $M$ 对差分图像 $I_{\text{diff}}$ 进行最终的阈值分割。具体,利用式(12)对 $I_p$ 中每个像素值pixel.data与门限值val进行比较,获得阈值图 $M$ ,val取经验值50,同时由于弹孔粗提取图像像素值整体偏小,将 $\text{Th}_1, \text{Th}_2$ 的动态范围由 $[0, 255]$ 调整为 $[0, \text{val}]$ 。图6为利用传统Otsu与改进Otsu双阈值方法的分割结果,可看出改进后的方法可以更好地将像素值偏低的弹孔区域提取出来。

$$\text{Thresh} = \begin{cases} \text{Th}_1, & \text{pixel.data} < \text{val} \\ \text{Th}_2, & \text{pixel.data} \geq \text{val} \end{cases}, \text{Th}_1 < \text{Th}_2 \quad (12)$$

阈值分割后的弹孔区域,有时会因靶面褶皱而检测出孤立噪点与细长型连通区域噪声,而真实的弹孔区域一般可近似为圆形或是椭圆,采用弹孔聚合度判定与空间形态学滤波的方法进行筛选。

弹孔区域像素点聚合度较大,利用像素点八连通区域滤波的方法去除孤立噪点。通过计算阈值分割后图像像素8邻域与当前像素点像素值的一致性即值相等的像素个数,若大于3则为聚合度较大的连通区域点,反之则认为孤立噪点进行去除。对于不满足圆形或椭圆的细长型连通区域,利用空间形态学滤波筛选的方法去除。计算连通区域的最小外接矩形,及其宽长比数值。由于细长型连通区域最小外接矩形的宽长比数值较小,可进行筛选与去除,至此获得最终的弹孔特征区域。

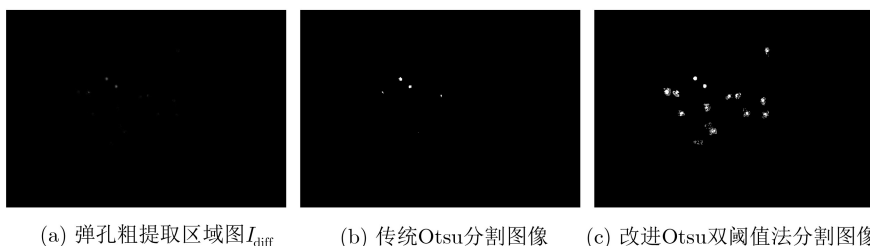


图6 弹孔分割图像

### 2.3.3 重叠弹孔判断

实际射击中存在子弹连发的情况，需进行重孔判定。对于正常弹孔面积或直径1.5倍的区域，视为重叠弹孔。一般情况下二孔重叠的概率较大。图7为重叠弹孔示意图，圆域模拟弹孔，圆心对应弹孔中心。矩形ABCD为重叠弹孔的最小外接矩形，令 $|AD| = |BC| = a$ ， $|CD| = |AB| = b$ 可解出弹孔中心坐标如下

$$O_1 : \begin{cases} x_1 = \frac{x_c}{2} + \frac{b}{2a}x_a + \frac{a-b}{2a}x_d \\ y_1 = \frac{y_c}{2} + \frac{b}{2a}y_a + \frac{a-b}{2a}y_d \end{cases} \quad (13)$$

$$O_2 : \begin{cases} x_2 = \frac{x_c}{2} + \frac{2a-b}{2a}x_a + \frac{b-a}{2a}x_d \\ y_2 = \frac{y_c}{2} + \frac{2a-b}{2a}y_a + \frac{b-a}{2a}y_d \end{cases}$$

对于非重叠弹孔区域，采用连通区域空间矩  $m_{ij} = \sum_{x,y} (x^j \cdot y^i \cdot f(x,y))$   $i, j = 0, 1, \dots$  计算弹孔中心坐标  $(\bar{x}, \bar{y})$ ， $\bar{x} = m_{10}/m_{00}$ ， $\bar{y} = m_{01}/m_{00}$ 。  $m_{00}$  与  $(m_{10}, m_{01})$  分别表示目标区域的灰度和与质心。

