

基于粒子群分类器的雷达目标一维像识别^{*}

徐小慧¹, 张安¹, 江友谊², 郝秦霞³

(1 西北工业大学 电子信息学院, 西安 710072)

(2 西北工业大学 航天学院, 西安 710072)

(3 西安科技大学 通信与信息工程学院, 西安 710054)

摘 要:设计了一种用于雷达一维像识别的粒子群分类算法. 新算法首先对数据样本预处理, 利用粒子群优化算法通过训练数据进行分类规则的提取, 根据提取得到的规则对雷达一维像进行分类识别. 基于 Bayes 定理和随机状态转移过程对新算法的收敛性进行分析. 通过对三种飞机缩比模型的实测数据的识别实验, 验证了新算法对实测数据和加噪数据均具有较高的识别率.

关键词:雷达一维像识别; 数据分类; 粒子群优化

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2007)11-2157-6

0 引言

雷达目标识别的研究始于 20 世纪 50 年代. 几十年来, 在先进的现代信号处理技术条件下, 逐步建立起了许多雷达目标识别理论和技术. 其中, 利用一维距离像进行目标识别的方法在 80 年代以后被得到广泛重视和深入研究. 基于一维距离像的目标识别方法, 在坦克、车辆等地面目标^[1-2]、舰船、飞机目标^[3-4]识别中获得了较高的正确识别率. 粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一种基于群智能(Swarm Intelligence)的演化计算技术^[5]. PSO 的优点在于流程简单易实现, 算法参量简洁, 无需复杂的调整, 因此, 在短短 10 年内, PSO 被迅速地应用于函数优化、神经网络训练、模糊系统控制、数据聚类等领域.

本文设计了一种用于雷达一维像识别的粒子群分类器, 并基于 Bayes 定理和随机状态转移过程对新算法的收敛性进行分析. 通过对 B-52、歼-6 和歼-7 三种飞机缩比模型的实测数据的识别实验, 验证了新算法对实测数据和加噪数据均具有较高的识别率.

1 相关背景

1.1 雷达一维像

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

$$\Delta R = \frac{c\tau}{2} \tag{1}$$

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

$$\Delta R \approx \frac{c}{2B} \tag{2}$$

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, 因此这里采用一维距离像进行识别.

1.2 粒子群优化

粒子群算法将每个个体看作是 D 维搜索空间中的一个没有体积没有质量的粒子, 在搜索空间中以一定的速度飞行, 并根据对个体和集体的飞行经验的综合分析来动态调整这个速度. 设群体中第 i 个粒子为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 它经历过的最佳位置为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$. 当前组成群体的所有粒子经历过的最佳位置为 $pg_{best} = (pg_{best1}, pg_{best2}, \dots, pg_{bestD})$. 粒子 i 的速度用 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 表示. 对每一次迭代, 粒子 i 在 d 维 ($1 \leq d \leq D$) 空间的运动遵循如下方程进行

$$v_{id}^{k+1} = v_{id}^k + c_1 \times r_1 \times (p_{id} - x_{id}^k) + c_2 \times r_2 \times (pg_{best_d}^k - x_{id}^k) \tag{3}$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (i = 1, 2, \dots, n, d = 1, 2, \dots, D) \tag{4}$$

式中, c_1 和 c_2 为加速常量, 它们使每个粒子向 p_{best} 和 pg_{best} 位置加速运动. r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 范围内的随机数. 此外, 粒子的速度 V_i 被一最大速度 V_{max} 所限

^{*}高等学校博士学科点专项科研基金(20060699026)和航空基础科学基金(05D53021)资助
Tel: 029-81149718 Email: xgdxh@126.com
收稿日期: 2007-01-08

制. 如果当前对粒子的加速将导致它在某维的速度 V_{id} 超过该维的最大速度 V_{maxd} , 则该维的速度被限制为该维的最大速度 V_{maxd} . 它决定了粒子在解空间的搜索准确度, 如果 V_{max} 太高, 粒子可能会飞过最优解, 如果 V_{max} 太小, 粒子陷入局部搜索空间而无法进行全局搜索.

