

# 基于粒子群优化的直觉模糊核匹配追踪算法

余晓东<sup>1</sup>,雷英杰<sup>1</sup>,岳韶华<sup>1</sup>,何 颖<sup>2</sup>

(1.空军工程大学防空反导学院,陕西西安 710051; 2.空军 95133 部队,湖北武汉 430415)

**摘 要:** 针对现有直觉模糊核匹配追踪算法采用贪婪算法搜索最优基函数而导致学习时间过长的问题,汲取了粒子群优化算法全局搜索能力强、收敛速度快的优势对最优基函数的搜索过程进行优化,提出了一种基于粒子群优化的直觉模糊核匹配追踪算法,并将该算法应用于时效性要求更高的空天目标识别领域.实验结果表明,与传统方法相比,本文方法在识别率相当的情况下有效缩短一次匹配追踪时间,计算效率明显提高,且所得模型具有稀疏性好,泛化能力高等优点,特别适用于兼顾识别率和实时性的应用领域.

**关键词:** 直觉模糊集;核匹配追踪;粒子群优化;贪婪算法

**中图分类号:** TP182; TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)07-1308-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.07.009

## Research of PSO-Based Intuitionistic Fuzzy Kernel Matching Pursuit Algorithm

YU Xiao-dong<sup>1</sup>, LEI Ying-jie<sup>1</sup>, YUE Shao-hua<sup>1</sup>, HE Ying<sup>2</sup>

(1. Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710051, China;

2. Air Force 95133, Wuhan, Hubei 430415, China)

**Abstract:** In order to overcome the long learning time caused by searching optimal basic function data based on greedy strategy from a redundant basis function dictionary for the Intuitionistic Fuzzy Kernel Matching Pursuit (IFKMP), the particle swarm optimization algorithm with powerful ability of global search and quick convergence rate is applied to speed up searching optimal basic function data in function dictionary. And the approach of intuitionistic fuzzy kernel matching pursuit based on particle swarm optimization algorithm, namely PS-IFKMP, is proposed. This algorithm is applied to the aero target recognition, which requires real-time ability. Simulation results show that, compared with the conventional approaches, the proposed algorithm can decrease training time and improve calculation efficiency obviously leaving the classification accuracy almost unchanged, while the model has better sparsity and generalization. It is also demonstrated that this approach is much suitable to the application requiring both accuracy and efficiency.

**Key words:** intuitionistic fuzzy set; kernel matching pursuit; particle swarm optimization; greedy algorithm

## 1 引言

2002年,Pascal Vincent和Yoshua Bengio<sup>[1]</sup>提出了一种新的核机器学习方法——核匹配追踪(Kernel Matching Pursuit, KMP),其主要思想源自于信号处理中的匹配追踪(Matching Pursuit, MP)算法及核方法.通过核函数将训练样本集投影到高维空间,从而形成一组基函数字典库,然后利用贪婪算法在函数字典库中搜索一组基函数的线性组合来逼近目标函数.KMP学习机的性能与支持向量机相当,却有着更为稀疏的解.此外,同其它核方

法相比较,KMP对核函数的要求很低,在KMP中应用的核函数甚至可以使用任意的核,而不必满足Mercer条件,并可采用多个核函数生成函数字典库.目前,KMP理论已成功应用于图像识别、目标分类、人脸识别、特征模式识别等多个领域<sup>[2-5]</sup>.

然而实际应用中却存在一种特殊情况:某一类目标的重要程度比其余目标的更高,因此需要对重要类别目标进行更高精度的识别,而对其余目标则可以降低识别要求.传统的KMP学习机在学习的时候对待所有训练样本均是平等的,因而无法针对某一类指定样本进行有

效识别,这就限制了 KMP 理论在很多特殊场合的应用.针对这个问题,文献[6]提出了基于模糊核匹配追踪(Fuzzy Kernel Matching Pursuit, FKMP)的特征模式识别方法,通过对每个样本类别设定不同模糊因子,从而使学习机做出针对指定目标样本的决策,然而该方法根据人工经验设定模糊因子,会对训练过程带来一定风险而导致识别信息的损失.文献[7]提出了直觉模糊核匹配追踪(Intuitionistic Fuzzy Kernel Matching Pursuit, IFKMP)学习机,通过将直觉模糊参数有效地赋值给不同的目标样本,解决了对特殊样本进行高精度识别这一难题.但 IFKMP 学习机在本质上仍是采用贪婪策略搜索最优基函数的线性组合,因此其学习时间过长的问题并没有得到解决<sup>[8]</sup>.