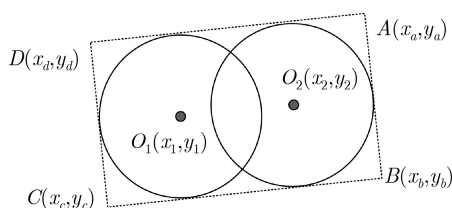


图7 重叠弹孔示意图

## 3 算法实验与结果分析

### 3.1 实验数据

在部队靶场进行实验，靶纸尺寸为60 cm × 60 cm，子弹直径为7.5 mm。相机与胸环靶的位置分布如图8所示，相机置于地面上，镜头与靶面轴心直线距离为5 m，靶面下边缘离地1.5 m，射击者与胸环靶距离为100 m。图8(b)表示相机与靶标角度分布情况，为避免相机靠近两侧其他靶位的监测区域，本文实验在以与靶轴中心线顺、逆时针夹角15°的半径范围内进行数据采集与检测。相机存在拍摄倾角使得靶面图像产生几何失真，在处理检测结果时利用事先拍摄好的正向标准靶图与靶纸两端定位点进行畸变校正。

图像采集时段分别为正午、下午与黄昏，分辨率为1280 × 960，每个时段采集时间为1 h，在上、下午时段之间更换一次靶纸。拍摄期间出现刮风与阴天的情况，图像存在抖动偏移与亮度变化。由于在实时检测时采用动态循环图像序列，为方便图像保存，将每次  $(n_{s1} + n_{s2})$  张检测图片挑选出来并保存为同组图像，共计保存30组，数据图像总计300张。

### 3.2 实验参数设置

在实地射击实验检测时，以10帧/s连续循环覆盖采集图片序列  $N = 300$ 。经大量实验测试与比对，对于图2中算法输入图像  $n_{s1} = 3$ 、向前采样间隔  $\Delta t = T_n = 0.5$  s， $n_{s2} = 7$  时算法精确度与执行效率较高。

在多参数图像融合处理中，胸环靶图像细节反差和纹理变换较为明显，更适合用梯度描述其质

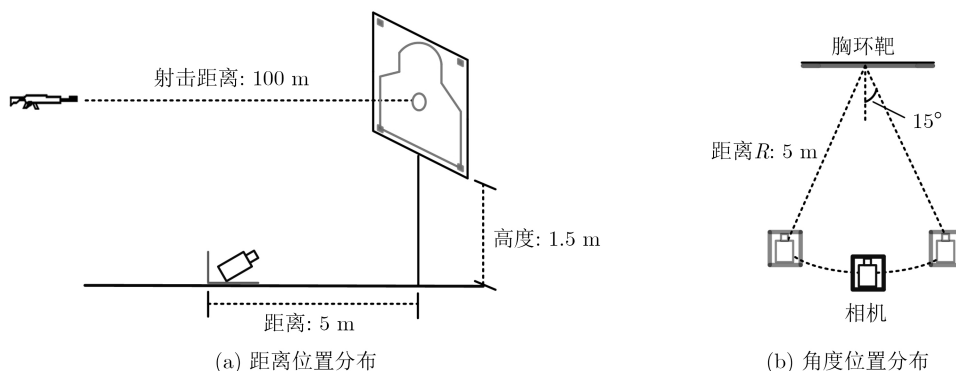


图8 相机与胸环靶位置分布图

量,因而设定梯度算子系数 $\mu_3 \geq 0.5$ , 设定 $\mu_1, \mu_2 \geq 0.1$ 且 $\mu_1 + \mu_2 + \mu_3 = 1$ , 调节 $\mu_1, \mu_2, \mu_3$ 的系数占比计算融合后的SSEQ<sup>[15]</sup>(Spatial-Spectral Entropy-based Quality)参数指标, SSEQ评估数值越大图像质量越好。如表1所示, 在 $\mu_1, \mu_2, \mu_3$ 分别设定为0.2, 0.3, 0.5时图像融合质量最佳。对于为方便计算成绩进行的SURF配准中, 参考图选取序列 $n_{pre} = 10$ , 即在图像序列长度为10的情况下选出质量最优的图像作为参考图 $I_{ref}$ 。

