



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2309160

引用格式:鲁旭涛,郭亚坤,李静,等.基于改进灰狼优化算法的枪弹着靶快速定位方法[J].科学技术与工程,2025,25(3):1157-1164.

Lu Xutao, Guo Yakun, Li Jing, et al. Rapid positioning method for gunshot landing based on IGWO algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(3): 1157-1164.

# 基于改进灰狼优化算法的枪弹着靶快速定位方法

鲁旭涛<sup>1</sup>, 郭亚坤<sup>1</sup>, 李静<sup>2</sup>, 郭晓宇<sup>1</sup>

(1. 中北大学机电工程学院, 太原 030051; 2. 中北大学电气与控制工程学院, 太原 030051)

**摘要** 针对传统 CCD(charge coupled device) 交汇立靶采集的图像中, 枪弹位置提取时采用背景差分法、互相关法所存在通用性差、耗时长的问题。通过对 CCD 精度靶图像弹丸提取所存在的问题进行深入分析, 提出了基于改进灰狼算法的 CCD 精度靶图像弹丸提取方法。首先, 将子弹提取问题转化为在一定约束条件下, 寻找灰度值最小连通区域问题。其次, 建立了最小化区域灰度值模型、竖直光斑区域及低灰度区域剔除模型。然后, 采用基于维度学习的狩猎(dimensional learning-based hunting, DLH) 搜索策略的改进灰狼算法, 来跳出局部最优解, 进而提升求解性能。最后, 在参数设定相同的条件下, 采用改进的灰狼算法、灰狼算法、飞蛾扑火算法、互相关算法、背景差分法进行了对比试验。实验结果表明, 在上述方案下, 平均求解时间缩短至 12 ms。同时, 目标检测成功率达到 95%, 相较其他对比算法, 性能提升明显。

**关键词** IGWO 算法; 搜索策略; 最小化区域灰度值模型; 线阵 CCD; 着靶位置

中图分类号 TP751; 文献标志码 A

## Rapid Positioning Method for Gunshot Landing Based on IGWO Algorithm

LU Xu-tao<sup>1</sup>, GUO Ya-kun<sup>1</sup>, LI Jing<sup>2</sup>, GUO Xiao-yu<sup>1</sup>

(1. College of Mechatronics Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;  
2. College of Electrical and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**[Abstract]** The background difference method and cross-correlation method used in the extraction of the bullet position in the images collected by the traditional CCD(charge coupled device) intersection stand-up target have the problems of poor versatility and long time-consuming. By analyzing the problems existing in CCD precision target image projectile extraction, a method for CCD precision target image projectile extraction based on IGWO(improved grey wolf optimizer) algorithm was proposed. The DLH(dimensional learning-based hunting) search strategy was used to update the position of each search factor through the neighborhood. Generate candidate solutions, increase the diversity of search populations, and jump out of local optimal solutions. The bullet extraction problem was transformed into the problem of finding the minimum connected region of gray value under certain constraints. The minimization area gray value model, the vertical light spot area and the low gray area elimination model were established. Under the same parameter setting, the IGWO, GWO(grey wolf optimizer), MFO(moth-flame optimization) algorithm, cross-correlation algorithm, and background difference method were used to conduct comparative experiments. The experimental results show that the target detection success rate of the IGWO algorithm is much higher than other algorithms, reaching 95%, and the algorithm solution time is much lower than other algorithms, shortening to 12 ms.

**[Keywords]** IGWO algorithm; search strategy; minimize the regional gray value model; linear array CCD; target position

随着科技的不断进步, 现代化武器制造与兵工技术研究水平大幅提升, 越来越多的新型武器被研制成功<sup>[1]</sup>。为了适应现代化作战的精准化发展方向, 对着靶定位精度、反应速度等也有了更高层次的要求<sup>[2-3]</sup>。

事实上, 对枪弹着靶位置寻找策略的相关研究一直以来都是值得关注的问题<sup>[4]</sup>。枪弹着靶测量

一般分为接触式测量和非接触测量。传统靶面多采用纸靶或木板靶, 属于接触式测量。而随着科技的发展, 声学靶和光电靶慢慢代替了传统靶面, 由此拉开了非接触测量方法研究的帷幕<sup>[5]</sup>。在非接触式测量方法<sup>[6]</sup>中, 使用最多的是线阵 CCD(charge coupled device)精度靶<sup>[7]</sup>, 它具有精度较高、适用范围广等优点。

收稿日期: 2023-11-21 修订日期: 2024-06-08

基金项目: 山西省重点研发计划(201903D221025)

第一作者: 鲁旭涛(1980—), 男, 河南南阳人, 汉族, 博士, 副教授。研究方向: 智能算法, 嵌入式应用。E-mail: tgzymail@163.com。