针对上述问题,优化方法被引入到匹配追踪算法中来,以期达到减少学习时间、降低计算复杂度的目的.文献[9]采用改进遗传算法降低匹配追踪算法的计算量,但遗传算法本身的存在早熟问题,其学习机的识别性能难以得到保证.文献[10]采用量子遗传算法对匹配过程进行优化,但量子遗传算法本身就存在搜索速度较慢的问题,达不到有效减少学习时间的目的.文献[11]采用直觉模糊  $c$  均值聚类算法对匹配过程进行优化,但直觉模糊  $c$  均值聚类算法本质上仍是局部优化算法,对算法识别精度有一定影响.粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是 Eberhart 和 Kennedy 博士模拟鸟群觅食过程提出的一种全局寻优算法,由于该算法收敛速度快且易于编程实现,因而近年来受到广泛关注<sup>[12,13]</sup>.鉴于此,本文汲取 PSO 算法的收敛速度快、全局搜索能力强的优点,通过使用 PSO 搜索机制代替贪婪搜索对基函数字典库进行全局寻优,从而克服 IFKMP 学习机的计算量大、学习时间长问题,并由此提出了一种基于粒子群优化的直觉模糊核匹配追踪算法(Particle Swarm-based Intuitionistic Fuzzy Kernel Matching Pursuit, PS-IFKMP).为了对 PS-IFKMP 算法实际分类效果及有效性进行验证,选取 UCI 数据集、人工含噪数据集及空天目标数据集进行仿真实验,并将其与 FCM、IFKMP 的分类效果及一次匹配时间进行比较,充分表明了 PS-IFKMP 算法的优越性和有效性.

## 2 直觉模糊核匹配追踪算法

### 2.1 核匹配追踪算法

KMP 的基本思想:把输入的样本投影到高维 Hilbert 空间,利用样本间的核函数值代替特征空间内的内积运算,并生成相应的基函数字典库,而后采用贪婪策略在字典库搜索一组基函数的线性组合来逼近目标函数,所得基函数的线性组合即为我们所需的决策函数.

给定核函数  $K: \mathbf{R}^d \times \mathbf{R}^d \rightarrow \mathbf{R}$ , 利用训练样本  $\{\mathbf{x}_1,$

$\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_l\}$  处的核函数值生成函数字典库:  $\mathbf{D} = \{\mathbf{g}_i = K(\cdot, \mathbf{x}_i) \mid i = 1, \dots, l\}$ . 则核匹配追踪学习机训练所得决策函数为:

$$f_N = \sum_{i=1}^N \alpha_i \mathbf{g}_i(\mathbf{x}) \quad (1)$$

其中  $N$  为训练所得基函数的个数,  $\{\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2, \dots, \mathbf{g}_N\}$  为高维 Hilbert 空间的一组基函数,  $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N\}$  为对应基函数的相关系数.

### 2.2 直觉模糊核匹配追踪学习机

**定义 1**( $\odot$  运算<sup>[6]</sup>) 对于两个向量  $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$  和  $\mathbf{y} = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ , 向量之间的  $\odot$  运算定义为:

$$\mathbf{x} \odot \mathbf{y} = (x_1 \cdot y_1, \dots, x_m \cdot y_m) \quad (2)$$

同时,

$$\|\mathbf{x} \odot \mathbf{y}\|^2 = \sum_{i=1}^m (x_i \cdot y_i)^2 \quad (3)$$

若输入训练样本集为  $\{(\mathbf{x}_1, y_1, \omega(y_1)), \dots, (\mathbf{x}_l, y_l, \omega(y_l))\}$ , 则  $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^d$  为样本特征值,  $y_i \in \mathbf{R}$  为训练样本观测值,  $\omega(y_i)$  为直觉模糊参数, 给定核函数  $K: \mathbf{R}^d \times \mathbf{R}^d \rightarrow \mathbf{R}$ , 利用训练样本  $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_l\}$  处的核函数值生成函数字典库:  $\mathbf{D} = \{\mathbf{g}_i = K(\cdot, \mathbf{x}_i) \mid i = 1, \dots, l\}$ .

