红外与激光融合目标识别方法

仝选悦[1],吴 冉[2],杨新锋[2],滕书华[3],庄祉昀[3]

(1. 南阳理工学院 软件学院,河南 南阳 473004;
2. 南阳理工学院 计算机与信息工程学院,河南 南阳 473004;
3. 国防科学技术大学 自动目标识别重点实验室, 湖南 长沙 410073)

摘 要: 针对自动目标识别需求,提出了一种激光与红外融合目标识别方法。首先分别对激光与红外两类单源数据分别提取小波矩和投影轮廓特征来表征目标;其次,将两类单源特征进行组合,并对组合后的特征进行约简。考虑到组合多个约简在进行分类时将产生互补信息,基于三种不同观点的约简提出了一种差异性组合分类器的构建方法,对约简后的激光和红外复合数据进行融合识别。最后,通过对激光与红外仿真数据的实验,验证了文中方法的有效性。

关键词: 点云特征; 红外特征; 特征提取; 特征约简; 融合识别

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.0526003

Fusion target recognition method of infrared and laser

Tong Xuanyue[1], Wu Ran[2], Yang Xinfeng[2], Teng Shuhua[3], Zhuang Zhiyun[3]

(1. School of Software, Nanyang Institute of Technology, Nanyang 473004, China;
2. College of Computer and Information Engineering, Nanyang Institute of Technology, Nanyang 473004, China;
3. Science and Technology on Automatic Target Recognition Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Aiming at the requirement of automatic target recognition, a method of laser and infrared fusion target recognition is proposed. Firstly, wavelet moment and projection contour feature are extracted respectively from laser and infrared datas respectively. Secondly, two kinds of single source features are combined, and then the features are reduced. Considering the combination of multiple reductions will produce complementary information, three different views of the reduction algorithm are adopted to construct the diversity combination classifier. Then the fusion recognition method of laser and infrared fusion is presented. Finally, the effectiveness of the proposed method is verified by the experiment of laser and infrared simulation data.

Keywords: point cloud feature; infrared feature; feature extraction; feature reduction; fusion recognition

收稿日期: 2017-12-10; **修订日期:** 2018-01-20

基金项目: 国家自然科学基金(61471371);湖南省自然科学基金(2015jj3022);河南省科技攻关项目(132102210215)

作者简介: 仝选悦(1980-),女,讲师,硕士,主要从事图像处理、体系结构方面的研究。Email: ywind2005@163.com

0 引 言

随着战争环境复杂性的日益加剧,精确制导武器的对抗手段越来越高明,采用单一的成像制导方式很难完成作战使命,必须发展复合成像寻的制导技术来有效提高导弹的作战效能[1]。

激光雷达主动成像系统通过成强度像和距离像来表征物体的几何结构特征，具有较高距离精度,并且图像的分辨率高、对比度大,但其隐蔽性较差,不能大范围扫描;而被动红外探测通过接收目标本身发射红外辐射成像,作用距离远,隐蔽性强,但是被动红外图像信噪比低、边缘模糊,无法获取精确的距离信息[2]。将激光雷达和红外主被动融合后的数据既能反应目标的热信息又能反应目标的高分辨率信息以及距离信息,为目标场景的分析提供了更加全面、更加丰富和完整的信息,既有利于全天候作战,又有利于提高制导精度和应付各种复杂的战场环境。因此,开展基于激光成像雷达与红外成像的复合制导技术研究,具有重要的理论及现实意义[3]。

随着复合探测技术重要性的不断加强，国内外对激光与红外图像融合技术展开了研究[4-8]。数据的成像机理不同,现有的融合算法如基于光谱/彩色域变化的 HIS 法、PCA 融合算法、基于代数运算的融合算法以及基于空间域信号分解和重构的小波变换融合算法等都不能很好适用于激光与红外数据的融合,即使能够提高融合后分类效果,提高的幅度也不是很明显[9-10]。

