

基于组合矩的激光雷达距离像目标识别

刘正君 李 琦 王 骥

(哈尔滨工业大学可调谐激光技术国家级重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要 激光成像雷达距离像与目标表面物理结构特性密切相关,体现目标的本质特征,是目标识别的主要研究方向。采用组合矩的神经网络方法进行了相干激光雷达距离像目标识别仿真研究。用 Hu 不变矩和仿射不变矩两者的低阶矩组合表示距离像目标区域特征,利用反向传播(BP)神经网络识别不同方位角的车辆。当视场角不变时,训练 10 个目标,每个目标取 3~19 个样本,在不同载噪比(CNR)情况下,分析 Hu 不变矩、仿射不变矩和两者组合矩的识别率。理论分析和仿真实验表明利用组合不变矩进行距离像目标识别性能优于单独利用其中一种不变矩。

关键词 激光光学;激光雷达距离像;Hu 不变矩;仿射不变矩;反向传播神经网络;目标识别

中图分类号 O436 **文献标识码** A **doi:** 10.3788/CJL201239.0609002

Object Recognition of Ladar Range Image Using Combined Moment Invariants

Liu Zhengjun Li Qi Wang Qi

(National Key Laboratory of Science and Technology on Tunable Laser, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150080, China)

Abstract Ladar range image is closely relative to the physical structure property of object surface, and reflects essential characteristics of objects, thus it has received considerable attention in object recognition field. Image moments are significant methods for object recognition. The low order moments of Hu moment invariants and affine moment invariants are combined to describe the features of three-dimensional objects, and back-propagation (BP) neural network is applied to recognize objects on different azimuth angles. When the view angle is constant, the case that training 10 objects and sampling from 3 to 19 per object, under different carrier-to-noise rates (CNRs), is analyzed about the correct rate of recognition for the Hu moment invariants, the affine moment invariants and the combination of both. The theoretical and experimental analyses prove that using the combination of the Hu moment invariants and the affine moment invariants as features to classify objects can achieve better recognition performance than only using either the Hu moment invariants or the affine moment invariants.

Key words laser optics; ladar range image; Hu moment invariants; affine moment invariants; back-propagation neural network; object recognition

OCIS codes 280.3640; 100.4996; 100.5760

1 引 言

激光成像雷达能够产生强度像和距离像。其中,距离像与目标表面物理结构特性密切相关,体现目标的本质特征,引起了广泛关注,也产生了许多利用距离像的三维(3D)目标识别方法^[1~3]。其中,Johnson^[4]的 spin-image 算法促进了 3D 目标识别

的发展。该方法利用 3D 表面各个顶点的局部特征产生 spin-image,利用改进的迭代邻近点方法匹配模板和待识别图像的 spin-image。Grenander 等^[5]则采用不同的方法来识别 3D 目标。他们利用微分流形的群操作来表示形状变形,而目标姿态的变化就由变形模板来表示,利用贝叶斯理论来识别目标

收稿日期: 2012-01-16; **收到修改稿日期:** 2012-03-02

作者简介: 刘正君(1982—),女,博士研究生,主要从事激光主动成像和图像识别等方面的研究。

E-mail: lzj360@yeah.net

导师简介: 李 琦(1963—),女,博士,教授,主要从事激光主动成像与太赫兹技术等方面的研究。

E-mail: hit_liqi@yahoo.com.cn

和估计姿态。两类方法都充分利用了 3D 表面信息来识别目标,然而这些算法由于计算量大并需要庞大的模型库,在实际应用中受到一定的限制。

本文简化 3D 目标识别问题,把任意方位的目标变为多个距离像匹配问题,这样也可利用相对成熟的二维(2D)目标识别方法。当机载激光雷达探测地基目标时,视场角不变,移动视点可以得到目标在不同方位下的距离像,再利用这些距离像信息,可以更准确地识别目标。采用组合 Hu 不变矩和仿射不变矩的反向传播(BP)神经网络的方法来识别不同方位角的目标。

