

文章编号: 1672-8785(2007)01-0010-04

基于支持向量机的红外成像自动目标识别算法

范 彬, 冯云松, 杨 丽, 杨 华

(解放军电子工程学院安徽省红外与低温等离子体重点实验室, 合肥 230037)

摘 要: 本文针对实战中红外成像制导弹面临的自动目标识别问题, 提出了一种利用若干二维图像识别三维目标的自动目标识别算法, 并引入支持向量机作为分类器。仿真试验结果表明, 该算法能够成功地识别三维空间中任意角度的目标, 很好地解决了许多二维识别算法难以解决的三维目标识别问题。同时, 通过比较, 证明该算法比传统识别算法拥有更高的识别率。

关键词: 支持向量机; 红外成像; 自动目标识别

中图分类号: TN976 **文献标识码:** A

Infared Imaging Automatic Target Recognition Algorithm Based on SVM

FAN Bin, FENG Yun-song, YANG Li, YANG Hua

(Key Lab of Infared and Low Temperature Plasma of Anhui Province, Electronic Engineering Institute, PLA Heifei 230037, China)

Abstract: In view of the issue of automatic target recognition met by infrared imaging guided missiles in the war, an automatic target recognition algorithm which uses several 2-D images to recognize 3-D targets is put forward and a Support Vector Machine is used as a classifier. The simulation experiment results have shown that the algorithm can recognize the target at any angle in the 3-D space successfully and can solve the 3-D target recognition problem which is difficult to be solved by many 2-D recognition algorithms. At the same time, compared with the traditional recognition algorithms, this algorithm has a higher target recognition ratio.

Key words: support vector machine; infared imaging; automatic target recognition

1 引言

目前, 红外成像制导弹机制已由传统的“发射前锁定”发展为“发射后锁定”, 由原来的“人在回路中”发展为“人不在回路中”, 红外成像制导弹成为了真正意义上的“智能”灵巧导弹。典型的代表有: 美军的 AMRAAM 空空导弹、先进中程反坦克武器系统(AAWS-M)等。在实战中, 谁先发现敌方目标并先敌发射导弹, 谁就掌握了战场主动权。“智能”红外

成像制导弹能够在敌方导弹射程之外发射, 并能自动识别所要攻击的目标, 不需要人工参与, 这就大大提高了武器发射平台及人员的生存概率。所谓“智能”的关键技术就是自动目标识别技术。

本文提出了基于支持向量机的红外成像自动目标识别算法。在实际作战中, 目标会以任意角度出现在成像导引头的视场内。这实际上是一个三维目标识别的问题, 它给传统的二维识别算法带来了困难, 使得其正确识别概率大

收稿日期: 2006-08-30

作者简介: 范彬(1982—), 男, 安徽人, 硕士研究生, 研究方向为光电对抗技术与图像处理。

大下降。因此, 本文提出了利用若干二维图像识别三维目标的思想, 很好地解决了三维目标的识别问题。同时, 利用支持向量机小样本学习的特点, 有力地保证了利用有限的二维图像识别三维目标的可行性。

2 支持向量机的分类原理

支持向量机 (SVM) 是一种基于结构风险最小化原理的有监督的统计学习方法^[1]。兼顾训练误差和泛化能力, 在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有的优势^[2,3]。

SVM 的基本思想是在样本空间或特征空间构造出最优超平面, 使超平面与不同类样本集之间的距离达到最大, 从而达到最大的泛化能力^[4,5]。

本文所研究的坦克多角度红外图像的分类问题属于非线性分类问题。

设给定训练样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)$, $y_i \in \{-1, 1\}$ 。在 F 空间中, 若非线性变换: $z = \phi(x)$ 为线性可分情况, 则存在权向量 w 和偏置 b , 满足:

$$\begin{cases} w^T z_i + b \geq 1, & y_i = +1 \\ w^T z_i + b \leq -1, & y_i = -1 \end{cases} \quad (1)$$

合并式 (1) 得:

$$y_i(w^T z_i + b) \geq 1, \quad i = 1, 2, L, l \quad (2)$$

设超平面 $H(w, b)$ 的方程为

$$w^T gz + b = 0 \quad (3)$$

则两边界之间的距离为

$$\rho(w, b) = \min_{\{z|y=+1\}} \frac{z^T gw}{\|w\|} - \max_{\{z|y=-1\}} \frac{z^T gw}{\|w\|} \quad (4)$$

最优超平面 (w_0, b_0) 应使式 (4) 达到最大:

$$\rho(w_0, b_0) = \frac{2}{\|w_0\|} = \frac{2}{\sqrt{w_0^T w_0}} \quad (5)$$

因此, 求最优超平面问题就转化为求解二次规划问题:

$$\min_{w, b} \Phi(w) = \frac{1}{2}(w^T w), \quad s.t. \quad y_i(w^T z_i + b) \geq 1 \quad (6)$$

