

基于特征选择算法的相干激光雷达目标识别

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 150081)

摘要 相干激光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, 在目标识别领域引起广泛关注。数据采集过程和采集成本决定了激光雷达不容易采集到大量的图像。在小样本情况下, 随着特征维数的增加, 识别率可能会下降, 即出现休斯现象。为此, 把两种特征选择算法——Relief 算法和支持向量机递归特征消去 (SVM-RFE) 算法引入到距离像目标识别。仿真实验结果表明, 在 3 个训练样本时, 利用 Relief 和 SVM-RFE 算法, 可以解决由三组组合矩 (Hu 矩和仿射矩, 仿射矩和 Zernike 矩以及仿射矩、Hu 矩和 Zernike 矩) 引起的休斯现象, 并且基于 SVM-RFE 算法的识别性能略好于 Relief 算法的识别性能。

关键词 遥感; 激光雷达距离像; 特征选择; 目标识别; 组合不变矩; 支持向量机

中图分类号 O439 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201340.0814003

Target Recognition of Coherent Ladar Range Image Using Feature Selection

Liu Zhengjun Li Qi Wang Qi

(National Key Laboratory of Science and Technology on Tunable Laser, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150081, China)

Abstract Coherent ladar range image is closely relative to physical structure property of object's surface, and reflects essential characteristics of objects, thus it has received considerable attention in object recognition fields. Generally, it is difficult to collect a mass of range images for ladar in real application. However, under small-sample case, when the number of features increases, the recognition rate will decrease, which is called Hughes effect. In this paper, the two methods of feature selection, i. e., relief and support vector machine recursive feature elimination (SVM-RFE) are applied to solve the problem. The experimental results demonstrate that the methods of Relief and SVM-RFE are able to relieve Hughes effect that is caused by three combined moments [affine moments (AMs) and Zernike moments (ZMs), ZMs and Hu moments (HMs), and AMs, HMs and ZMs]. Moreover, the recognition rate of SVM-RFE is slightly better than that of Relief.

Key words remote sensing; ladar range image; feature selection; target recognition; combined invariant moment; support vector machine

OCIS codes 280.3640; 100.4996; 100.5760

1 引 言

相干激光雷达能够同时产生强度像和距离像, 引起了国内外广泛关注^[1-2]。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, 是复杂背景下目标检测和识别的核心问题^[3]。最近, 一些学者利用自旋图^[4-5]和局部表面片^[6]等局部表示方法表示目标表面特征, 实现距离像的三维目标识别。这类方法可以很好地利用目标表面信

息, 解决遮挡和自遮挡问题。然而, 该方法对噪声敏感, 并且需要庞大的计算量和储存空间。

在激光雷达距离像目标识别中, 图像中刚性目标可能会发生平移、尺度变化、平面内旋转、平面外旋转、映射变换引起的变形以及散斑和散粒噪声的影响。引入三种不变矩——Hu 矩 (HMs)^[7]、仿射矩 (AMs)^[8]和 Zernike 矩 (ZMs)^[9]——表示目标特征。HMs 具有平移、尺度和平面内旋转不变性,

收稿日期: 2013-02-01; **收到修改稿日期**: 2013-05-02

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: zhengjunliu360@yahoo.cn

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.cn

AMs 具有仿射不变性, ZMs 具有旋转不变性。并且, 相对前两种矩, ZMs 具有良好的抗噪性。

对于激光雷达, 数据采集过程和采集成本使得不容易采集到大量的图像用于目标识别。为此, 致力于小样本情况下, 利用相干激光雷达距离像, 实现快速有效的目标识别。但是, 小样本常常会产生较大的误差, 这样就直接影响目标识别的泛化能力。为了提高目标识别性能, 通常会增加特征的种类和特征维数来提高目标识别性能。在小样本情况下, 单独利用其中一种不变矩, 不会得到满意的识别结果。为此, 把这三种矩两两组合, 再三者组合, 分析哪种组合更适合激光雷达距离像目标识别。

在利用不变矩对激光雷达距离像进行目标识别方面已经做了一些工作: 基于 HMs, 讨论两种分类器集成方法[反向传播神经网络(BPNN)集成和支持向量机(SVM)集成]^[10]; 讨论了 ZMs 的奇阶矩和偶阶矩的旋转不变性^[11]; 并把 AMs 和 HMs 引入到激光雷达距离像目标识别中^[12], 通过实验验证, 组合不变矩可以有效地提高目标识别性能。另外, 马君国等^[13]基于 HMs、ZMs 和中心矩三种组合矩, 利用径向基函数神经网络对三种地面目标进行分类识别, 取得比较好的识别效果, 但是并未考虑样本数目对识别性能的影响。在小样本情况下, 为了提高激光雷达距离像目标识别性能, 把 HMs、AMs 和 ZMs 组合起来。实验结果表明, 在 3 个训练样本时, AMs 和 ZMs 组合, HMs 和 ZMs 组合以及 AMs、HMs 和 ZMs 组合的结果是, 识别性能没有增加, 反而比单一不变矩的识别性能低, 这种现象称作休斯(Hughes)现象^[14]。虽然这种现象看起来与理论相矛盾, 但是在目标识别中经常会发生休斯现象。