利用图像矩进行目标识别是模式识别中的一种重要方法。经过数十年对不变矩特征提取的研究,产生了大量类别的不变矩特征,如 Hu 矩、仿射矩、Zernike 矩和小波矩等,这些特征被广泛应用在图像识别的研究中,显示出各自的优势和不足。如 Hu 矩^[6]对于 2D 目标具有平移、缩放和旋转等不变性,然而对 3D 目标平面外旋转不能保持不变;Flusser 等^[7]提出的仿射矩具有仿射不变性,当目标离探测器的距离远远大于目标尺寸时,2D 仿射变换可以近似为透视变换,然而对于 3D 目标识别仅使用仿射矩不易达到很好的效果。近年来,国内一些学者提出把不同类别的矩组合起来识别目标,其中文献^[8]把 Hu 矩、仿射矩和小波矩组合利用最小距离分类方法识别目标,文献^[9]利用 Hu 矩和仿射矩组合表示目标区域特征,结合神经网络方法识别哥伦比亚大学图像数据库(COIL)中的 3D 目标,识别率有所提高。而基于 Hu 矩和仿射矩组合的神经网络方法,国内尚未有用于激光雷达距离像的报道。本文将基于神经网络的识别方法用于相干激光雷达地面车辆识别,仿真研究了不同载噪比(CNR)和样本训练数量对识别率的影响。

2 基本理论

2.1 相干激光雷达成像原理及噪声机理

相干激光成像雷达系统组成如图 1 所示。脉冲激光器发射一系列激光脉冲,这些脉冲经过扫描装置和收发合置光学系统,照射到目标上。经目标反射的光再次经过光学系统与本振光在探测器光敏面上进行混频,得到外差信号,通过中频(IF)放大、峰值检测,得到三维图像信息^[10]。

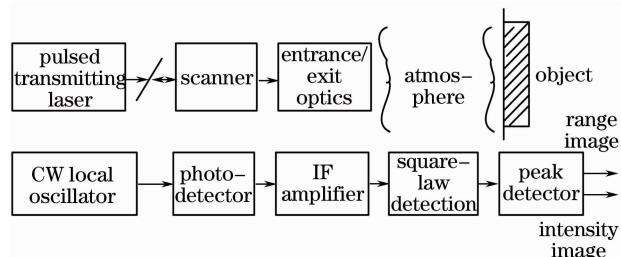


图 1 相干激光成像雷达系统组成

Fig. 1 Block diagram of coherent ladar system

采集的距离像会受到激光散斑和本振的散粒噪声的影响。前者是由于目标表面相对于激光波长来说相当粗糙,且激光具有相干性,其回波会产生散斑现象;后者则是由于激光雷达采用外差接收而受到散粒噪声影响。距离测量是非线性估计问题,因此会受到阈值的影响,即使散斑不存在,也会在发射脉冲无回波、回波强度低于探测器设定的固定探测阈值、回波时间超出了接收窗口等情况下造成距离反常^[11]。

Green 等^[12]根据相干激光雷达噪声机理给出了距离像的统计模型。假设 R 表示测量的距离值, R^* 表示真实距离值。对于视场中 j pixel \times k pixel 的距离值,假设像素空间足够大以至于距离测量值统计独立,则激光雷达的统计模型定义为

$$P_{r|l^*}(R | R^*) = \prod_{j,k} \left[[1 - P_r(A)] \frac{\exp\left[-\frac{(R_{jk} - R_{jk}^*)^2}{2(\delta R)^2}\right]}{\sqrt{2\pi(\delta R)^2}} + \frac{P_r(A)}{\Delta R} \right], \quad R_{\min} \leq R, R^* \leq R_{\max}, \quad (1)$$

式中

$$P_r(A) \approx \frac{1}{R_{CN}} \left(\ln N - \frac{1}{N} + 0.577 \right), \quad (2)$$

$$\delta R \approx R_{res} / \sqrt{R_{CN}}, \quad (3)$$

$P_r(A)$ 是距离反常概率, δR 为局部距离精度, ΔR 是距离测量范围, $\Delta R = R_{\max} - R_{\min}$, R_{CN} 即载噪比, R_{res} 是距离分辨率。(1) 式右边第一项表示在距离正常

情况下,距离测量值受 δR 的影响,形成以真值 R^* 为均值, δR 为标准差的正态分布;第二项表示由于散斑噪声和散粒噪声共同作用产生的反常距离值,因为噪声的随机性,它表现为在距离测量范围内的平均分布。

2.2 不变矩

距离像经过图像预处理得到目标区域,利用

Hu 不变矩和仿射不变矩进行描述。Hu^[6]利用线性结合的方法根据二、三阶矩推出 7 个不变矩组为

$$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}, \quad (4)$$

$$\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2, \quad (5)$$

$$\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2, \quad (6)$$

$$\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2, \quad (7)$$

$$\phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \times [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2], \quad (8)$$

$$\phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}), \quad (9)$$

$$\phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \times [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2], \quad (10)$$