投稿网址: www.stae.com.cn

目前中国关于枪弹位置的提取与确定的研究基本上采用的都是背景差分法<sup>[8]</sup>,背景差分法要求背景是均匀并保持不变的,这样通过减背景能去除背景噪声,但是线阵 CCD 实际采集的枪弹图像的背景是变化的,尤其是在连续射击中,枪弹连续通过靶面其强大的冲击力会导致背景的变化,而且采集到的图像数据量较大,直接用背景差分法提取枪弹中心会导致噪声增多影响结果的准确性且耗时较长。文献[9]提出利用线激光辅助面阵 CCD 光学成像方法来测量弹丸的位置信息。文献[10]针对线阵 CCD 输出图像处理问题上,提出一种改进式的互相关算法进行枪弹位置寻找,相比传统背景差分法,精度有所提高,耗时变低,但无法满足连发射击要求。文献[11]采用神经网络预测弹丸落点,来缩短枪弹位置寻找时间。文献[12]基于图像分割和图像处理技术,提出一种改进的偏微分方程方法对靶板图像进行分割处理。文献[13]针对胸环靶面提取,提出了一种基于图像灰度特点的有效靶面提取算法。

随着群体智能算法<sup>[14]</sup>在图像分割中的应用,将图像分割技术结合群体智能算法成为一种新型有效的改进方法。例如,文献[15]提出一种融合改进麻雀搜索算法的图像分割技术,文献[16]将改进浮游算法应用于多阈值图像分割问题。通过引入和改进群体智能算法可以有效提升图像分割的处理速度。

由于环境和光源的变化引起枪弹图像所在区域灰度值变化,致使目标提取时阈值变化,最终导致算法通用性差,耗时长。为了解决现有算法的缺陷,提出一种基于改进灰狼算法的枪弹着靶高精度定位方法,将传统的图像分割技术和群体生物结合,在解空间中搜索最优解,旨在减少定位所需的时间。这种方法不仅可以提高枪弹着靶的定位速度和精度,并为弹丸位置的测量提供了一种创新且有效的解决方案。

## 1 CCD 交汇立靶测试系统分析

CCD 交汇立靶测试系统如图 1 所示,系统采用 LED 光源与漫反射磨砂板组成的光幕系统,照射在 CCD 相机(ES-80-08K80-00-R)上形成光幕,当枪弹穿过光幕时,遮挡了部分光线,从而在线阵 CCD 相机上成像。线阵 CCD 相机接收到触发控制系统给的信号后瞬间拍照并保存数据,然后再进行目标位置信息计算。

文献[10]中线阵 CCD 相机检测到的图像如图 2 所示,其大小为 1 000 pix × 8 192 pix,鉴于枪弹具

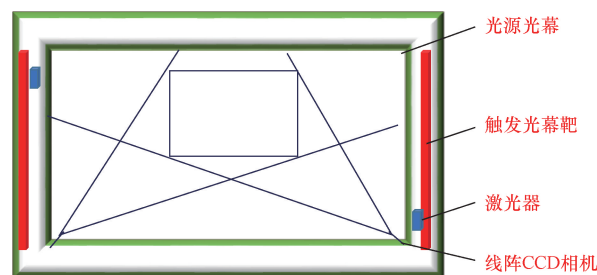


图 1 CCD 交汇立靶测试系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of CCD intersection vertical target test system

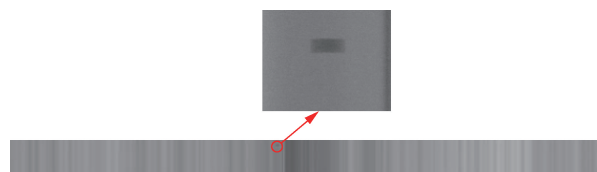


图 2 线阵 CCD 采集到的图像

Fig. 2 Images captured by line CCD

有体积小,飞行速度快的特点,大多情况下线阵 CCD 相机采集的枪弹部分占整幅图像不到 1%。

由图 2 可以看出线阵 CCD 相机检测到的图像较大且背景复杂,要在整幅图像中快速准确找到枪弹位置比较困难。

触发光幕靶放置在 CCD 交汇靶面前方一定距离  $L$  处,为 CCD 相机提供触发信号,CCD 相机扫描频率 68 kHz,系统假设  $L = 10$  cm,子弹速度  $v = 1\ 000$  m/s,子弹在图像中行数在第 7 行之后,而且根据双线阵 CCD 交汇立靶系统模型原理,过靶目标在靶面的任意位置的坐标与 CCD 图像目标所在列数相关。所以要提高定位速度首先缩小 CCD 相机图像尺寸(目前系统优化为 60 pix × 8 192 pix,为文献[8]中图像尺寸的 6%),其次采用更快速提取算法。

## 2 快速定位问题分析及模型建立

### 2.1 CCD 交汇立靶图像弹丸提取问题描述

从图 2 可以得出如下结论。

(1) 子弹像素数量在整幅图像中所占比重仅有约 1% 左右。

(2) 子弹所在区域的灰度值要比周围背景灰度值要小,且子弹所在区域灰度值连续,跳变较少。此外,子弹质心周边灰度值较低。

(3) 通常来讲 CCD/CMOS(complementary metal oxide semiconductor)相机的快门速度小于高速弹丸的运动速度,会造成残影现象。因此,可以将弹丸成像的形状看做是横向长、纵向短的类型矩形。此外,通过参照现有的 CCD 相机弹丸成像的文献,弹丸图像均为类矩形形状。