在模式识别领域，以组合分类器为代表的融合技术得到了广泛关注[11-14]。通过差异性较大的分类器融合不但可以提高识别精度，而且能够提高识别系统的泛化性能和鲁棒性。不同基分类器的合理构建是组合分类器研究的一个重点[14]。在基分类器的构建过程中,需要对特征子空间进行划分。特征约简作为粗糙集理论的核心内容，不仅能够降低特征维度以简化学习过程，而且简化后的样本集与原样本集具有相同的识别能力，能够很好的实现特征子空间划分。因此，通过粗糙集约简方法来删除冗余特征,构建组合分类器,以提高学习算法的性能,得到了广泛关注。参考文献[15]提出了基于粗糙集理论的多分类器集成方法，通过特征约简提高了组合分类器的效率。参考文献 [16]通过集成多个约简来提高分类精度,但是串行计算约简时间复杂度高,还要搜索最优的约简进行组合，不适合处理大规模学习问题。Kumar Das 等[17]将特征按重要程度不同划分为不同类来构建组合分类器，通过获取最简规则进行分类,在一定程度上提高了组合分类器的效率。参考文献 [18]提出了一种新的组合分类器框架,在动态粗糙子空间中选择约简构造组合分类器，取得了较好的分类性能。基于粗糙集理论的组合分类器方法已成为当前新的研究热点。

直观上,差异性越大的约简,与之对应的分类器差异性越大,分类时的互补信息就更多。然而现有算法并没有涉及差异度较大约简的获取方法[19]。现有的粗糙集组合分类器方法需要计算大量约简，并在约简子空间中进行不断的选择，因此算法的时间复杂度较高。此外,对大量基分类器进行组合,不仅会增加计算量和带来额外的内存开销，还可能会导致基分类器整体泛化性能的下降。如何有效快速地获取差异性大的约简来构造组合分类器，仍是一个未决问题。

自动目标识别是精确制导武器系统应具备的重要性能，可有效提高导弹对目标的打击精度及抗干扰能力[20]。为实现快速准确的自动目标识别,文中提出了一种激光与红外的融合识别方法。该方法首先提取红外和激光图像的特征，然后利用不同观点下的约简算法对两类特征进行约简，最后利用不同观点下约简构建组合分类器并进行融合识别，大大提高了自动目标识别的精度和效率。

1 特征提取

目标特征提取是后续目标识别的基础。通过特征的提取,不仅可以提高精度,也可以大大降低数据处理量,具有举足轻重作用。文中采用红外图像小波矩和激光点云数据投影轮廓两类不同特征来表征目标。

1.1 红外图像特征提取

图像小波矩[21]是小波变换与不变矩的结合,具有良好的时域、频域局部分析特性,能对图像进行多尺度分析;具有不变性,同时抗噪能力较其他描述子

也有所提升。因而文中将小波不变矩特征引入到地面运动目标识别中。

图像灰度分布函数 $f(x,y)$，在笛卡儿坐标系 (x,y) 下 $(s+t)$ 阶原点矩 M_{st} 为：

$$M_{st}=\int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty}x^{s}y^{t}f(x,y)\mathrm{d}x\mathrm{d}y \quad s,t=0,\ 1,\ 2,\cdots \tag{1}$$

式中：$f(x,y)$ 为直角坐标上的二维二值图像，将笛卡尔坐标系 (x,y) 转化为极坐标系 (r,θ)，其相应的极坐标形式为 $f(r,\theta)$：

$$\begin{cases}x=r\cos\theta\\ y=r\sin\theta\end{cases} \tag{2}$$

将公式(2)代入公式(1)可以得到原点矩在极坐标下的一般定义式：

$$M_{st}=\int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty}(r\cos\theta)^{s}(r\sin\theta)^{t}f(r\cos\theta,r\sin\theta)r\mathrm{d}r\mathrm{d}\theta=$$
$$\int_{0}^{+\infty}\int_{0}^{2\pi}r^{s+t}(\cos\theta)^{s}(\sin\theta)^{t}f(r,\theta)r\mathrm{d}r\mathrm{d}\theta \tag{3}$$

公式(3)写成一般形式如下：

$$F_{pq}=\int_{0}^{+\infty}\int_{0}^{2\pi}g_{p}(r)\mathrm{e}^{-jq\theta}f(r,\theta)r\mathrm{d}r\mathrm{d}\theta \quad p,q=0,\ 1,\ 2,\cdots \tag{4}$$

式中：F_{pq} 为 $p+q$ 阶矩；$g_p(r)=r^{s+t}$ 为核径向分量；$\mathrm{e}^{-jq\theta}=(\cos\theta)^{s}(\sin\theta)^{t}$ 为变换核的角度分量。考虑如下小波函数集：

$$\psi_{a,b}(r)=\frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{r-b}{a}\right) \tag{5}$$