Yu Shi Hui 和 Russell Eberhart^[9] 首次提出了惯性权重 ω 的概念, 并对基本算法中的粒子速度更新式(3)进行了修正, 如式(5), 以获得更佳的全局优化效果.

$$v_{id}^{k+1} = \omega \times v_{id}^k + c_1 \times r_1 \times (p_{id} - x_{id}^k) + c_2 \times r_2 \times (p_{g_{best_d}}^k - x_{id}^k) \quad (5)$$

式中, ω 为惯性权重(Inertia weight), 它使粒子保持运动惯性, 使其有能力探索新的区域. 当个体察觉同事信念较好的时候, 它将进行适应性地调整. 其后的研究者普遍采用这种方式作为系统粒子速度更新的基本方式, 并在大量的应用问题中充分验证了其合理性.

2 基于 PSO 的分类器设计

2.1 个体编码

20 世纪 80 年代初期左右, Holland 等人将遗传算法引入数据分类, 分别提出了两种基于遗传算法的分类模型——密西根模型^[7] 和匹兹堡模型^[8-10]. 后继的基于进化计算的分类方法大多是对此两种方法的改进或结合. 在密西根模型中, 每个个体就是一条规则, 整个种群就是规则集合. 属于密西根模型的方法有分类器系统^[11]、GOGIN^[12]、REGAL 的早期版本^[13] 等. 在匹兹堡模型中, 整个规则集合表示一个个体, 遗传算法维护一个包含一定数目候选规则集的种群. 属于匹兹堡模型的方法有 LS-1^[9]、GABIL^[14]、SAMUEL^[15]、GIL^[16] 等.

粒子群分类规则编码以每个粒子表示一条规则, 规则集对应某个粒子群. 每个粒子由不同的维度组成, 数据集中每个特征属性对应粒子的不同维度值. 数据集中的类别属性也对应粒子的一个维度值, 但不参与粒子间的信息交换, 属于粒子的恒定属性. 对于一条分类规则, 首先按照密西根模型编码为按特征属性分段的二进制串, 然后将每段二进制串转化为十进制数, 作为粒子的不同维度. 因此, 分类规则与粒子建立一一对应关系.

采用这种编码规则, 粒子每个维度表达了不同的含义, 可以方便地进行粒子群算法的粒子位置更新操作, 同时也满足了粒子间不同维度进行信息交换的独立性的要求.

2.2 适应度计算

假设粒子 X 对应的规则覆盖正例的数量 $C_p(X)$, 与粒子 X 对应规则中的类别属性相同的数据样本个数为 $T_p(X)$, 粒子 X 对应的规则覆盖反例的数量 $C_n(X)$, 与粒子 X 对应规则中的类别属性不相同的数据样本个数为 $T_n(X)$, 于是粒子 X 的适应度定义为

$$\text{fit}(X) = \left[\frac{C_p(X)}{T_p(X)} - \alpha \times \frac{C_n(X)}{T_n(X)} \right] \quad (6)$$

式中, α 是一个惩罚因子. 覆盖一个反例就可以否定规则的普遍性, 而覆盖一个正例不能说明规则的正确性, 因此不能把覆盖正例和反例的数量简单相减, 需要引入一个惩罚因子 α .