进一步对图像背景进行分析,如图3所示,由于CCD精度靶光幕补光的作用,图像中会形成竖直的光斑条纹。

由于一些条纹过于集中,在部分图像中会形成一些低灰度值的区域,如图4所示。



图3 CCD图像中竖直的光斑条纹

Fig.3 Vertical spot stripes in a CCD image



图4 CCD图像中形成的低灰度值的区域

Fig.4 Areas of low gray value formed in a CCD image

综合上述几点,可以对CCD精度靶图像弹丸提取的难点总结如下。

(1)图像像素数约为  $60 \text{ pix} \times 8192 \text{ pix}$ ,而子弹在整幅图像中所占像素数过少,对子弹进行提取困难。

(2)图像中存在着许多竖直光斑条纹及其形成的低灰度值区域,灰度值接近于子弹的灰度值,进一步增加了提取难度。

### 2.2 最小化区域灰度值模型建立

对于从整幅图像中提取子弹的问题,文献[17]提出利用裁剪画幅等手段来提升提取速度,但是这些方法会在有一定的概率将目标裁剪,从而造成提取失败。而通过整体遍历的方法来提取目标<sup>[18]</sup>,则需要耗费大量的运算时间。

在第2.1节对CCD精度靶图像弹丸提取问题分析的基础上,提出了采用仿生物集群算法的子弹提取策略。将子弹提取映射为生物集群行为,在不损失画幅的基础上,提升子弹提取的成功率及速度,具体如下。

首先,通过获取图像的灰度信息,得到大小为  $60 \times 8192$  的灰度值范围为  $0 \sim 255$  的图像灰度信息矩阵;在此基础上对灰度值进行双精度转换(便于计算),得到范围在  $0 \sim 1$  内的图像灰度信息。

然后,将子弹提取问题转化为最优化问题,即在一定约束条件下,寻找灰度值最小的一个区域。但由于图像中存在多个灰度值极小的像素点,若直

接采用群体智能算法求解,会导致算法陷入局部最优解,而无法准确提取到子弹位置。因此,根据前一节的理论分析,提出了像素连通区域搜索策略。如图5表示数量为  $(2m+1) \times (2n+1)$  的相邻像素组成连通区域,其中  $(x,y)$  表示像素连通区域内的中心像素坐标,不同颜色的色块表示像素的灰度值。

$(x-m, y+n)$	$(x-1, y+1)$	$(x, y+1)$	$(x+1, y+1)$	$(x+m, y+n)$
$(x-m, y)$	$(x-1, y)$	$(x, y)$	$(x+1, y)$	$(x+m, y)$
$(x-m, y-n)$	$(x-1, y-1)$	$(x, y-1)$	$(x+1, y-1)$	$(x+m, y-n)$

图5 相邻像素连通区域图

Fig.5 Connected area map of adjacent pixels

则建立目标函数模型为

$$\min G = \sum_{i=1}^{2n+1} \sum_{j=1}^{2m+1} g_{ij} \tag{1}$$

式(1)中: $G$ 为像素连通区灰度值之和; $i,j$ 分别表示第*i*行和第*j*列; $g_{ij}$ 表示某一像素单元内的灰度值; $m,n$ 分别表示像素连通域的横向像素数和纵向像素数。

式(1)表示,在整幅图像中,寻找一个大小为  $(2m+1) \times (2n+1)$  相邻像素组成连通区域,使得该区域内所有像素之和达到最小。

最后,整体模型用数学公式描述为

$$\left\{ \begin{array}{l} \min G = \sum_{i=\alpha_1}^{\alpha_2} \sum_{j=\beta_1}^{\beta_2} g_{ij} \\ \text{s.t. } i \in [x-n, x+n] \\ j \in [y-m, y+m] \\ \alpha_1 = x-n \\ \beta_1 = y-m \\ \alpha_2 = x+n \\ \beta_2 = y+m \\ \alpha_2 - \alpha_1 \leq L_{\max} \\ \beta_2 - \beta_1 \leq W_{\max} \\ m > n \end{array} \right. \tag{2}$$

式(2)中: $G$ 为在一个大小为  $m \times n$  的连通域内,所有像素灰度值之和; $\alpha_1, \alpha_2$ 分别为连通区域的横向(行)起始和终点坐标; $\beta_1, \beta_2$ 分别为连通区域的纵向(列)起始和终点坐标; $W_{\max}, L_{\max}$ 分别为子弹成像所占的最大宽度和高度像素数量。此外,由于子弹图像的列像素数量大于行向像素数量,因此取  $m > n$ 。

目标函数式(2)的定义为,在整幅图像中,寻找一个大小为  $m \times n$  的像素连通区域,该区域的所有像素灰度值之和最小。

### 2.3 竖直光斑区域及低灰度区域剔除模型

由第2.1节可以得出竖直光斑区域在纵向上灰度值较小,且灰度值连续;而低灰度区域则在一个范围内灰度值较小且连续。根据以上特点,本文设计如下策略来为避免求解结果落入竖直光斑区域及低灰度区域。