式中：$\psi(r)$ 为母小波；$a\in R^{+}$ 为尺度因子；$b\in R$ 为位移因子，且

$$\begin{cases}a=a_0^{m},m\in Z,a_0>0 \text{ 且 } a_0\neq 1\\ b=nb_0a_0^{m},b_0>0,\ n\in Z^{+}\end{cases}$$

图像的小波不变矩由公式(5)代替公式(4)中的即可得到。

为了获得可区分性的局部特征，笔者采用 3 次 B 样条函数作为母小波 $\psi(r)$ 来获得核径向分量 $g_p(r)$。即：

$$\psi(r)=\frac{4\alpha^{n_0+1}}{\sqrt{2\pi(n_0+1)}}\sigma_w\cos(2\pi f_0(2r-1))\times$$
$$\exp\left(-\frac{(2r-1)^2}{2\sigma_w^2(n_0+1)}\right) \tag{6}$$

式中：$n_0=3$；$\alpha=0.697\ 066$；$f_0=0.409\ 177$；$\sigma_w^2=0.561\ 145$。

则小波函数集变为：

$$\psi_{m,n}(r)=2^{m/2}\psi(2^{m}r-0.5n),\ m=0,1,2,\cdots,n=0,1,2,\cdots,2^{m+1} \tag{7}$$

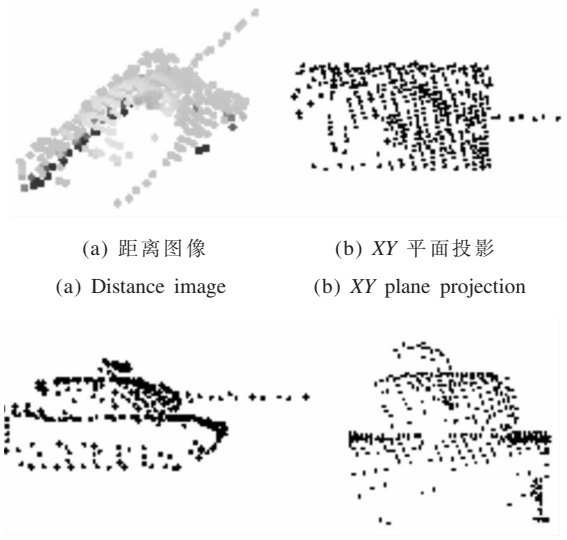
由此可以定义图像的小波不变矩为：

$$\left\|F_{m,n,q}^{\psi}\right\|=\left\|\int_{0}^{+\infty}\int_{0}^{2\pi}\psi_{m,n}(r)\mathrm{e}^{-jq\theta}f(r,\theta)r\mathrm{d}r\mathrm{d}\theta\right\| \tag{8}$$

式中：$q=0,1,2,\cdots$；$\left\|F_{m,n,q}^{\psi}\right\|$ 为 $F_{m,n,q}^{\psi}$ 的模。

1.2 激光雷达数据特征提取

目标点云数据精细地反映了目标的 3 维外形信息[22](如图 1(a)为伪彩色显示的 M60 坦克在某视点下的距离图像)。文中激光雷达获得的距离像采用点云形式表示。尽管自遮挡使得数据不完全，但当实现目标姿态估计和校正[23]后，其点云在 3 个坐标平面的投影依然很好地体现了目标的外形信息(如图 1(b)~(d)所示)。鉴于此，文中提取点云数据的投影轮廓特征[24](Projection Contour Feature，PCF)来描



(a) 距离图像 (b) *XY* 平面投影

(a) Distance image (b) *XY* plane projection

(c) *XZ* 平面投影 (d) *YZ* 平面投影

(c) *XZ* plane projection (d) *YZ* plane projection

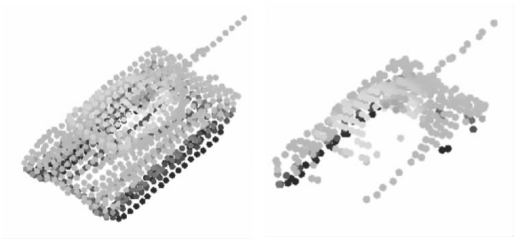
图 1 坦克距离图像及其正交投影

Fig.1 Tank distance image and its orthogonal projection

述目标距离像。图 2 给出了坦克模型点云、某视点下距离图像点云以及点云数据在 $X-Y$ 坐标平面下的 PCF 特征。图 2(c)中目标 PCF 在 0~20 点之间存在较多的零值，这主要是由于自遮挡导致了 M60 坦克距离图像的不完整，使得部分点云不可见(见图 2(b))造成的。

