

文章编号 1004-924X(2014)06-1639-09

基于双隐含层 BP 算法的激光主动成像识别系统

王灿进^{1,2}, 孙涛¹, 石宁宁³, 王锐¹, 王挺峰¹, 王卫兵¹, 郭劲¹, 陈娟^{1*}

(1. 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; 2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 北京航天自动控制研究所, 北京 100039)

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个激光主动成像识别系统实验平台,用于研究激光主动成像后的目标识别。介绍了实验平台的工作原理,基于 Hu 矩特征的双隐含层 BP 神经网络算法以及实验处理流程和实验结果。特征量由 7 个不变 Hu 矩构成,通过 240 张原始目标样本库对由 136 个权值系数构成的双隐含层 BP 神经网络算法进行了训练。利用训练好的双隐含层 BP 算法对黑夜条件下远处的运动目标——43 式冲锋模具枪进行了实验研究,成功获得了清晰的红外激光主动成像效果。实验显示对 450 m 处 2 740 帧和 550 m 处 2 420 帧激光主动成像图像的统计识别率达到了 68.87% 和 72.11%,其中旋转变换下的统计识别率可达 80.05% 和 84%,好于仿射变换的识别效果。

关键词:激光主动成像;图像识别系统;Hu 矩特征量;双隐含层 BP 算法;目标识别率

中图分类号: TN249; TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20142206.1639

Laser active imaging and recognition system based on double hidden layer BP algorithm

WANG Can-jin^{1,2}, SUN Tao¹, SHI Ning-ning³, WANG Rui¹, WANG Ting-feng¹,
WANG Wei-bing¹, GUO Jin¹, CHEN Juan^{1*}

(1. *State Key Laboratory of Laser Interaction with Matter, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. Beijing Aerospace Automatic Control Institute, Beijing 100039, China)

** Corresponding author, E-mail: chenjuan@mail.ccut.edu.cn*

Abstract: An experiment platform for laser active imaging and recognition was established based on the traditional laser active imaging system to investigate the target recognition after laser active imaging. The working mechanism of the platform was introduced and the Hu moment feature based BP neural network algorithm with double hidden layers and an experimental process were given. The target feature vector was consisted of seven invariant Hu moments. The BP neural network algorithm with double hidden layers including 136 weight coefficients was trained by 240 original sample libraries. The trained BP neural network algorithm was used to research a distance moving target in the

收稿日期:2013-04-10;修订日期:2013-05-10.

基金项目:吉林省重大科技攻关专项资助项目(No. 20120615)

dark condition, a model of 43 submachine gun, and a clear infrared laser active image was obtained. Experiment results show that statistical recognition probability is 68.87% for 2 740 frames of images at 450 m and 72.11% for 2 420 frames of images at 550 m. The corresponding recognition probabilities from rotation transformation are 80.05% and 84%, respectively, which is better than the results by affine transformation.

Key words: laser active imaging; image recognition system; Hu moment feature vector; double hidden layer BP algorithm; target recognition probability

1 引言

激光主动成像技术^[1-4]是主动成像探测中的新兴技术,在近些年发展迅速。该技术克服传统被动成像系统的许多缺点,还可以在全天候下探测目标,并且具有成像清晰、对比度高、抗外界杂光干扰等优点,目前已成为光电侦察告警设备的一项主要应用技术,市场需求增长很快。

目前国内关于激光主动成像系统的研究基本停留在获取成像结果或对后续图像的简单处理上^[4],很少有人研究目标识别^[5],从而限制了这种技术的应用。在可见光和红外成像跟踪领域中,准确获得识别目标是实时目标跟踪的先决条件,因此在光电跟踪经纬仪、红外成像制导等设备中,自动目标识别(ATR)技术得到了广泛应用。为了研制这种新型的激光主动侦察自动目标识别设备,有必要开展针对激光主动成像的目标识别研究。

关于目标识别的算法很多,有基于统计模式的识别算法、基于知识的识别算法、基于模型的识别算法、基于多传感器信息融合的识别算法、基于专家系统的识别算法等,其中 BP 神经网络算法是基于统计模式的一种算法,近年来得到了广泛应用。通常单隐含层 BP 网络算法误差较高,辨识精度较低,一般通过增加隐含层层数来改善此缺点。但是多隐含层会使网络结构复杂化,降低训练速率。对于较简单的映射关系,在网络精度达到要求的前提下,可选择尽量少的隐含层层数来提升训练速率;而对于较复杂的映射关系,为保证网络精度的要求,则只能增加隐含层层数^[6]。