首先,按照式(2)在确定一个灰度值最小的连通区域后,继续沿着  $y$  轴(纵向)正负半轴逐行搜索,搜索过程如图6所示。

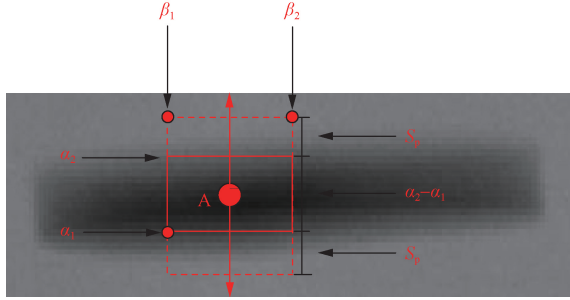


图6 子弹区域扩选图

Fig.6 Bullet area expansion map

图6中,A所在的矩形区域为算法初始搜索到的像素连通区域; $\alpha_2 - \alpha_1$ 表示连通区域的行数; $S_p$ 表示两个扩选区域,即  $S_p$ 表示向上向下搜索行数,表达式为

$$S_p = \lambda L_{\max} \quad (3)$$

式(3)中: $\lambda$ 为扩选因子(当扩选因子取值过大时,会因为超出弹丸图像尺寸,而错过弹丸位置;而取值过小时,则会增加搜索次数,造成求解过慢)。因此,通过反复试验, $\lambda$ 取值为 $[0.55, 0.7]$ 时,可以在保证精度的前提下,提升搜索速度。直至行数达到搜索边界或者发现像素突变时,停止搜索。其中,搜索边界定义为

$$\begin{cases} B_L = \alpha_1 - S_p \\ B_U < \alpha_2 + S_p \end{cases} \quad (4)$$

式(4)中: $B_U, B_L$ 分别表示扩选的上下边界。

若达到搜索边界时,两个扩选区域像素值之和小于灰度突变系数  $T$  与扩选行数  $S_p$  的乘积,则可以判定该区域为竖直光斑区域,需要剔除该区域并进行新一轮的搜索。用公式描述为

$$G = \begin{cases} \sum_{i=\alpha_2}^{\alpha_2+S_p} \sum_{j=\beta_1}^{\beta_2} g_{ij} < S_p T_U \\ \sum_{i=\alpha_1-S_p}^{\alpha_1} \sum_{j=\beta_1}^{\beta_2} g_{ij} < S_p T_L \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中: $T_U, T_L$ 分别表示上下边界的像素突变系数。像素突变系数  $T$  定义为,求像素连通区域  $A$  内上下的边界  $\alpha_1, \alpha_2$  分别向内外扩选  $l$  行后的像素灰度平均值( $l < S_p$ ),用公式表示为

$$T = \begin{cases} T_L = \frac{\sum_{i=\alpha_1-l}^{\alpha_1+l} \sum_{j=\beta_1}^{\beta_2} g_{ij}}{2l}, & \text{下界} \\ T_U = \frac{\sum_{i=\alpha_2-l}^{\alpha_2+l} \sum_{j=\beta_1}^{\beta_2} g_{ij}}{2l}, & \text{上界} \end{cases} \quad (6)$$

若在向上或者向下扩选过程中,在第  $k$  次发生了行灰度值的突变(大于像素突变系数),则可判断为该区域为弹丸区域,利用传统边缘提取算子,在该区域附近进行子弹边缘提取即可。此时向上和向下扩选的行数分别记为  $\varepsilon, \eta$ 。该过程用数学模型表示为

$$G = \begin{cases} \sum_{i=\varepsilon}^{\alpha_1} \sum_{j=\beta_1}^{\beta_2} g_{ij} \geq k T_L \\ \sum_{i=\alpha_2}^{\eta} \sum_{j=\beta_1}^{\beta_2} g_{ij} \geq k T_U \\ \eta \in [\alpha_2 + S_p] \\ \varepsilon \in [\alpha_1 - S_p] \\ k \in [\alpha_1 - \varepsilon, \eta - \alpha_2] \end{cases} \quad (7)$$

## 3 算法设计

### 3.1 算法陈述

灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO),是一种基于群体的自然启发式优化算法<sup>[19]</sup>,用于解决具有连续搜索空间的复杂问题<sup>[20]</sup>,非常适用于图像提取问题。在GWO算法数学建模中<sup>[21]</sup>,每只灰狼代表种群中1个可行解,将最优解视为  $\alpha$ ,第二、第三个最佳候选解视分别为  $\beta$  和  $\delta$ ,其余的候选解视为  $\omega$ 。

在GWO算法中,搜索(优化)由  $\alpha, \beta$  和  $\delta$  引导,  $\omega$  狼跟随这三只狼。灰狼群体向目标灰狼移动,包围猎物。表达式为

$$D = |CX_p(t) - X(t)| \quad (8)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - AD \quad (9)$$

式中: $D$ 为灰狼与其他个体间的距离; $t$ 为当前迭代次数; $A$ 和  $C$ 为系数向量; $X_p$ 为猎物位置向量; $X$ 为灰狼位置向量。

当灰狼识别出猎物后,狼群在  $\alpha, \beta$  和  $\delta$  带领下跟踪猎物,跟踪公式为

$$\begin{aligned} D_\alpha &= |C_1 X_\alpha - X| \\ D_\beta &= |C_2 X_\beta - X| \\ D_\delta &= |C_3 X_\delta - X| \end{aligned} \quad (10)$$

