

## 利用道路信息的机载预警雷达空地目标分类

韩伟, 汤子跃, 朱振波

(空军预警学院空天基预警监视装备系, 武汉 430019)

**摘要:** 空地目标分类是机载预警雷达地面目标过滤的关键步骤,可以有效改善目标航迹质量。在充分利用目标航迹信息和地面道路信息的基础上,研究了一种基于航迹与道路相似度的空地目标分类方法。首先,设计了一种将目标滤波点迹匹配到路段的快速算法,筛选出用于后续分类的路段;然后在含有曲线路段的情况下,计算目标航迹与道路的平均距离及相关系数;最后依据门限判决和滑窗处理来完成两类目标的分类。仿真结果表明,该方法在不同目标航迹分布情况下均能正确实现空地目标的分类。

**关键词:** 机载预警雷达; 目标分类; 地面目标过滤; 目标航迹; 道路信息; 道路匹配

中图分类号: V271.4; TN957

文献标志码: A

文章编号: 1671-637X(2013)06-0045-05

## Road Information Based Air/Ground Target Classification for Airborne Early Warning Radar

HAN Wei, TANG Ziyue, ZHU Zhenbo

(Department of Air/Space-Based Early-warning & Surveillance Equipment, Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China)

**Abstract:** Air/ground target classification is a key step for ground target filtering in airborne early warning radar, which can improve the quality of target track effectively. On the basis of exploiting target track information and ground road information, a method for air/ground target classification based on similarity of track and road was proposed. First, a fast arithmetic matching target filtering plot to a section of road was given, which could choose the roads used to classify air targets and ground targets subsequently. Then, to the roads with winding, average distance and correlation coefficient between target track and road were calculated out. Finally, target classification was completed according to threshold decision and sliding window processing. The simulation results show that the method can implement air target and ground target classification accurately for different types of target track distribution.

**Key words:** airborne early warning radar; target classification; ground target filtering; target track; road information; road matching

### 0 引言

机载预警雷达普遍采用脉冲多普勒(Pulse Doppler, PD)体制,具有良好的低空探测性能<sup>[1]</sup>。但其在下视工作过程中,会检测出大量的地面目标,形成频繁起批、断批的干扰航迹。这既增加了雷达情报分析的难度,也容易造成雷达数据处理系统工作饱和,因此,通常需要采取一定的技术措施来抑制这些地面目标,这实际上也是一个目标分类和模式识别的问题,即通过选择判别规则和决策方式,对空中和地面两类目

标完成正确分类的同时,实现对地面干扰目标的抑制。国外机载预警雷达通常利用速度信息完成两类目标的分类,通过设置最小多普勒速度检测门限来进行地面目标的抑制<sup>[2-5]</sup>,但该方法的分类错误率较高,容易将一些相对径向速度较小的空中目标错误地滤除。同时,一些地面高速目标,如高铁列车、高速公路目标,也会被检测出来形成干扰航迹。除利用速度信息外,还可通过地面目标和空中目标的高度差异来对两类目标进行分类,如根据直达波和多路径在时间域的分离程度判定目标的工作高度<sup>[6-8]</sup>,但该类方法需要雷达采用宽带信号,其应用受到限制。另外,文献[9-11]利用目标的高度信息构造假设检验判别,实现空海目标的正确分类,但由于雷达测高误差一般较大,这类方法

收稿日期:2012-07-05

修回日期:2012-07-20

作者简介:韩伟(1983—),男,湖北武汉人,博士生,研究方向为雷达信号与信息处理,雷达数据处理。

对低空目标和海面目标的分类效果较差。文献[12]利用位置和运动信息完成了舰载3D雷达的目标识别和分类,但对于远距离或低空目标的识别概率较低。综上所述,对于这些被检测出的地面干扰目标,需要采用其他有效的方法来进行分类。本文正是针对该问题并以高铁目标为研究对象开展研究。

地面目标一般沿着某一条道路行驶,其运动限制在一定范围内<sup>[13-15]</sup>,而空中目标有各自的航行轨迹,与道路存在一定的差异。另外,高铁目标的雷达有效截面(Radar Cross Section, RCS)较大并且速度较快,能形成比较连续的长航迹,因此可以借助目标航迹和地面道路信息来对地面目标和空中目标进行分类识别,从而完成对地面目标的过滤。首先设计了一种将目标滤波点迹快速匹配到曲线路段的算法,筛选出用于后续分类识别的路段,然后计算目标航迹与匹配道路的平均距离和相关系数,得到航迹与道路的相似度,最后设置一定的门限来判决航迹是来源于地面目标还是空中目标。

