

## 红外激光主动成像和识别

赵建川<sup>1</sup>, 王弟男<sup>2</sup>, 陈长青<sup>2</sup>, 郭劲<sup>2\*</sup>

(1. 海军驻长春地区航空军事代表室, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所

激光与物质相互作用国家重点实验室, 吉林 长春 130033)

**摘要:**在传统激光主动成像系统的基础上,结合目标识别技术搭建了一台激光主动成像识别系统实验平台,研究了激光主动成像后的目标识别技术。由7个不变Hu矩构成特征量,用由136个权值系数构成BP神经网络算法对黑夜条件下450 m处的运动目标—43式冲锋模具枪进行了实验研究。研究显示,采用该方法成功获得了清晰的红外激光主动成像效果,对2 740 frame激光主动成像图像的统计目标识别率达到了68.87%,其中旋转变换下的统计识别率可达80.05%。该项研究对实际黑夜暗小目标的探测识别具有重要意义。

**关键词:**激光主动成像;红外成像;目标识别;成像距离模型;Hu矩特征量;BP神经网络  
**中图分类号:**TN249; TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/CO.20130605.0795

## Infrared laser active imaging and recognition technology

ZHAO Jian-chuan<sup>1</sup>, WANG Di-nan<sup>2</sup>, CHEN Chang-qing<sup>2</sup>, GUO Jin<sup>2\*</sup>

(1. Aviation Commissary of Navy in Changchun, Changchun 130033, China;

2. State Key Laboratory of Laser Interaction with Matter, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

\* Corresponding author, E-mail: guojin1964@126.com

**Abstract:** An experiment platform for laser active imaging and target recognition was built combining a laser active image system and the target recognition technology, and the target recognition after laser active imaging was mainly researched. The feature vector was comprised of seven invariant Hu moments. The BP neural network algorithm comprised of 136 weight coefficients was used to study the moving target, a 43 submachine gun model at 450 m from the experiment platform at night, and excellent experiment results were obtained. It shows clear imaging effects by 68.87% of target recognition statistic probability in 2 740 frames of laser active imaging, and the probability of rotation transformation reaches 80.05%. These researches are significant to the detection and recognition of little targets at night.

**Key words:** laser active imaging; infrared imaging; target recognition; imaging distance model; Hu moment feature vector; BP neural network

## 1 引言

激光主动成像技术<sup>[1-6]</sup>在近些年发展迅速,不仅能够克服传统被动成像系统许多缺点,还可以在夜间条件下探测暗弱背景目标,具有成像清晰、对比度高、抗外界杂光干扰影响等优点。由于导弹、无人机等平台上携带的光电探测器存在的“猫眼效应”会增强激光主动探测成像系统的接收光强,从而会增大系统的作用距离和信噪比,故在军事侦察中具有重要的应用价值<sup>[6]</sup>。

然而在光电跟踪系统中要想对运动目标进行实时跟踪,仅获取目标成像是不够的,还需进行目标识别、目标形心提取等后续处理,因此在可见光和红外被动成像跟踪领域中,在获取成像目标的基础上,准确识别目标是进行目标实时跟踪的先决条件。虽然,自动目标识别(ATR)技术在光电跟踪经纬仪、红外成像制导等设备中已得到广泛应用,但是这种跟踪方式是被动成像跟踪,在夜间暗小目标探测跟踪领域应用有限,而这部分空白可通过激光主动成像识别系统来实现。

目前国内激光主动成像系统基本停留在成像结果获取或后续简单处理上,几乎很少继续进行目标识别研究,限制了该系统的应用。目标识别技术在情报侦察、敌我识别和精确制导武器等领域中具有重要军事应用<sup>[7]</sup>。为了研制这种新型的激光主动成像自动目标识别系统,有必要开展针对激光照明光斑区域的目标识别技术研究。