2.3 基于 PSO 的分类规则提取

通过以上个体编码和个体适应度的定义, 就可以利用粒子群优化算法通过训练数据进行分类规则的提取. 规则提取算法分若干批提取规则, 先提取的是比较普遍的规则, 后提取的是较为特殊的规则. 第一轮提取以预处理后的训练数据样本为初始输入, 借助粒子群优化算法的搜索机制获得一组可信的规则, 精简得到的规则, 然后去掉训练数据样本中已经被规则覆盖的数据样本作为下一轮提取的输入, 如此循环, 直到训练数据样本集合中的每个样本都被覆盖为止. 基于 PSO 的分类规则提取算法的具体步骤如下:

Step1: 对数据样本集合进行预处理; 设定规则集合为空;

Step2: 初始化粒子群: 设群体规模为 m , 随机设置粒子的初始位置和速度, 置 $k=0$, 记初始粒子群为 $X(0)=\{X_1(0), X_2(0), \dots, X_m(0)\}$, 初始化各粒子的速度 $V(0)=\{V_1(0), V_2(0), \dots, V_m(0)\}$, 计算每个粒子的适应度 $\text{fit}_i(0)$, 令 $f_{best_i} = \text{fit}_i(0)$, $p_i = X_i(0)$, $f_{g_{best}} = f_{best_g} = \max(f_{best_1}, f_{best_2}, \dots, f_{best_m})$, $p_{g_{best}} = p_g$; 设定最大迭代代数 G_{max} ;

Step3: 分别根据式(4)和式(5)调整每一个粒子的位置和速度, 得到新粒子群 $X(k+1)$, 并评价每个粒子的适应度值 $\text{fit}_i(k+1)$;

Step4: 对所有的 $i \in \{1, 2, \dots, m\}$, 如果 $\text{fit}_i(k+1) > f_{best_i}$, 则令 $f_{best_i} = \text{fit}_i(k+1)$, $p_{best_i} = p_i(k+1)$; 如果 $\text{fit}_i(k+1) > p_{g_{best}}$, 则令 $f_{g_{best}} = \text{fit}_i(k+1)$, $p_{g_{best}} = p_i(k+1)$. 令 $k = k+1$; 如果 $k = G_{max}$, 转 Step5; 否则, 返回 Step3;

Step5: 将粒子映射成 IF-THEN 规则, 加入规则集合, 然后进行规则简化;

Step6: 去掉各个数据样本种群中已经被规则覆

盖的训练样本. 如果每个数据样本种群中的所有训练样本都被规则覆盖, 则算法停止; 否则, 返回 Step2

每个粒子对应着一个 IF-THEN 规则, 如果只是简单的将粒子映射成规则, 那么形成的规则集合会存在较大的冗余. 对于规则提取算法得到的同一类别的 IF-THEN 规则, 如果一个规则的特征属性是另一个规则特征属性的子集, 则特征属性少的规则更为抽象, 可以覆盖特征属性多的规则. 为了精简规则的数量, 保留特征属性少的规则, 去掉特征属性多的规则, 即 Step5 中的规则简化.

2.4 基于提取规则的样本分类

规则提取算法获得了一组 IF-THEN 规则, 样本分类的任务就是根据这些规则将测试数据样本归入一个确定的类别之中. 但是, 对于一个测试数据样本来说, 可能没有一个规则与之完全匹配, 这种情况需要选择一个与之匹配程度最高的规则来划分它; 也可能有多个规则覆盖它, 这些规则有可能是是一致的, 也有可能是矛盾的, 当出现矛盾的时候也需要通过规则和测试数据样本的匹配程度来确定选择哪个规则来划分测试数据样本. 因此, 这里必须引入规则和数据样本的匹配度的概念.

规则和数据样本的匹配度是一个非负实数, 规则 r 和数据样本 s 的匹配度反映了两者的条件属性的接近程度, 记为 $M(r, s)$. 匹配度越大, 用规则 r 来决策数据样本 s 的类别越可信, 否则越不可信.

定义 1: 对于规则 r 和数据样本 s , 如果 r 的某个条件属性 i 是非约束属性, 或者虽然是约束属性但是 s 的相应属性取值与 r 中的取值相同, 则称规则 r 和数据样本 s 的该属性匹配, 记为: $r[i] \Leftarrow s[i]$.