式(10)中:  $D_\alpha$ 、 $D_\beta$ 、 $D_\delta$  为  $\alpha$ 、 $\beta$  和  $\delta$  与其他个体之间的距离;  $X_\alpha$ 、 $X_\beta$ 、 $X_\delta$  为  $\alpha$ 、 $\beta$  和  $\delta$  当前的位置;  $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$  为随机向量;  $X$  为当前灰狼位置。

定义狼群  $\omega$  个体朝  $\alpha$ 、 $\beta$  和  $\delta$  移动,以及  $\omega$  的最终位置为

$$\begin{cases} X_1 = X_\alpha - A_1 D_\alpha \\ X_2 = X_\beta - A_2 D_\beta \\ X_3 = X_\delta - A_3 D_\delta \end{cases} \quad (11)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (12)$$

在 GWO 搜索过程中,  $\alpha$ 、 $\beta$  和  $\delta$  不断引导  $\omega$  个体向搜索空间相对最优解过程中,会导致种群多样性减小,导致陷入局部最优解,为了克服这一问题,提出了如下搜索策略。

### 3.2 算法优化

为了缓解群体多样性不足、开发和探索之间的不平衡以及 GWO 算法的过早收敛,提出基于维度学习的狩猎 (dimensional learning-based hunting, DLH) 搜索策略。DLH 为每个搜索因子构建一个邻域,搜索因子之间可以共享相邻信息,DLH 搜索策略中使用的维度学习可以增强局部搜索和全局搜索之间的平衡,并保持群体多样性。

在第 2 节的理论基础上,以像素连通区域内的所有灰度值之和为权重,确定相对最优权重  $\alpha$ 、 $\beta$  和  $\delta$ ,引导群体进行搜寻,最终在种群达到权重最小值处完成寻优。

在新的算法模型中,首先将  $N$  只灰狼在给定范围  $[l_j, u_j]$  内随机分布在解空间中,即

$$\begin{aligned} X_{ij} &= l_j + \text{rand}_j[0,1](u_j - l_j), \\ i &\in [1, N], j \in [1, D] \end{aligned} \quad (13)$$

式(13)中:  $D$  为问题的维数,将整个狼群存储在一个矩阵中。在 DLH 搜索策略中,狼群的位置不再由头狼确定,第  $i$  只狼  $X_i(t)$  的新位置由其相邻的个体和群体中随机挑选出的个体位置决定,并且生成另一个候选解  $X_{i\text{-DLH},d}(t+1)$ 。首先,通过计算  $X_i(t)$  与之间的  $X_{i\text{-DLH},d}(t+1)$  欧几里得距离,公式为

$$R_i(t) = \|X_i(t) - X_{i\text{-GWO}}(t+1)\| \quad (14)$$

然后,通过构造  $X_i(t)$  的领域,并进行多邻域学习。相关公式为

$$\begin{aligned} N_i(t) &= \{X_j(t) \mid \rho_i[X_i(t), X_j(t)] \leq R_i(t), \\ &X_j(t) \in P_{\text{op}}\} \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} X_{i\text{-DLH},d}(t+1) &= X_{i,d}(t) + \\ &\text{rand}[X_{n,d}(t) - X_{r,d}(t)] \end{aligned} \quad (16)$$

最后,比较两个候选者的位置  $X_{i\text{-DLH},d}(t+1)$ 、 $X_i(t)$  的权重来确定最优候选者,直到达到预定的迭代次数为止。公式为

$$X_i(t+1) = \begin{cases} X_{i\text{-GWO}}(t+1), & f(X_{i\text{-GWO}}) < f(X_{i\text{-DLH}}) \\ X_{i\text{-DLH}}(t+1), & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

基于维度学习的狩猎 (DLH) 搜索策略的 IGWO 算法流程图如图 7 所示。

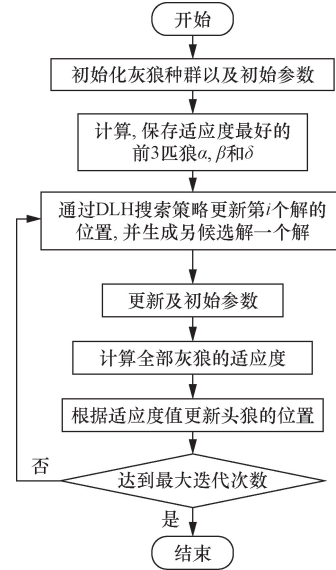


图7 IGWO 算法流程图

Fig. 7 IGWO algorithm flow chart

## 4 实弹实验分析

将 10 发枪弹连发射击试验采集到的 20 幅图像,采用改进的灰狼优化 (improved grey wolf optimizer, IGWO) 算法进行实验,并在参数设定相同的条件下,与 GWO 和飞蛾扑火优化 (moth-flame optimization, MFO) 算法、互相关算法、背景差分法进行了对比试验,以验证算法的可靠性及相关性能。