为此,本文在传统激光主动成像系统的基础上结合目标识别技术,搭建了一台激光主动成像识别系统实验平台。激光主动成像识别技术主要包括激光主动成像和目标识别两项关键技术,由于前者已经很成熟,本文主要研究了激光主动成像后的目标识别技术。鉴于Hu不变矩特征和BP神经网络算法的特点,利用基于Hu矩特征的BP神经网络算法对预处理和图像分割后的结果进行了分类识别,并对运动目标的识别率做了统计,获得了较好的识别效果,对黑夜暗小目标的探测识别具有重要意义,并为激光主动成像识别系统设备研制做了实验准备。

## 2 激光主动成像识别系统组成、工作原理及成像距离分析

### 2.1 系统组成

红外激光主动成像识别系统如图1所示,其中左上角为激光发射系统,选用LU0793T030近红外光纤耦合半导体激光器,右上角为成像接收系统,选用Falcon HG 1M120CMOS相机,中间为控制转台,选用YS3081两轴承载转台,电脑上显示的自制操作界面如图2所示。其中激光器、相机、发射系统、接收系统和两轴转台构成激光主动成像系统,操作控制界面主要完成目标识别功能及调整控制部分激光器参数、相机功能和转台运转方式。各组成单元主要性能参数如表1所示。



图1 两轴转台操作控制界面

Fig. 1 Laser active imaging and recognition system

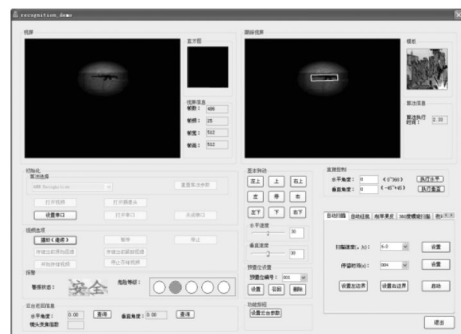


图2 操作控制界面示意图

Fig. 2 Operation and control interface

表 1 激光主动成像识别系统组成单元主要参数或性能

Tab.1 Main parameters or performance of component units for laser active imaging and recognition system

组成单元	主要参数或性能
LU0793T030 光纤耦合半导体激光器	功率:3 W,波长:793 nm,发散角:5 mrad
Falcon HG 1M120CMOS 相机	外形:44 mm×44 mm×44 mm,像元尺寸:7.4 μm, 帧率:120 fps@1M,像素个数:1 024×1 024
YS3081 两轴承载转台	外形:341 mm×206 mm×390 mm,重量:20 kg 方位:0~360°,俯仰:-45~45°
激光发射系统	扩束系统结构将激光发散角降低到 4 mrad
成像接收系统	接收望远镜结构
工控机操作控制界面	视频显示模块、识别算法选择模块、相机控制模块、 转台控制模块、报警评估模块

2.2 工作原理

激光主动成像识别系统工作原理框架如图 3 所示,其工作过程为:激光器经发射系统发射红外激光照射目标区域,目标经漫反射后返回部分激光被接收光学系统收集,经相机获得图像信息,然后利用工控机对图像数据进行实时处理,一方面对成像结果进行目标识别,另一方面获得目标运动信息以驱动两轴转台进行扫描跟踪。采用开环控制可进行大面积扫描,采用闭环控制可实现对目标的实时跟踪。

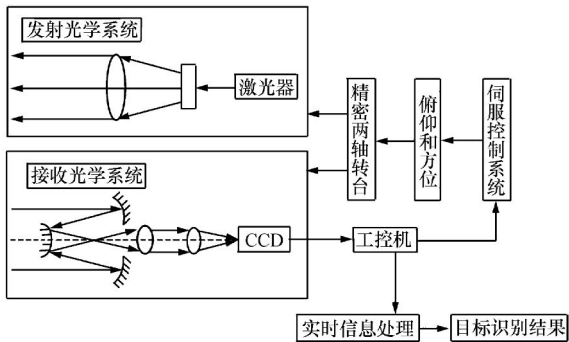


图 3 激光主动成像识别系统工作原理框架

Fig.3 Frame diagram of working principle of laser active imaging and recognition system