式中 η_{pq} 是归一化 $(p+q)$ 阶中心矩。

Flusser 等^[7]根据代数不变量理论构造在通用仿射变换下的不变性特征,这些特征被称作仿射不变矩,本文只选取前 3 个作为特征向量,表达式为

$$\phi_8 = \frac{1}{\eta_{00}^4}(\eta_{20}\eta_{02} - \eta_{11}^2), \quad (11)$$

$$\phi_9 = \frac{1}{\eta_{00}^{10}}(\eta_{30}^2\eta_{03}^2 - 6\eta_{30}\eta_{21}\eta_{12}\eta_{03} + 4\eta_{30}\eta_{12}^2 + 4\eta_{03}\eta_{21}^3 - 3\eta_{21}^2\eta_{12}^2), \quad (12)$$

$$\phi_{10} = \frac{1}{\eta_{00}^7}(\eta_{20}\eta_{21}\eta_{03} - \eta_{20}\eta_{12}^2 - \eta_{11}\eta_{30}\eta_{03} + \eta_{11}\eta_{21}\eta_{12} + \eta_{02}\eta_{30}\eta_{12} - \eta_{02}\eta_{21}^2). \quad (13)$$

在实际计算过程中,不同阶的不变矩数值分布范围非常大。为了调整其取值范围,10 个特征取对数为

$$\mu_i = |\lg |\phi_i||, \quad i = 1, 2, \dots \quad (14)$$

2.3 BP 神经网络识别方法

BP 神经网络是一种单向传播的具有三层或三层以上的网络,包括输入层、隐含层和输出层。上下层之间实现全连接,而每层神经元之间无连接。当一组学习样本提供给网络后,样本从输入层经各中间层向输出层传播,在输出层的各神经元获得网络的输入响应。三层神经网络判别函数诠释了神经网络前向传播的整个过程^[13],可表示为

$$g_k(\mathbf{x}) \equiv z_k = f\left[\sum_{j=1}^{n_H} w_{kj}f\left(\sum_{i=1}^d w_{ji}x_i + w_{j0}\right) + w_{k0}\right], \quad (15)$$

式中 x_i 是输入量, z_k 是输出量, $f(\cdot)$ 为激活函数, w 是每层的权值, d 为输入量维数, n_H 为隐含层节点数。

如果网络输出与期望的输出不同,训练过程就 BP。BP 算法训练误差采用最小均方算法,可表示为

$$J(\mathbf{w}) \equiv \sum_{k=1}^c (t_k - z_k)^2 = \|\mathbf{t} - \mathbf{z}\|^2, \quad (16)$$

式中 t_k 是输出的期望值; \mathbf{t} 和 \mathbf{z} 是长度为 c 的目标向量和网络输出向量。该误差函数是权值的标量函数,它在网络输出与期望匹配时达到最小。权值向着可以减小误差值的方向调整,从输出层的各中间层逐层修正各连接权值,最后回到输入层^[13]。

3 模拟仿真

利用神经网络和组合矩建立的目标识别系统的主要部分如图 2 所示。首先提取距离像的目标区域,利用组合矩计算图像的特征向量来训练神经网络。在识别阶段,测试样本的特征向量输入到训练好的网络权值,产生识别结果。下面来具体讨论图像处理结果和 BP 网络设计及 BP 网络识别结果。

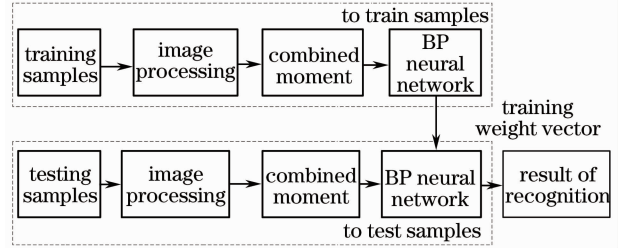


图 2 目标识别系统框图

Fig. 2 Block diagram of object recognition system

3.1 模拟距离像

利用 OpenGL 三维绘图应用程序接口实现对 3D Max 模型(图 3)的渲染,采集场景中距离信息,如图 4 所示。假设机载雷达采用前视模式探测地面目标[图 5(a)],视场角 θ 为 30° ,目标与激光雷达之间的距离为 150 m。图像大小为 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$,在图像上半部分的深红色区域是天空。在 $0^\circ \sim 180^\circ$ 随机选取目标方位角,根据激光雷达仿真成像原理和激光雷达概率模型模拟不同 CNR 的距离像,如图 6 所示,设定 R_{res} 为 0.5 m, $N=256$,距离像背景 CNR 统一为 4 dB。图 7 为目标方位角为 45° 时不同 CNR 预处理后的二值图像,其中第 1、4 列对应的 CNR 为 8 dB,第 2、5 列为 10 dB,第 3、6 列对应 18 dB 预处理后的图像。

