

文章编号:1001-9014(2004)03-0208-05

组织协同进化分类算法用于雷达目标一维像识别

刘静, 钟伟才, 刘芳, 焦李成

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 陕西 西安 710071)

摘要:针对雷达目标一维像识别问题,提出了一种基于组织协同进化分类算法的识别方法.该方法与现有进化分类方法的不同之处在于它的进化操作直接作用于样本而不是规则,采用了一种自下而上的搜索机制,即先使若干样本的集合得到进化,再从进化结果中提取规则.这样有利于避免在进化过程中产生无意义的规则.该方法不需要进行特征提取;对于高维数据,不需要预先进行降维处理;没有复杂的运算,训练和识别的速度都很快.对3种飞机微波暗室实测数据的识别实验表明,该方法性能稳定,优于基于支撑向量机与子波核函数的方法,识别率均达到了96%以上.实验中还对算法的抗噪能力进行了测试,获得了良好的效果.

关键词:雷达目标识别;雷达目标一维像;协同进化算法;组织;分类
中图分类号:TN957 **文献标识码:**A

ORGANIZATIONAL COEVOLUTIONARY CLASSIFICATION ALGORITHM FOR RADAR TARGET RECOGNITION

LIU Jing, ZHONG Wei-Cai, LIU Fang, JIAO Li-Cheng

(National Key Lab for Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: An organizational coevolutionary classification algorithm was proposed for recognition based on 1-D images of radar targets. It is different from available EA-based techniques mainly in that its evolutionary operations are performed on the examples directly, but not on the rules. It uses a bottom-up search mechanism, that is, it makes groups of examples evolved, and then rules are extracted from these groups of examples at the end of evolution. This method can avoid generating meaningless rules during the evolutionary process. The proposed method needs not extract the features and reduces the dimensions for high dimensional data previously. It has not complicated computations, with high training and recognition speeds result. Experimental results on the data of 3 airplanes obtained in a microwave anechoic chamber show that the proposed method has a stable performance and outperforms the methods based on SVMs and wavelet kernels. Its predictive accuracy is higher than 96%. In addition, its ability in resisting the noise is also tested, and a good result is obtained.

Key words: radar target recognition; 1-D image of radar target; coevolutionary algorithms; organization; classification

引言

雷达目标识别主要包括目标回波一维像识别和目标形状、尺寸二维像识别两个方面.二维像识别比较简单,但要得到好的二维像是十分困难的,相比之下,一维像的获得较为简单,而且当分辨率足够高时,它能反映目标精密的几何结构特性.基于这些优势,国内外已提出了很多识别方法,如相关法^[1]、基线法^[2]、二次型法^[3]等等.

由于雷达目标一维像的维数较高,所以常用的方法都需要先进行特征提取以降维,再进行分类识别,如:基于子波和神经网络的方法^[4]、基于分形特征的方法^[5]、基于隐马尔可夫模型的方法^[6]等,都取得了良好的效果.在文献[7]中,我们提出了组织协同进化分类算法.它不需要进行特征提取,有利于防止因特征提取方法不当而丢失有用信息.对于高维数据,不需要进行降维处理,算法本身的机制就可以将对识别意义不大的维数去掉.而且没有复杂的

收稿日期:2003-03-11,修回日期:2004-02-16

基金项目:国家自然科学基金重点资助项目(60133010)

作者简介:刘静(1977-),女,陕西西安人,西安电子科技大学电路与系统专业在读博士,研究方向为进化计算、数据挖掘、视频压缩、机器学习.

Received date: 2003-03-11, revised date: 2004-02-16

运算,训练和识别的速度都很快.因此本文根据雷达一维像的特点,提出了用于雷达目标一维像识别的组织协同进化分类算法.