2.3 成像距离模型分析

根据激光主动成像模型<sup>[4-5]</sup>,假定照射光束具有均匀的强度分布,输出功率为  $P$ ,激光发散角为  $\theta$ ,传播距离  $L$  时,辐照度  $I$  可表示为:

$$I = \frac{P\varepsilon}{\theta^2 L^2}, \quad (1)$$

式中: $\varepsilon$  表示激光发射系统透过率,根据前面大气

吸收和散射模型可知,照射到目标的辐照度  $I_s$  可表示为:

$$I_s = IT_\alpha, \quad (2)$$

式中, $T_\alpha$  为大气透过率,表达式为:

$$T_\alpha(L) = \exp\left(-\int_0^L \beta(l) dl\right). \quad (3)$$

为了简化模型,可得:

$$T_\alpha = \exp(-\beta L), \quad (4)$$

式中, $\beta$  为大气衰减系数。

目标的反射辐照度  $I_r$  可表示为:

$$I_r = I\rho CK, \quad (5)$$

式中: $\rho$  为目标反射率, $C$  为目标对比度, $K$  为反射光与入射光比率系数。

相机焦平面的入射辐照度  $I_i$  可表示为:

$$I_i = \frac{I_r T_\alpha \eta A}{f^2} = \frac{\pi D^2 I_r T_\alpha \eta}{4f^2} = \frac{\pi \rho CK T_\alpha^2 \eta P \varepsilon}{4F^2 \theta^2 L^2}, \quad (6)$$

式中: $\eta$  为接收系统透过率, $F = f/D$ , $f$  为焦距, $D$  为入瞳尺寸, $A = \pi D^2/4$  为入瞳面积。

由此可得成像距离为:

$$L = \sqrt{\frac{\pi \rho CK T_\alpha^2 \eta P \varepsilon}{4\theta^2 F^2 I_i}}. \quad (7)$$

相机性能可由它的噪声等效照度  $NEI$  表示,则图像的信噪比可定义为:

$$SNR = \frac{MTF_s \times I_i}{NEI}, \quad (8)$$

$$NEI = \frac{NEP}{A_d}, \quad (9)$$

式中, $MTF_s$  表示整个系统的调制传递函数, $NEI$

表示当  $SNR = 1$  时与  $I_i$  对应的噪声等效照度,  $NEP$  表示噪声等效照度, 表征探测器的噪声电平和探测器对微弱光信号的探测能力, 其值越小, 表示探测器的探测灵敏度越高, 通常光电探测器的  $NEP$  为  $10^{-10} \sim 10^{-16}$  量级,  $A_d$  表示探测器靶面积。

根据以上分析可得到激光主动成像距离估算公式为:

$$L = \sqrt{\frac{\pi \rho C K T_\alpha^2 \eta_0 P \varepsilon \times MTF_s \times A_d}{4 \theta^2 F^2 \times SNR \times NEP}} \quad (10)$$

若采用像元尺寸为  $7.4 \mu\text{m}$  的  $1024 \times 1024$  的相机,  $NEP = 10^{-11} \text{ W}$ ,  $\rho = 0.4$ ,  $C = 0.4$ ,  $K = 0.4$ ,  $T_\alpha = 0.6$ ,  $\varepsilon = 0.9$ ,  $\eta = 0.9$  和  $F = 4.5$ ,  $P = 3 \text{ W}$ ,  $\theta = 4 \text{ mrad}$ ,  $L = 500 \text{ m}$ ,  $MTF_s = 0.75$ ,  $SNR = 100$  (40 dB), 将其带入上式估算得:

$$L = \sqrt{\frac{3.14 \times 0.4 \times 0.4 \times 0.4 \times 0.6^2 \times 0.9}{4 \times 0.004^2 \times 4.5^2}} = \sqrt{\frac{3 \times 0.9 \times 0.75 \times (1024 \times 7.4 \times 10^{-6})^2}{10^{-4} \times 100 \times 10^{-11}}} \approx 2.42 \times 10^3 \text{ m} \quad (11)$$