3.2 不同 CNR 任意方位角的距离像识别

利用 BP 神经网络对目标进行识别,应先设计神经网络结构。以图 3 中 10 个目标为例来分析。

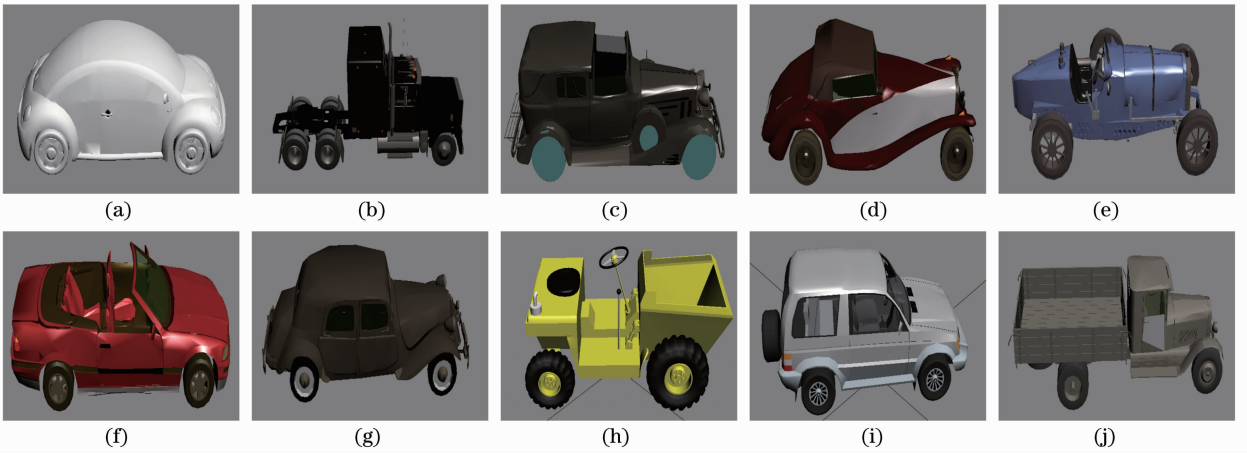


图 3 不同目标 3D Max 模型

Fig. 3 3D Max models of different objects

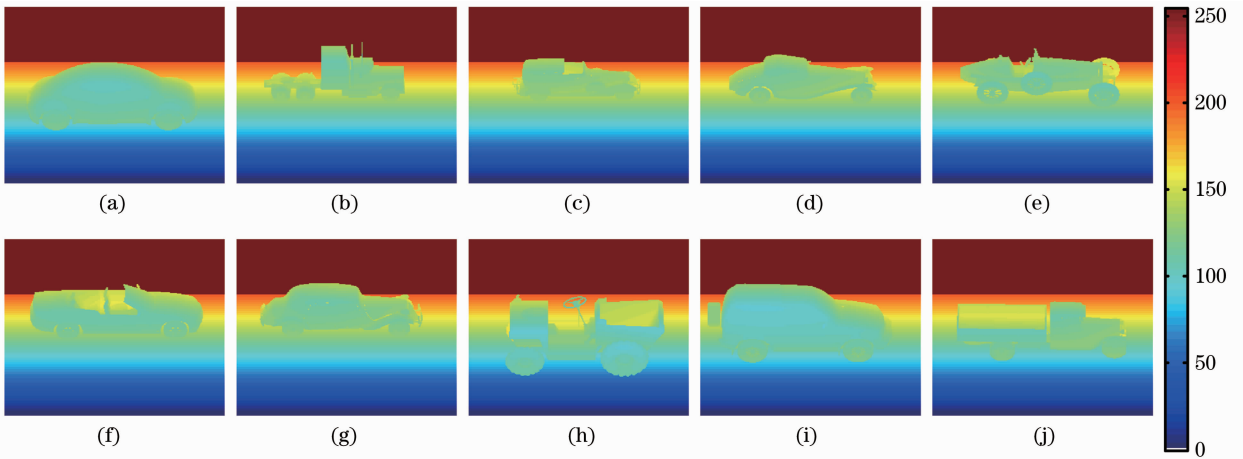


图 4 模拟场景中距离图像

Fig. 4 Simulated range images in field

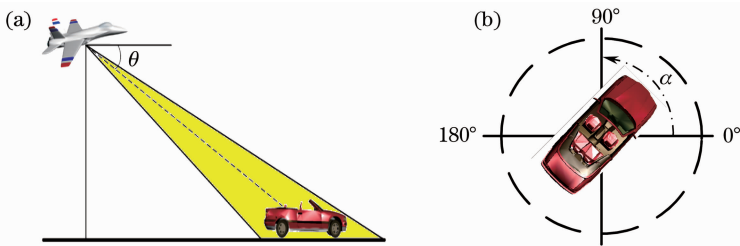


图 5 激光成像雷达前视场景采集示意图

Fig. 5 Ladar collecting images based on forward-looking framing-mode