1 用于雷达目标一维像识别的组织协同进化分类算法

1.1 对于雷达目标一维像的组织定义

将目标的二维像在雷达发射方向及垂直方向进行投影,就得到了雷达目标回波一维像.一维像可分为一维纵向(或距离)像和一维横向像.一维横向像需要通过运动补偿及多个周期回波的多普勒处理来得到.而一维距离像在原理上比较简单,现代雷达一般都工作在目标的高频区或光学区,在高频区可以使用宽带信号得到高距离分辨率的一维像,设雷达的脉冲宽度为 τ , c 为光速,则雷达的距离分辨率 ΔR 为:

$$\Delta R = \frac{c\tau}{2} \quad (1)$$

对于满足 $B\tau \approx 1$ 的脉冲雷达来说,其距离分辨率可近似表示为:

$$\Delta R \approx \frac{c}{2B} \quad (2)$$

当距离分辨单元 ΔR 远小于目标尺寸时,目标占据多个距离分辨单元,从而可以得到雷达在径向上的投影,即一维距离像,因此这里我们采用一维距离像进行识别.这时目标的几何形态在距离上表示为毗邻相接的一些峰状图像.

本文以3种飞机缩比模型,B-52,歼-6,歼-7,在微波暗室中的实测数据为例来说明方法,对于其它数据方法同样适用.3种飞机模型的大小基本相同,仰角恒为 5° ,其中方位角均以飞机鼻锥方向为 0° ,模型放在转台上,数据产生过程如图1所示.对于B-52,方位角变化范围为 $0^\circ \sim 23^\circ$ (和 $23.64^\circ \sim 155.12^\circ$),角度间隔分别为 0.5° 和 0.478° ,方位样点数分别为47和275;对于歼-6,方位角变化范围为 $0^\circ \sim 155^\circ$,角度间隔为 0.5° ,方位样点数为311;对于歼-7,方位角变化范围为 $0^\circ \sim 23^\circ$ 和 $23.26^\circ \sim$

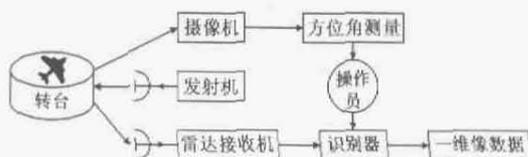


图1 一维像数据产生过程示意图

Fig.1 The sketch map for the process of getting the 1-D images of radar targets

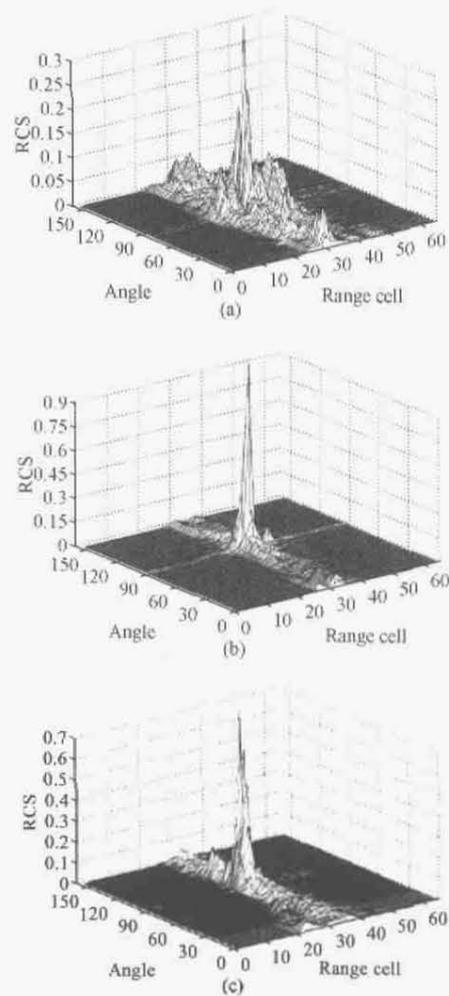


图2 3种飞机目标随方位角变化的一维距离像(a)B-52 (b)歼-6(c)歼-7

Fig.2 The 1-D images of 3 airplanes under different angles (a) B-52 (b) Q-6 (c) Q-7

156.26° ,角度间隔分别为 0.5° 和 0.3256° ,方位样点数分别为47和404.3种飞机的数据长度均为64个距离单元(Range cell),所得随方位角变化的一维距离像在图2中给出.