为了缓解休斯现象, 学者们提出了许多方法, 这些方法大体分为两大类: 特征选择^[15]和分类器集成^[16]。特征选择是解决这个问题最直接有效的方法。通过特征选择方法不但能加快分类的速度, 还

可以较少对数据存储的需求; 分类器集成通过结合多个分类器的输出来增强分类器的准确率。利用随机子空间支持向量机集成的方法可解决由 AMs 和 ZMs 组合矩引起的休斯现象^[17]。

本文则引入两种特征选择方法——Relief 算法和支持向量机回归特征消除(SVM-RFE)算法。这两种算法是特征选择的常用方法, 多用于高光谱数据、人脸和基因等高维数据的特征选择。谢好婵等^[18]将 Relief 算法用于 HMs 和 AMs 与 BPNN 相结合识别回转体目标。通过特性选择, 减少目标识别阶段计算量, 还提高了目标正确率。李伟红等^[19]利用 SVM-RFE 算法对人脸进行特征选择。该方法采用权重矢量和半径/间隔作为特征选择标准, 再通过梯度算法调节标准的缩放因子优化特征搜索。本文基于激光雷达距离像 3 个训练样本, 通过解决组合矩——AMs 和 ZMs 组合, HMs 和 ZMs 组合以及 AMs、HMs 和 ZMs 组合——引起的休斯现象, 来比较 Relief 算法和 SVM-RFE 算法对目标识别性能的影响。在激光雷达目标识别文献中, 尚未见到休斯问题的讨论, 也未见到 Relief 和 SVM-RFE 两种算法在组合矩中的应用。

2 基本理论

2.1 激光雷达

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, 这些脉冲通过扫描装置和光学天线, 照射到目标上; 经过目标反射, 光再次通过光学系统和扫描装置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)滤波、平方检波、峰值检测, 得到距离像^[20]。

2.2 特征选择算法

特征选择在本质上是一个组合优化问题: 从原有的特征中, 选择一个最优的特征子集。通过特征选择, 能消除不相关的特征, 降低数据的维数, 并且

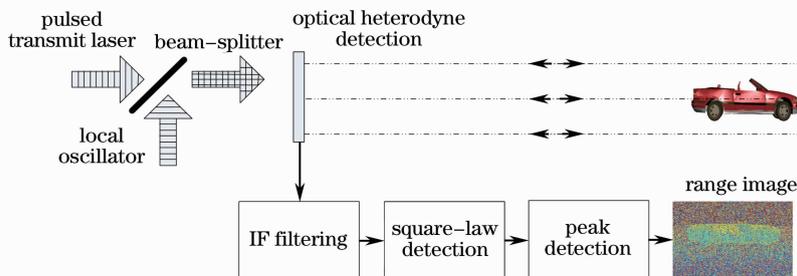


图 1 相干激光雷达图像采集过程

Fig. 1 Process of image acquisition of coherent lidar

能够改善识别性能。特征选择算法大体分为三大类：滤波方法、嵌入式方法和混合器法。引入两种典型的特征选择算法，一种是属于滤波方法的 Relief 算法，另一种是属于嵌入式的 SVM-RFE。

2.2.1 Relief 算法

Relief 算法在提出时局限于解决两类数据的分类问题，后来扩展为多类数据的分类^[21]。Relief 算法的要点是根据特征对近距离样本的区分能力来评估特征，其核心思想是好的特征应该使同类的样本接近，而使不同类的样本之间远离。Relief 算法是对每一个 i 计算其特征的权值 W_i 。从训练集中随机选择一样本 X ，然后从同类的样本中寻找最远邻样本 NH ，从不同类的样本中寻找最近邻样本 NM 。对于每一维特征，如果 X 和 NH 之间的距离小于 X 和 NM 之间的距离，说明该维特征对区分同类和不同类的最近邻是有益的，则增加该特征权值；反之，如果 X 和 NH 之间距离大于 X 和 NM 之间的距离，说明该特征对区分同类和不同类的最近邻起反作用，则降低该特征权值，权值更新为

$$W_i = W_i + \text{diff}(X_i - NM_i)/T - \text{diff}(X_i - NH_i)/T, \quad (1)$$

式中 $\text{diff}()$ 表示 X_i 与 NM_i 之间的距离， T 是归一化常数，这里设为特征总数^[21]。

重复以上过程 m 次，最后得到各特征的平均权值。权值越大，表示该特征的分类能力越强，反之，表示该权值分类能力越弱。

2.2.2 支持向量机回归特征消去算法

支持向量机是根据统计学习理论中的结构风险最小化原则提出的。它基于最大间隔准则通过求解二次凸规划问题产生一个极大间隔的最优超平面。SVM 方法的贡献在于，它使得人们可以在高维空间中构造出好的分类规则，为分类算法提供了统一的理论框架。不同核函数的 SVM 能够通过数据映射特征空间，这样非线性分割就转换为线性分割问题，进一步发现最优分割超平面。这种方法最初用来解决两类目标分类问题，后来扩展到多类目标分类问题。