从上面分析可看出, 在一定条件下, 通过增大激光功率  $P$  和减小激光发散角  $\theta$  来增大成像距离, 对激光主动成像系统设计具有指导作用。

### 3 基于 Hu 矩特征的 BP 神经网络算法

Hu 矩<sup>[8,9]</sup> 具有算法简单、易于硬件实现等特点, 可反映物体灰度相对于质心的统计分布情况, 具有旋转、平移、尺度缩放不变性。可选择常用的 7 个 Hu 矩特征来表征目标特性。关于 7 个不变 Hu 矩的数学描述不再详述, 这里主要介绍所采用的 BP 神经网络算法<sup>[10-14]</sup>。

BP 神经网络算法<sup>[10]</sup> 是一种具有非线性连续转移函数的多层前馈网络, 包括信号的正向传播和误差的反向传播两个过程, 各层权值在这两个过程中反复地进行自适应调整, 因此 BP 网络的学习训练过程也是一种权值不断调整的过程, 当网络输出的误差减小到设定的预期值时, 结束训练过程。通常 BP 神经网络算法的训练过程为: 输入正向传播输出—误差逆向传播—记忆训练—学习收敛。

本实验选择双隐含层网络结构<sup>[11-12]</sup>, 由于每组输入 7 个 Hu 矩特征值, 输出 1 个训练值, 根据确定 BP 神经网络神经元节点的经验, 选择第一隐含层和第二隐含层的神经元节点数分别为 10 和 6, 由此确定的 BP 神经网络结构如图 4 所示。

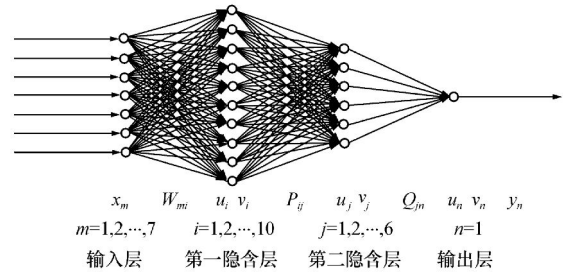


图 4 BP 神经网络算法的双隐含层网络结构

Fig. 4 Double hidden layer structure of BP neural network algorithm

图 4 中输入层、第一隐含层、第二隐含层和输出层的任意神经元节点分别用  $m, i, j$  和  $n$  表示, 输入层与第一隐含层、第一隐含层与第二隐含层、第二隐含层与输出层之间的权值系数分别用  $W_{mi}, P_{ij}, Q_{jn}$  表示, 输入层神经元节点的输入用  $x_m$  表示, 隐含层和输出层神经元节点的输入用  $u$  表示, 激励输出用  $v$  表示, 如  $u_i$  和  $v_i$  分别表示第一隐含层第  $i$  个神经元的输入和激励输出。设目标训练样本集为  $X[X_1, X_2, \dots, X_k, \dots, X_s]$ , 任意训练样本为  $X_k[x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{km}, \dots, x_{k7}]$ , 其经过正向传播输出对应的实际输出为  $Y_k[y_{k1}]$ , 而期望输出为  $D_k[d_{k1}]$ , 设  $t$  为迭代次数。下面对 BP 神经网络算法的学习过程进行剖析。

(1) 正向传播输出: 从输入层到隐含层至输出层的逐层传播。

统一用  $R_{hl}(t)$  表示修正权值系数  $W_{mi}(t), P_{ij}(t)$  和  $Q_{jn}(t)$ , 对输入任意训练样本  $X_k[x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{km}, \dots, x_{k7}]$ , 分别得到对应层的神经元节点的输入  $u$  和输出值  $v$  为:

$$u_h(t) = \sum_{l=1}^L R_{hl}(t) v_l(t)$$

$$v_{l+1}(t) = f(u_h(t)) = \frac{1}{1 + \exp(-u_h(t))} \quad (12)$$

$$l = 1, 2, \dots, L, h = 1, 2, \dots, H$$

$$L \in [7, 10, 6], H \in [10, 6, 1]$$

$$y_{kn}(t) = v_n(t) = f(u_j(t)), \quad (13)$$

式中:当  $R_{hl}(t) = W_{mi}(t)$  时,  $v_l(t) = x_m(t), u_h(t) = u_i(t)$ 。

由此得到输出层第  $n$  个神经元节点的误差信号  $e_{kn}(t)$  为:

$$e_{kn}(t) = d_{kn}(t) - y_{kn}(t). \quad (14)$$

定义输出神经元的误差能量为  $e_{kn}^2(t)$ , 则输出层神经元的误差能量总和  $E_k(t)$  为:

$$E_k(t) = \sum_{n=1}^1 e_{kn}^2(t). \quad (15)$$

反响误差逆传播:输出层经隐含层反响传播至输入层逐层修正连接权。

下面依次计算双隐含层网络结构中各相邻层之间的权值修正量  $\Delta R_{hl}(t)$ 。

权值修正量  $\Delta R_{hl}(t)$  与误差能量  $E(t)$  对权值  $R_{hl}(t)$  的偏微分成正比, 可表示为:

$$\Delta R_{hl}(t) = -\eta \frac{\partial E(t)}{\partial R_{hl}(t)}, \quad (16)$$

$$\frac{\partial E(t)}{\partial R_{hl}(t)} = \frac{\partial E(t)}{\partial e_{kn}(t)} \frac{\partial e_{kn}(t)}{\partial y_{kn}(t)} \frac{\partial y_{kn}(t)}{\partial u_n(t)} \dots \frac{\partial u_l(t)}{\partial R_{hl}(t)}, \quad (17)$$

式中,  $\eta$  表示学习步长, 结合前面定义依次可推导出得到各相邻层之间的权值修正量  $\Delta Q_{jn}(t)$ 、 $\Delta P_{ij}(t)$ 、 $\Delta W_{mi}(t)$  为:

$$\Delta Q_{jn}(t) = 2\eta y_{kn}(t) (1 - y_{kn}(t)) \times (d_{kn}(t) - y_{kn}(t)) v_j(t), \quad (18)$$

$$\Delta P_{ij}(t) = 2\eta \sum_{n=1}^1 y_{kn}(t) (1 - y_{kn}(t)) \times (d_{kn}(t) - y_{kn}(t)) Q_{jn}(t) \times v_j(t) (1 - v_j(t)) v_i(t), \quad (19)$$

$$\Delta W_{mi}(t) = 2\eta \sum_{j=1}^6 \sum_{n=1}^1 y_{kn}(t) (1 - y_{kn}(t)) \times (d_{kn}(t) - y_{kn}(t)) Q_{jn}(t) \times v_j(t) (1 - v_j(t)) W_{mi}(t) \times v_i(t) (1 - v_i(t)) x_{km}(t). \quad (20)$$

为了充分利用上次权值修正量计算结果, 引入惯性影响系数  $\alpha$ , 则得到改进的修正权值修正量  $\Delta R_{hl}(t)_c$  为:

$$\Delta R_{hl}(t)_c = \Delta R_{hl}(t) + \alpha \Delta R_{hl}(t - 1). \quad (21)$$

由此得到下一次迭代时新的修正权值  $R_{hl}(t$

+1) 为:

$$R_{hl}(t + 1) = R_{hl}(t) + \Delta R_{hl}(t)_c. \quad (22)$$

(2) 记忆训练: 正向传播和反向传播反复交替进行。

开始时, 先提供一个预定的模式给输入层, 经正向传播得到与输入相对应的输出网络响应。为了逐渐减小实际输出与希望输出之间的误差, 采用误差逆向传播方式逐层修正各连接权。随着这种正向顺序传播与输出误差逆传播训练的不断进行, 网络的输出误差趋于极小值, 网络对输入模式响应的正确率也不断提高。

(3) 学习收敛: 使网路趋向收敛。

若实际输出与希望输出之间的误差达到预定值, 便可以结束整个学习过程, 否则仍需进行循环学习训练。

## 4 实验流程及实验结果

### 4.1 实验流程

利用激光主动成像识别系统对远处目标进行成像识别, 需经历很多流程, 具体来说可按下面步骤进行:

(1) 连接仪器设备, 进行实验光路对准调整, 以确保所照光斑在相机的视场视轴中心, 为获得目标成像结果做准备;