因此,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,利用现有仪器搭建了一台激光主动成像识别系统实验平台。主要研究了对激光主动成像后的目标识别,利用 Hu 矩特征量

和双隐含层 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,并对黑夜条件下远处运动目标的识别率做了统计,获得了较好的识别效果。

2 系统简介

激光主动成像识别系统如图 1 所示,其中左上角的激光发射系统选用 LU0793T030 的近红外光纤耦合半导体激光器,其功率为 3 W,波长为 793 nm,发散角为 5 mrad,通过激光发射系统后发散角可降低到 4 mrad;右上角的成像接收系统选用接收望远镜结构的 Falcon HG 1M120CMOS 相机,其大小为 44 mm×44 mm×44 mm,像元尺寸为 7.4 μm,帧率为 1M120fps,像素个数为 1024×1024;中间为控制转台,选用 YS3081 两轴承载转台,其大小为 341 mm×206 mm×390 mm,重量为 20 kg,方位为 0°~360°,俯仰为-45°~45°,可实现预置位、自动扫描、自动巡航、苹果皮功能、360°步进扫描等功能。电脑上显示的自制操作界面示意图如图 2 所示,包括视频显示、识别算法选择、相机控制、转台控制等模块。系统工作过程为激光器经发射系统发射红外激光照射目



图 1 激光主动成像识别系统

Fig. 1 Laser active imaging and recognition system

标区域,然后,目标经漫反射后返回的部分激光由接收光学系统收集,再通过相机获得图像信息,最后利用工控机进行数据处理。

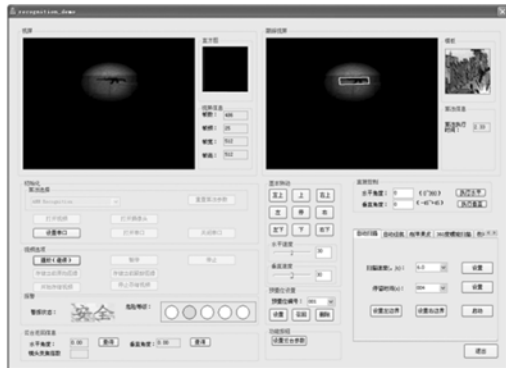


图 2 操作控制界面示意图
Fig. 2 Operation interface

3 基于 Hu 矩特征的双隐含层 BP 神经网络算法

Hu 矩^[7-8]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,且算法简单、易于硬件实现。根据激光主动照明系统的特点,可选择同时满足平移、尺度和旋转不变条件的 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,这里主要介绍本文所采用的双隐含层 BP 神经网络算法^[6,9]。

BP 算法^[10]是一种具有非线性连续转移函数的多层前馈网络,主要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 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 BP 神经网络结构^[6,9],由于每组输入 7 个 Hu 矩特征值,输出 1 个训练值,根据 BP 神经网络神经元节点的经验确定公式,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,由此确定的双隐含层 BP 神经网络结构如图 3 所示。