模拟中，用 LIBSVM 软件包建立 SVM^[22]。在 LIBSVM 中，用一对一的方法来处理多类 SVM。对于 k 类问题，有 N 个训练样本： $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ ，其中 $x_i \in R^n$ 是特征向量， $y_i \in \{1, \dots, k\}$ 是相应的分类标签。一对一方法构建 $k(k-1)/2$ 个分类器，而每一个分类器从 k 类选出两类训练样本。对于第 i 类和第 j 类训练数据，需要解决下面的优化问题^[23]：

$$\min P(\omega^{ij}, b^{ij}, \xi^{ij}) = \frac{1}{2} (\omega^{ij})^T \omega^{ij} + C \sum_n \xi_n^{ij}, \quad (2)$$

其中需要满足

$$\begin{cases} (\omega^{ij})^T \varphi(x_n) + b^{ij} \geq 1 - \xi_n^{ij}, & y_n = i \\ (\omega^{ij})^T \varphi(x_n) + b^{ij} \leq -1 + \xi_n^{ij}, & y_n \neq i, \\ \xi_n^{ij} \geq 0, & n = 1, \dots, k(k-1)/2 \end{cases} \quad (3)$$

式中 ω^{ij} 是第 i 行 j 列的系数向量， $\omega = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i$ ， α_i 是拉格朗日系数； b 是常数； φ 是非线性映射，将样本集 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ 映射到高维特征空间，可以利用核函数表示； ξ_n^{ij} 是松弛项，即折中考虑最少错分样本和最大分类间隔； C 是惩罚因子，控制对错分样本惩罚的程度， $0 < C < \infty$ 。

在类别决策中，LIBSVM 采用“最大为赢”的算法。每个分类器对于它们确定的类投一票，则最后结果由最多票数的类别确定。如果不只一个类有相同的票数，LIBSVM 会选择标签最小的作为类别号。LIBSVM 中有几种核函数，其中多项式核函数 $K(x, y) = (x^T y + 1)^P$ 和高斯核函数 $K(x, y) = \exp[-\|x - y\|^2 / (2\sigma^2)]$ 最常用。

2002 年，Guyon 等^[24]提出了 SVM-RFE 方法。该方法是基于 SVM 中最大间隔原理的后向序列约减算法，即利用(2)式中权值的平方 $\|\omega\|^2$ 作为特征排序的标准。在每一步，用权值向量系数 ω 计算所有剩余特征排序准则分数，消除排序准则分数最小的特征，最后输出特征排序列表。下面介绍 SVM-RFE 算法流程。

与前文参数相同，训练样本表示为 $X_0 = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ ，其中 $x_i \in R^n$ 是样本， $y_i \in \{1, \dots, k\}$ 是相应的分类标签。初始化原始特征集 $s = [1, 2, \dots, l]$ ，按特征标准排列得到的特征集 $r = []$ ，循环直到 $s = []$ ($[]$ 表示空集)。

1) 训练样本划分为 $X = X_0(:, s)$ ，训练分类器为 SVM-train(X)；2) 计算排列标准 $R(k) = \|\omega\|^2$ ；3) 选出在排列标准中最后特征 $f = \text{argmin}(R)$ ；4) 更新特征集 $r = [s(f), r]$ ；5) 排除特征后剩余特征集为 $s = s[1 : f - 1, f + 1 : \text{length}(s)]$ ；6) 输出特征集 r ^[19]。

3 模拟仿真结果与分析

激光雷达距离像目标识别流程如图 2 所示：1) 训练模型。对于训练样本，通过图像预处理提取目标区域特征；然后，利用不变矩表示区域特性，再利用特征选择方法提取所需数目的特征；最后，利用这

些特征训练支持向量机。2) 测试样本表示。对测试样本,采取与步骤 1)类似的过程,预处理、特征表

示,再用选择的特征编号提取特征。3) 利用训练好的支持向量机模型,测试样本,并且统计识别率。

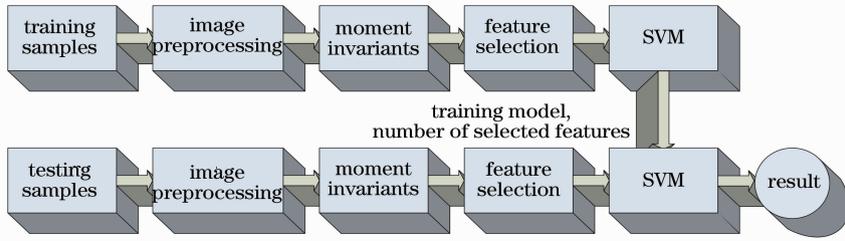


图 2 激光雷达距离像目标识别框图

Fig. 2 Block diagram of target recognition of lidar range images

3.1 模拟距离像

利用 OpenGL 三维绘图应用程序接口实现对 3DMAX 模型的渲染,如图 3 所示;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,如图 5 所示,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 pixel \times 256 pixel,在图像上半部分的深红色区域是天空。