### 3.3 实验结果与分析

所用平台为PC (Intel Core i5-7400, 3.0 GHz CPU, 8 GB RAM), Windows 7, 采用C++编写。为衡量算法检测能力, 实验检测精度是利用检测结果与实际弹孔分布情况进行比较分析。采用的评价指标包含漏检率(False Negative Rate, FNR)、虚警率(False Positive Rate, FPR)、坐标位置偏差与计算效率。其中坐标位置偏差, 指的是本文算法检测到的弹孔中心坐标与真值坐标之间的差异; 计算效率(EFFiciency, EFF)为从图像输入到弹孔坐标输出所用时间。为方便观察, 将检测结果利用透视变换校正到正向位置。

表2中弹孔总数为实际新增弹孔个数, 检测总

表 1 IQA参数比较

$\mu_1(\text{mean})$	$\mu_2(\text{std})$	$\mu_3(\text{grad})$	SSEQ
0.1	0.4	0.5	49.7565
<b>0.2</b>	<b>0.3</b>	<b>0.5</b>	<b>50.7473</b>
0.3	0.2	0.5	50.5672
0.4	0.1	0.5	49.4026
0.1	0.3	0.6	49.2834
0.2	0.2	0.6	50.0364
0.3	0.1	0.6	49.9368
0.1	0.2	0.7	49.2470
0.2	0.1	0.7	49.3499
0.1	0.1	0.8	48.9924

数为算法检测出新增弹孔个数, 累计时间为30组图像依次检测的累计时长。若实际射击存在 $N$ 个弹孔检测出 $M$ 个, 其中 $m_T$ 个正确,  $m_F$ 个错误, 则虚警率 $FPR = m_F/M$ , 漏检概率 $FNR = (N - m_T)/N$ 。FNR与FPR数值越小, 检测效果越好。在实际打靶检测时, 在控制 $FPR \leq 0.05$ 的基础上, 尽可能减小FNR。

30组图像实际新增弹孔数为39, 算法对于每次新增弹孔进行同时检测处理, 且处理速度与输入图像的尺寸相关, 本文实验使用1280×960的图片, 相对较大, 检测处理速度较快。如图9所示, 在此次实验中算法检测出37个弹孔, 其中1个误检3个漏检, 其中误检产生于已有弹孔附近, 由于光照变化给靶面带来孔洞阴影造成的; 漏检产生于黄昏拍摄的样本中, 由于该时段光线较暗, 对于变化不明显的弹孔辨别力降低所导致的。图10为漏检弹孔的原始与标注图, 其中菱形标注为漏检弹孔, 圆形标注为正确检测弹孔。对图10(b)中的弹孔进行邻域为 $18 \times 18$ 的灰度方差计算, 发现漏检弹孔区域方差比正确检测的区域方差低30%。本文算法依靠着弹前后像素变化差异进行检测, 而漏检弹孔像素差异性远低于平均水平难以分辨。

图11—图13中包含正午、下午、黄昏3个时间段弹孔累计增加的图像。为方便观察检测到的弹孔, 此处将每个时段累积增加的弹孔检测结果标注在一起, 保证包含该时段所有新增弹孔, 用于显示弹孔分布情况。图11至图13中对应图(a)原始弹孔分布图, 也为当前时段的最后一张图像; 图(b)为弹孔坐标真值图; 图(c)为算法对弹孔的检测情况, 白色区域为检测到的弹孔区域, 黑色圆圈表示当前区域的中心, 同时标注上中心坐标。