有了属性匹配的概念, 规则 r 和数据样本 s 的匹配度可以定义为: 规则 r 和数据样本 s 所有匹配属性对应的属性重要度之和, 可以用式(7)表示.

$$M(r, s) = \sum_i IP_i, \quad \forall r[i] \Leftarrow s[i] \tag{7}$$

测试数据样本的分类任务是要在提取的 IF-THEN 规则中找到一个匹配度最高的规则, 用规则右端的决策属性给测试数据样本分类. 当出现测试数据样本和两个或者多个规则有相同的匹配度的时候, 再考察规则的适应度大小, 在这里, 规则的适应度为规则对应的个体的适应度. 适应度大的规则被认为是较为可信的规则, 用该规则划分测试样本准确度更高. 样本分类步骤如下:

- Step1: 将规则按照适应度由大到小的顺序排序;
- Step2: 计算测试数据样本和每个规则的匹配度, 并保持规则和匹配度对应顺序不变;
- Step3: 用起泡法将匹配度按由大到小的顺序排序;
- Step4: 用从左到右第一个匹配度最大的规则划

分测试数据样本.

测试样本分类算法首先对规则按照支持度由大到小的顺序排序, 然后用起泡法将匹配度按由大到小的顺序排序, 这种机制保证了在出现测试数据样本和两个或者多个规则有相同的匹配度的情况下, 从左到右第一个匹配度最大的规则一定是支持度最大的.

2.5 收敛性分析

本文基于贝叶斯条件概率公式^[17]和随机状态转移过程, 分析算法的收敛性.

定义 2: 定义问题的全局最优解集为

$$X^* \triangleq X; \text{fit}(X) = \text{fit}^* \triangleq \max \{ \text{fit}(X') \}$$

其中, $\text{fit}(\cdot)$ 为适应度评价函数. 对于粒子种群 X , $\mathcal{R}X \equiv |X \cap X^*|$ 表示粒子种群 X 中包含最优解的数目.

定义 3: 如果对于任意的初始状态 X_0 , 均有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} P\{X(k) \cap X^* \neq \emptyset | X(0) = X_0\} = 1$$

也就是

$$\lim_{k \rightarrow \infty} P\{\mathcal{R}X(k) \geq 1 | X(0) = X_0\} = 1$$

则称算法以概率 1 收敛到全局最优解.

定理 1: 用于分类的粒子群优化算法以概率 1 收敛到全局最优解.

证明

记 $P_0(k) = P\{\mathcal{R}X(k) = 0\} = P\{(X(k)) \cap X^* = \emptyset\}$, 由贝叶斯条件概率公式^[17]有

$$P_0(k+1) = P\{\mathcal{R}X(k+1) = 0\} = P\{\mathcal{R}X(k+1) = 0 | \mathcal{R}X(k) \neq 0\} P\{\mathcal{R}X(k) \neq 0\} + P\{\mathcal{R}X(k+1) = 0 | \mathcal{R}X(k) = 0\} P\{\mathcal{R}X(k) = 0\}$$

由式(4)和式(5)的粒子位置和速度更新公式可知

$$P\{\mathcal{R}X(k+1) = 0 | \mathcal{R}X(k) \neq 0\} = 0$$

所以

$$P_0(k+1) = P\{\mathcal{R}X(k+1) = 0 | \mathcal{R}X(k) = 0\} P_0(k)$$

且

$$P\{\mathcal{R}X(k+1) = 1 | \mathcal{R}X(k) = 0\}_{\min} > 0$$

记

$$\eta = \min_k P\{\mathcal{R}X(k+1) = 1 | \mathcal{R}X(k) = 0\}_{\min} \quad (k=0, 1, 2 \dots)$$

则

$$P\{\mathcal{R}X(k+1) = 1 | \mathcal{R}X(k) = 0\} \geq \eta > 0$$

所以

$$\begin{aligned} P\{\mathcal{R}X(k+1) = 0 | \mathcal{R}X(k) = 0\} &= 1 - \\ P\{\mathcal{R}X(k+1) \neq 0 | \mathcal{R}X(k) = 0\} &= 1 - \\ P\{\mathcal{R}X(k+1) \geq 1 | \mathcal{R}X(k) = 0\} &\leq 1 - \\ P\{\mathcal{R}X(k+1) = 1 | \mathcal{R}X(k) = 0\} &\leq 1 - \eta < 1 \end{aligned}$$