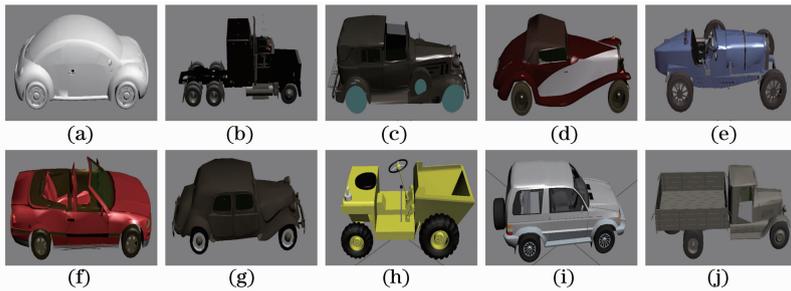


图 3 不同目标 3DMAX 模型

Fig. 3 3DMAX models of different objects

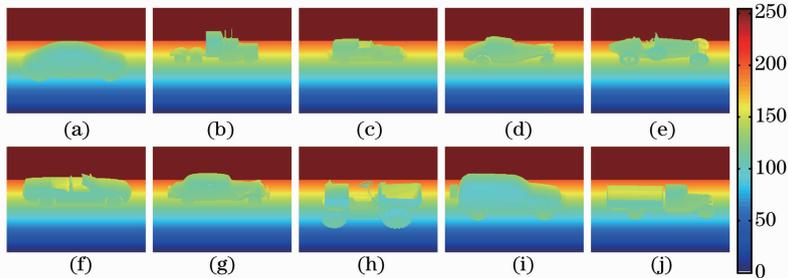


图 4 模拟场景中距离图像

Fig. 4 Simulated range images in field

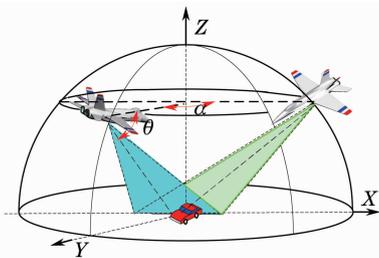


图 5 激光成像雷达前视场景采集示意图
Fig. 5 Ladar collecting images based on forward-looking framing-mode

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载噪比(CNR)的距离像,如图 6 所示,设定激光雷达距离分辨率 R_{res} 为 0.5 m,距离分辨单元 $N = 256$,距离像背景 CNR 统一为 4 dB。距离像图像预处理,采用结合背景抑制和形态学算子方法。该方法是利用平均滤波器对强度像去噪,再利用平滑后强度像的平均值抑制距离像的背景区域。最后,利用形态学算子去除距离像背景中的“亮点”和目标上的“洞”。具体图像预处理细节详见文献 [10]。图 7 列举了目标方位角为 45° 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。

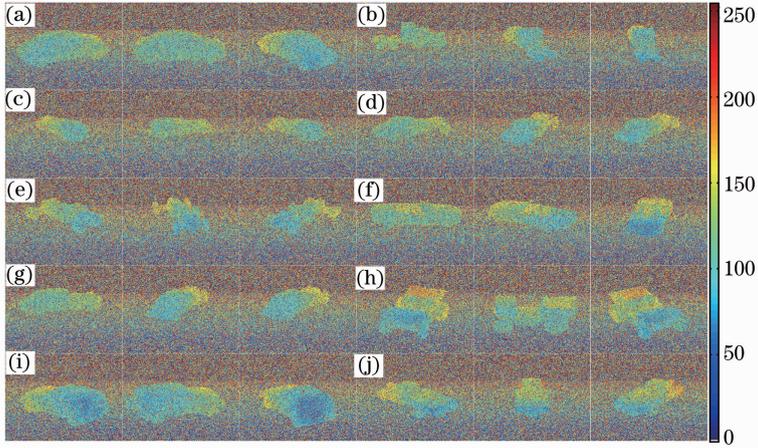


图 6 目标不同方位角的距离像(CNR 为 10 dB)

Fig. 6 Range images for objects on different azimuth angles (CNR is 10 dB)

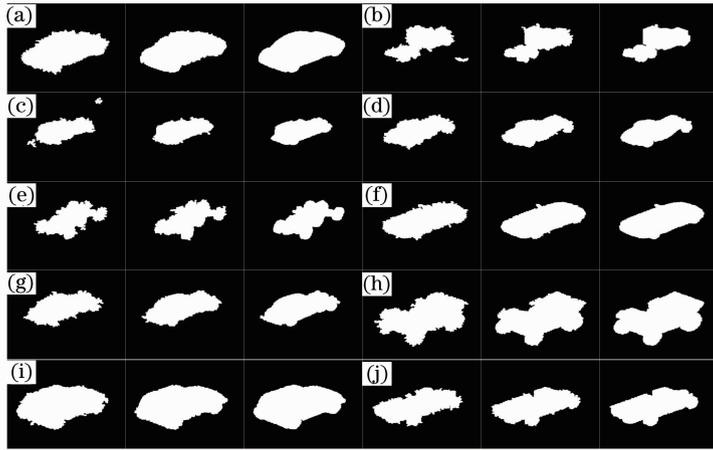


图 7 目标方位角为 45°不同 CNR 预处理后的二值图像

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

3.2 基于组合矩的目标识别

为了测试组合矩识别性能,首先建立训练样本和测试样本。训练样本从方位角在 $0^\circ \sim 90^\circ$ 范围内的目标选择。由于讨论的是小样本,这里只利用 3 个和 4 个训练样本集。3 个训练样本集以 45° 为间隔取样,即 0° 、 45° 和 90° ;4 个训练样本集以 30° 为间隔取样,即 0° 、 30° 、 60° 和 90° 。测试样本是在 $0^\circ \sim 180^\circ$ 范围内以 10° 为间隔取样,10 个目标共 190 个样本。预处理后的训练样本和测试样本,分别根据文献[5-7]计算 HMs 的 7 个特征、AMs 的 3 个特征和 ZMs 的 2~7 阶 18 个特征。