## 1 快速地图匹配算法

计算机存储的数字电子地图由节点和边构成。节点是道路的交叉点或端点,边是两节点间的一段道路。在数字地图中,所有的边都是直线段,对于实际道路中弯曲较大的曲线路段,一般采取插入节点,用一系列直线段逼近的办法。在利用数字地图中的道路信息来进行地面和空中目标分类时,首先需要考虑利用哪些道路来进行比较,这就要求先进行地图匹配处理<sup>[16-18]</sup>。地图匹配算法的原理是:将雷达滤波得到的目标点迹、航迹与电子地图中的道路相比较、匹配,从而找到用于后续分类识别的路段。如何提高匹配的实时性和有效性是地图匹配的一个重要因素,本文针对该问题设计了一种基于网格划分的方法。

首先将数字地图进行网格划分。设数字地图的长为 $L$ ,宽为 $W$ ,根据道路的疏密程度以及雷达的观测误差,综合设定网格边长 $S$ 。这样,数字地图被划分为 $M \times N$ 个网格,其中 $M = \lceil L/S \rceil + 1, N = \lceil W/S \rceil + 1$ ,网格按照图1进行编号,坐标原点位于左上角。将道路按照直线段进行划分,如图1所示。

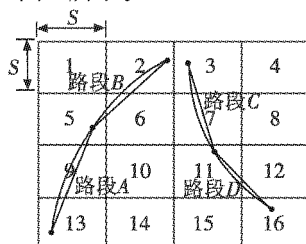


图1 网格划分及道路分布

Fig. 1 Grid partition and road distribution

同时,将每条直线段道路的起始点坐标和终点坐标、直线斜率以及经过的网格号存储起来,如表1所示。

表1 道路属性

Table 1 Road attributes

道路编号	起点坐标	终点坐标	斜率	经过的网格号
A	$(x_{a1}, y_{a1})$	$(x_{an}, y_{an})$	$k_a$	5, 9, 13
B	$(x_{b1}, y_{b1})$	$(x_{bn}, y_{bn})$	$k_b$	2, 5, 6
C	$(x_{c1}, y_{c1})$	$(x_{cn}, y_{cn})$	$k_c$	3, 7, 11
D	$(x_{d1}, y_{d1})$	$(x_{dn}, y_{dn})$	$k_d$	11, 12, 16

当得到目标点迹 $p(x, y)$ 后,计算其所在的网格编号 $T = (I - 1) \times M + J$ ,其中, $I = \lceil x/S \rceil + 1, J = \lceil y/S \rceil + 1$ 。将该网格号与道路属性表进行索引,得到该点迹的候选匹配道路,然后根据该点的坐标、道路的起点和终点坐标以及斜率计算出该点到各候选匹配道路的距离,选取最短距离的那条道路为匹配道路。

## 2 分类识别规则

地面高铁目标沿着某一道路行驶时,由于雷达观测存在误差,对目标的观测会偏离数字地图中的道路数据,经过滤波处理后与目标真实位置也会有一定误差,即滤波后的点迹也是偏离道路的,但该目标形成的航迹与道路的相似度较大;而对于空中目标而言,由于其有着自己的航行路线,沿着道路方向航行的概率较小,其航迹与道路的相似度较小。本文针对这种相似度的差异,设定相应的分类识别规则来判断该航迹是来源于地面目标还是空中目标。

在实际环境中,地面道路既包括直线路段也包括曲线路段。对于直线路段,可以采用目标航迹的回归直线与道路的夹角来定义两者的相似度。但对于曲线路段,采用直线间夹角的方式定义相似度显然是不合适的。同时,空中目标并不会一直做匀速直线运动,而是存在多种运动模式,如匀速转弯运动、匀加速运动等。因此,可以采用相关性来定义目标航迹与道路的相似度,该指标表征航迹与道路形状的相似性。除此以外,再将航迹与道路的平均距离考虑进来,表征航迹与道路位置的相似性。