因此

$$0 \leq P_0(k+1) \leq (1-\eta)P_0(k) \leq (1-\eta)^2 \cdot P_0(k-1) \dots \leq (1-\eta)^{k+1} P_0(0)$$

因为

$$\lim_{k \rightarrow \infty} (1-\eta)^{k+1} = 0, 1 \geq P_0(0) \geq 0$$

所以

$$0 \leq \lim_{k \rightarrow \infty} P_0(k) \leq \lim_{k \rightarrow \infty} (1-\eta)^{k+1} P_0(0) = 0$$

故

$$\lim_{k \rightarrow \infty} P_0(k) = 0$$

因此

$$\lim_{k \rightarrow \infty} P\{X(k) \cap X^* \neq \emptyset | X(0) = X_0\} = 1 - \lim_{k \rightarrow \infty} P_0(k) = 1$$

即

$$\lim_{k \rightarrow \infty} P\{\mathcal{R}(X(k)) \geq 1 | X(0) = X_0\} = 1$$

于是定理 1 得证, 用于分类的粒子群优化算法以概率 1 收敛到全局最优解.

3 仿真实验

3.1 实验设置

本文的实验数据为 3 种飞机 B-52、歼-6 和歼-7

的缩比模型在微波暗室中的实测数据. 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. 对于 B-52, 方位角变化范围为 0°~23°和 23.64°~155.12°, 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°~155°, 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°~23°和 23.26°~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). 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. 而一维像在某距离单元上的取值就是相应的属性值. 训练前先对数据离散化, 设第 i 个属性的取值范围是 [min (Mi), max (Mi)], i = 1, 2, ..., 7, 采样值个数为 N_s, 则连续属性取值 Mi 按照式 (8) 转化成离散化后的值 Mi'.

$$M_i' = \begin{cases} \min (M_i) + Q \times \text{floor}(M_i / Q) & \text{if } M_i / Q - \text{floor}(M_i / Q) < 0.5 \\ \min (M_i) + Q \times [\text{floor}(M_i / Q) + 1] & \text{if } M_i / Q - \text{floor}(M_i / Q) \geq 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

式中, $Q = \frac{\max (M_i) - \min (M_i)}{N_s - 1}$ 是属性取值采样间隔, floor 表示下取整. 由式 (8) 可以看到, 将连续属性离散化, 就是要找到距离连续属性取值最近的采样点, 用这个最近采样点的值替代原来连续属性的值. 本文算法参量设置如下: 采样值个数为 6, 种群规模 m = 40, 最大迭代代数 500, c₁ = 2.0, c₂ = 2.0, ω = 0.7.

3.2 机头方向小角度范围的识别实验

该实验中, 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. 进行了 10 次独立试验, 所用的平均训练时间为 0.45 s, 正确识别率如表 1. 从表 1 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 本文算法对 0°~23°一维像的识别结果

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%

3.3 机头方向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 [3-4, 18] 的方法相比较, 分别将数据的范围扩大到 0°~100°和 0°~155°, 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°~100°所用的平均训练时间为 1.75 s, 0°~155°所用的平均训练时间为 2.58 s, 正确识别率如表 2. 从表 2 可以看出, 本文算法对 0°~100°和 0°~155° 3 种飞机的正确识别率都达到了 97% 以上, 明显优于文献 [3-4, 18] 的结果.