表 2 算法检测精度

弹孔总数	检测总数	FNR	FPR	图像尺寸	累计时间(s)
39	37	0.0769	0.0270	1280×960	23.031

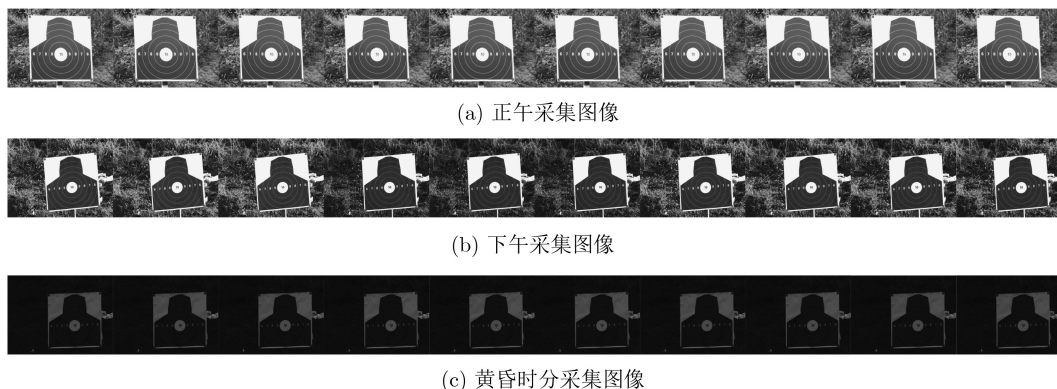


图 9 部分实验图像

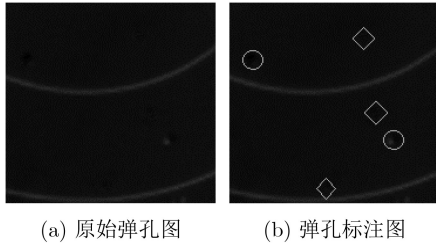


图 10 漏检弹孔图

表3为从检测出的36个正确弹孔中随机抽取10个弹孔样本，进行坐标真值与算法提取的弹孔坐标进行差异性比较。其中坐标系建立在尺寸为 $1000 \times 1000$ 的校正靶图像上，以图像左上角为原点 $(0,0)$ ，坐标表示形式为 $(x,y)$ 分别对应坐标点与原点之间距离的水平与垂直分量； $(|\Delta x|, |\Delta y|)$ 与 $\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}$ 衡量对应坐标差异，单位为像素