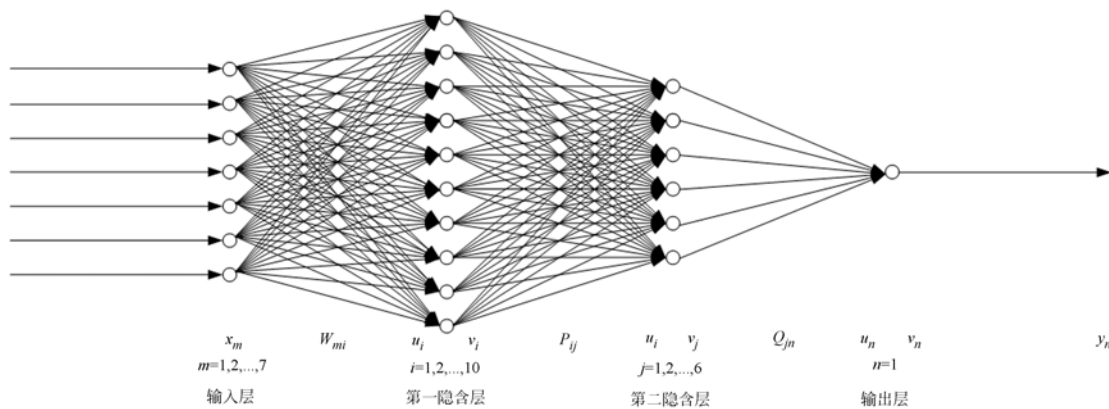


图 3 双隐含层 BP 神经网络结构
Fig. 3 BP neural network structure based on double hidden layers

图 3 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 $\mathbf{X}[X_1, X_2, \dots, X_k, \dots, X_S]$,任意训练样本用 $\mathbf{X}_k[x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{km}, \dots, x_{k10}]$,其经过正向传播输出对应的实际输出为 $\mathbf{Y}_k[y_{k1}]$,而期望输出设为 $\mathbf{D}_k[d_{k1}]$,设 t 为迭代次数。下面利用这些物理量对

双隐含层 BP 算法的学习过程进行逐层剖析。

(1) 正向传播输出:从输入层到隐含层至输出层的逐层传播。

对输入任意训练样本 $\mathbf{X}_k[x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kn}, \dots, x_{kl}]$, 依次得到第一隐含层、第二隐含层、输出层神经元节点的输入 u 和输出值 v 分别为:

$$u_i = \sum_{m=1}^7 W_{mi} x_{km}, v_i = f(u_i), i = 1, 2, \dots, 10, \quad (1)$$

$$u_j = \sum_{i=1}^{10} P_{ij} v_i, v_j = f(u_j), j = 1, 2, \dots, 6, \quad (2)$$

$$u_n = \sum_{j=1}^6 Q_{jn} v_j, v_n = f(u_n), n = 1, \quad (3)$$

$$y_{kn}(t) = v_n(t) = f(u_j(t)), \quad (4)$$

其中: f 激活函数均采用 Sigmoid 函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}. \quad (5)$$

由此得到输出层第 n 个神经元节点的误差信号 $e_{kn}(t)$ 为:

$$e_{kn}(t) = d_{kn}(t) - y_{kn}(t). \quad (6)$$

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

$$E(t) = \sum_{n=1}^1 e_{kn}^2(t). \quad (7)$$

(2) 反向误差逆传播:输出层经隐含层反向传播至输入层逐层修正连接权。

下面依次计算输出层与第二隐含层、第二隐含层与第一隐含层、第一隐含层与输入层之间的权值修正量 $\Delta Q_{jn}(t)$ 、 $\Delta P_{ij}(t)$ 、 $\Delta W_{mi}(t)$ 。BP 算法中的权值修正量与误差能量对权值的偏微分成正比, 则权值修正量 $\Delta Q_{jn}(t)$ 、 $\Delta P_{ij}(t)$ 、 $\Delta W_{mi}(t)$ 可分别表示为:

$$\Delta Q_{jn}(t) = -\eta \frac{\partial E(t)}{\partial Q_{jn}(t)}, \quad (7)$$

$$\Delta P_{ij}(t) = -\eta \frac{\partial E(t)}{\partial P_{ij}(t)}, \quad (8)$$

$$\Delta W_{mi}(t) = -\eta \frac{\partial E(t)}{\partial W_{mi}(t)}, \quad (9)$$

$$\frac{\partial E(t)}{\partial Q_{jn}(t)} = \frac{\partial E(t)}{\partial e_{kn}(t)} \frac{\partial e_{kn}(t)}{\partial y_{kn}(t)} \frac{\partial y_{kn}(t)}{\partial u_n(t)} \frac{\partial u_n(t)}{\partial Q_{jn}(t)}, \quad (10)$$

$$\frac{\partial E(t)}{\partial P_{ij}(t)} = \frac{\partial E(t)}{\partial e_{kn}(t)} \frac{\partial e_{kn}(t)}{\partial y_{kn}(t)} \frac{\partial y_{kn}(t)}{\partial u_n(t)} \times \frac{\partial u_n(t)}{\partial v_j(t)} \frac{\partial v_j(t)}{\partial u_j(t)} \frac{\partial u_j(t)}{\partial P_{ij}(t)}, \quad (11)$$