在每一个雷达扫描周期里,雷达获取一个目标点迹,然后采用快速地图匹配算法,找到该点迹的匹配路段,并将最短距离 $d_{\min}$ 存储起来,当产生了一定数量点迹后,启动判决准则。由于在目标跟踪的初始阶段,滤波误差较大,目标形成的航迹并不能表征目标的真实轨迹。因此,需要经过一定时间的滤波迭代才能利用该目标的航迹。将这些点迹称为一个分类窗,设其长度为 $n$ 。假设在这 $n$ 个扫描周期里,雷达得到的目标滤波点迹分别为 $S_1, S_2, \dots, S_n$ , $n$ 个点迹在匹配路段上对应的投影点迹(最邻近点)分别为 $L_1, L_2, \dots, L_n$ ,目标

航迹与道路的相关系数为

$$\rho = \frac{\sum_{k=1}^n (S_k - \bar{S})(L_k - \bar{L})}{n\delta_S\delta_L} \quad (1)$$

其中： $\bar{S} = \frac{\sum_{k=1}^n S_k}{n}$ ； $\bar{L} = \frac{\sum_{k=1}^n L_k}{n}$ ； $\delta_S = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (S_k - \bar{S})^2}$ ， $\delta_L = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (L_k - \bar{L})^2}$ ， $\delta_S, \delta_L$  分别为序列  $S_k$  和  $L_k$  的标准差。设置相关系数门限  $\gamma$ ，如果  $\rho < \gamma$ ，则判断为空中目标；如果  $\rho > \gamma$ ，则再进行以下判决

$$\bar{d}_{\min} \begin{matrix} H_1 \\ > \\ H_0 \end{matrix} d_0 \quad (2)$$

式中： $H_1$  表示航迹来源于空中目标； $H_0$  表示航迹来源于地面高铁目标； $\bar{d}_{\min}$  为分类窗中  $n$  个点迹到匹配路段距离的平均值； $d_0$  为距离门限。

针对一个分类窗完成目标判决后，如果继续产生新的目标点迹，且该点迹匹配到同一路段，则以  $n$  个点迹为窗长进行滑窗处理，其示意图如图 2 所示。每滑动一次，计算新分类窗内目标航迹与道路的相似度，继续完成门限判决。

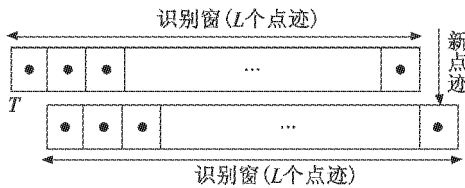


图 2 点迹滑窗处理

Fig. 2 Sliding window processing of plot

在整个目标分类流程中，还应该考虑以下几个实际的关键问题：

- 1) 当目标所有的滤波点迹都无匹配路段时，则该目标直接被判决为空中目标；
- 2) 在目标跟踪过程中，需要考虑雷达的多普勒盲区影响，当目标径向速度过小而落入多普勒盲区时，目标无法被检测，发生点迹丢失和航迹中断的现象，当新出现测量值时，目标航迹重新开始；
- 3) 当同一目标航迹匹配到不同路段时，仅计算目标航迹与其匹配路段的相似度，该航迹长度可能小于一个分类窗的长度。