由图2可见,因为一维距离像能够反映目标精密的几何结构,所以如果两种飞机的形状相似,则它们的一维像也比较相似,如图中歼-6和歼-7的一维像就比较相似.当角度变化较小时,同一目标的一维像也呈现出一定的相似性.我们的思想就是,基于这种相似性,利用进化的方式让一维像自动聚类,形成组织,进化结束后再从组织中提取规则,用于识别新的一维像.下面先给出相关概念的定义:

定义1:一个样本是若干属性的集合,每个方位角的一维像构成一个样本,每个距离单元构成一个属性,同一目标所呈的一维像构成一个目标类,组织org是同一目标类中若干样本的集合,且不同组织

的交集为空.

由定义 1 可知,对 B-52、歼-6 和歼-7 所测的数据分别形成 3 个目标类,其中 B-52 的类中有 322 个样本,歼-6 的类中有 311 个样本,歼-7 的类中有 451 个样本.每个样本均有 64 个属性.分别由 64 个距离单元构成.而一维像在某一个距离单元上的取值就是相应的属性值.

组织不需要进行特殊的编码,它只纪录属于它的样本编号即可.由于组织的进化是根据属性进行的,为了叙述方便,根据组织的状态定义两种特殊的属性:

定义 2:(相同属性与有用属性)组织 org 中所有样本取值均相同的属性为相同属性,其集合记为 $SAME_{org}$;若 $SAME_{org}$ 中的某属性按照一定规则被判为可参与组织 org 适应度的计算,则该属性为有用属性,其集合记为 USE_{org} .

显然,集合 USE_{org} 越大,组织 org 的相似性越高.由于进化结束后要从组织中提取规则,而有的组织产生的规则有用,有的没用,所以进一步将组织分类,以便在适应度计算时进行不同的处理:

定义 3:(组织分类)自由态组织指所含样本个数为 1 的组织,其属性均为有用属性,其集合记为 $FREE$,异常态组织指有用属性集为空的组织,其集合记为 $ABNORMAL$,其余的组织为正常态组织,其集合记为 $NORMAL$.

1.2 组织的适应度

从图 2 数据可以明显看出,有些距离单元不管对不同目标,还是对同一目标的不同方位角,其变化都不大,那么这种距离单元对识别就没有太大意义.我们当然不希望这种距离单元参与到最终的规则中,所以引入属性重要度 AI_a ,来衡量每个距离单元对识别的影响程度,它表示属性 a 的各取值相对于各目标类的分散程度.本文方法并不预先给 AI_a 赋一固定值,而是让 AI_a 一起进化,具体方式如算法 1:

算法 1 属性重要度的进化

设 t 表示进化代数,计算组织 org 的适应度时更新属性重要度, a_j 表示 $SAME_{org}$ 中的第 j 个属性, N 为预先确定的参数.

Step1:若 $t = 0$,令每个属性的重要度为 1; $j \leftarrow 1$, $USE_{org} \leftarrow \emptyset$;

Step2:若 $j > |SAME_{org}|$,转 Step3;否则随机选择一个其它目标类,按适应度轮盘赌的方式从该目标类中选择一个组织 org_1 ,若 $a_j \in SAME_{org_1}$ 且 org_1 的 a_j 与 org 的 a_j 取值不同,则 $USE_{org} \leftarrow USE_{org} \cup a_j$,若相同按

式(3)降低 a_j 的重要度(Case 1), $j \leftarrow j + 1$,转 Step2; Step3:若 $USE_{org} \neq \emptyset$,则从其它目标类中随机抽取 N 个样本,若 org 有用属性的取值组合没有在这 N 个样本中出现,则按式(3)升高每个相同属性的重要度(Case2),否则令 $USE_{org} \leftarrow \emptyset$.

$$AI_a(t+1) = \begin{cases} 0.9AI_a(t) + 0.05 & \text{Case 1} \\ 0.9AI_a(t) + 0.2 & \text{Case 2} \end{cases} \quad (3)$$

其中 $AI_a(t)$ 与 $AI_a(t+1)$ 分别表示第 t 代与第 $t+1$ 代时属性 a 的重要度.

根据式(3)属性重要度进化的取值范围为(1/2, 2).根据属性重要度,组织 org 适应度的计算如式(4):

$$fitness(org) = \begin{cases} 0 & org \in FREE \\ -1 & org \in ABNORMAL \\ |org| \prod_{i=1}^{|USE_{org}|} AI_i & org \in NORMAL \end{cases} \quad (4)$$

其中 AI_i 表示 org 有用属性集中第 i 个属性的重要度.按照这种方式计算适应度,重要度高的属性才能参与最终规则的生成,而重要度低的属性则被滤掉, N 的选取既保证了所产生规则的可信度,又保证了对噪声的鲁棒性.