(2) 选择目标位置, 本实验在夜间条件下, 对 450 m 处的目标进行主动照明成像, 以获得主动成像结果;

(3) 对获得的主动成像结果做目标识别, 对一帧图像而言, 首先需采用中值滤波进行图像预处理, 以减少噪声影响;

(4) 采用阈值分割对预处理的清晰图像进行图像分割, 以获得清晰的轮廓图;

(5) 对获得的清晰轮廓图提取 Hu 矩特征;

(6) 针对所提取的 Hu 矩特征采用训练好的 BP 神经网络算法 (先用目标样本库对确定的网络结构进行训练) 进行分类识别。

获得目标识别结果, 按照 (3) ~ (6) 的步骤对下一帧图像进行目标识别。

### 4.2 实验结果

所选用的成像识别目标为 43 式冲锋模具枪,

如图5(a)所示,其长、宽、厚分别为80 cm、24 cm、4 cm。按照实验流程,依次所得黑夜条件下450 m处目标的主动成像结果、中值滤波处理结果和阈

值分割结果分别如图5(b)、(c)和(d)所示。另外,从图中可看出成像光斑尺寸接近1.8 cm。

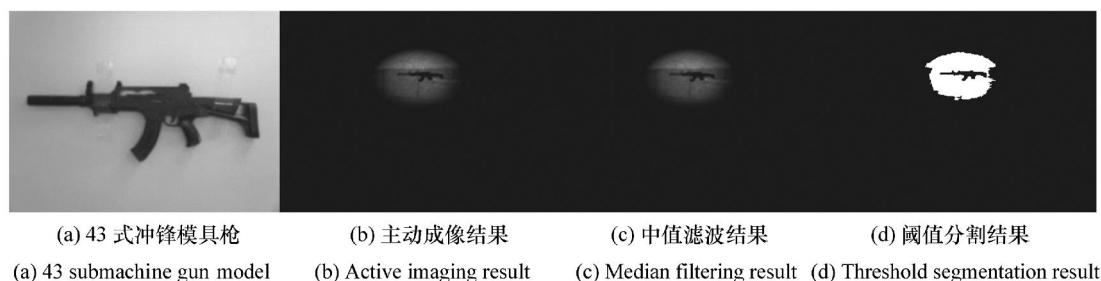


图5 成像识别目标及其成像结果

Fig. 5 Image identified target and its imaging results

在进行激光主动成像目标识别之前,需确定BP神经网络算法的双隐含层结构。训练中选择学习步长和惯性系数分别为 $\eta = 0.000\ 05$ 和 $\alpha = 0.000\ 01$ ,136个初始训练权值均为1,期望输出值设为1,训练误差设为 $10^{-8}$ 量级。训练结果输出为1,则认为是枪支;训练输出结果为0,则认为不是枪支。目标训练样本库由130张原始目标枪(包括水平、竖直、倾斜等姿态)、80张激光照明背景(成像光斑背景)、30张自制扩展形状(如三角形、矩形、圆、五角星等)组成,按照BP神经网络算法的训练过程对每张图片提取的7个输入Hu矩特征值进行训练,经过8.901 s的反复训练,达到停止条件,得到了由136个特定权值系数构成的BP神经网络算法,由于过程和数据过大,此处没有列出。

让目标枪口按照从向下-水平-向上-水平(此过程为旋转变换,即垂直于光束方向运动)-朝向实验平台-回到水平(此过程为仿射变换,即与光束方向间夹角发生变化)的过程进行旋转运动,即按照图6所示的A→B→C→B→D→B过程运

动。运动过程中进行实时信息处理,对每帧激光主动成像结果经预处理和分割后提取其Hu矩特征量,再利用训练好的BP神经网络算法进行分类识别,得到的部分识别结果如图7所示。可看出,不同运动姿态下,识别效果不同,特别是在仿射变换过程中,旋转过一定角度时,BP神经网络算法识别不出枪目标,通过对运动中得到的2 740帧运动目标识别结果进行统计,得到的目标识别率如表2所示。