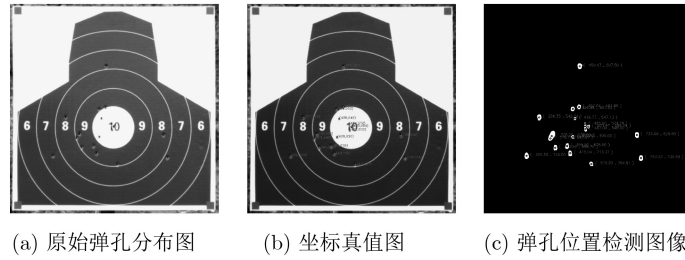


图 11 正午时段图像检测结果

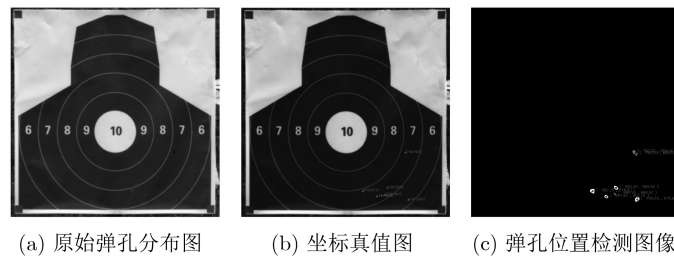


图 12 下午时段图像检测结果

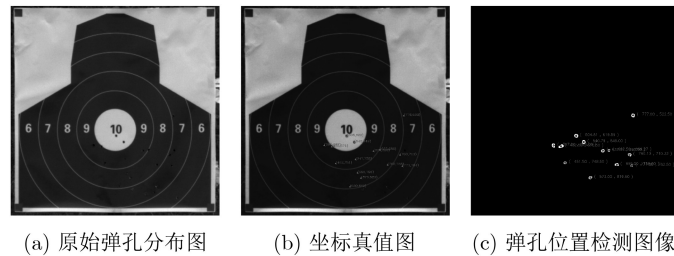


图 13 黄昏时段图像检测结果

表 3 弹孔中心坐标位置偏差与检测效率

序号	真值	检测结果	$( \Delta x ,  \Delta y )$	$\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}$	检测效率(s)
1	(206,725)	(206.50,725.00)	(0.50,0)	0.50	0.7413
2	(460,297)	(459.63,297.50)	(0.37,0.50)	0.62	0.7744
3	(267,541)	(266.35,542.24)	(0.65,1.24)	1.40	0.8000
4	(436,456)	(436.77,457.13)	(0.77,1.13)	1.37	0.7711
5	(733,626)	(733.00,626.49)	(0,0.49)	0.49	0.7656
6	(685,891)	(686.50,888.50)	(1.50,2.50)	2.92	0.7711
7	(797,915)	(796.50,915.50)	(0.50,0.50)	0.71	0.7586
8	(573,821)	(573.00,819.50)	(0,1.50)	1.50	0.7843
9	(700,758)	(699.00,758.00)	(1.00,0)	1.00	0.7946
10	(760,711)	(760.13,710.32)	(0.13,0.68)	0.69	0.8425

(pixel); 检测效率表示从输入图像到得出弹孔坐标所用时间。由表3可以看出算法检测精度在水平与垂直方向与手工检测精度差异约为1个像素,这在检测图片大小为 $1280 \times 960$ 的情况下是可以接受的。平均射击检测1次耗时约为0.78 s可以较好地满足检测需求。

图14为弹孔坐标真值与算法自动检测出的弹孔中心位置坐标分布图,\*表示真值点, $\Delta$ 表示算法检测到的弹孔坐标,其反映了所有样本数据的检测结果的坐标分布情况,可以看出92%的样本检测准确,证明本文算法对于弹孔检测的具有较好的提取能力,准确度较高,且在较为复杂的环境下具有良好的鲁棒性。

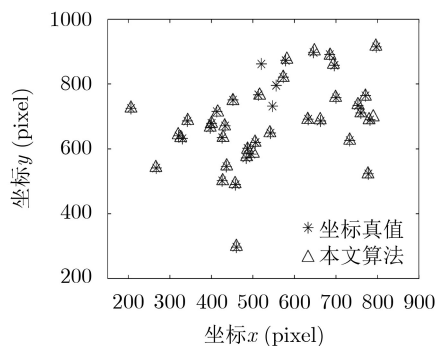


图 14 弹孔中心坐标分布图

## 4 结束语

针对靶图像存在随机抖动与光照变化导致弹孔检测不精确的问题,本文提出一种融合时空上下文信息的胸环靶着弹检测算法。在3个不同时间段伴随着阴天与刮风的情况下进行算法实验,验证本文所提算法的有效性。预处理削弱了光照变化对检测的影响;跟踪与配准结合图像的时空特性进行了抖动校正。提出多参数图像融合方法,在保有源图像主特征的基础上增加细节信息并可以削弱不确定性噪声。此外还结合弹孔形态学筛选与空间滤波,突出弹孔区域特征,增强算法的鲁棒性。

## 参考文献

[1] 苑玮琦,李梦祺.基于视觉检测的胸环靶自动报靶系统研究[J].计算机技术与发展,2019,29(2):147-151. doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2019.02.031.  
YUAN Weiqi and LI Mengqi. Research on target of automatic scoring system based on visual inspection[J]. *Computer Technology and Development*, 2019, 29(2): 147-151. doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2019.02.031.

[2] 罗杰,张之明.基于图像处理技术自动报靶系统综述[J].激光杂志,2016,37(7):1-6. doi: 10.14016/j.cnki.jgzz.2016.07.001.

LUO Jie and ZHANG Zhiming. Survey on automatic target-scoring system based on image processing technology[J]. *Laser Journal*, 2016, 37(7): 1-6. doi: 10.14016/j.cnki.jgzz.2016.07.001.

[3] 尹乾.基于图像处理技术的自动报靶系统研究[D].[硕士学位论文],重庆大学,2017:37-45.  
YIN Qian. Study on automatic target scoring based on image processing technology[D]. [Master dissertation], Chongqing University, 2017: 37-45.

[4] WIDAYAKA P D, KUSUMA H, and ATTAMIMI M. Automatic shooting scoring system based on image processing[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2019, 1201: 012047. doi: 10.1088/1742-6596/1201/1/012047.

[5] 余梓.基于图像处理技术的弹孔定位系统研究[D].[硕士学位论文],哈尔滨理工大学,2016:27-40.  
YU Zi. Study on bullet hole positioning system based on image processing technology[D]. [Master dissertation], Harbin University of Science and Technology, 2016: 27-40.