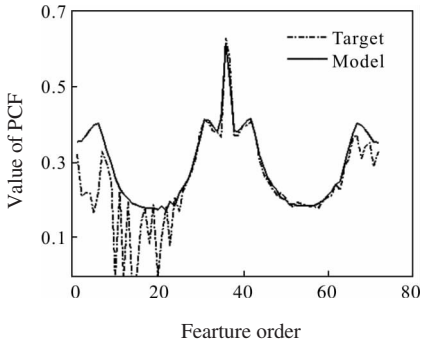
综合利用 3 个坐标平面的投影轮廓特征可进一步减小遮挡和背景干扰的影响，这是因为遮挡很难

同时使得目标在 3 个平面的投影轮廓均严重偏离真实值。投影轮廓特征作为点云一种新的特征，能够很好地反映出目标的外围轮廓信息，可有效应用于目标识别。



(a) 模型点云 (b) 距离图像点云

(a) Model point cloud (b) Distance image point cloud



(c) PCF 特征

(c) PCF features

图 2 坦克点云及其在 *XY* 平面的 PCF 特征

Fig.2 Tank point cloud and its PCF features in the *XY* plane

2 差异特征集选择

红外图像的小波矩和点云投影轮廓特征对复杂背景下的目标识别具有一定鲁棒性，但特征维数较高，冗余特征较多，需要对高维特征进行约简。选择能够简洁和准确描述目标的有效特征，对降低算法复杂度、提高识别率具有重要意义。

特征约简是粗糙集理论的精髓，已提出了多种启发式约简算法[25-26]。不同约简算法对同一数据得到的约简结果通常不一样，目前启发式特征约简主要基于 3 种观点[25]：代数观点、信息观点和区分能力观点。依赖度是代数观点约简算法中具有代表性的重要性度量，Shannon 条件熵是信息观点约简算法中具有代表性的重要性度量；相对可区分度是区分能力观点约简算法中具有代表性的重要性度量。基于 3 种不同观点的特征重要性的不同，导致了特征选择过程中特征重要性排序的不同，因而基于 3 种不同观点的约简结果是不同的。因此，可采用 3 种不同观点约简算法的约简结果来直接构造组合分类器。

为了减少特征的维数和降低计算的复杂度，使特征描述子更加紧凑，文中采用基于粗糙集的约简算法对提取的特征进行选择。又考虑到分类时不同约简的差异性越大，则互补性也将越大，融合后的识别精度将越高[27]，因此文中采用参考文献[25]中的 3种不同观点的粗糙集约简算法来获取激光和红外图像特征描述子的 3 种不同类型的约简，并对 3 种约简后的目标特征描述子分别构建知识表达系统，即把前面选择后的特征描述子作为条件特征，而把这些特征所对应的目标作为决策特征，构建 3 个简化后的目标知识库，用于后期的融合识别。

3 激光与红外融合目标识别

如图 3 所示，激光与红外融合目标识别方法步骤如下。

输入：目标的红外图像和激光点云数据

输出：融合识别结果

(1) 特征提取：提取红外图像的小波矩特征以及激光点云数据的 PCF 特征；

(2) 特征组合：将小波矩特征和 PCF 特征组合成行向量；

(3) 特征约简：利用参考文献[25]中代数观、信息观和区分能力观约简算法分别对组合后的特征进

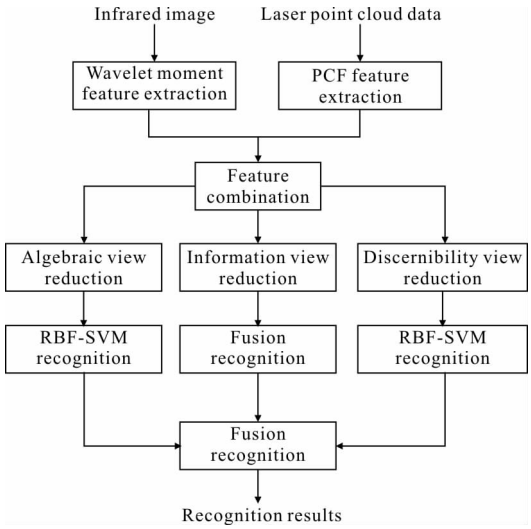


图 3 激光与红外融合识别方法流程图

Fig.3 Flow chart of laser and infrared fusion recognition method

行约简,得到 3 类不同约简结果;