这里以 Hu 不变矩和仿射不变矩两种矩组合的特征向量,则 BP 网络输入层节点取 10;目标矢量是希望在每一幅图像输入时,在 10 个目标中它所排顺序的位置上输出为 1,而在其他位置上的输出为 0。为此,目标矩阵为对角线为 1 的 10×10 的单位阵。两层网络都采用输出在 $(0, 1)$ 范围的 S 型对数传输函数。隐含层根据多次试验选择 75 个节点。学习率取 0.05,辨识目标误差为 0.015。各个输出节点的输出结果进行竞争选择,产生最后的类别。

选取不同数量的样本训练网络,验证组合矩是否优于单一的不变矩,并且分析训练样本数量对目标识别的影响。

1) 把采集到的样本分成两部分,从 0° 到 180° 以 10° 为间隔,10 个目标共 190 幅距离像为训练样本;从 5° 到 175° 以 10° 为间隔,10 个目标共 180 幅距离像为测试样本。为了获得一个对噪声不敏感的网络,利用 CNR 为 10、18、40 dB 的 10 个目标预处理后图像的不变矩为输入矢量训练网络,然后用不同

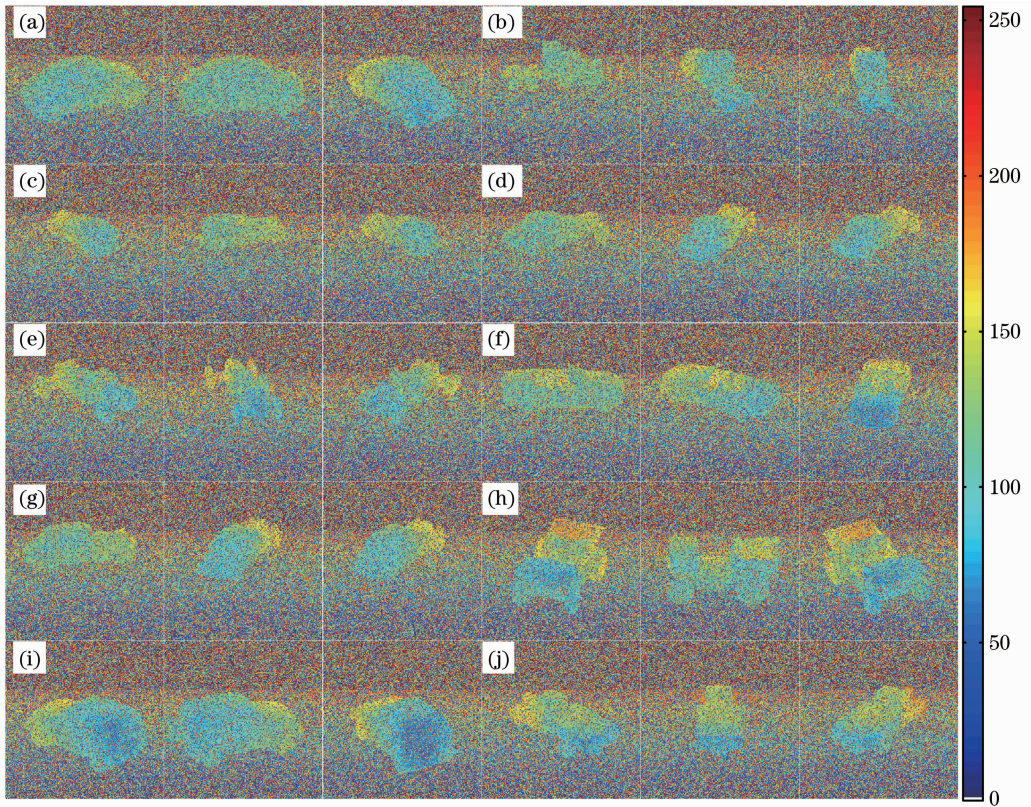


图 6 目标随机方位角的距离像($R_{CN} = 10$ dB)