综上所述，地面和空中目标分类流程设计如图 3 所示。

### 3 仿真实验

#### 3.1 分类窗与判决门限的选择

分类窗和判决门限的大小直接影响着分类识别规则的有效性，因此，如何选取分类窗和判决门限成为地面目标和空中目标分类的一个关键问题。

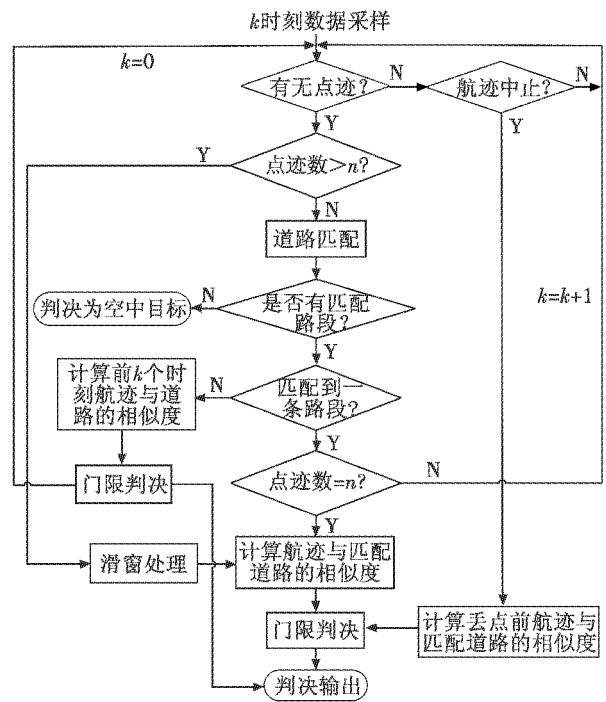


图 3 目标分类流程图

Fig. 3 Target classification flow chart

下面结合仿真实验，分析两者的选择问题。仿真参数设置如下：地面高铁目标初始状态为  $[30 \text{ km}, 0 \text{ m/s}, 60 \text{ km}, -80 \text{ m/s}]$ ，道路由直线路段和曲线路段构成，雷达测量噪声均方差  $\sigma_r = 80 \text{ m}$ ， $\sigma_\theta = 4 \text{ mrad}$ ，采样周期  $T = 10 \text{ s}$ ，在不影响分析正确性的条件下，假设雷达静止且位于原点。由于目标在直线路段上做匀速直线运动，在曲线路段上做转弯运动，目标发生了机动，因此采用交互式多模型 (Interacting Multiple Model, IMM) 滤波算法对其进行跟踪，IMM 模型集中包含一个常速度模型 (Constant Velocity, CV)，一个恒速转弯模型 (Constant Turn, CT)，模型的初始先验概率和 Markov 模型转移概率分别为

$$\mu_0 = [1/2, 1/2] \quad (3)$$

$$\pi_{ij} = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 \\ 0.1 & 0.9 \end{bmatrix} \quad (4)$$

为分析滤波性能，定义位置滤波误差为

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [(\hat{x}_k - x_k)^2 + (\hat{y}_k - y_k)^2]} \quad (5)$$

式中： $M$  为 Monte Carlo 仿真次数； $\hat{x}_k, \hat{y}_k$  为目标位置滤波值； $x_k, y_k$  为目标真实位置。

图 4 为目标真实轨迹 (道路轨迹) 及 IMM 滤波后的滤波轨迹；图 5 为 1000 次蒙特卡罗仿真条件下的位置均方根滤波误差；图 6 为目标航迹与道路的相关系数 ( $x$  方向)。由仿真结果可知，滤波误差随着时间的增加越来越小，目标航迹与道路的相关系数随着时间的增加越来越大。在目标跟踪的初始阶段，滤波误差

较大,如果仅利用前几个时刻的点迹来计算与道路的相似度,则会影响目标分类的正确率。因此,需要对目标跟踪一段时间,直到滤波误差小于一定门限时,目标所形成的航迹与真实轨迹的相似度较高,将直到该时刻的所有点迹数作为分类窗的长度。另外,分类窗的选择还要兼顾目标判别的时效性。综合以上因素,本文设分类窗的长度为12。在雷达的第12个扫描周期,目标位置滤波误差为  $E_{RMS} = 279.8\text{ m}$ ,目标航迹与道路的相关系数  $\rho = 0.8122$ ;在第10个扫描周期,目标位置滤波误差为  $E_{RMS} = 285.2\text{ m}$ ,目标航迹与道路的相关系数  $\rho = 0.5912$ 。另外,将空中目标判决为地面目标的代价比将地面目标判决为空中目标的大。因此,综合以上因素,可以参照第10个扫描周期的  $E_{RMS}$  和  $\rho$ ,将距离判决门限设为  $d_0 = 285\text{ m}$ ,相关系数门限设为  $\gamma = 0.6$ 。