(4) RBF-SVM 识别:利用 RBF-SVM 算法分别对 3 类不同约简结果进行识别,得到对应的 3 类识别结果;

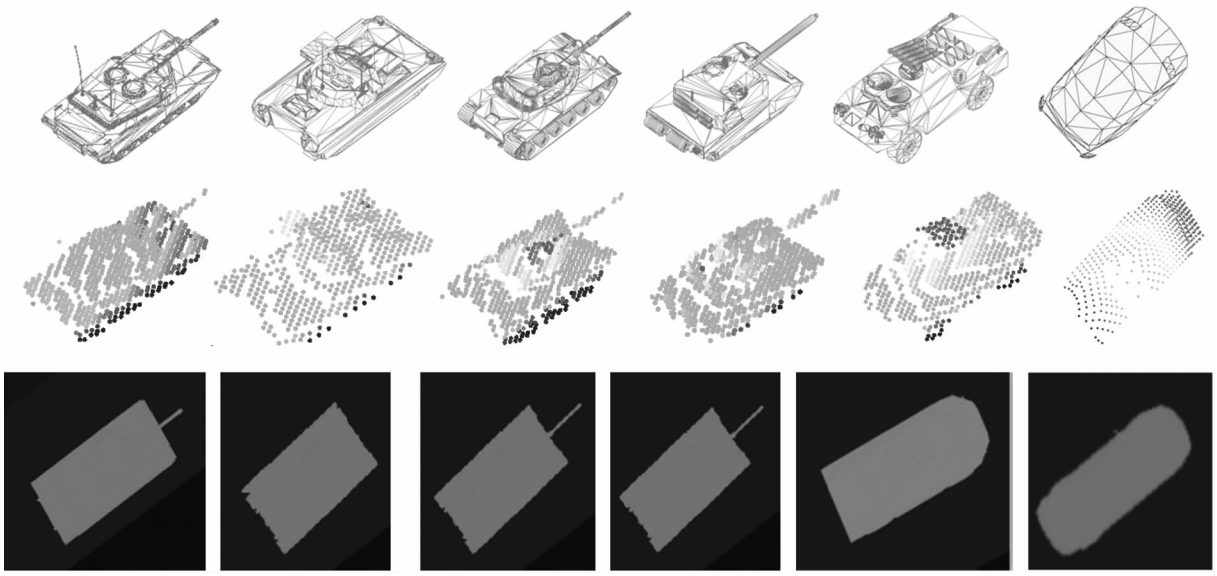
(5) 采用多数投票原则进行融合识别得到最终的识别结果。

由图 3 可知,文中融合识别算法通过并行计算来得到最终的融合识别结果,整个过程由单次约简和识别的时间决定,不需要对多个约简进行选择。相比串行计算约简的组合分类器算法[16,18],文中融合识别方法的复杂度大大降低。

4 实验分析

文中采用仿真数据对融合识别算法的性能进行验证。识别目标为 M1 坦克、M60 坦克、LECRERC(勒克莱尔)坦克、M2A2 装甲车和 BRDM3 装甲车以及小轿车(CAR)等 6 类地面目标,图 4(a)~(f)给出了 6 类地面目标的模型和对应的点云和红外图像数据。

首先,利用激光与红外复合仿真系统获取激光和红外图像数据,仿真系统的红外相机视场角设为 3.5°×2.8°,激光雷达视场角设为 0.7°×0.7°,红外图像分辨率为 320×256,激光雷达投影图像分辨率为 64×64。导弹与地面目标的相对距离从 5 km 开始,由远及近,直至到 1 km 为止,在此距离范围内采集数据,帧频为 20 帧/s,每类目标随机抽取 100 帧图像进行实验,实验数据共包含 600 个目标点云和其相应的红外图像。对于红外图像,利用基于方向显著性的红外目标检测方法[28]实现红外目标的检测,对于激光雷达图像,则采用参考文献[29]中的高程滤波目标检测算法实现点云目标的检测,然后对检测出的目标分别提取相应特征。对 6 类目标的单源红外数据特征、单源激光数据特征以及激光与红外复合后的特征分别作为待识别的 3 类数据,随机选取 30%用来训练,剩下的用来测试。实验中,目标红外图像的小波矩特征参数为:K=128,N=128×128,Ω=256,原始图像大小为 320×256,小波基 $\psi_{m,n}(r)$ 中选取 m=0,1,2,3,n=0,1,…,2^{m+1},q=0,1,2,3,这样对每个目标的红外图像有 136 维小波矩特征;目标激光点云数据的 PCF 特征中 N_θ 取为 72,则每个激光点云数据的 PCF 特征维数为 72×3=216 维。