下一步是设计分类器参数。对于 SVM,首先需要选择合适的核函数。因为高斯核和多项式核性能相近,而高斯核函数仅须确定一个参数,故选择高斯核。为了得到很强泛化能力的 SVM,需要寻找合适的核宽 σ^2 和惩罚因子 C 。这里采用网格搜索方法,

即在一定范围内遍历搜索,对于取定的参数利用 K -交叉验证,得到此组参数的训练集验证分类准确率,最终选择训练集验证分类准确率最高的参数。然而,训练样本的数目过小,无法再分。为此,利用三组不同 CNR(10、18、40 dB)的训练样本来扩展样本数目。如此,其中两份可以用于学习,一份用于测试。利用两组训练样本集和不同 CNR 测试样本集,组合矩 AMs+HMs, AMs+ZMs, HMs+ZMs 和 AMs+HMs+ZMs 的 SVM 识别率分别如图 8~11 所示。对比这四幅图中(a)和(b),在 4 个样本时,组合矩的识别性能都高于单一不变矩的性能。其中,AMs+HMs 的平均识别率为 84.72%,比 AMs 和 HMs 的平均识别率分别提高了 9.43% 和 19.88%;在 3 个样本时,除了 AMs+HMs 的识别性能比单一不变矩高外,AMs+ZMs、HMs+ZMs 和 AMs+HMs+ZMs 的识别率都比单一不变

矩的低,即出现休斯现象。

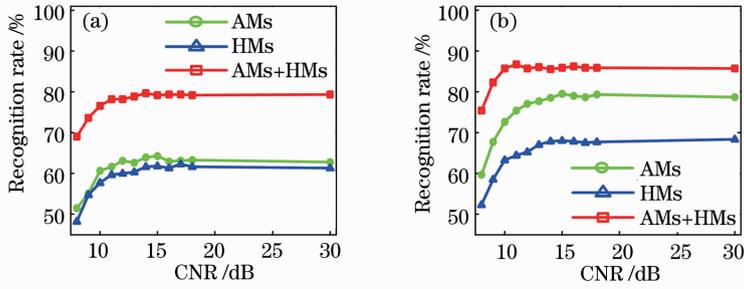


图 8 AMs、HMs 和它们组合矩的识别性能。(a)三个训练样本; (b)四个训练样本

Fig. 8 Recognition rates of AMs, HMs and AMs+HMs. (a) Three training samples; (b) four training samples

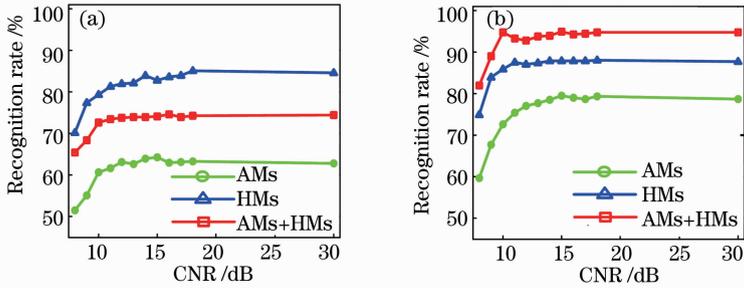


图 9 AMs、ZMs 和它们组合矩的 SVM 识别性能。(a)三个训练样本; (b)四个训练样本

Fig. 9 Recognition rates of AMs, ZMs and AMs+ZMs. (a) Three training samples; (b) four training samples

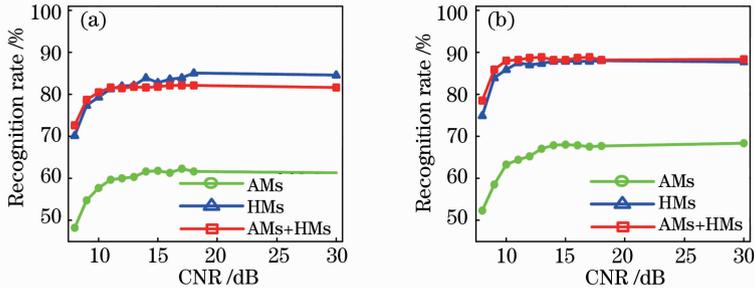


图 10 基于 HMs、ZMs 和它们组合矩的识别性能。(a)三个训练样本; (b)四个训练样本

Fig. 10 Recognition rates of HMs, ZMs and HMs+ZMs. (a) Three training samples; (b) four training samples