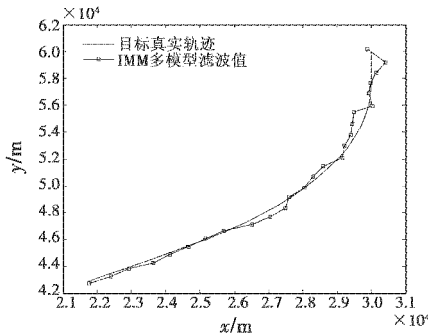


图 4 目标真实轨迹及滤波轨迹

Fig. 4 Real target track and filtering track

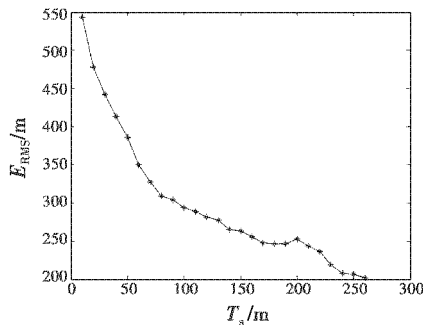


图 5 位置均方根误差

Fig. 5 Root mean square error of position

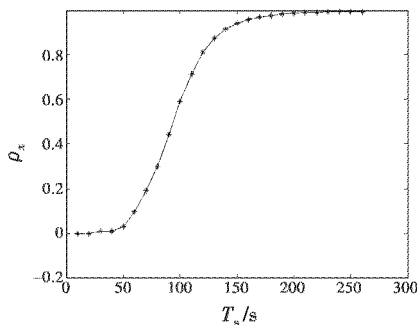


图 6 目标航迹与道路在  $x$  方向上的相关系数

Fig. 6 Correlation coefficient along  $x$ -axis between target track and road

### 3.2 分类结果

与 3.1 中相同,设地面目标的初始状态为  $[30\text{ km}, 0\text{ m/s}, 60\text{ km}, -80\text{ m/s}]$ ,该目标匀速直线运动 50 s 后发生机动,做加速度为  $0.04g$  的匀速圆周运动,转弯角达  $45^\circ$  后继续做匀速直线运动 60 s,雷达采样周期  $T = 10\text{ s}$ 。这里,将地面目标的真实轨迹等同于道路轨迹。为了验证本文算法的有效性,将空中目标的航迹设置在道路轨迹附近,如果相隔较远,则可直接判决为空中目标。采用随机的方式生成不同空中目标的航迹。其初始位置设置为: $x$  轴方向上与地面目标的距离在  $(280\text{ m}, 350\text{ m})$  上服从均匀分布, $y$  轴方向上与地面目标相同。假设空中目标的运动方式存在两种情况:1) 匀速运动(CV);2) 运动方式与地面目标相同(CV + CT)。情况 1 中, $x$  轴方向上的初始速度与地面相同, $y$  轴方向上的初始速度在  $(200\text{ m/s}, -80\text{ m/s})$  上服从均匀分布。情况 2 中, $x$  轴方向上的初始速度在  $(-56\text{ m/s}, -36\text{ m/s})$  上服从均匀分布, $y$  轴方向上的初始速度在  $(-200\text{ m/s}, -100\text{ m/s})$  上服从均匀分布。

图 7、图 8 分别表示两种情况下一次随机生成空中目标的滤波轨迹和地面目标的滤波轨迹。

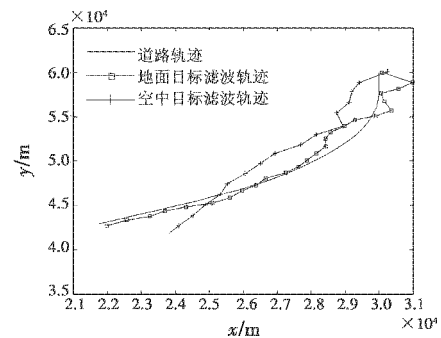


图 7 地面与空中目标的滤波轨迹及道路分布(情况 1)

Fig. 7 Filtering track of ground and air target and road distribution (Case 1)

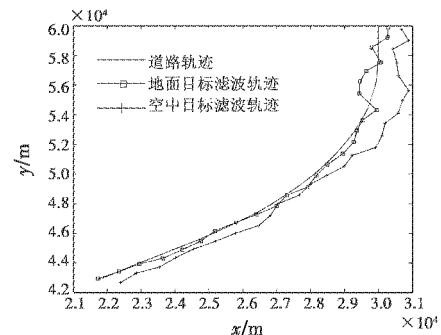


图 8 地面与空中目标的滤波轨迹及道路分布(情况 2)

Fig. 8 Filtering track of ground and air target and road distribution (Case 2)

如图 7、图 8 所示,在滤波初始阶段,无论是空中目标还是地面目标,其滤波轨迹中均含有突变点,这是由于滤波得到的位置估计量是一个随机变量,并且初始

阶段的滤波误差较大,因此导致了滤波点迹严重偏离其真实位置,从而形成位置随机变化的突变点迹。此时,空中目标和地面目标的滤波轨迹均与其对应的真实轨迹(地面目标的真实轨迹为道路轨迹)有较大差异。所以,如果仅利用初始阶段的滤波轨迹,则容易造成两类目标分类错误。因此,可以采用本文提出的基于航迹与道路相似度并结合滑窗处理的目标判决方法对两类目标进行分类。将蒙特卡罗次数设为1000,每次仿真生成不同的地面和空中目标航迹,采用分类识别规则后,得到如图9、图10所示的地面目标与空中目标识别概率随着滑窗移动次数的变化情况。