Fig. 6 Range images for objects on random azimuth angles ($R_{CN} = 10$ dB)

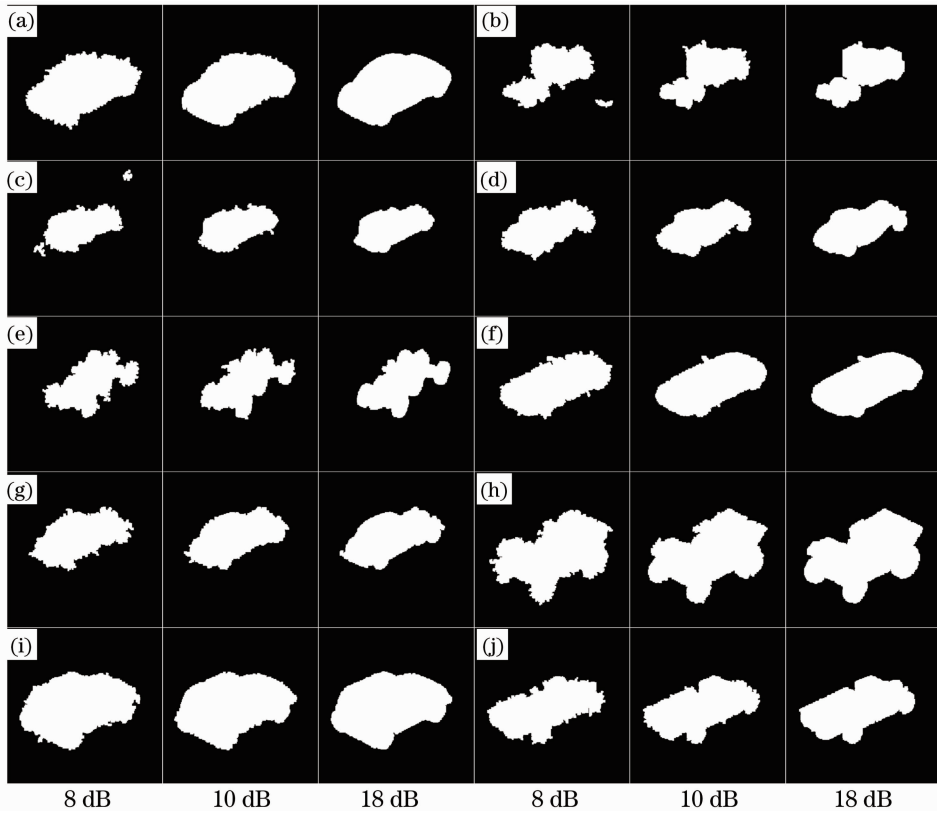


图 7 目标方位角为 45° 、不同 CNR 预处理后的二值图像

Fig. 7 Binary images of objects for 45° azimuth angle under different CNRs

CNR 的测试样本识别。因为噪声是随机的,所以测试过程循环 10 次,每次对每幅距离像都重新模拟,计算识别率。为了对比,单独利用 Hu 矩(图中标注为 HM)和仿射矩(图中标注为 AM)作为特征向量识别目标,如图 8 所示。可以看出,CNR 增加,识别率也随之增加。与单独利用其中一种不变矩相比,Hu 矩和仿射矩的组合矩(图中标注为 HM+AM)识别率提高了 10% 以上。当 $R_{CN} \geq 10$ dB 时,组合矩

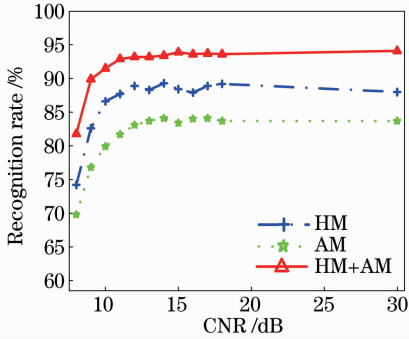


图 8 不同矩在不同 CNR 下的识别率
(19 个样本目标)

Fig. 8 Recognition rate of different moments under different CNRs (19 training samples per object)