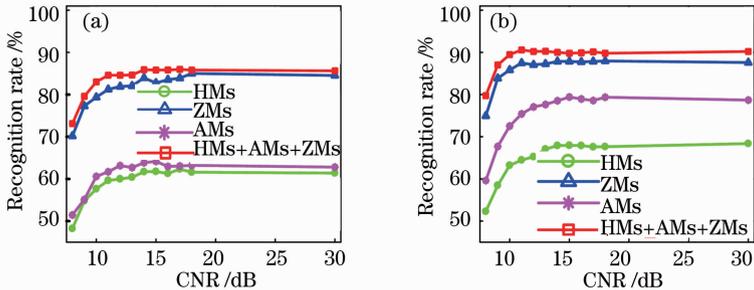


图 11 基于 AMs、HMs、ZMs 和它们组合矩的识别性能。(a)三个训练样本; (b)四个训练样本

Fig. 11 Recognition rates of AMs, HMs, ZMs and all three. (a) Three training samples; (b) training samples

3.3 基于特征选择的目标识别

利用 Relief 和 SVM-RFE 算法,基于 3 个训练样本,研究 AMs + ZMs、HMs + ZMs 和 AMs + HMs+ZMs 三种组合矩的目标识别性能,并且分析

特征数目对识别性能的影响。

3.3.1 Relief 算法的目标识别

图 12 给出了不同组合矩的 Relief 特征选择的目标识别性能曲线,其中图 12(a)、(b)和(c)分别是

基于 AMs+ZMs、HM s+ZMs 和 AMs+HM s+ZMs 三组特征,每组特征数目 l 为 8~20 之间取值。对比图 12(a)和图 9(a)中 AMs+ZMs 的识别率,除了 $l=8$ 是使用 Relief 方法后使识别率略低于未使用该方法的识别率外, l 从 10 到 20 时,Relief 方法都有效地提高了组合矩的识别性能。其中, $l=14$ 时,使平均识别率达到了 88.32%,比 AMs+ZMs 的平均识别率提高了 15.64%,比 ZMs 的平均识别率提高了 7.03%。

同样,对比图 12(b)和图 10(a)中基于 HM s+ZMs 的 SVM 识别率,只有 l 是 14 和 18 时,利用

Relief 方法提高了基于 HM s+ZMs 组合矩的性能,平均识别率分别提高了 1.65%和 1.43%。当 l 为其他值时,利用 Relief 方法不但没有提高基于 HM s+ZMs 组合矩的性能,识别性能反而降低了。

分析图 12(c)和图 11(a),对比基于 AMs+HM s+ZMs 的 SVM 识别率。从图中可以发现, l 为 12、14 和 16 时,利用 Relief 方法使 AMs+HM s+ZMs 组合矩的性能略有提高,其中 $l=16$ 时增加最多,平均识别率提高了 1.01%。当 l 为其他值时,该方法使其识别性能略有降低,其中 $l=20$ 时降低最多,识别率降低了 2.76%。

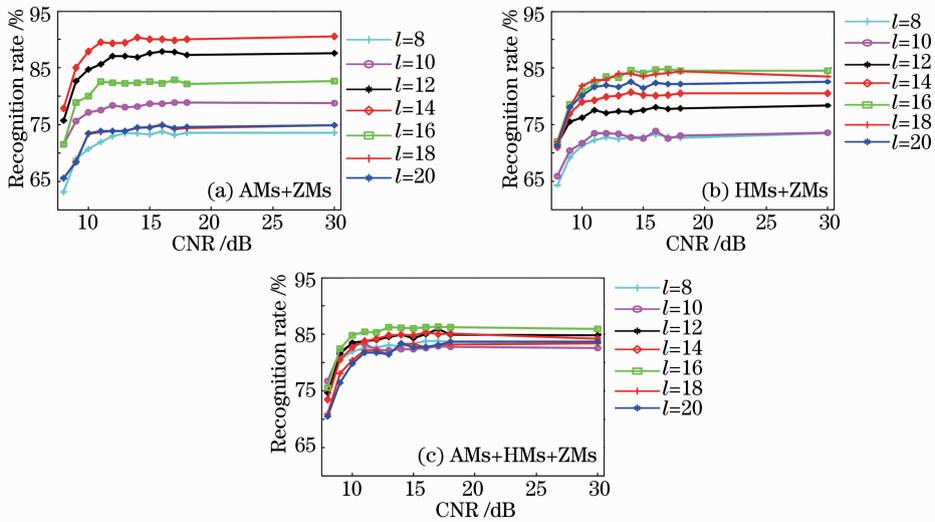


图 12 利用 Relief 特征选择方法分析不同的组合矩识别性能

Fig. 12 Performance of recognition rates of different combined-moments using Relief