### 4.1 参数设定

#### 4.1.1 横纵像素数量确定

若  $m$ 、 $n$  的值取过小,则连通区域变小,算法容易陷入局部最优;若  $m$ 、 $n$  的取值过大,连通区域变大则算法收敛速度慢,求解耗时增加。为保证算法的性能,通过实验,对  $m$ 、 $n$  的值进行确定,具体步骤如下:

(1) 子弹数据统计,选取 20 幅 CCD 相机图像,采用遍历的方式结合人工确定 20 幅图像内子弹的像素大小。

(2) 确定 20 幅图像内子弹像素的最大值  $W_{\text{max}}$ 、 $L_{\text{max}}$ 。

(3) 将  $W_{\text{max}}$ 、 $L_{\text{max}}$  分别代替  $m$ 、 $n$  代入式(2),并

逐级递减,利用 IGWO 算法进行求解,得到如图 8 所示耗时结果。

从图 8 可以看出在像素数越少,检测速度越快,且  $n, m$  取值为  $60 \times 256$  以内时,求解时间分布在 12 ms 以内。

进一步利用 5 幅不同的图像检测像素大小  $60 \times 256$  以内时的检测成果率,结果如图 9 所示。

从图 9 可以看出,在  $m, n$  取值分别为 103, 21 时,5 幅图像的检测成功率达到 100%,故  $m, n$  的值初步确定为 103, 21。

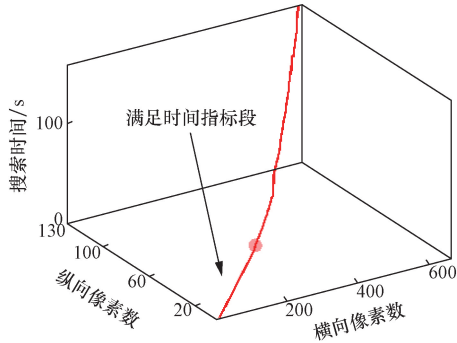


图 8 横纵像素检测图

Fig. 8 Horizontal and vertical pixel detection map

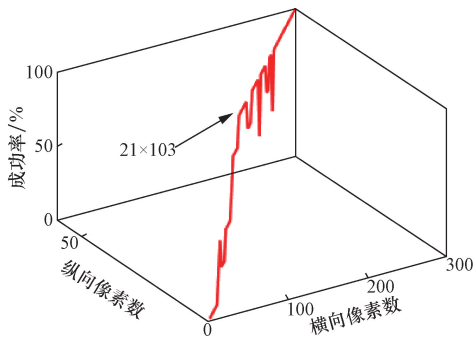


图 9 横纵像素检测图

Fig. 9 Horizontal and vertical pixel detection map

#### 4.1.2 其他参数设定

实验涉及的其他参数含义及取值如表 1 所示。

表 1 实验参数设定表

Table 1 Experimental parameter setting table

名称	符号	取值及单位
横向像素数	$m$	103 pix
纵向像素数	$n$	21 pix
边缘连续选取行数	$l$	5 行
扩选因子	$\lambda$	0.6
子弹最大像素宽度	$W_{\max}$	50 pix
子弹最大像素高度	$L_{\max}$	30 pix
连续搜索次数	$k$	3 次
最大迭代次数	$I_{\max}$	50 次
种群数量	$N$	30 个
搜索上界限	$B_U$	[60, 8 192]
搜索下界限	$B_L$	[1, 1]

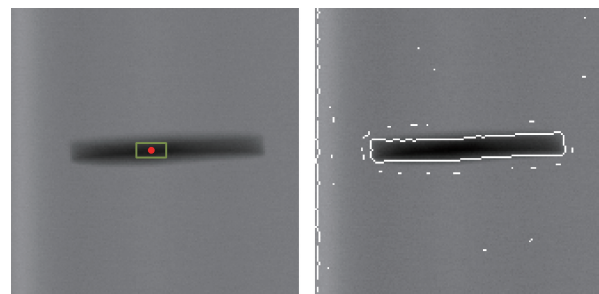
#### 4.2 实验结果

实验结果如图 10 ~ 图 12 所示。

综合图 10 ~ 图 12 可以看出,三种算法均可以检测到子弹位置,并将子弹区域切除出来,但子弹区域与最小灰度像素连通域的相对位置有所不同。

由图 13 可以看出:GWO 算法在第 40 次迭代后达到最优值,最终的灰度值结果为 0.121 57;采用 MFO 算法求解时,迭代次数为 38 次,求解的灰度值为 0.101 96;而采用 IGWO 算法求解时,迭代次数在第 25 次就开始收敛,且灰度值结果为 0.101 96,可以看出,改进后的算法收敛速度加快,且求解准确性得到提升。

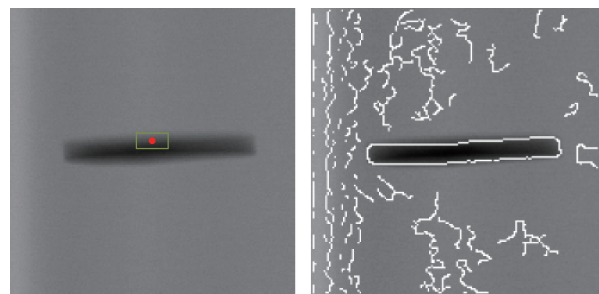
通过表 2、表 3 可以看出,采用 IGWO 算法求解方法相比于其他四种方法,在求解成功率和求解时