[6] 周友行,周健,邓渝波,等.基于边缘特征与HSI色彩特征的胸环靶弹孔识别[J].计算机工程与应用,2015,51(24):190-194. doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.1312-0221.  
ZHOU Youhang, ZHOU Jian, DENG Yubo, et al. Chest bitmap bullet identification based on edge feature and HSI color feature[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2015, 51(24): 190-194. doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.1312-0221.

[7] 徐建强,陆耀.一种基于加权时空上下文的鲁棒视觉跟踪算法[J].自动化学报,2015,41(11):1901-1912. doi: 10.16383/j.aas.2015.c150073.  
XU Jianqiang and LU Yao. Robust visual tracking via weighted spatio-temporal context learning[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(11): 1901-1912. doi: 10.16383/j.aas.2015.c150073.

[8] 程新.基于同态滤波的图像增强算法研究[D].[硕士学位论文],西安邮电大学,2016:33-40.  
CHENG Xin. Image enhancement algorithm based on homomorphic filtering[D]. [Master dissertation], Xi'an University of Posts & Telecommunications, 2016: 33-40.

[9] TIAN Qichong and COHEN L D. Global and local contrast adaptive enhancement for non-uniform illumination color images[C]. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW), Venice, Italy, 2017: 3023-3030. doi: 10.1109/ICCVW.2017.357.

[10] 魏闪闪,谢巍,贺志强.数字视频稳像技术综述[J].计算机研究与发展,2017,54(9):2044-2058. doi: 10.7544/issn1000-1239.2017.20160078.  
WEI Shanshan, XIE Wei, and HE Zhiqiang. Digital video stabilization techniques: A survey[J]. *Journal of Computer*

- Research and Development*, 2017, 54(9): 2044–2058. doi: [10.7544/issn1000-1239.2017.20160078](https://doi.org/10.7544/issn1000-1239.2017.20160078).
- [11] 胡瑞卿, 田杰荣. 基于光流法的运动目标检测算法研究[J]. 电子世界, 2019(5): 58–61. doi: [10.19353/j.cnki.dzsj.2019.05.031](https://doi.org/10.19353/j.cnki.dzsj.2019.05.031).
- HU Ruiqing and TIAN Jierong. Research on moving target detection algorithm based on optical flow method[J]. *Electronics World*, 2019(5): 58–61. doi: [10.19353/j.cnki.dzsj.2019.05.031](https://doi.org/10.19353/j.cnki.dzsj.2019.05.031).
- [12] 田伟, 柏方超. 基于特征点的KLT实时目标跟踪算法实现[J]. 光电技术应用, 2019, 34(1): 31–34. doi: [10.3969/j.issn.1673-1255.2019.01.007](https://doi.org/10.3969/j.issn.1673-1255.2019.01.007).
- TIAN Wei and BAI Fangchao. Implementation of KLT target tracking algorithm feature point-based[J]. *Electro-Optic Technology Application*, 2019, 34(1): 31–34. doi: [10.3969/j.issn.1673-1255.2019.01.007](https://doi.org/10.3969/j.issn.1673-1255.2019.01.007).
- [13] 王喆. 多聚焦图像像素级融合算法研究[D]. [硕士论文], 郑州大学, 2018: 15–30.
- WANG Zhe. Research on pixel-level fusion algorithms for multi-focus image[D]. [Master dissertation], Zhengzhou University, 2018: 15–30.
- [14] GOH T Y, BASAH S N, YAZID H, *et al.* Performance analysis of image thresholding: Otsu technique[J]. *Measurement*, 2018, 114: 298–307. doi: [10.1016/j.measurement.2017.09.052](https://doi.org/10.1016/j.measurement.2017.09.052).
- [15] LIU Lixiong, LIU Bao, HUANG Hua, *et al.* No-reference image quality assessment based on spatial and spectral entropies[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2014, 29(8): 856–863. doi: [10.1016/j.image.2014.06.006](https://doi.org/10.1016/j.image.2014.06.006).
- 王洪玉: 男, 1968年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像处理、计算机视觉.
- 程 杨: 女, 1995年生, 硕士生, 研究方向为图像处理、计算机视觉.

责任编辑: 阮 望