定义残差为

$$\mathbf{r}_N = \boldsymbol{\omega} \odot (\mathbf{y} - f_N) = \begin{bmatrix} \omega(y_1)(y_1 - f_N(\mathbf{x}_1)) \\ \dots \\ \omega(y_l)(y_l - f_N(\mathbf{x}_l)) \end{bmatrix} \quad (4)$$

则重构误差为:

$$\begin{aligned} \|\mathbf{r}_N\|^2 &= \|\boldsymbol{\omega} \odot (\mathbf{y} - f_N)\|^2 \\ &= \sum_{i=1}^l (\omega(y_i)(y_i - f_N(\mathbf{x}_i)))^2 \end{aligned} \quad (5)$$

根据 MP 算法可得:

$$\begin{aligned} \|\mathbf{r}_{N+1}\|^2 &= \|\boldsymbol{\omega} \odot (\mathbf{y} - (f_N + \alpha_{N+1} \mathbf{g}_{N+1}))\|^2 \\ &= \|\boldsymbol{\omega} \odot (\mathbf{y} - f_N) - \boldsymbol{\omega} \odot (\alpha_{N+1} \mathbf{g}_{N+1})\|^2 \\ &= \|\mathbf{r}_N - \boldsymbol{\omega} \odot (\alpha_{N+1} \mathbf{g}_{N+1})\|^2 \\ &\stackrel{\text{def}}{=} \|\mathbf{r}_N - \boldsymbol{\omega} \odot (\alpha \mathbf{g})\|^2 \end{aligned} \quad (6)$$

可得:

$$\begin{aligned} \|\mathbf{r}_{N+1}\|^2 &= \|\mathbf{r}_N\|^2 - 2\alpha \langle \mathbf{r}_N, \boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{g} \rangle + \alpha^2 \|\boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{g}\|^2 \quad (7) \end{aligned}$$

搜索相应的  $\alpha \in \mathbf{R}$ ,  $\mathbf{g} \in \mathbf{D}$  使重构误差最小, 令  $(\partial \|\mathbf{r}_N\|^2) / \partial \alpha = 0$ , 可求得

$$\alpha = \frac{\langle \mathbf{r}_N, \boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{g} \rangle}{\|\boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{g}\|^2} \quad (8)$$

将式(8)代入式(7)得:

$$\|\mathbf{r}_{N+1}\|^2 = \|\mathbf{r}_N\|^2 - \left( \frac{\langle \mathbf{r}_N, \boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{g} \rangle}{\|\boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{g}\|} \right)^2 \quad (9)$$

根据最小化重构误差准则, 可得:

$$\mathbf{g}_{N+1} = \arg \max_{\mathbf{g} \in \mathbf{D}} \left| \left( \frac{\langle \mathbf{r}_N, \boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{g} \rangle}{\|\boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{g}\|} \right) \right| \quad (10)$$

对应的

$$\alpha_{N+1} = \frac{\langle \mathbf{r}_N, \boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{g}_{N+1} \rangle}{\|\boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{g}_{N+1}\|^2} \quad (11)$$

最终得到判决函数为:

$$f_N(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \mathbf{g}_i(\mathbf{x}) = \sum_{i \in \{sw\}} \alpha_i k_i(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \quad (12)$$

其中  $\{sw\}$  为 IFKMP 学习机所得的支持向量集.

### 2.3 直觉模糊参数的选取

一般来说,目标类型的重要程度越高,对其进行识别的精度要求也就越高.针对这一情况直觉模糊参数  $\omega(y_i)$  给出如下选取方法.

#### 算法 1 直觉模糊参数 $\omega(y_i)$ 的选取算法

输入:给定样本类别  $y_i$

输出:直觉模糊参数  $\omega(y_i)$

Step1:给定一类目标  $y_i$  且确定该类目标为指定目标类别或是非指定目标类别.此处选定 Gaussian 型隶属度函数.由此确定其隶属度函数为  $\mu(y_i) = \exp[-(y_i - c)^2/2\sigma^2] \in [0, 1]$ , 非隶属度函数为  $\gamma(y_i) = \delta(y_i) - \exp[-(y_i - c)^2/2\sigma^2] \in [0, 1]$ ,  $\delta(y_i) = 1 - \pi(y_i)$ , 其中,  $\delta(y_i)$  为非犹豫指数,  $\pi(y_i)$  为直觉指数  $\sigma$  与  $c$  分别表示宽度和中心.