1.3 组织进化算子

本文中的个体是组织,进化操作的对象也是组织,传统的遗传机制与遗传算子不能直接套用过来,因此我们设计了 3 种组织进化算子——增减算子、交换算子与合并算子,和一种组织选择机制:

增减算子:从一个目标类中随机选择两个组织 org_{p1} 与 org_{p2} 作为父代,然后从 org_{p1} 中随机选择 m 个样本加入 org_{p2} 中,形成两个子代组织 org_{c1} 与 org_{c2} .

交换算子:从一个目标类中随机选择两个组织 org_{p1} 与 org_{p2} 作为父代,然后从 org_{p1} 中随机选择 m 个对象加入 org_{p2} 中,再从 org_{p2} 中随机选择 m 个对象加入 org_{p1} 中,形成两个子代组织 org_{c1} 与 org_{c2} ,其中 $m \leq \min\{|org_{p1}|, |org_{p2}|\}$,运行该算子的前提是 $|org_{p1}|$ 或 $|org_{p2}|$ 大于 1.

合并算子:从一个目标类中随机选择两个组织 org_{p1} 与 org_{p2} 作为父代,合并为一个子代组织 org_{c1} .

组织选择机制:当一个算子产生了一对子代组织后,该对子代组织将与其父代组织进行竞争,包含最高适应度的那对组织将进入下一代,而另一对则被删除.3 种组织算子不可避免的会产生异常态组织,由于从异常态组织中提取的规则没有意义,而这类组织的存在也会影响其它目标类的进化,因此必

须防止这类组织进入下一代,即:如果是子代组织进入下一代,且其中之一为异常态组织,则解散该组织,并将它的每个样本以自由态组织的形式进入下一代.当一个目标类中只剩下一个组织时,它直接进入下一代.上述操作保证了每一代中每个目标类的样本数保持不变.

1.4 基于组织特性的规则提取与识别方法

为了减少规则个数,进化结束后,我们利用组织本身的特性进一步合并各目标类中的组织:若某个组织的有用属性集为另一组织有用属性集的子集,则将这两个组织合并,新组织的有用属性集为原来两个有用属性集的交集.为了衡量规则的优劣,我们从组织中提取参数——组织规模作为衡量标准:

定义4 组织规模指组织所包含的样本个数占组织所在目标类中总样本数的比例.

这样定义防止了当某一目标类中样本较少时,形成的组织规模也较小,在识别时就很难用到这条规则的情况.算法2详细描述了基于组织特性的规则提取方法:

算法2 基于组织特性的规则提取

设最终形成的目标类为 $TC_i, i=1, 2, \dots, n$, 提取出的规则集为 $RULES$.

Step 1: $i \leftarrow 1, RULES \leftarrow \emptyset$;

Step 2: 如果 $i > n$, 转 Step 4; 否则从 TC_i 中找出一个有用属性集为另一个有用属性集的子集的两个组织 org_1, org_2 , 将其合并, $TC_i \leftarrow (TC_i / \{org_1, org_2\}) \cup org$, 直到 $\forall org_1, org_2 \in TC_i$, 均不满足条件为止, 转 Step 3;

Step 3: 将 TC_i 中每个组织 org 的相同属性集转化成一条规则 $rule$, 计算其组织规模赋给 $rule$, 转 Step 2; $RULES \leftarrow RULES \cup rule; i \leftarrow i + 1$;

Step 4: 按照组织规模从大到小的顺序对 $RULES$ 排序, 返回.

由于提取出的是 IF-THEN 规则, 其前件是应满足的条件而后件是相应的类别, 即若一个样本其某些距离单元上的取值满足规则的条件部分, 就可根据规则的后件判别该样本是哪一类飞机所成的像. 一般来说, 一条规则的前件有若干个条件, 即若干个距离单元应取的值, 而大多数情况下一个样本不可能同时满足所有的条件. 若要求样本必须满足所有条件时才进行识别, 则对很多样本都无法识别. 所以应根据样本满足的条件最多的规则来进行识别, 因此提出了匹配度的概念:

定义5 样本与一条规则的匹配度定义为该样本

所满足的条件个数与该规则的总条件个数的比值.