(a) M1 (b) M2A2 (c) M60 (d) LECRERC (e) BRDM3 (f) CAR

图 4 待识别目标模型、成像点云数据和红外图像数据

Fig.4 Target model, imaging point cloud data and infrared image data to be identified

下面将参考文献[25]中的 3 种不同观点的约简算法:代数观约简算法(算法 1)、信息观约简算法(算法 2)、区分能力观点的约简算法(算法 3)以及最小冗余最大相关准则约简算法(算法 4)[30]和邻域依赖度函数方法(算法 5)[31]在激光与红外仿真数据集上对约简特征数量和识别精度进行比较。首先采用基于 Shannon 和最小描述长度原则的离散化算法对实验数据进行离散化。算法 1、算法 2 和算法 3 对离散化

后的数据进行约简，算法 4 和算法 5 直接对离散化前的数据求约简，邻域参数 δ=0.15。为减少特征量纲不一致对约简结果带来的影响，在计算每个样本的邻域时，将所有数值型特征标准化到 0~1 区间。最后以 10 折交叉验证方式对五类算法的约简结果采用 RBF-SVM 算法进行识别。表 1 和表 2 分别给出了 5 种算法对单源红外、单源激光以及两者复合数据在约简特征个数和识别精度上与原始数据的比较，其中复合数据表示地面目标的激光点云数据特征和红外图像特征合并后的特征数据。表 1 中 *R*1，*R*2，*R*3，*R*4 和 *R*5 分别表示算法 1，算法 2，算法3，算法 4 和算法 5 约简后的特征数量。表 2 中 Raw-Acc 表示原始数据对应的分类精度，Acc1，Acc2，Acc3，Acc4 和 Acc5 分别表示算法 1、算法 2、算法 3，算法 4 和和算法 5 约简结果对应的分类精度。Combined-Acc 表示算法 1、算法 2、算法 3 的约简按照本文方法组合后的识别精度。由表 1 可知，5 种约简算法都有效的实现了对原始特征的约简。算法 1、算法 2 和算法 3 约简后的特征维数最低，特别是对激光数据和复合数据，约简后的维数近似是算法 3、算法 4 和算法 5 约简维数的一半，但通过表 2 可以看出，3 种算法的识别精度不高，甚至远低于原始数据；算法 4 和算法 5 在 3 类数据集上选择的特征数相对较多，但取得了相对较高的分类精度；算法 1、算法 2 和算法 3 融合后的识别精度优于或近似于其他 5 种算法对应的识别结果，说明激光与红外融合识别方法充分利用了不同约简具有的互补性和差异性，在选择较少特征的同时提高了识别精度。

表 1 5 种约简算法对两类单源数据和复合数据的约简结果

Tab.1 Reduction results of two kinds of single source data and composite data by five reduction algorithms

Data	Samples	Features	Classes	*R*1	*R*2	*R*3	*R*4	*R*5
Infrared	600	136	6	21	20	19	65	38
Laser radar	600	216	6	32	35	33	85	80
Composite data	600	352	6	43	49	44	125	91

表 2 5 种约简算法对两类单源数据和融合数据约简后的识别精度(单位：%)

Tab.2 Five kinds of reduction algorithms for recognition accuracy of two kinds of single source data and fused data reduction(Unit: %)

Data	Raw-Acc	Acc-1	Acc-2	Acc-3	Acc-4	Acc-5	Com-Acc
Infrared	0.912 5	0.901 0	0.900 5	0.915 2	0.921 8	0.920 5	0.922 1
Laser radar	0.887 5	0.887 0	0.887 8	0.908 8	0.929 5	0.921 6	0.921 7
Composite data	0.909 8	0.902 5	0.917 8	0.931 8	0.958 8	0.968 9	0.970 1