表 2 本文算法与文献 [3-4, 18] 方法识别结果的比较

飞机类别	0°~100° 正确识别率			0°~155° 正确识别率		
	文献 [18] 方法	文献 [4] 方法	本文算法	文献 [3] 方法	文献 [4] 方法	本文算法
B-52	99%	98.81%	99.03%	95.50%	98.27%	98.54%
歼-6	92.5%	98.60%	98.72%	88.89%	96.49%	97.31%
歼-7	94.64%	97.92%	97.85%	88.40%	97.20%	97.96%

3.4 加噪数据的识别实验

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音的能力, 给 0°~155°的原始数据加上 5% 的乘性噪音, 然后再用本文算法进行识别. 训练样本集与测试样本集

的取法与前两个实验相同, 进行 10 次独立试验, 正确识别率如表 3。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 91% 以上, 表现出了良好的抗噪能力。

表 3 本文算法对有噪数据的识别结果

飞机类别	正确识别率	
	0° ~ 155° 原始数据	0° ~ 155° 加 5% 乘性噪音的数据
B-52	97.57%	91.27%
歼-6	94.65%	93.52%
歼-7	93.19 %	92.67%

4 结论

设计了一种用于雷达一维像识别的粒子群分类算法。新算法首先对数据样本预处理, 利用粒子群优化算法通过训练数据进行分类规则的提取, 根据提取得到的规则对雷达一维像进行分类识别。基于 Bayes 定理和随机状态转移过程对新算法的收敛性进行分析。对 B-52、歼-6 和歼-7 三种飞机缩比模型实测数据的识别实验表明, 新算法对无噪实测数据的识别率在 97% 以上, 对加噪数据的识别率也在 91% 以上。

粒子群优化等智能计算技术在各个领域的应用文献正在逐年增多^[19-21], 但是这些应用多停留在实验室, 虽然这些算法在收敛性和准确度上都有了较大的提高, 但是实现在工程上的应用还需要很长的路要走。虽然本文的工作证明了基于粒子群分类器在雷达目标一维像识别上具有较好的性能, 但是实时性还难以达到工程上的要求。在提高算法收敛性和准确度的同时, 提高算法的实时性也是今后值得研究的一项工作。

参考文献

[1] HE Song-hua, GUO Gui-ming, GUO Xiu-huang. Detection and tracking of the ground target based on target range profiles [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 1992, 14(2): 42-45.
何松华, 郭桂蓉, 郭修煌. 基于目标距离像的地面目标检测与跟踪 [J]. 国防科技大学学报, 1992, 14(2): 42-45.

[2] STEWART C, LU Y C, LARSON V. A neural clustering approach for high resolution radar target identification [J]. *Pattern Recognition*, 1994, 27(4): 503-513.

[3] ZHANG Li, ZHOU Wei-Da, JIAO Li-Cheng. Support vector machine of 1-D image recognition [J]. *J Infrared Millim Waves*, 2002, 21(2): 119-123.
张莉, 周伟达, 焦李成. 用于一维图像识别的支撑向量机方法 [J]. 红外与毫米波学报, 2002, 21(2): 119-123.

[4] LIU Jing, ZHONG Wei-Cai, LIU Fang, et al. Organizational coevolutionary classification algorithms for radar target recognition [J]. *J Infrared Millim Waves*, 2004, 23(3): 208-212.

一维像识别 [J]. 红外与毫米波学报, 2004, 23(3): 208-212.

[5] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]. *Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks*. Piscataway, NJ, Perth, IEEE service center, 1995: 1942-1948.

[6] SHI Y, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer [C]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation*. Piscataway, NJ, Anchorage, AK USA: IEEE service center, 1998: 69-73.

[7] HOLLAND J H, REITMAN J S. Cognitive systems based on adaptive algorithms [M]. In: *Pattern Directed Inference Systems*. New York: Academic Press, 1978: 313-329.

[8] SMITH S F. A learning system based on genetic adaptive algorithms [D]. Tuscaloosa: University of Alabama, 1980.

[9] SMITH S F. Flexible learning of problem solving heuristics through adaptive search [C]. In: *the Proceedings of the 8th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1983: 422-425.

[10] SMITH S F. Adaptive learning systems. In: *Expert Systems: Principles and Case Studies* [M]. New York: Chapman and Hall, 1984: 169-189.