Step2:直觉模糊参数  $\omega(y_i)$  选取如下:

$$\omega(y_i) = \begin{cases} \mu(y_i) + \delta(y_i), & y_i \text{ 为指定目标类别} \\ [\gamma(y_i) - \delta(y_i)] / [\delta(y_i) - \gamma(y_i)], & y_i \text{ 为非指定目标类别} \end{cases}$$

直觉模糊参数  $\omega(y_i)$  的选取算法能有效的区分出指定类别目标和非指定类别目标,从而大大提高了指定目标类别的识别精度.在解决对指定类别目标必须具有较高精度识别这一问题时,即使对非指定目标类别带来较高的错分误差  $\epsilon$ ,直觉模糊核匹配学习机的总识别风险仍然较小.

## 3 粒子群优化的直觉模糊核匹配追踪算法

本文拟采用粒子群搜索机制代替贪婪搜索对基函数字典进行全局寻优,从而克服 IFKMP 学习机的计算量大、学习时间长缺陷.

### 3.1 粒子群优化算法原理

PSO 算法数学描述为:一个  $n$  维的搜索空间中,  $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$  是一个由  $m$  个粒子组成的种群,其中第  $i$  个粒子的位置为  $\mathbf{x}_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$ , 速度为  $\mathbf{v}_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}\}$ , 该粒子的个体极值为  $\mathbf{p}_i = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in}\}$ , 整个种群的全局极值为  $\mathbf{p}_g = \{p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn}\}$ . 找到个体极值  $p_{best}$  和全局极值  $g_{best}$  后,粒子  $x_i$  将根据如下公式来更新粒子的速度和新的位置.

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (13)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (14)$$

式中:  $t$  为当前迭代次数,  $v_{id}(t)$ 、 $v_{id}(t+1)$  表示粒子当

前时刻及下一时刻的速度,  $x_{id}(t)$  为粒子的当前时刻位置,  $x_{id}(t+1)$  为粒子下一时刻位置,  $r_1$  和  $r_2$  为分布于  $[0, 1]$  之间的随机数,  $c_1$ 、 $c_2$  为加速常数,  $\omega$  为惯性因子. 此外,为了使粒子速度不致过大,设置速度上限值  $v_{max}$ , 若  $v_{id} > v_{max}$ , 取  $v_{id} = v_{max}$ ,  $v_{id} < -v_{max}$ , 取  $v_{id} = -v_{max}$ .

### 3.2 PS-IFKMP 算法流程

本文方法先通过核映射将训练样本映射为一组基函数字典,然后根据字典规模设置初始种群,进而采用粒子群优化算法来匹配寻优.在直觉模糊核匹配追踪学习机中,搜索到权系数和基函数的线性组合值最大,即可使分类器最有效.因此本文采用式(12)作为粒子的适应度计算公式.算法步骤描述如算法 2 所示.

#### 算法 2 粒子群优化的直觉模糊核匹配追踪算法

输入:训练样本集  $X = \{(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_l, y_l)\}$ , 适应度函数  $f(x_i)$ , 直觉模糊参数  $\omega(y_i)$ , 核函数  $K(x, y)$  的参数  $\sigma$ .

输出:最优权系数  $\alpha_i$ , 基函数数据  $\mathbf{g}_i(\mathbf{x})$ , 判决函数  $f_N(\mathbf{x})$

Step 1:初始化,设置算法最大迭代代数  $L$  和迭代误差阈值  $\epsilon$ , 设置种群规模为  $N$ , 种群最大进化代数为  $\maxgen$ , 进化迭代阈值  $\eta$ , 初始值  $t = 1$ .

Step 2:确定用来训练分类识别的数据集  $X = \{(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_l, y_l)\}$ ,  $y_i \in \{-1, +1\} (i = 1, 2, \dots, l)$ , 利用给定矢量  $\mathbf{y}$  和训练数据集中任选  $x_i$ , 求出所有  $y_i(\mathbf{x}) = k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ .

Step 3:利用  $\min_{\alpha_i} \|\boldsymbol{\omega} \odot (\mathbf{y} - \alpha_i \mathbf{y}_i(\mathbf{x}))\|$  准则, 求出  $\alpha_i = \mathbf{y}_i^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{y} / \|\mathbf{y}_i(\mathbf{x})\|^2$ , 再从中随机选取  $N$  个  $\alpha_i$  为初始粒子种群, 并根据式(12)计算粒子的适应度.

Step 4:按照式(13)、(14),更新粒子的位置和速度.