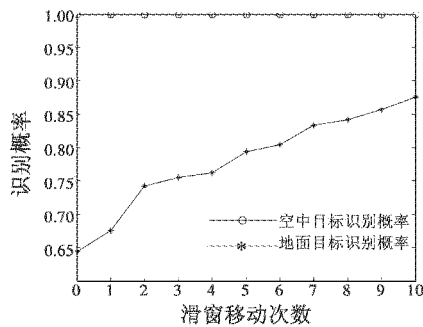


图9 地面与空中目标识别概率(情况1)

Fig. 9 Recognition probability of ground and air targets (Case 1)

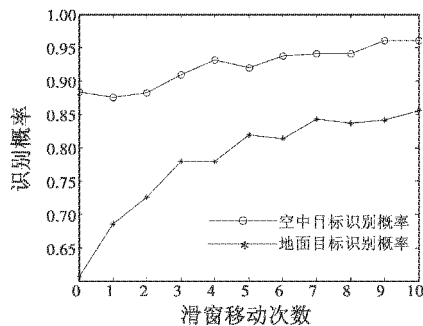


图10 地面与空中目标识别概率(情况2)

Fig. 10 Recognition probability of ground and air targets (Case 2)

从仿真结果可以看出,两类目标均具有较高的识别概率,随着新点迹的产生,在采用滑窗处理后,两类目标的识别概率逐渐变大。这是由于随着时间的推移,目标跟踪滤波误差越来越小,目标的航迹能更加准确地表征其真实航迹,而两类目标的真实航迹是有差异的。情况1中的空中目标识别概率要高于情况2,这是由于情况1中的空中目标做匀速运动,其真实航迹形状与弯曲的道路有较大的差异,相关系数要小于空中目标做匀速转弯的情况。综上所述,本文提出的分类算法可以获得较高的地面目标和空中目标识别概率,能够有效地对两类目标进行分类,从而过滤掉地面干扰目标。

## 4 结束语

本文着重研究了机载预警雷达地面目标过滤中的空地目标分类问题,利用目标航迹信息和数字地图中的道路信息,设计了一种基于两者相似度的目标分类算法。在计算出目标航迹与道路的平均距离和相关系数的基础上,结合门限判决和滑窗处理,实现两类目标的正确识别和分类。仿真结果表明,对于设定的不同目标航迹分布情况,两类目标的识别概率均较高,证明了该分类算法的有效性。

## 参考文献

- [1] 贲德,韦传安,林幼权. 机载雷达技术[M]. 北京:电子工业出版社,2006:7-8.
- [2] KOCH W, KLEMM R. Ground target tracking with STAP radar[C]//IEE Proceeding of Radar, Sonar and Navigation, Wachtberg, Germany, 2001, 148(3):173-185.
- [3] HERNANDEZ M, BENAVALI A, GRAZIANO A, et al. Performance measures and MHT for tracking move-stop-move targets with MTI sensors[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(2):996-1025.
- [4] ZHANG S, BAR-SHALOM Y. Tracking segment association for GMTI tracks of evasive move-stop-move maneuvering target [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2011, 47(3):1899-1914.
- [5] ZHANG S, BAR-SHALOM Y. Tracking move-stop-move target with state-dependent mode transition probabilities [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(2):996-1025.
- [6] SKOLNIK M, LINDA G, MEADS K. Senrad: An advanced wide-band air-surveillance radar[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2001, 37(4):1163-1175.
- [7] LINDE G. Use of wideband waveforms for target recognition with surveillance radars [C]//IEEE International Radar Conference, Washington DC, USA: IEEE Press, 2000:128-133.
- [8] 林幼权. 球载雷达目标分类与识别技术研究[J]. 现代雷达, 2011, 33(7):1-4.
- [9] 王晓博,阎红星,王国宏,等. 卡方分布参数检验的多门限空海目标分类方法[J]. 火力与指挥控制, 2009, 34(7):4-8.
- [10] 阎红星,王晓博,王国宏,等. 一种多门限空海目标分类方法[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(6):1107-1110.
- [11] 王晓博,阎红星,王国宏,等. 一种基于u检验的空海目标分类方法[J]. 海军航空工程学院学报, 2007, 22(4):426-430.