对于样本不可分的情形, 需引入非负松弛变量 ξ , $i = 1, 2, L, l$, 问题式 (6) 变为

$$\begin{aligned} \min_{w, b} \Phi(w) &= \frac{1}{2}(w^T w) + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ s.t. \quad y_i(w^T z_i + b) &\geq 1 - \xi_i, \\ \xi_i &\geq 0, \quad i = 1, 2, L, l \end{aligned} \quad (7)$$

利用 Lagrange 乘子法, 可求得 $w_0 = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i z_i$, $\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0$, $\alpha_i \geq 0$, 因此分类决策函数为

$$\begin{aligned} f(z) &= \text{sgn}(w_0^T gz + b_0) \\ &= \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i z_i^T gz + b_0\right) \end{aligned} \quad (8)$$

根据泛函分析理论可知, 一个非负定的对称函数 $K(u, v)$ 只确定一个 Hilbert 空间 H , K 是函数空间 H 的重建核:

$$K(u, v) = \sum_i \alpha_i \varphi_i(u) \varphi_i(v) \quad (9)$$

它表示了特征空间中的一个内积:

$$z_i^T gz = \phi(x_i)^T g \phi(x) = K(x_i, x) \quad (10)$$

从而决策函数可写为

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x_i, x) + b_0\right) \quad (11)$$

上式中 $K(x_i, x)$ 称为核函数。核函数的选择必须满足 Merce 条件。常见的核函数有线性函数 $K(x_i, x) = x_i g x$, 多项式函数 $K(x_i, x) = (x_i g x + 1)^d$, 径向基函数 $K(x_i, x) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2)$, 多层感知器函数 $K(x_i, x) = \tan h(kx_i g x + \theta)$ 。

3 实验过程

3.1 红外目标三维图像的获取

本文以坦克为研究对象, 通过 3DMAX 建模得到坦克的三维红外模型, 再利用该软件精确控制方位角、俯仰角和距离, 从而获取坦克若干幅二维红外图像。这些图像由 24 个方位角 (在 360° 范围内每隔 15° 取一幅图像)、4 个俯仰角 (取 30° 、 45° 、 60° 、 75° 四个俯仰角)、11 个距离

(在 40m ~ 400m 范围内每隔 40m 取一幅图像) 的坦克图像组成。

为了进行分类器训练, 以相同方法获取吉普车的二维红外图像, 并建立包括坦克和吉普车的红外图像数据库。

3.2 预处理

由于本实验中的研究目标的背景单一, 目标与背景对比度明显, 因此可以采用 Otsu 准则分割目标。但分割后的目标内部有噪声干扰, 我们选取形态学滤波的方法去除噪声。图 1 是使用形态学滤波前后分割的情况。



(a) 滤波前

(b) 滤波后

图 1 形态学滤波前后分割的目标

3.3 特征提取

接着我们对经过预处理后的图像进行特征

提取。根据红外图像的特点, 本文提取了八个几何特征: 目标面积、周长、复杂度、外接矩形、外接矩形长、外接矩形宽、外接矩形长宽比、紧凑度以及前五个 Hu 氏矩特征共 13 个特征。表 1 列出了图 2 八幅图像中的目标经预处理后提取的 13 个特征。

4 实验结果

本文利用通过计算机仿真方法建立的目标红外图像数据库来验证算法的有效性。该数据库包括坦克和吉普车两类目标的 2112 幅图像, 坦克 1056 幅, 吉普车 1056 幅, 图像分辨率为 256×256 , 它们均为灰度图像。图 2 所示是距离坦克 40m、仰角 30° 、不同方位角 (0° 、 45° 、 90° 、 135° 、 180° 、 225° 、 270° 、 315°) 的八幅图像。

利用 120 幅坦克图像和 120 幅吉普车 (方位角 360° , 每隔 30° 取一幅, 共 12 幅, 俯仰角 45° 、 75° 各取一幅, 共 2 幅, 距离 40m ~ 400m 每隔 80m 取一幅, 共 5 幅) 图像共 240 幅图像作训练, 用 1872 幅坦克图像作测试。分别提取每幅图像