Step 5:更新最优值:将粒子的适应度值与它的个体最优值  $P_{id}(t)$  进行比较,如果粒子的适应度值优于  $P_{id}(t)$ , 则设  $P_{id}(t)$  位置为粒子当前位置;将粒子的适应度值与群体最优值  $P_{gd}(t)$  进行比较,如果粒子的适应度值优于  $P_{gd}(t)$ , 则设  $P_{gd}(t)$  位置为粒子当前位置.

Step 6:判断是否达到预先设定的终止条件,若达到终止条件,则停止迭代;否则,  $t = t + 1$ , 转至 Step 4. 结束条件为到达最大进化代数  $\maxgen$ , 或粒子的适应度值达到给定阈值  $\eta$ .

Step 7:若已求出  $L$  个权系数,令  $\mathbf{y} = \mathbf{y} - \mathbf{f}_i$ , 如果  $\|\mathbf{y}\| \geq \epsilon$  或者  $n > L$ , 则转到 Step 8 对每个个体求解下一个基函数和权系数;否则输出最好的权系数和对应的基函数,以及它们的线性组合得到的分类函数  $f_i$ .

Step 8:利用 Step 7 更新的  $\mathbf{y}$ , 返回 Step 3, 重新确定第  $L+1$  个基函数, 然后利用已知的  $L+1$  个基函数采用后拟合方法, 求出全部  $L+1$  个权系数.

### 3.3 PS-IFKMP 算法参数设置

初始化时,通常设置算法最大迭代代数  $L = 200$ , 迭代误差阈值  $\epsilon = 0.01$ , 种群规模为  $N = 30$ , 种群最大进化代数为  $\maxgen = 50$ , 进化迭代阈值 = 0.005. 其中,算法最大迭代代数为算法的最大匹配次数, 种群最大进化代数即为一次匹配过程中的 PSO 算法的迭代次数.

惯性因子  $\omega$  较大时,粒子群算法具有较强全局搜索能力, $\omega$  较小时,算法则倾向于局部搜索.为了保证粒子群在前期能够具备较强的全局搜索能力及后期能够在最优解附近逐步逼近最优解,将  $\omega$  由 0.9 随迭代次数线性递减至 0.4,如下式所示.

$$\omega = 0.9 - \frac{t}{iter_{max}} \times 0.5 \quad (15)$$

其中  $t$  为当前迭代次数.由式(13)可知,粒子每次迭代时的学习能力依赖于  $r_1$  和  $r_2$  这两个随机数,为了对粒子群中优秀的粒子进行学习,本文采用继承机制改进加速常数的选取方法.

$$c_1 \cdot r_1 = \omega_1 = \frac{p_{id}^{(t)}}{f_{id}^{(t)}} + \omega, \quad c_2 \cdot r_2 = \omega_2 = \frac{p_{gd}^{(t)}}{p_{id}^{(t)}} \quad (16)$$

其中  $f_{id}^{(t)}$  表示粒子  $i$  在第  $t$  代的适应度值, $p_{id}^{(t)}$  表示粒子  $i$  在第  $t$  代所找到个体极值  $pbest$ , $p_{gd}^{(t)}$  表示粒子  $i$  在第  $t$  代所找到全局极值  $pbest$ .引入继承机制能够有效地加快算法的收敛速度.

为了保持种群的多样性,引入高斯变异机制对粒子群进行一定规模的扰动.若粒子群全局极值在连续若干代后没有得到改善,则在粒子群中按一定比例随机选取粒子按下式进行变异.其中, $r_0$  为均值为 0、标准差为 1 的高斯随机数.

$$x'_{id}(t) = x_{id}(t) + r_0 \cdot x_{id}(t) \quad (17)$$

### 3.4 PS-IFKMP 算法复杂度分析

IFKMP 算法为了寻找最优权系数及对应的基函数,迭代分解的每一步都要采用贪婪算法进行全局搜索,因而本文主要通过算法在一次匹配过程的执行次数来描述算法的时间复杂度.算法的计算量主要与字典集规模及迭代次数有关,若字典集规模为  $n$ ,算法迭代次数为  $L$ ,则 IFKMP 算法匹配一次的计算次数为  $n \cdot L$ ,其时间复杂度为  $O(n \cdot L)$ ;PSO 算法迭代一次需要计算每个粒子的位置、速度及适应度值,若其种群规模为  $N$ ,算法匹配一次需要计算  $3 \cdot N \cdot L$  次,其时间复杂度为  $O(N \cdot L)$ .本文中粒子的种群规模  $N$  是一个比字典规模  $n$  远小的值.因此,从算法的时间复杂度来看,当字典集规模较小时,IFKMP 算法和 PS-IFKMP 算法的计算量相差不大;若字典集规模较大时,PS-IFKMP 算法的计算量则远小于 IFKMP 算法的计算量.