$$\frac{\partial E(t)}{\partial W_{mi}(t)} = \frac{\partial E(t)}{\partial e_{kn}(t)} \frac{\partial e_{kn}(t)}{\partial y_{kn}(t)} \frac{\partial y_{kn}(t)}{\partial u_n(t)} \frac{\partial u_n(t)}{\partial v_j(t)} \times \frac{\partial v_j(t)}{\partial u_j(t)} \frac{\partial u_j(t)}{\partial v_i(t)} \frac{\partial v_i(t)}{\partial u_i(t)} \frac{\partial u_i(t)}{\partial W_{mi}(t)}, \quad (12)$$

其中: η 表示学习步长。结合前面的定义, 进一步推导可得到:

$$\Delta Q_{jn}(t) = 2\eta y_{kn}(t)(1 - y_{kn}(t)) \times (d_{kn}(t) - y_{kn}(t)) v_j(t), \quad (13)$$

$$\Delta P_{ij}(t) = 2\eta \sum_{n=1}^1 [y_{kn}(t)(1 - y_{kn}(t)) \times (d_{kn}(t) - y_{kn}(t)) Q_{jn}(t) \times v_j(t)(1 - v_j(t)) v_i(t)], \quad (14)$$

$$\Delta W_{mi}(t) = 2\eta \sum_{j=1}^6 \sum_{n=1}^1 y_{kn}(t)(1 - y_{kn}(t)) \times (d_{kn}(t) - y_{kn}(t)) Q_{jn}(t) \times v_j(t)(1 - v_j(t)) W_{mi}(t) \times v_i(t)(1 - v_i(t)) x_{km}(t). \quad (15)$$

统一用 $R_{hl}(t)$ 表示修正权值系数 $Q_{jn}(t)$ 、 $P_{ij}(t)$ 、 $W_{mi}(t)$, 为了充分利用上次权值修正量的计算结果, 引入惯性影响系数 α , 则得到改进的修正权值修正量 $\Delta R_{hl}(t)_c$ 为:

$$\Delta R_{hl}(t)_c = \Delta R_{hl}(t) + \alpha \Delta R_{hl}(t-1). \quad (16)$$

由此得到下一次迭代时新的修正权值 $R_{hl}(t+1)$ 为:

$$R_{hl}(t+1) = R_{hl}(t) + \Delta R_{hl}(t)_c. \quad (17)$$

(3) 记忆训练:正向传播和反向传播反复交替进行。

开始时, 先给输入层提供一个预定的模式, 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, 采用误差逆向传播的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。

(4) 学习收敛:使网路趋向收敛。

若实际输出与期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。即可按照以上学习过程利用原始目标样本库对双隐含层 BP 算法进行训练。