的识别率达到 91% 以上。

2) 减少训练样本数目来识别这 10 个目标。虽然 Hu 不变矩和仿射不变矩不具有平面外旋转不变性,但关于象限对称的角度对的不变矩是相近的,因此训练样本在方位角在 $0^\circ \sim 90^\circ$ 范围内选择:① 以 45° 为间隔,取 3 个方位角的样本,即 $0^\circ, 45^\circ$ 和 90° ; ② 以 30° 为间隔,取 4 个方位角的样本,即 $0^\circ, 30^\circ, 60^\circ$ 和 90° ; ③ 以 15° 为间隔,取 7 个方位角的样本,即 $0^\circ, 15^\circ, 30^\circ, 45^\circ, 60^\circ, 75^\circ$ 和 90° ; ④ 以 10° 为间隔,取 10 个方位角的样本。

利用上面设计的 BP 神经网络,选择这 4 种不同数目的样本训练网络。测试样本相同,都为 10 个目标方位角在 $0^\circ \sim 180^\circ$ 范围内以每隔 10° 的 190 幅距离像,重复实验,计算识别率,识别结果如图 9 所示。从图 9 中可以看出,训练目标方位角个数增加,识别率也随之增加。而且随着 CNR 的增加,识别率也增加。当每个目标采用 10 个样本训练网络, $R_{CN} \geq 10$ dB 时,组合矩的识别率就可以达到 90% 以上。但是,训练样本数目增加到 7 个后,再增加训练样本个数,识别率增加得就相对缓慢了。

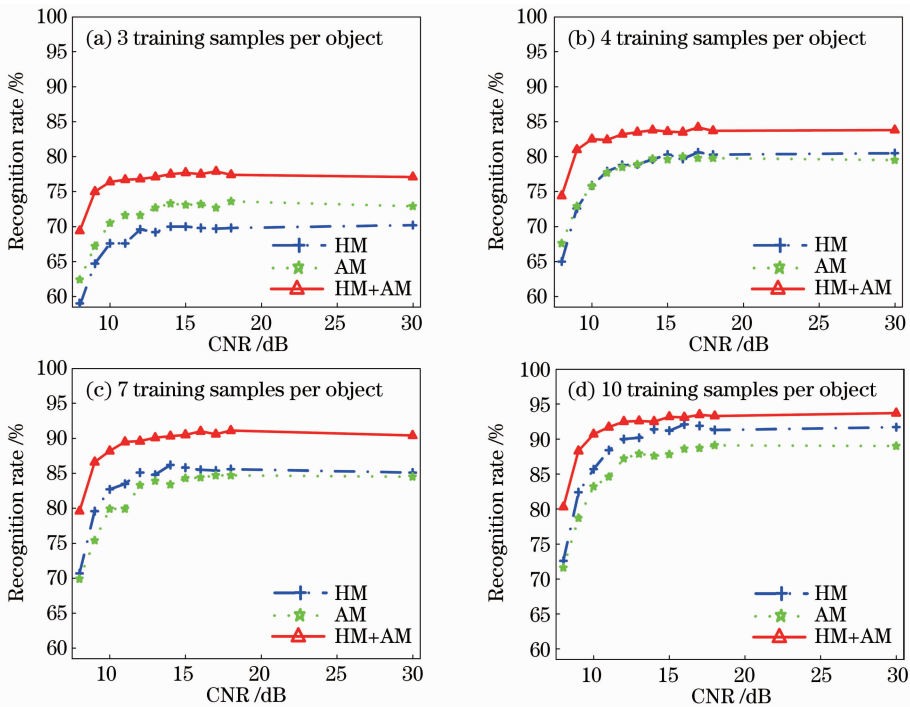


图 9 不同训练样本数在不同 CNR 下的识别率

Fig. 9 Recognition rate based on different numbers of training samples under different CNRs