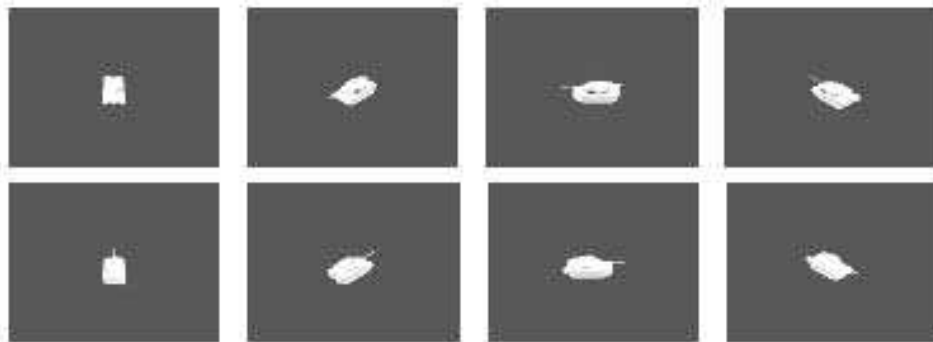


图 2 坦克图像

表 1 目标的几何特征和矩特征

	面积	周长	复杂度	矩形面积	矩形长	矩形宽	长宽比	紧凑度	不变矩一	不变矩二	不变矩三	不变矩四	不变矩五
(a)	1115	293	0.26	1353	33	41	0.80	0.82	$1.0e-3$	$5.3e-8$	$3.6e-11$	$1.0e-11$	$-3.8e-24$
(b)	1220	559	0.46	2747	67	41	1.63	0.47	$1.6e-3$	$8.8e-7$	$1.3e-11$	$3.1e-11$	$1.35e-21$
(c)	1217	604	0.50	2304	72	32	2.25	0.53	$2.2e-3$	$2.5e-6$	$1.2e-10$	$3.4e-11$	$-3.7e-21$
(d)	1186	586	0.50	2376	72	33	2.18	0.50	$1.8e-3$	$1.2e-6$	$3.6e-11$	$4.6e-11$	$-8.5e-22$
(e)	1073	439	0.41	1925	35	55	0.63	0.56	$1.2e-3$	$5.1e-8$	$2.6e-11$	$5.7e-12$	$2.0e-24$
(f)	1338	523	0.39	2436	87	28	3.11	0.55	$1.8e-3$	$1.8e-6$	$3.7e-11$	$1.8e-11$	$-5.7e-22$
(g)	1405	519	0.37	3255	93	35	2.66	0.43	$1.8e-3$	$1.8e-6$	$2.8e-11$	$1.5e-12$	$8.2e-23$
(h)	1382	407	0.29	3157	77	41	1.88	0.44	$1.3e-3$	$6.8e-7$	$3.0e-12$	$7.8e-12$	$1.0e-22$

中目标的 13 个特征值。

实验中用坦克作为正样本, 用吉普车作为负样本, 采用径向基函数 $K(x_i, x) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2)$ ($\sigma = 2$) 作为核函数, 进行训练和测试。我们定义坦克的识别准确率

$$Q = \frac{TP}{PN} \quad (12)$$

式中, TP 表示在测试集中被准确判断为正样本的样本个数, PN 表示测试集中正负样本的总数。

本算法的识别准确率达 97% 以上, 训练时间为 1min 左右, 识别一幅图像仅需 1s ~ 2s。传统的最近邻分类器和 BP 神经网络分类器的识别准确率分别为 91.6% 和 90.5%, 本文的识别准确率比这两种方法都高。

5 结语

本文提出了一种利用二维图像识别三维目标的基于支持向量机的识别算法, 并针对作者自己建立的红外图像库 (包括坦克和吉普车) 进

行了训练测试。实验结果表明了该识别算法的有效性, 同时通过比较也说明了该算法比传统算法拥有更高的识别率。若能提高算法的实时性, 将更适用于实战。

参考文献

- [1] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. New York: Springer Verlag, 1995.
- [2] Vapnik V. Statistical Learning Theory [M]. New York: John Wiley & Sons, 1998.
- [3] Sergios Treodoriadis, Konstantinos Koutroumbas, Pattern Recognition [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004.
- [4] ZHANG Li, ZHOU Wei-Da, JIAO Li-Cheng. Support Vector Machine for 1-D Image Recognition. Journal of Infrared and Millimeter Waves (张莉, 周伟达, 焦李成. 用于一维图像识别的支撑矢量机方法. 红外与毫米波学报), 2002, 21(8): 119-123.
- [5] Burges J C. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition [M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1999.

国外专利介绍

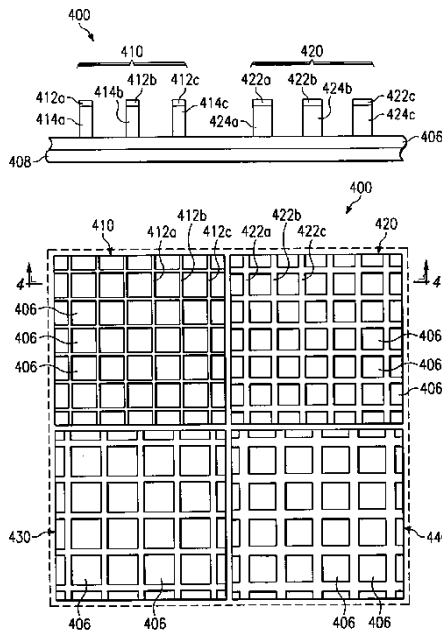
多光谱红外超像元光电探测器和成像器

美国专利 US7135698

(2006 年 11 月 14 日授权)

本发明提供一种可探测四个以上不同红外波段的多光谱超像元光电探测器。该超像元光电探测器包括两个或多个亚像元光电探测器, 每个亚像元光电探测器包括一个能在两个或多个相关红外波段共振的衍射共振光学腔。通过探测在施加两个或多个偏压时的红外辐射并产生各亚像元光电探测器在每个偏压值处的光谱响应曲线, 便能够计算出对每个红外波段的响应。这种超像元光电探测器可用于军用和医学成像等方面, 并能够覆盖一个很宽的红外光谱区域。

本专利文献共 24 页, 其中有 10 张插图。



高 编译