4 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对主动成像结果依次进行图像预处理

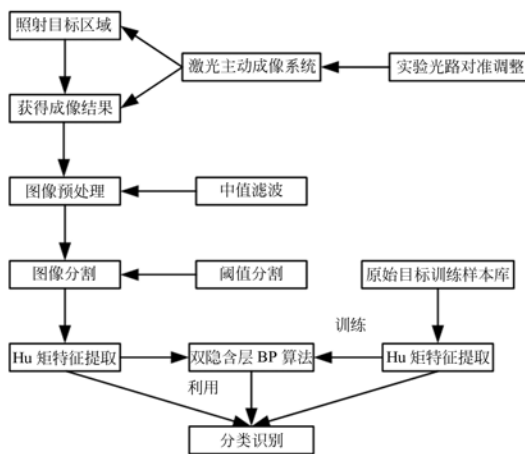


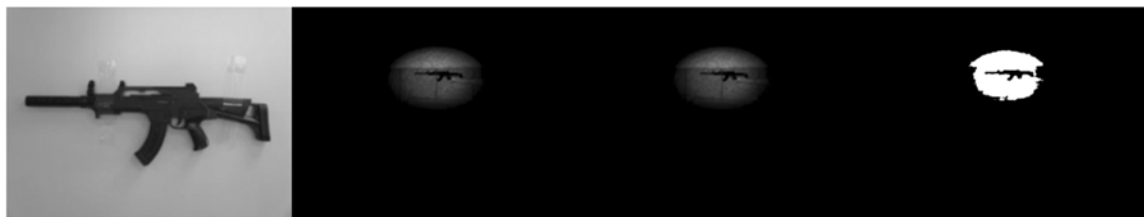
图 4 激光主动成像识别系统实验流程

Fig. 4 Experiment procedure of laser active imaging and recognition system

(获得清晰图像)、图像分割(获得清晰轮廓)、特征提取(获得特征向量)和分类识别(获得识别结果)的复杂过程。另外,在进行分类识别之前,需利用原始目标训练样本库对分类识别算法进行反复训练,获得固定的算法结构后再对主动成像目标进行识别,其实验流程如图 4 所示。

4.2 图像处理结果

所选用的成像识别目标为纯黑色塑料模具枪,如图 5(a)所示,其长、宽、厚分别为 80 cm、24 cm、4 cm,类似于一个 43 式冲锋枪。按照实验流程,获得的黑夜条件下 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,从图中可看出激光照明光斑尺寸接近 1.8 cm。



(a)冲锋模具枪 (b)主动成像结果 (c)中值滤波结果 (d)阈值分割结果
(a)Submachine gun model (b)Active imaging (c)Median filtering (d)Threshold segmentation

图 5 43 冲锋枪及图像处理结果

Fig. 5 43 submachine gun model and image processing results

4.3 目标训练样本库

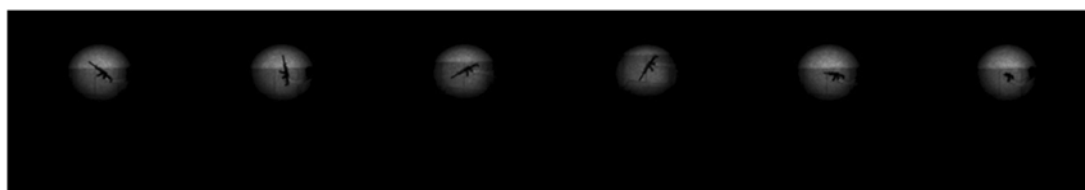
目标训练样本库由 130 张原始目标枪、80

张激光照明背景、30 张自制扩展形状组成,对应的代表姿态和形状分别如图 6(a)、(b)、(c)所示。



(a)130 张原始目标代表图

(a)130 representative pictures of original targets



(b)80 张激光照明代表图

(b)80 representative pictures of laser illumination background



(c)30 张自制扩展代表图

(c)Extended shapes

图 6 目标训练样本库

Fig. 6 Target training sample libraries

4.4 Hu 矩特征提取

对 240 张图的每张图进行特征提取,均会得到一个特征向量 $\mathbf{X}(x_1, x_2, \dots, x_7)$,由于数据量巨大,而且计算不同类目标的 Hu 矩大小相差不大,

表 1 仅给出每种目标 Hu 矩特征量的范围。由表 1 可看出,原始目标的 Hu 矩特征值较大,自制扩展形状的 Hu 矩特征值较小,激光照明背景图的 Hu 矩特征值最小。

表 1 目标训练样本库的 Hu 矩特征提取范围

Tab. 1 Feature extraction range of Hu moment of target training sample libraries

Hu 矩特征\样本图	130 张原始目标图	80 张激光照明图	30 张自制扩展图
h_1 (min,max)	(0.386 9,0.744 1)	(0.161 4,0.182 5)	(0.159 2,0.390 2)
h_2 (min,max)	(0.097 8,0.468 5)	(0,0.000 8)	(0,0.047 3)
h_3 (min,max)	(0.002 4,0.059 3)	(0,0.000 1)	(0,0.053 3)
h_4 (min,max)	(0.000 2,0.044 5)	(0,0)	(0,0.005 2)
h_5 (min,max)	(0,0.002 3)	(0,0)	(0,0.000 1)
h_6 (min,max)	(0.000 1,0.019 2)	(0,0)	(-0.000 1,0.000 4)
h_7 (min,max)	(0,0.000 2)	(0,0)	(0,0)