从上述模拟仿真可以看出,当训练样本个数一定时,利用组合矩识别目标,性能明显好于单一不变矩。当特征的维数一定时,训练样本个数的选取与

识别率有一定关系。一方面,训练样本个数不应小于特征的维数,另一方面,增加每个目标训练样本个数,可以增加分类器的泛化能力,有效地提高目标识

别率;然而,并不是越多越好,当训练样本个数增加到某一个临界点后,继续增加并不会再提高分类器的性能。

4 结 论

采用结合 Hu 不变矩和仿射不变矩的 BP 神经网络方法识别相干激光雷达距离像不同方位角的目标。利用 Hu 不变矩和仿射不变矩的不同特点,把两者的低阶矩组合起来表示距离像目标区域特征,对 10 个不同车辆,选择不同数量的样本送入 BP 神经网络进行训练。当选择方位角在 $0^{\circ}\sim 180^{\circ}$ 范围内以 10° 为间隔的样本训练网络,选择 $5^{\circ}\sim 175^{\circ}$ 以 10° 为间隔的样本测试网络,在 $R_{CN}\geq 10$ dB 时,目标的识别率可达 91% 以上,并且组合矩的识别率比单一不变矩提高 10% 以上。对每个目标在 $0^{\circ}\sim 90^{\circ}$ 范围内选取 3、4、7 和 10 个样本训练,在 $0^{\circ}\sim 180^{\circ}$ 范围内以 10° 为间隔构成样本测试网络。当每个目标采用 10 个样本训练网络, $R_{CN}\geq 10$ dB 时,组合矩的识别率就可以达到 90% 以上。

该距离像识别系统计算量小、速度快,为激光雷达距离像分类识别提供了一种有效的途径。本文研究 Hu 不变矩和仿射不变矩的组合矩在距离像识别的应用,下一步将研究结合其他不变矩组合的距离像识别。

参 考 文 献

- Xia Zhiwei, Li Qi, Ding Shenghui *et al.*. Ladar intensity image denoising by non-local means algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(s1): s100409
夏志伟, 李琦, 丁胜晖等. 基于非局部均值滤波的激光雷达强度像去噪研究[J]. *光学学报*, 2011, **31**(s1): s100409
- Li Qi, Xia Zhiwei, Ding Shenghui *et al.*. Denoising method for ladar range image based on non-local means [J]. *Chinese J. Lasers*, 2011, **38**(s1): s114001

- 李琦, 夏志伟, 丁胜晖等. 基于非局部均值的激光雷达距离像去噪算法[J]. *中国激光*, 2011, **38**(s1): s114001
- Sun Jianfeng, Wei Jingsong, Liu Jinbo *et al.*. Target reconstruction algorithm for streak tube imaging lidar[J]. *Chinese J. Lasers*, 2010, **37**(2): 510~513
孙剑峰, 魏靖松, 刘金波等. 条纹管激光成像雷达目标重构算法[J]. *中国激光*, 2010, **37**(2): 510~513
- A. E. Johnson. A Representation for 3-D Surface Matching[D]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 1997
- U. Grenander, M. I. Miller, A. Srivastava. Hilbert-Schmidt lower bounds for estimators on matrix Lie groups for ATR[J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, **20**(8): 790~801
- M. K. Hu. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 1962, **8**(2): 179~187
- J. Flusser, T. Suk, Z. Barbara. Moments and Moment Invariants in Pattern Recognition[M]. Chichester: John Wiley & Sons Ltd., 2009
- Yu Jihong, Lü Junwei, Bai Xiaoming. A new method for ship image target recognition based on combined invariant moments [J]. *Infrared*, 2011, **32**(9): 23~28
于吉红, 吕俊伟, 白晓明. 一种基于组合不变矩的新的舰船图像目标识别方法[J]. *红外*, 2011, **32**(9): 23~28
- Xu Sheng, Peng Qicong. Three dimensional object recognition based combined moment invariants and neural network [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2008, **44**(31): 78~80
徐胜, 彭启琮. 基于组合不变矩和神经网络的三维物体识别[J]. *计算机工程与应用*, 2008, **44**(31): 78~80
- Li Qi, Wang Yongzhen, Wang Qi *et al.*. Noise suppression algorithm of coherent ladar range image[J]. *Acta Optica Sinica*, 2005, **25**(5): 281~284
李琦, 王永珍, 王骐等. 相干激光雷达距离像的噪声抑制算法研究[J]. *光学学报*, 2005, **25**(5): 281~284
- Li Ziqin, Wang Qi, Li Qi *et al.*. Noises mechanism of range image in coherent laser radar and the range anomalies suppression [J]. *Chinese J. Lasers*, 2005, **32**(3): 356~360
李自勤, 王骐, 李琦等. 相干激光雷达距离像噪声机理及距离反常抑制[J]. *中国激光*, 2005, **32**(3): 356~360
- J. T. Green, J. H. Shapiro. Maximum-likelihood laser radar range profiling with the expectation-maximization algorithm[J]. *Opt. Engng.*, 1992, **31**(11): 2343~2354
- Duda. Pattern Classification (2nd Edition)[M]. Li Hongdong. Transl.. Beijing: China Machine Press, 2003
迪达. 模式分类(第2版)[M]. 李宏东译. 北京: 机械工业出版社, 2003