这样定义是为了解决各规则中条件数不同的情况. 具体的识别方法为: 先计算新样本与每条规则的匹配度, 然后用第一个匹配度最大的规则对新样本进行识别. 由于规则集已排序, 第一个匹配度最大的规则即为匹配度与组织规模均最大的规则.

1.5 算法实现

由于一个目标类中组织的形成必须参照别的目标类, 所以我们采用了多种群协同进化的机制, 将每个目标类的组织作为一个种群, 让各种群协同进化. 初始化时将每个目标类的每个样本都初始化成一个自由态组织, 以形成初始种群, 具体算法见算法3.

算法3 用于雷达目标一维像识别的组织协同进化分类算法

Step 1: 将每个目标类中的每个样本以自由态组织加入种群 $P_i(0), i=1, 2, \dots, n; t \leftarrow 0, i \leftarrow 1$;

Step 2: 如果 $i > n$, 转 Step 7; 否则转 Step 3;

Step 3: 如果 $P_i(t)$ 中的组织个数大于 1, 转 Step 4, 否则转 Step 6;

Step 4: 从 $P_i(t)$ 中随机选择两个组织 org_{p1} 与 org_{p2} , 从增减、交换与合并 3 个算子中随机选择一个, 对 org_{p1}, org_{p2} 进行操作, 产生 org_{c1}, org_{c2} , 并计算其适应度;

Step 5: 将组织选择机制作用于 org_{p1}, org_{p2} 与 org_{c1}, org_{c2} , 并将 org_{p1}, org_{p2} 从 $P_i(t)$ 中删除, 转 Step 3;

Step 6: $i \leftarrow i + 1$, 转 Step 2;

Step 7: 若满足终止条件, 转 Step 8; 否则 $t \leftarrow t + 1, i \leftarrow 1$, 转 Step 2;

Step 8: 按算法2从最终进化的种群中提取规则, 返回.

2 仿真实验

这一节, 我们用上述 3 种飞机的数据来测试算法的性能. 训练前先将数据离散化, 即将每个目标类中每个属性的取值范围平均分成 5 等分. 进化代数为 500, N 为目标类中样本数的 10%, m 设为 1, 运行环境为 P III-667, 内存 128M 的 PC 机.

实验1: 机头方向小角度范围的识别实验 ($0^\circ \sim 23^\circ$)

我们对每类飞机的一维像等角度间隔抽取 30% 作为训练样本, 其余作为测试样本. 这样, 测试样本集与训练样本集不相交, 可更好的验证算法的识别能力与推广能力. 我们进行 10 次独立试验, 所用的平均训练时间为 0.47 秒, 正确识别率如表 1 所

示.从表中可以看出,在小角度范围内,算法对3种飞机的训练样本集和测试样本集的平均识别率都达到100%.

表1 本文方法对 $0^{\circ} \sim 23^{\circ}$ 一维像的识别结果
Table 1 The recognition results for our method for the 1-D images under $0^{\circ} \sim 23^{\circ}$

飞机类别	正确识别率	
	训练样本集	测试样本集
B-52	100%	100%
歼-6	100%	100%
歼-7	100%	100%

实验2:大角度范围的识别实验

为了进一步验证算法的识别能力,并与文献[8]、[9]的方法相比较,我们分别将数据的范围扩大到 $0^{\circ} \sim 100^{\circ}$ 和 $0^{\circ} \sim 155^{\circ}$,训练样本集与测试样本集的取法与上一实验相同,进行10次独立试验. $0^{\circ} \sim 100^{\circ}$ 所用的平均训练时间为1.86秒, $0^{\circ} \sim 155^{\circ}$ 所用的平均训练时间为2.73秒,正确识别率如表2所示.从表中可以看出,本文方法对 $0^{\circ} \sim 100^{\circ}$ 和 $0^{\circ} \sim 155^{\circ}$ 3种飞机的正确识别率都达到了96%以上,明显优于文献[8]、[9]的结果.