(a) 最小灰度像素连通域 (b) 子弹边缘提取结果

图 10 IGWO 算法处理图像结果图

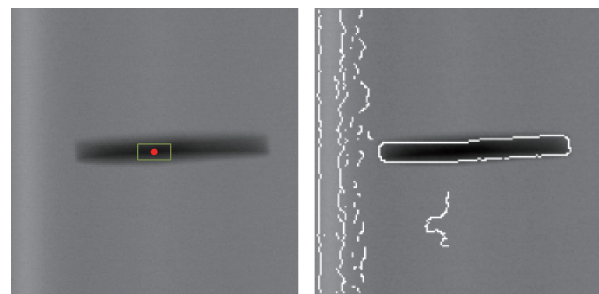
Fig. 10 IGWO algorithm processing image result graph



(a) 最小灰度像素连通域 (b) 子弹边缘提取结果

图 11 GWO 算法处理图像结果图

Fig. 11 GWO algorithm processing image result graph



(a) 最小灰度像素连通域 (b) 子弹边缘提取结果

图 12 MFO 算法处理图像结果图

Fig. 12 MFO algorithm processing image result graph

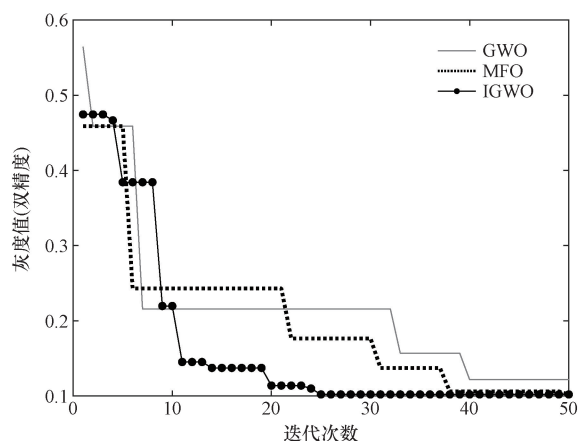


图 13 不同算法收敛情况对比

Fig. 13 Comparison of convergence of different algorithms

表 2 20 次实验目标检测成功率

Table 2 The success rate of target detection in 20 experiments

算法	IGWO	GWO	MFO	背景差分法	互相关算法
成功次数	19	15	18	12	15
成功率/%	95	75	90	60	75

表 3 20 次实验平均求解时间

Table 3 Average solution time for 20 experiments

算法	IGWO	GWO	MFO	背景差分法	互相关算法
求解时间/ms	12	20	17	399	31

间上都有明显提升,由此可见求解算法及模型的可行性及有效性。

## 5 结论

针对传统背景差分法、互相关算法,在搜寻枪弹着靶位置信息中所存在的精度低、响应慢的搜寻问题,提出一种高精度快速定位方法。首先,根据双线阵 CCD 交汇立靶系统模型原理,缩小 CCD 相机图像尺寸;其次,建立最小化区域灰度值模型、竖直光斑区域及低灰度区域剔除模型;然后,获取连通区域灰度值信息,将子弹提取问题转化为在一定约束条件下的灰度值最小区域的搜寻问题。最后,经过实验验证,该方法测得的目标检测成功率高达 95%,平均求解时间缩短至 12 ms,有效解决了实时枪弹着靶定位的问题。

## 参 考 文 献

[1] 王玉龙, 张亚辉, 卢小汐, 等. 线阵 CCD 低仰角测试弹着点适应性分析[J]. 弹箭与制导学报, 2020, 40(3): 5-8, 12.  
Wang Yulong, Zhang Yahui, Lu Xiaoxi, et al. Adaptability analysis of impact point of linear array CCD in low elevation angle test [J]. Journal of Rocket and Guidance, 2020, 40(3): 5-8, 12.

[2] 李亚玲. LED 大靶面立靶坐标与速度测试系统研究[D]. 太原: 中北大学, 2019.  
Li Yaling. Research on the coordinate and speed test system of LED large target surface [D]. Taiyuan: North University of China, 2019.

[3] 任钰. 基于双线阵图像分析的多目标着靶坐标测试[D]. 西安: 西安工业大学, 2019.  
Ren Yu. Multi-target landing coordinate test based on dual linear array image analysis[D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2019.

[4] 孟炳全. 室内大靶面精度靶图像触发技术研究[D]. 西安: 西安工业大学, 2019.  
Meng Bingquan. Research on image triggering technology of indoor large target surface precision target[D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2019.

[5] 高丰佳, 董涛, 陈丁, 等. 三角阵列光电探测的双弹丸识别方法[J]. 兵器装备工程学报, 2019, 40(11): 188-192.  
Gao Fengjia, Dong Tao, Chen Ding, et al. A double projectile identification method based on triangular array photoelectric detection [J]. Ordnance Equipment Engineering Journal, 2019, 40(11): 188-192.