[11] HOLLAND J H. Escaping brittleness: the possibilities of general purpose learning algorithms applied to parallel rule-based systems [M]. In: *Machine Learning: An AI Approach*, volume II, Los Altos, CA: Morgan Kaufmann, 1986: 593-623.

[12] GREENED P, SMITH S F. Competition-based induction of decision models from examples [J]. *Machine Learning*, 1993, 13: 229-257.

[13] GIORANA A, SAITTA L. REGAL: an integrated system for learning relations using genetic algorithms [C]. In: *the Proceedings of the 2nd International Workshop on Multistrategy Learning*. Harpers Ferry, VA, 1993: 234-249.

[14] DE JONG K A, SPEARS W M, GORDON F D. Using genetic algorithms for concept learning [J]. *Machine Learning*, 1993, 13: 161-188.

[15] GREFENSTETTE J J, RAMSEY C L, SCHULTZ A C. Learning sequential decision rules using simulation models and competition [J]. *Machine Learning*, 1990, 5: 355-381.

[16] JANIKOW C Z. A knowledge-intensive genetic algorithm for supervised learning [J]. *Machine Learning*, 1993, 13: 189-228.

[17] SWINBURNE R. Bayes' s theorem [M]. Oxford: Oxford University Press, 2002.

[18] ZHANG Li, ZHOU Wei-Da, JIAO Li-Cheng. Wavelet kernel function network [J]. *J Infrared Millim Waves*, 2001, 20(3): 223-227.
张莉, 周伟达, 焦李成. 子波核函数网络 [J]. 红外与毫米波学报, 2001, 20(3): 223-227.

[19] LIU Ya-xuan, SU Xiu-qin, WANG Ping. Image matching based on local projection entropy [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2004, 33(1): 105-108.
刘雅轩, 苏秀琴, 王萍. 一种基于局部投影熵的图像匹配新算法 [J]. 光子学报, 2004, 33(1): 105-108.

[20] ZHU Guo-long, ZENG Qing-j, YE T ong, et al. Joint capacity allocation in multi-layer survivable networks [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2005, 34(3): 419-423.

- 祝国龙, 曾庆济, 叶通, 等. 多层网络中的联合资源配置方案 [J]. 光子学报, 2005, 34(3): 419-423.
- [21] HE Xiao-ying, HUANG De-xiu, LI Wei. Analysis of a fiber Bragg grating external-cavity semiconductor laser by multi-

parameter optimization[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2006, 35(7): 961-965.

何晓颖, 黄德修, 李蔚. 光纤光栅外腔半导体激光器的多参量优化分析[J]. 光子学报, 2006, 35(7): 961-965.

One-dimensional Image Recognition of Radar Target Based on Particle Swarm Classifier

XU Xiao-hui¹, ZHANG An¹, JIANG You-yi²

(1 College of Electronic and Information, Northwestern Polytechnical Univ., Xi'an 710072, China)

(2 College of Astronautics, Northwestern Polytechnical Univ., Xi'an 710072, China)

(3 School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technique, Xi'an 710054, China)

Received date: 2007-01-18

Abstract: A novel particle swarm classifier is designed for one-dimensional image recognition of radar target. After pretreating the data, the classification rules are discovered by particle swarm optimization algorithm based on the training samples, and then the one-dimensional image of radar target is recognized by the discovered rules. The convergence of the new algorithm based on Bayes's theorem and stochastic transform process are analyzed. Experimental results on the data of three airplanes obtained in a microwave anechoic chamber show that the proposed method has a stable performance in recognizing both the one-dimensional images without noise and the one-dimensional images with noise.

Key words: One-dimensional image recognition of radar target; Data classification; Particle swarm optimization



XU Xiao-hui was born in 1976. He received his M. S. degree from Airforce Engineering University in 2004. Now he is a Ph. D. candidate at School of Electronic and Information of Northwest Polytechnical University. His current research interests are SAR image processing and computer vision.