表2 本文方法与文献[8,9]方法识别结果的比较
Table 2 The comparison of the recognition results between our method and those of [8,9]

飞机类别	$0^{\circ} \sim 100^{\circ}$ 正确识别率		$0^{\circ} \sim 155^{\circ}$ 正确识别率	
	文献[8]方法	本文方法	文献[9]方法	本文方法
B-52	99%	98.81%	95.50%	98.27%
歼-6	92.5%	98.60%	88.89%	96.49%
歼-7	94.64%	97.92%	88.40%	97.20%

实验3:有噪数据的识别实验

由于以上2个实验中的数据是在暗室中测得的,没有其它干扰,为了测试算法抵抗噪声的能力,我们给 $0^{\circ} \sim 155^{\circ}$ 的原始数据加上5%的乘性噪声,然后再用本文方法进行识别.训练样本集与测试样本集的取法与实验1相同,进行10次独立试验,正确识别率如表3所示.从表中可以看出,虽然本文方法对加噪数据的识别率有所降低,但仍在90%以上,表现出了良好的抗噪能力.

3 结论

本文结合雷达一维像的特点,提出了基于组织协同进化分类算法的识别方法.对3种飞机的识别

结果表明无论在小角度范围还是在在大角度范围,都获得了很高的识别率.由于本文方法没有复杂的运算,因而所需的训练时间很短,实验1和2中只用了1~2秒钟,说明方法具有很高的收敛速率,有利于进行实时处理.此外,实验3还对算法的抗噪能力做了测试,结果表明算法也具有有良好的抗噪能力.因而,本文方法具有识别率高、训练和识别速度快、抗噪声等优点,具有很强的实用价值.

表3 本文方法对有噪数据的识别结果
Table 3 The recognition results of our method for the data which have noise

飞机类别	正确识别率	
	$0^{\circ} \sim 155^{\circ}$ 原始数据	$0^{\circ} \sim 155^{\circ}$ 加5%乘性噪声的数据
B-52	98.27%	91.33%
歼-6	96.49%	93.01%
歼-7	97.20%	92.57%

REFERENCES

- [1] LI H. Matching score properties between range profile of high resolution radar targets[J]. *IEEE Trans on AP*, 1996, 44(4): 444—449.
- [2] Novak L M. Performance of 10- and 20 - target MSE Classifiers[J]. *IEEE Trans on AES*, 2000, 36(4): 1279—1289.
- [3] Steven P J. Automatic target recognition using sequences of high resolution radar profiles [J]. *IEEE Trans on AES*, 2000, 36(2): 364—380.
- [4] LIU Fang, WU Ming. The target recognition based on wavelet and genetic network [J]. *Xidian University Transaction* (刘芳, 吴明. 基于子波和进化网络的目标识别. *西安电子科技大学学报*), 1999, 26(3): 328—331.
- [5] XIAN Ming, ZHUANG Zhao-Wen, XIAO Shun-Ping, et al. Radar target recognition based on fractal compression characteristic[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (鲜明, 庄钊文, 肖顺平, 等. 基于分形压缩特征的雷达目标识别研究. *红外与毫米波学报*), 1999, 18(4): 289—294.
- [6] PEI Bing-Nan. Study of method for automatic target recognition by high range resolution radar[D]. *Ph. D Dissertation, Xidian University* (裴炳南. 高分辨雷达自动目标识别方法研究. 博士学位论文, 西安电子科技大学), 2002.
- [7] LIU Jing, ZHONG Wei-Cai, LIU Fang, et al. Classification based on organizational coevolutionary algorithm [J]. *Chinese Journal of Computers* (刘静, 钟伟才, 刘芳, 等. 组织协同进化分类算法. *计算机学报*), 2003, 26(4): 446—453.
- [8] ZHANG Li, ZHOU Wei-Da, JIAO Li-Cheng. Wavelet kernel function network [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (张莉, 周伟达, 焦李成. 子波核函数网络. *红外与毫米波学报*), 2001, 20(3): 223—227.
- [9] ZHANG Li, ZHOU Wei-Da, JIAO Li-Cheng. Support vector machine for 1 - D image recognition [J]. *J. Infrared Millim. 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(2): 119—123.