为了进一步分析文中融合方法的有效性，图 5 给出了对单源激光、单源红外以及激光和红外复合数据的 6 类目标的识别精度，可以看出：

(1) 文中方法对于单源数据和复合数据识别精度都在 90%以上，激光数据与红外数据融合后的识别精度远高于单源数据的识别精度，说明激光数据和红外数据具有很好的互补性；

(2) 由于 3 种坦克目标 (M1 坦克、M60 坦克、LECRERC 坦克)在某些视角下目标的外形和结构与同类型的其他目标具有较高的相似性，相比于小轿车和装甲车，识别精度较低；小轿车与其他两类目标的区分度比较大，因而识别精度最高。

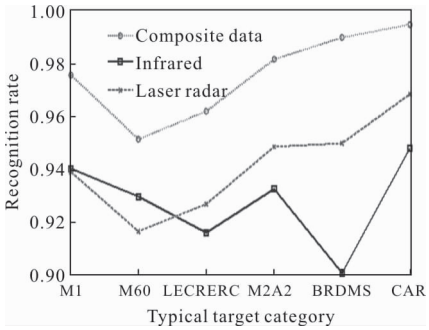


图 5 激光与红外融合识别方法对典型目标的识别率

Fig.5 Recognition rate of typical targets by laser and infrared fusion recognition method

(3) 激光和红外复合后的数据，文中算法的目标

型号识别精度均大于 95%，特别是对小汽车识别精度达到 99.5%，说明文中算法能很好地鉴别目标类别。

(4) 若将所有目标分成小汽车(CAR)、坦克(M1、M60、LECRERC)和装甲车(M2A2、BRDM3)3 类，则融合算法的识别精度达到 99%，因而文中算法能很好的完成对目标类别的鉴别。

综上可知，文中提出的激光和红外融合目标识别方法，充分利用了激光和红外数据的互补性，不仅能很好地鉴别目标类别，还能识别目标的具体型号，具有较好的识别性能。

5 结 论

为实现复杂战场环境下快速、准确的运动目标识别，文中提出了一种激光和红外图像主被动融合识别方法，弥补了单源特征难以全面描述运动目标的缺陷。该方法在充分利用激光雷达距离信息和红外图像热信息基础上，考虑到组合多个约简在进行分类时将产生互补信息，基于 3 种不同观点的约简算法构建了一种差异性组合分类器，利用不同约简之间的互补性进行融合识别，不仅减少了特征的维数，降低了计算的复杂度，同时大大提高了自动目标识别的精度和鲁棒性。

参考文献：

[1] Yin Xiaochen, Fu Yanhui. Optical design of common aperture IR/ladar dual-mode imaging seeker [J]. ***Infrared and Laser Engineering***, 2015, 44(2): 428-431. (in Chinese)

[2] Wu Jiajie. Active-passive detection image registration and fusion[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013. (in Chinese)

[3] Fan Youchen, Zhao Hongli, Sun Huayan, et al. Calculation of maximum range of active and passive laser rangegated detection system[J]. ***Infrared and Laser Engineering***, 2015, 44(S1): 86-92. (in Chinese)

[4] Harney R C. Dual active/passive infrared imaging systems [J]. ***Optical Engineering***, 1981, 20(6): 206976.

[5] 张德文. 复合制导—导弹制导新主张[J]. 现代舰船, 2002, 9(15): 36-37.

[6] Barenz Joachim, Rainer Baumann, Frank Imkenberg, et al. All solid state imaging infrared/imaging ladar sensor system [C]//SPIE, 2004: 171-179.

[7] DeFlumere Michael E. Reentry Vehicle Interceptor with IR and variable FOV laser radar: US, Google Patents[P]. 2004.

[8] Liu LiPing, Sun Xiudong, Zhao Yuan, et al. Design of high-efficiency beam dividing system used in active-passive composite imaging radar [J]. ***Acta Optica Sinica***, 2009, 29 (8): 2293-2296. (in Chinese)

[9] Wang L, Lou L M, Yang C L, et al. Portrait drawing from corresponding range and intensity images [J]. ***Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering***, 2013, 14(7): 530-541.

[10] Zhang Xiuli, Li Qi, Wang Qi. Simulation of infrared-active-passive imaging fusion based on pixel-level [J]. ***Infrared and Laser Engineering***, 2008, 37 (S3): 104-107. (in Chinese)

[11] Yu Zhiwen, Daxing Wang, Jane You, et al. Progressive subspace ensemble learning [J]. ***Pattern Recognition***, 2016, 60(C): 692-705.