(下转第57页)

population for each generation as well. The GA algorithm just guarantees that the result will be global optimization as long as generation goes to infinite.

## 5 Conclusion and Future Work

We have presented approach using gradient descent or GA algorithm for automatically tuning the kernel parameters of SVM to improve performance of the SVM. We tried to explain the results on artificial data set from theoretical point of view. It has shown that the results consist with theoretical analysis. This approach can also be used as feature selection. If  $\sigma_i$  is very large relative to other  $\sigma_j$ , then this feature can be omitted without harming the generalization.

In fact, all data set used in training process should be training data, because all data are used in training a SVM-quadratic programming for  $\alpha_i$  and gradient descent or GA algorithm for  $\sigma_i$ . But the very interesting thing is that over-fitting effect remains low.

In term of future research, we try to use this approach on real world data set, and try to understand the phenomena as well.

### References

- [1] VAPNIK V. Estimation of dependences based on empirical Data[M]. New York; Springer Verlag, 1982.
- [2] BARTLETT P L. For valid generalization, the size of the weights is more important than the size of the network [M]//MOZER M C, JORDAN M I, PETSCHKE T. Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA; The MIT Press, 1997; 134-140.
- [3] GEMAN S, BINENESTOCK E, DOURSAT R. Neural networks and the bias/variance dilemma[J]. Neural Computation, 1992, 4(1): 1-58.
- [4] VAPNIK V. Statistical learning theory [M]. New York; John Wiley and Sons, Inc, 1998.
- [5] BURGESS C J C. A tutorial on support vector machine for pattern recognition [J]. Data mining and knowledge discovery, 1998, 2(2): 134-140.
- [6] SMOLA A J, SCHÖLKOPF B. A tutorial on support vector regression [D]. NeuroCOLT2 technical report NC2-TR-1998-030. London; Royal Holloway College, 1998.
- [7] CRISTIANINI N, SHAWE-TAYLOR J. An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods [M]. Cambridge; Cambridge University Press, 2000.
- [8] KECEMAN V. Learning and soft computing: Support vector machines, neural networks, and fuzzy logic models [M]. Cambridge, MA; The MIT Press, 2001.
- [9] CHAPELLE O, VAPNIK V, BOUSQUET O, et al. Choosing multiple parameters for support vector machine [J]. Machine Learning, 2002, 46(1/2/3): 131-159.
- [10] GEN M, CHENG R. Genetic algorithms and engineering design[M]. New York; John Wiley & Sons, 1997.
- [11] (上接第49页)
- [12] 王晓博, 王国宏, 阎红星, 等. 利用位置和运动信息的目标识别[J]. 光电与控制, 2008, 15(10): 5-9.
- [13] PANNETIER B, BENAMEUR K, NIMIER V, et al. Ground moving target tracking with road constraint [C]//Proceeding of Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XIII. Orlando; SPIE Press, 2004; 138-149.
- [14] SALMOND D, CLARK M, VINTER R, et al. Ground target modeling, tracking and prediction with road networks [C]//Proc. of 10th International Conference on Information Fusion. Quebec, Canada; Institution of Electronics and Electronic Engineering Computer Society Press, 2007; 1-8.
- [15] ADAM M F, JOHN L C, TARUNRAJ S, et al. Ground target tracking using terrain information [C]//Proceeding of 10th International Conference on Information Fusion. Quebec, Canada; Institution of Electronics and Electronic Engineering Computer Society Press, 2007; 1-8.
- [16] DEWANDARU A, SAID A M, MATORI A N. A novel map-matching algorithm to improve vehicle tracking system accuracy [C]//Proceeding of International Conference on Intelligent and Advanced Systems IEEE Press, 2007; 177-181.
- [17] LIU F, ZHU S L, QI C H, et al. A novel adaptive map-matching algorithm in vehicular navigation system [C]//Proceeding of 7th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Yantai, China; IEEE Press, 2010; 796-800.
- [18] 华永平, 刘砚一. 车载定位系统中综合地图匹配算法[J]. 现代雷达, 2010, 32(3): 53-56.