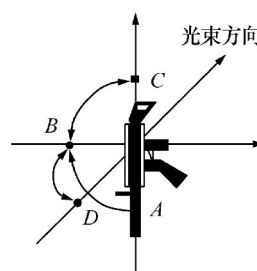


图6 目标旋转运动过程示意图

Fig. 6 Schematic of rotation process of target

表2 黑夜条件下450 m处目标识别统计结果

Tab. 2 Statistical results of target recognition at 450 m from experiment platform at night

目标运动姿态变化	识别次数/总处理次数	识别率/%
旋转变换	1 489/1 860	80.05
仿射变换	398/880	45.23
旋转 + 仿射变换	1 887/2 740	68.87

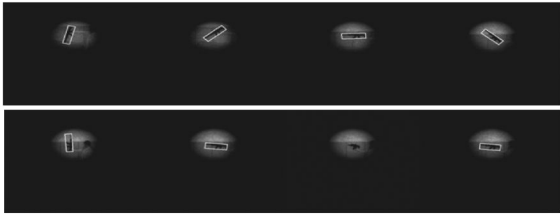


图7 黑夜条件下450 m处运动目标识别部分结果  
Fig. 7 Partial results of moving target recognition at 450 m from experiment platform at night

从数据结果看,整段过程包括旋转变换和仿射变换,整段过程中2 740 frame识别了1 887 frame,其中旋转变换过程中1 860 frame识别了1 489 frame,仿射变换过程中880 frame识别了398 frame,所以整段过程的目标识别率为68.87%,旋转变换过程的目标识别率为80.05%,仿射变换过程的目标识别率为45.23%。结果表明:旋转变换好于仿射变换的识别效果,这是由于描述目标特征的7个Hu矩特征量具有旋转不变性,而不具有仿射不变性。在仿射变换过程中,目标成像区域会缩小,导致旋转到一定程度时,便不能识别目标,所以造成了整段过程目标识别率的降低。

#### 参考文献:

- [1] DAYTON D, BROWNE S, GONGLEWSKI J. Long-range laser illuminated imaging: analysis and experimental demonstration[J]. *Opt. Eng.*, 2001, 40(6):1001-1009.
- [2] 张建,张雷,曾飞,等.机载激光3D探测成像系统的发展现状[J].中国光学,2011,4(3):213-232.  
ZHANG J, ZHANG L, ZENG F, et al.. Development status of airborne 3D imaging lidar systems[J]. *Chinese Optics*, 2011, 4(3):213-232. (in Chinese)
- [3] 王智,贾书洪,张晓辉,等.激光主动成像的多帧后处理算法研究[J].光学精密工程,2007,15(4):615-621.  
WANG ZH, JIA SH H, ZHANG X H, et al.. Multiframe post processing algorithm of laser active imaging images[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(4):615-621. (in Chinese)
- [4] 张晟翀,唐树威,朱海波.激光主动成像技术研究[J].光电技术应用,2009,24(3):9-12.  
ZHANG SH C, TANG SH W, ZHU H B. Laser active imaging technology[J]. *Electro-Optic Thchnology Appl.*, 2009, 24(3):9-12. (in Chinese)
- [5] 庞春颖,张涛.激光主动成像系统探测距离的计算与仿真[J].电光与控制,2008,15(2):70-73.  
PANG CH Y, ZHANG T. Operation range of laser active imaging system computation and simulation[J]. *Electronics Optic & Control*, 2008, 15(2):70-73. (in Chinese)
- [6] 刘秉琦,周文武,武东生,等.双通道激光主动探测系统[J].光学精密工程,2012,20(2):241-246.  
LIU B A, ZHOU W W, WU D SH, et al.. Dual-channel active laser detection system[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(2):241-246. (in Chinese)
- [7] 孙欣.军用目标识别系统的研究与应用[J].光学与光电技术,2012,10(5):80-83.