3.3.2 SVM-RFE 算法目标识别

图 13 给出了不同组合矩的 SVM-RFE 特征选择的目标识别性能曲线,其中图 13(a)、(b)和(c)分别是基于 AMs+ZMs、HM s+ZMs 和 AMs+HM s+ZMs 三组特征,每组特征数目 l 为 8~20 之间取值。对比图 13(a)和图 9(a),除了 l 是 18 和 20 时,使用 SVM-RFE 特征选择方法后,使识别率低于未使用该方法的识别率外, l 从 8 到 16 时,该方法都有效提高了组合矩的识别性能。其中, $l=10$ 时,使平均识别率达到了 88.55%,比 AMs+ZMs 的平均识别率提高了 15.87%,比 ZMs 的平均识别率提高了 7.26%,比利用 Relief 方法最高平均值($l=14$ 时)提高了 0.23%。

对比图 13(b)和图 10(a),当 $l=14$ 、16、18 和 20 时,SVM-RFE 特征选择方法后使基于 HM s+ZMs 的 SVM 的识别率提高。其中, $l=16$ 时增长最多,

平均识别率提高了 2.18%,略好于 Relief 方法最好的性能($l=14$ 时)。当 l 等于其他值时,该方法使得组合矩的性能略有降低,平均识别率最大降低了 0.21%($l=8$)。

分析图 13(c)和图 11(a),当 $l=12$ 、14 和 16 时,SVM-RFE 方法使 AMs+HM s+ZMs 的识别率略有提高。其中, $l=16$ 时增长最大,平均识别率为 84.73%,比组合矩的平均识别率提高了 1.03%。当 l 为其他值时,该方法使其识别性能略有降低,其中 $l=8$ 时降低最多,识别率降低了 4.38%。

对比图 12 和图 13 可以发现:Relief 和 SVM-RFE 两种特征选择方法可以有效地提高目标识别性能,缓解在小样本情况时组合矩引起识别率下降的问题。例如,AMs+ZMs 组合矩时,通过 Relief 和 SVM-RFE 算法对特征进行选择后,平均识别率分别最多提高了 15.64%和 15.87%。

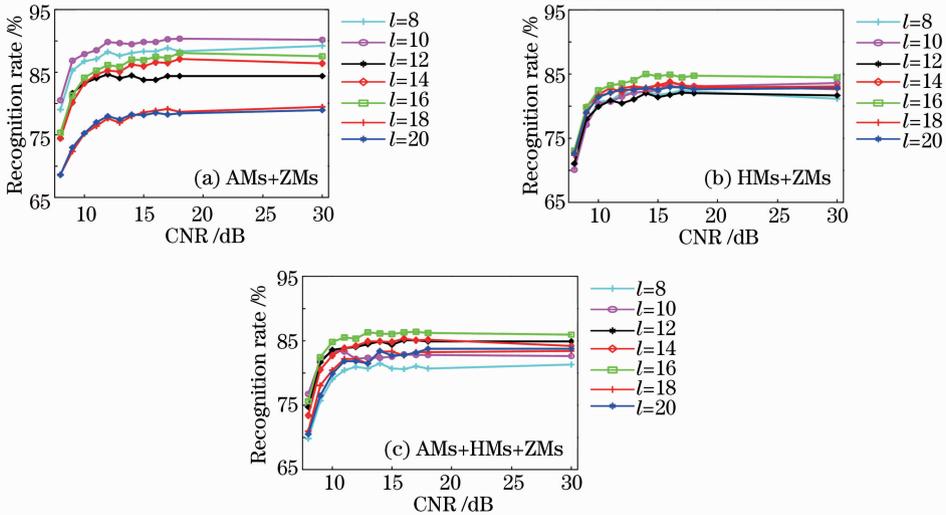


图 13 利用 SVM-RFE 特征选择方法分析不同的组合矩识别性能

Fig. 13 Performance of recognition rates of different combined-moments using SVM-RFE

4 结 论

把 Relief 和 SVM-RFE 两种特征选择算法引入到相干激光雷达距离像目标识别中。实验结果表明,在 3 个训练样本时,三组组合矩——Hu 矩和仿射矩,仿射矩和 Zernike 矩以及仿射矩、Hu 矩和 Zernike 矩——识别率比单一矩识别性能低,即出现休斯现象。为此,利用 Relief 算法和 SVM-RFE 算法对组合矩进行特征选择。通过实验验证,Relief 算法和 SVM-RFE 算法都有效提高了目标识别性能,最高提高比率分别是 15.64% 和 15.87%。并且,SVM-RFE 方法略好于 Relief 方法,但是它以增加计算量为代价。

该距离像识别系统计算量小、速度快,为激光雷达距离像小样本目标识别提供了一种有效的途径。下一步将在此基础上研究随机特征选择算法解决休斯现象。

参 考 文 献

- 1 Li Qi, Wang Yongzheng, Wang Qi, *et al.*. Noise suppression algorithm of coherent lidar range image[J]. *Acta Optica Sinica*, 2005, 25(5): 581-584.
- 李琦,王永珍,王骥,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): 581-584.
- 2 B G Alfred, E K William. Development of coherent laser radar at Lincoln Laboratory[J]. *Lincoln Laboratory Journal*, 2000, 12(2): 383-396.
- 3 G E Smith, B G Mobasserri. Robust through-the-wall radar image classification using a target-model alignment procedure[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2012, 21(2): 754-767.
- 4 Liu Yao, Ma Jie, Zhao Ji, *et al.*. Three dimensional automatic target recognition based on spin-images[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(2): 543-548.