4.5 双隐含层 BP 神经网络结构训练

为了确保稳定收敛,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。若训练结果输出为 1,则认为不是枪支,训练输出结果为 0,则认为不是枪支。按照

双隐含层 BP 神经网络算法的训练过程进行训练,经过 8.901 s 的反复训练,达到停止条件,得到的 136 个权值系数分别如表 2、3、4 所示,表 2~4 分别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。

表 2 输入层与第一隐含层之间的 70 个权值系数

Tab. 2 Seventy weight coefficients between input layer and the first hidden layer

权值系数							
$W_{1,7}$	0.149 411 79	0.463 287 11	-0.672 740 06	0.121 595 37	-0.538 719 58	-1.430 767 48	-0.055 132 57
$W_{2,7}$	0.357 445 48	0.067 107 97	-0.43 055 142	0.428 155 68	0.063 801 22	-0.02 570 774	0.488 159 56
$W_{3,7}$	0.271 070 12	-2.303 993 18	1.341 885 53	0.292 535 78	-0.330 332 56	0.242 946 90	0.478 292 81
$W_{4,7}$	0.065 563 16	1.365 378 33	0.403 365 58	1.959 153 34	-0.570 673 83	0.314 352 50	0.064 953 26
$W_{5,7}$	0.564 866 31	0.010 532 24	1.498 599 57	-1.627 645 25	-0.211 273 09	1.248 754 18	-1.213 745 42
$W_{6,7}$	-0.051 436 25	-0.178 914 30	0.561 200 77	0.186 909 41	-0.508 506 73	0.647 767 56	0.332 839 83
$W_{7,7}$	-0.223 909 26	0.142 047 27	-0.314 303 86	0.218 157 23	-0.532 183 07	-0.268 170 64	1.192 389 88
$W_{8,7}$	0.310 975 81	0.498 816 95	0.459 450 75	0.279 459 51	0.255 371 91	0.193 934 59	0.079 057 94
$W_{9,7}$	-0.341 054 54	1.736 875 91	0.372 697 47	-1.166 941 32	1.083 085 06	0.248 615 89	-0.277 460 16
$W_{10,7}$	-0.268 830 66	-0.234 680 18	0.015 644 67	-0.055 936 52	0.183 942 71	0.340 902 22	0.183 890 78

表 3 第一隐含层与第二隐含层之间的 60 个权值系数

Tab. 3 Sixty weight coefficients between the first hidden layer and the second hidden layer

		权值系数			
P _{1,10}	0.615 966 90	-0.629 901 53	-0.674 806 47	-1.015 794 93	0.404 575 32
	-0.356 832 25	-0.161 594 30	0.233 406 66	0.533 093 11	1.545 196 63
P _{2,10}	-0.374 806 14	0.461 284 88	0.719 916 07	0.149 077 87	-2.014 750 98
	-0.083 465 31	-0.469 704 71	0.014 115 03	0.922 586 39	-1.182 635 72
P _{3,10}	0.469 155 74	0.626 271 30	-0.217 021 07	0.871 753 47	-0.383 840 00
	1.698 975 18	0.381 621 06	0.236 120 00	-0.217 396 02	-0.466 339 58
P _{4,10}	-0.608 603 95	-0.034 493 90	0.597 535 74	-0.399 804 68	-0.535 850 19
	1.179 244 68	1.710 262 79	0.571 112 03	0.459 709 95	0.348 183 80
P _{5,10}	0.423 710 68	-1.425 450 68	0.361 879 77	0.685 438 42	0.701 727 71
	0.253 469 44	0.354 597 22	1.152 174 70	-0.773 339 44	0.302 450 81
P _{6,10}	0.459 509 74	0.264 096 10	1.278 904 39	-0.734 572 05	-0.580 272 35
	0.851 160 85	0.675 341 24	-0.069 400 01	0.293 814 08	0.191 718 79

表 4 第二隐含层与输出层之间的 6 个权值系数

Tab. 4 Six weight coefficients between the second hidden layer and output layer

		权值系数				
Q _{1,6}	-0.357 004 77	0.246 082 45	-0.605 995 36	1.158 766 93	0.250 223 00	0.398 947 57