[12] Choi J Y, Dae H K, Konstantinos N P, et al. Classifier Ensemble generation and Selection with multiple feature representations for classification applications in computer-aided detection and diagnosis on mammography [J]. ***Expert Systems with Applications***, 2016, 46(C): 106-121.

[13] Zhu Zhihui, Xie Dejun, Li Wanqing, et al. Abnormal eggs detection based on spectroscopy technology and multiple classifier fusion [J]. ***Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering***, 2015, 31(2): 312-318. (in Chinese)

[14] Wozniak Michał, Manuel Graña, Emilio Corchado. A survey of multiple classifier systems as hybrid systems [J]. ***Information Fusion***, 2014, 16(1): 3-17.

[15] Suraj Z, Gayar N E, Delimata P. A rough set approach to multiple classifier systems [J]. ***Fundamenta Informaticae***, 2006, 72(1-3): 393-406.

[16] Hu Qinghua, Daren Yu, Zongxia Xie, et al. Eros: ensemble rough subspaces [J]. ***Pattern Recognition***, 2007, 40 (12): 3728-3739.

[17] Kumar Das Asit, Jaya Sil. An efficient classifier design integrating rough set and set oriented database operations[J]. ***Applied Soft Computing***, 2011, 11(2): 2279-2285.

[18] Guo Yuwei, Jiao Licheng, Wang Shuang, et al. A novel dynamic rough subspace based selective ensemble[J]. ***Pattern Recognition***, 2015, 48(5): 1638-1652.

[19] Teng Shuhua, Lu Min, Yang Afeng, et al. A weighted uncertainty measure of rough sets based on general binary relation [J]. ***Chinese Journal of Conputers***, 2014, 37 (3):

649-665. (in Chinese)

[20] 赵晓震. 导弹自动目标识别关键技术研究 [J]. 飞航导弹, 2014(2): 23.

[21] Huang Yingqing, Zhao Kai, Jiang Xiaoyu, et al. Study on recognition for armored vehicle based on wavelet moment and SVM [J]. ***Journal of Academy of Armored Force Engineering***, 2012, 26(3): 61-64. (in Chinese)

[22] Mian Ajmal Saeed. Representations and matching techniques for 3d free-form object and face recognition [D]. Perth: University of Western Australia, 2006.

[23] Chen Hui, Bir Bhanu. 3d free-form object recognition in range images using local surface patches [J]. ***Pattern Recognition Letters***, 2007, 28(10): 1252-1262.

[24] Guo Yulan, Lu Min, Tan Zhiguo, et al. Fast target recognition in ladar using projection contour feature [J]. ***Chinese Journal of Lasers***, 2012, 39(2): 194-199. (in Chinese)

[25] Teng Shuhua, Min Lu, Yang Afeng, et al. Efficient attribute reduction from the viewpoint of discernibility [J]. ***Information Sciences***, 2016, 326(C): 297-314.

[26] Jia Xiuyi, Shang Lin, Zhou Bing, et al. Generalized attribute reduct in rough set theory [J]. ***Knowledge-Based Systems***, 2016, 91(C): 204-218.

[27] Niu Tao, Yang Fengbao, Wang Xiaoxia, et al. Establishment of set-valued mapping between difference characteristics and fusion algorithms[J]. ***Infrared and Laser Engineering***, 2015, 44(3): 1073-1079. (in Chinese)

[28] Qi Shengxiang, Ma Jie, Tao Chao, et al. A robust directional saliency-based method for infrared small-target detection under various complex backgrounds[J]. ***Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE***, 2013, 10(3): 495-499.

[29] Zhang Wenguang, Lu Min, Guo Yulan, et al. LiDAR data processing system based on multi-core DSP [J]. ***Laser & Infrared***, 2015, 45(11): 1385-1391. (in Chinese)

[30] Peng Hanchuan, Long Fuhui, Ding C. Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy [J]. ***Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on***, 2005, 27(8): 1226-1238.

[31] Hu Qinghua, Yu Daren, Xie Zongxia. Numerical attribute reduction based on neighborhood granulation and rough approximation[J]. ***Journal of Software***, 2008, 19(3): 640-649. (in Chinese)