[6] 徐成强, 王营博, 曹杰, 等. 基于线阵 CCD 像素数提取的高速运动目标形变测量方法研究[J]. 应用光学, 2019, 40(6): 1097-1102.  
Xu Chengqiang, Wang Yingbo, Cao Jie, et al. Research on deformation measurement method of high-speed moving target based on linear CCD pixel number extraction[J]. Applied Optics, 2019, 40(6): 1097-1102.

[7] 王海亮, 陈登旭, 刘吉, 等. 基于单目视觉的矩形靶面弹着点测量[J]. 应用光学, 2021, 42(1): 131-136.  
Wang Hailiang, Chen Dengxu, Liu Ji, et al. Measurement of impact point of rectangular target surface based on monocular vision [J]. Applied Optics, 2021, 42(1): 131-136.

[8] 王太军, 杨斌, 周超, 等. 自动报靶系统弹着点识别技术研究[J]. 通信与信息技术, 2021(4): 62-68.  
Wang Taijun, Yang Bin, Zhou Chao, et al. Research on impact point recognition technology of automatic target reporting system [J]. Communication and Information Technology, 2021(4): 62-68.

[9] 魏飞, 李翰山, 张晓倩. 线激光辅助面阵 CCD 光学成像弹丸位置解算模型[J]. 激光与红外, 2022, 52(2): 176-181.  
Wei Fei, Li Hanshan, Zhang Xiaoqian. A model for calculating the position of a projectile in linear laser-assisted planar CCD optical imaging [J]. Laser & Infrared, 2022, 52(2): 176-181.

[10] 杨博宇, 姚爱琴, 孙运强, 等. 基于线阵 CCD 枪弹位置图像处理的方法研究[J]. 火炮发射与控制学报, 2016, 37(4): 20-24.  
Yang Boyu, Yao Aiqin, Sun Yunqiang, et al. Research on image processing method based on linear CCD bullet position [J]. Journal of Artillery Launch and Control, 2016, 37(4): 20-24.

[11] Wang S, Wang L, Jian F. Projectile impact point prediction based on genetic algorithm BP neural network [C]//Journal of Physics: Conference Series. Bristol: IOP Publishing, 2019: 052065.

[12] 杜红棉, 葛竹, 孟晓山. 基于图像分割的效应靶自动报靶系统[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(7): 191-196.  
Du Hongmian, Ge Zhu, Meng Xiaoshan. Automatic scoring system of effect target based on image segmentation [J]. Science

- Technology and Engineering, 2018, 18(7): 191-196.
- [13] 尹乾, 廖强. 基于胸环靶图像灰度特点的有效靶面提取算法[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(22): 260-264.  
Yin Qian, Liao Qiang. Effective target surface extraction algorithm based on gray-scale characteristics of chest ring target image [J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(22): 260-264.
- [14] 史春天, 曾艳阳, 侯守明. 群体智能算法在图像分割中的应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(8): 36-47.  
Shi Chuntian, Zeng Yanyang, Hou Shouming. A review of the application of swarm intelligence algorithm in image segmentation [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(8): 36-47.
- [15] 贺航, 马小晶, 王宏伟, 等. 基于改进麻雀搜索算法的森林火灾图像多阈值分割[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(26): 11263-11270.  
He Hang, Ma Xiaojing, Wang Hongwei, et al. Multi-threshold segmentation of forest fire image based on improved sparrow search algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(26): 11263-11270.
- [16] 贺航, 许连杰, 李高源, 等. 基于改进蜉蝣算法优化多阈值图像分割[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(12): 5059-5068.  
He Hang, Xu Lianjie, Li Gaoyuan, et al. Optimization of multi-threshold image segmentation based on improved Mayfly algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(12): 5059-5068.
- [17] 吴亮, 杜灵彬, 汤显峰. 基于改进蝴蝶优化算法的多阈值图像分割[J]. 中国科技论文, 2021, 16(11): 1174-1180.  
Wu Liang, Du Lingbin, Tang Xianfeng. Multi-threshold image segmentation based on improved butterfly optimization algorithm [J]. Chinese Science and Technology Papers, 2021, 16(11): 1174-1180.
- [18] 刘国伟, 何锦雄, 杨永. 基于图像识别与智能算法的绝缘子故障检测方法研究[J]. 电瓷避雷器, 2021(4): 191-195, 202.  
Liu Guowei, He Jinxiong, Yang Yong. Research on insulator fault detection method based on image recognition and intelligent algorithm [J]. Electric Porcelain Arrester, 2021(4): 191-195, 202.
- [19] Zhang X, Ming Z. An improved GWO based on mutation operator and elimination recombination mechanism and its application (English) [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017, 18(11): 1705-1722.
- [20] Renita D B, Christopher C S. Novel real time content based medical image retrieval scheme with GWO-SVM [J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(23): 17227-17243.
- [21] Mondal S K, Chatterjee A, Tudu B. Dct coefficients weighting (DCTCW)-based gray wolf optimization (gwo) for brightness preserving image contrast enhancement [J]. International Journal of Image and Graphics, 2023, 23(2): 2350018.