4.6 目标识别结果

在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,再利用训练好的双隐含层 BP 神经网络算法进行分类识别。黑夜条件下分别在距实验台 450 m 和 550 m 处进行实验,目标按照向下-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)的过程运动。运动过程中得到的部分实时信息处理的识别结果如图 7、8 所示。由图 7、8 可以看出,不同运动姿态下的识别效果不同。特别是在仿射变换过程中,当旋转过一定角度时,双隐含层 BP 算法就识别不出枪目标。通过对实时识别过程中提取的 2 740 frame(450 m)和 2 420 frame(550 m)运动目标的识别结果进行统计,得到目标统计识别率,如表 5 所示。从数据统计结果看,一方面,不同距离处,旋转变换的识别效果均好于仿射变换(实时运动目标识别率高),特别是在仿射变换过程中,当转过一定角度时,便识别不出目标枪,旋转极限情况近似为点目标。这是由于双隐含层 BP 算法所利用的 7 个 Hu 矩具有旋转不变性,而不具有仿射不变性。因此为了在不同运动姿态下进一步提高目标识别率,需研究仿射不变特征量;另一方面,不同运动姿态下,

550 m 处的识别效果均好于 450 m 处(实时运动目标识别率高)。这可能是由于 550 m 处的背景墙貌和人体的干扰小于 450 m 处的。背景条件相同的情况下,如果 450 m 处的主动成像结果好于 550 m 处,则有利于后续目标识别过程。而理论上,450 m 处的识别效果也要好于 550 m 处的识别结果,因此为了在背景干扰下进一步提高目标识别率,需扩展描述特征量。总体来看,采用双隐含层 BP 算法对 450 m 和 550 m 处运动目标的识别率分别达到了 68.87% 和 72.11%,其中旋转变换下的统计识别率分别可达 80.05% 和 84%。获得了较好的识别效果。

表 5 黑夜条件下 450 m 和 550 m 处的目标识别统计结果

Tab. 5 Statistical results of target recognition at 450 m and at 550 m in the dark condition

目标距离变化	目标运动姿态变化	识别次数/总处理次数	识别率
450 m	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%
550 m	旋转变换	1 260/1 500	84%
	仿射变换	485/920	52.72%
	旋转+仿射变换	1 745/2 420	72.11%