- 刘瑶,马杰,赵季,等. 基于自旋图的三维自动目标识别[J]. *红外与激光工程*, 2012, 41(2): 543-548.
- 5 Guo Yulan, Lu Min, Tan Zhiguo, *et al.*. Fast target recognition in lidar using projection contour features[J]. *Chinese J Lasers*, 2012, 39(2): 0209003.
- 郭裕兰,鲁敏,谭志国,等. 采用投影轮廓特征的激光雷达快速目标识别[J]. *中国激光*, 2012, 39(2): 0209003.
- 6 Q Wang, L Wang, J F Sun. Rotation-invariant target recognition in LADAR range imagery using model matching approach[J]. *Opt Express*, 2010, 18(15): 15349-15360.
- 7 Liu Jin. Construction of Feature Invariants and Its Application in Object Recognition[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2004. 12-20.
- 刘进. 不变量特征的构造及在目标识别中的应用[D]. 武汉: 华中科技大学, 2004. 12-20.
- 8 T Suk, J Flusser. Affine moment invariants generated by graph method[J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(9): 2047-2056.
- 9 Yang Z W, Fang T. On the accuracy of image normalization by Zernike moments[J]. *Image and Vision Comput*, 2010, 28(3): 403-413.
- 10 Liu Z J, Li Q, Xia Z W, *et al.*. Target recognition of lidar range image for small samples using classifier ensembles[J]. *Opti Eng*, 2012, 51(31): 087201.
- 11 Liu Z J, Li Q, Xia Z W, *et al.*. Target recognition of lidar range image using even-order of Zernike moment[J]. *Appl Opt*, 2012, 51(31): 7529-7536.
- 12 Liu Zhengjun, Li Qi, Wang Qi. Object recognition of lidar range image using combined moment invariants[J]. *Chinese J Lasers*, 2012, 39(6): 0609002.
- 刘正君,李琦,王骥. 基于组合矩的激光雷达距离像目标识别[J]. *中国激光*, 2012, 39(6): 0609002.
- 13 Ma Junguo, Huang Mengjun. Target recognition algorithm based on combination moments for laser imaging radar[J]. *Chinese J Lasers*, 2012, 39(6): 0609003.
- 马君国,黄孟俊. 基于组合矩的激光成像雷达目标识别算法[J]. *中国激光*, 2012, 39(6): 0609003.
- 14 M Pal, G M Foody. Feature selection for classification of hyperspectral data by SVM[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2010, 48(5): 2297-2307.
- 15 Liu Pingping, Lin Hui, Sun Hua, *et al.*. Dimensionality reduction method of hyperion EO-1 data[J]. *J Central South*

- University of Forestry & Technology, 2011, 31(11): 34-38.
- 柳萍萍, 林辉, 孙华, 等. 高光谱数据的降维处理方法研究[J]. 中南林业科技大学学报, 2011, 31(11): 34-38.
- 16 Wen Xingping. Investigation of Hyperspectral Remote Sensing Data Classification Using Multiple Classifiers Combination[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2008. 59-61.
- 温兴平. 基于多分类器组合的高光谱遥感数据分类技术研究[D]. 北京: 中国地质大学, 2008. 59-61.
- 17 Z J Liu, Q Li, Q Wang. Random subspace ensemble for target recognition of ladar range image[J]. Opt Eng, 2013, 52(2): 023203.
- 18 Xie Yuchan, Lin Yuchi, Cui Yanping. Study on recognition of spatial rotary object [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2008, 27(10): 66-69.
- 谢好婵, 林玉池, 崔彦平. 空中回转体目标识别算法的研究[J]. 传感器与微系统, 2008, 27(10): 66-69.
- 19 Li Weihong, Gong Weiguo, Chen Weimin, *et al.*. Facial feature selection method based on SVM RFE [J]. Opto-Electronic Engineering, 2006, 33(5): 113-117.
- 李伟红, 龚卫国, 陈伟民, 等. 基于 SVM RFE 的人脸特征选择方法[J]. 光电工程, 2006, 33(5): 113-117.
- 20 Green J T J, Shapiro J H. Detecting objects in three-dimensional laser radar range images[J]. Opt Eng, 1994, 33(3): 865-874.
- 21 Zhang Lixin. Study on Feature Selection and Ensemble Learning Based on Feature Selection for High-Dimensional Datasets[D]. Beijing: Tsinghua University, 2004. 23-24.
- 张丽新. 高维数据的特征选择及基于特征选择的集成学习研究[D]. 北京: 清华大学, 2004. 23-24.
- 22 C C Chang, C J Lin. LIBSVM: A Library for Support Vector Machines[OL]. 2001. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvmUTH>.
- 23 Niu X X, Suen C Y. A novel hybrid CNN-SVM classifier for recognizing handwritten digits[J]. Pattern Recognition, 2012, 45: 1318-1325.
- 24 I Guyon, J Weston, S Barnhill. Gene selection for cancer classification using support vector machines [J]. Machine Learning, 2002, 46: 389-422.

栏目编辑: 李文喆