因此,为了进一步提高目标识别率,需研究仿射不变特征量。总体来看,所采用的BP神经网络算法对目标的识别率达到了68.87%(包括旋转变换和仿射变换情况),其中旋转变换的识别率可达80.05%。

## 5 结 论

本文在传统激光主动成像系统的基础上结合目标识别技术,搭建了一台激光主动成像识别系统实验平台。主要介绍了实验平台、工作原理、成像距离模型及基于7个不变Hu矩特征的BP神经网络算法,并利用由240张图片构成的目标训练样本库训练得到的BP算法对黑夜条件下450 m处的运动目标—43式冲锋模具枪进行了识别,得到结果为:旋转变换好于仿射变换的识别效果。总体来看,所采用的BP神经网络算法对目标的识别率达到了68.87%,其中旋转变换的识别率可达80.05%,获得了较好的识别效果,对实际黑夜暗小目标的探测识别具有重要意义。但是关于仿射变换下的成像目标识别算法仍需深入研究。

- SUN X. Research and application of military target identification systems[J]. *Opt. Optoelectronic Technol.*, 2012, 10(5): 80-83. (in Chinese)
- [8] 孙红辉, 王红霞, 田涛. 一种基于不变矩和 BP 网络的目标识别方法[J]. *微电子学与计算机*, 2011, 28(3): 63-69.  
SUN H H, WANG H X, TIAN T. The recognition method of objects based on moment invariant and BP neural network[J]. *Microelectronics & Computer*, 2011, 28(3): 63-69. (in Chinese)
- [9] 田华, 石圣羽, 宗晓萍. 基于不变矩特征及 BP 神经网络的图像模式识别[J]. *河北大学学报*, 2008, 28(2): 214-217.  
TIAN H, SHI SH Y, ZONG X P. Pattern recognition based on moment invariant feature and BP neural network for image[J]. *J. Hebei University*, 2008, 28(2): 214-217. (in Chinese)
- [10] 郭婉露. 红外图像目标识别及跟踪技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2011.  
GUO W L. Researches for infrared image target identification and tracking technology[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2011. (in Chinese)
- [11] 吕砚山, 赵正琦. BP 神经网络的优化及应用研究[J]. *北京化工大学学报*, 2001, 28(1): 67-69.  
LÜ Y SH, ZHAO ZH Q. Optimization and application research of BP neural network[J]. *J. Beijing University Chem. Technology*, 2001, 28(1): 67-69. (in Chinese)
- [12] 刘天舒. BP 神经网络的改进研究及应用[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2011.  
LIU T SH. The research and application on BP neural network improvement[D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2011. (in Chinese)
- [13] 冯伟兴, 唐墨, 贺波. Visual C++ 数字图像模式识别技术详解[M]. 北京: 机械工业出版社, 2011.  
FENG W X, TANG M, HE B. *Digital image pattern recognition programming using Visual C++* [M]. Beijing: China Machine Press, 2011. (in Chinese)
- [14] 李鹏, 王乐新, 赵志敏. 基于概率神经网络的荧光光谱法识别高甘油三脂血清[J]. *发光学报*, 2011, 32(11): 1192-1196.  
LI P, WANG L X, ZHAO ZH M. Hypertriglyceridemia serum recognition using fluorescence spectroscopic analysis based on probabilistic neural networks[J]. *Chinese J. Luminescence*, 2011, 32(11): 1192-1196. (in Chinese)

#### 作者简介:



赵建川(1969—), 男, 吉林长春人, 学士, 工程师, 1992 年于海军电子工程学院获得学士学位, 主要从事光电设备研制与改造方面的研究。E-mail: zaojc@ciomp. ac. cn



陈长青(1962—), 男, 吉林怀德人, 硕士, 研究员, 硕士生导师, 1984 年于吉林工学院获得学士学位, 1989 年于哈尔滨工业大学获得硕士学位, 主要从事光电精密跟踪技术方面的研究。E-mail: ccq8021@sina. com



王弟男(1955—), 男, 吉林长春人, 副研究员, 主要从事光电技术与设备方面的研究。E-mail: wangdinan926@sina. com



郭劲(1964—), 男, 吉林长春人, 研究员, 博士生导师, 2007 年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位, 主要从事光电测控与光电总体技术方面的研究。E-mail: guojin1964@126. com