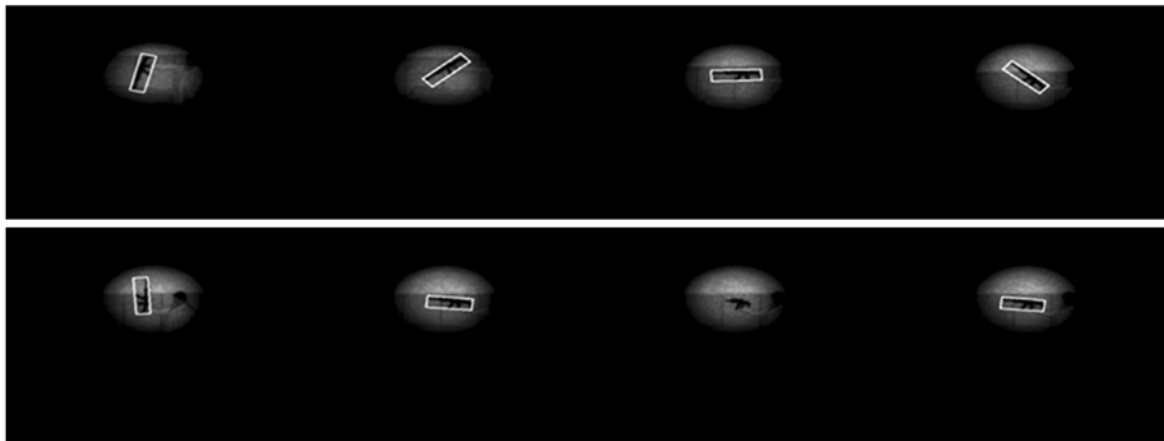


图 7 黑夜条件下 450 m 处的目标枪识别结果

Fig. 7 Recognition results of rob at 450 m in dark condition

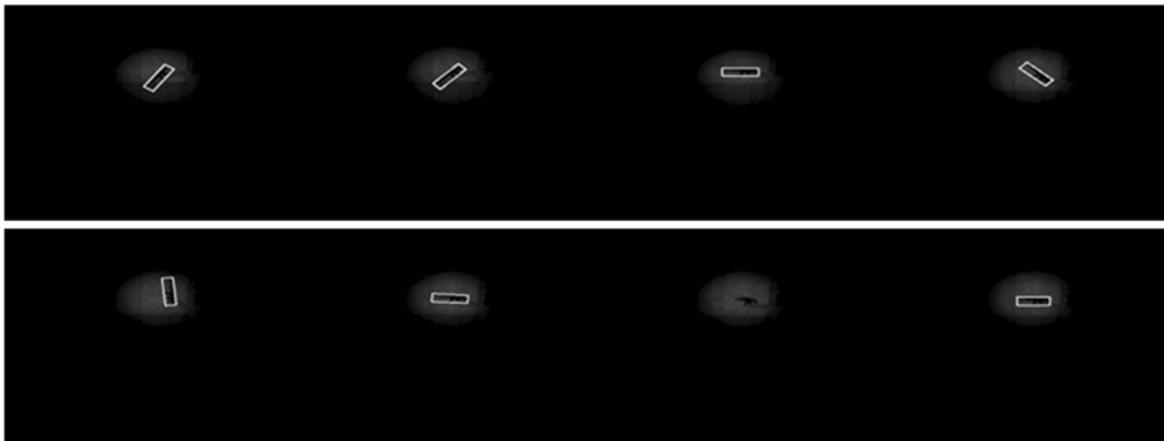


图 8 黑夜条件下 550 m 处的目标枪识别结果

Fig. 8 Recognition results of rob at 550 m in dark condition

5 结 论

本文围绕激光主动成像识别系统展开研究,在传统激光主动成像技术的基础上,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。文中主要介绍了实验平台的工作原理,以及基于 Hu 矩特征的双隐含层 BP 神经网络算法。通过由 240 张图片构成的目标训练样本库对设计的双隐含层 BP 算法进行了训练,并利用训

练好的双隐含层 BP 算法分别对黑夜条件下 450 m 和 550 m 处的运动目标——43 式冲锋模具枪进行识别。得到的结果显示,本算法对于旋转变换的识别效果好于仿射变换,所采用的算法对 450 m 和 550 m 处运动目标的识别率分别达到了 68.87% 和 72.11%, 获得了较好的识别效果。今后将对目标的仿射不变和扩展特征量开展深入研究,以进一步提高不同运动姿态和背景干扰下的目标识别率,从而使算法更适合复杂的实际情况。

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] 聂瑞杰,徐智勇,张启衡,等. 长距离红外主动成像系统目标获取性能分析[J]. *红外与激光工程*,

- 2012, 41(9):2276-2282.
- NIE R J, XU ZH Y, ZHANG Q H, *et al.*. Analysis on target acquisition performance of long-range IR active imaging system [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41 (9): 2276-2282. (in Chinese)
- [3] 庞春颖,张涛. 激光主动成像系统信噪比模型的研究[J]. *光学精密工程*, 2008, 16(2):319-324.
- PANG CH Y, ZHANG T. Signal-to-noise ratio model of laser active imaging system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16 (2): 319-324. (in Chinese)
- [4] 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[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15 (4): 615-621. (in Chinese)
- [5] 杨红丽. 目标识别与跟踪在激光主动侦查中的研究[D]. 成都:电子科技大学, 2009.
- YANG H L. *Research on target recognition and tracking used in laser active reconnaissance* [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2009. (in Chinese)
- [6] 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]. *Journal of Beijing University of Chemical Technology*, 2001, 28(1):67-69. (in Chinese)
- [7] 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)
- [8] 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]. *Journal of Hebei University*, 2008, 28(2):214-217. (in Chinese)
- [9] 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 [J]. *Harbin: Northeast Agricultural University*, 2011. (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)

作者简介:



王灿进(1987—),男,福建龙岩人,博士研究生,主要从事模式识别和图像处理技术研究。E-mail: wcyj@mail.ustc.edu.cn



王卫兵(1986—),男,陕西杨凌人,实习研究员,2013年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得硕士学位,主要从事激光应用、光电跟踪控制技术的研究。E-mail: wangweibing10@126.com