## 4 实验结果及分析

本文实验过程中选取高斯核作为核函数,为了验证算法的有效性,我们将标准核匹配追踪算法(KMP)、直觉模糊核匹配追踪算法(IFKMP)和基于粒子群优化的直觉模糊核匹配追踪算法(PS-IFKMP)进行了对比,其中 PSO 采用实数编码.为了对算法性能进行验证,本文选择不同的样本集合进行试验,为了避免随机误差,每

次试验分别进行 50 次蒙特卡洛仿真.仿真环境:操作系统 Window XP,编译软件 Matlab7.6,Pentium(R) Dual-Core CPU E5500 @2.8GHz,内存 2GB.

### 4.1 UCI 数据识别

实验首先选取公共数据集 UCI 中的 Musk、Waveform、German、Diabetes 及 Breast Cancer Wisconsin(简称为 Breast-w)5 组数据集进行验证.这五组数据集的具体属性如表 1 所示.由于 Waveform 是一个三类数据集,取其中原本的 0 类数据和 2 类数据,共计 3347 个样本作为实验数据.

表 1 数据集描述

数据集	样本规模	维数	类别数
Musk	6598	166	2
Waveform	5000	21	3
German	1000	20	2
Diabetes	768	8	2
Breast-w	699	9	2

由于不同的核函数  $\sigma$  的取值对算法的影响较大,本文专门取出一组验证数据集对核函数  $\sigma$  的取值进行验证.令  $\omega(y_1) = \omega(y_2) = 1$ ,最大进化迭代次数  $maxgen = 50$ ,进化迭代阈值  $\eta = 0.005$ ,最大迭代代数  $L = 200$ ,迭代误差阈值  $\epsilon = 0.01$ ,核参数  $\sigma$  在  $[1, 500]$  等间隔取样 500 次, $\sigma$  对分类识别率的影响如图 1 所示.

从图 1 中可以看出,针对不同数据集,最优核参数  $\sigma$  的取值也存在较大差距.根据实验验证,Musk 数据集取 360,Diabetes 数据集取 15,Waveform 数据集取 3,German 数据集取 6,Breast-w 数据集取 3.由于对样本类别重要性没有特别的要求,令  $\omega(y_1) = \omega(y_2) = 1$ ,IFKMP 算法则退化为标准 KMP 算法,因此,此处只将 PS-IFKMP 算法与标准 KMP 算法进行比较,实验结果如表 2 所示.

表 2 UCI 数据识别结果比较

数据集	KMP			PS-IFKMP		
	字典规模	一次匹配时间 /s	识别率 /%	字典规模	一次匹配时间 /s	识别率 /%
Musk	1000	0.389	92.12	1000	0.067	92.43
	300	0.084	90.44	300	0.026	90.26
Waveform	1000	0.297	92.70	1000	0.054	92.43
	300	0.072	91.56	300	0.012	91.47
German	600	0.096	73.62	600	0.029	73.86
	300	0.022	71.80	300	0.008	71.60
Diabetes	500	0.028	82.45	500	0.013	82.68
Breast-w	500	0.036	94.71	500	0.017	94.23

从统计意义分析,表 2 中 8 种情况下,KMP 算法和 PS-IFKMP 算法的平均识别率分别为 86.175% 和 86.12%,两种算法的识别效果应该说是基本相当,而 KMP 算法和 PS-IFKMP 算法的平均一次匹配时间分别为 0.128 和 0.02825,PS-IFKMP 算法的平均一次匹配时

间相比 KMP 算法则下降了 77.92%, 可见 PS-IFKMP 算法在采用 PSO 优化之后, 一次匹配过程所消耗的时间明显缩短, 从字典集规模上来看, 字典集规模越大, 优化效果越为明显, 从实验角度验证了前文对两种算法

时间复杂度的分析. 说明本文算法汲取了 PSO 算法全局最优及局部快速收敛的优势, 最大可能的在有限的进化次数中找到最优解, 有效解决了传统匹配追踪算法采用贪婪策略而导致过长学习时间的缺陷.

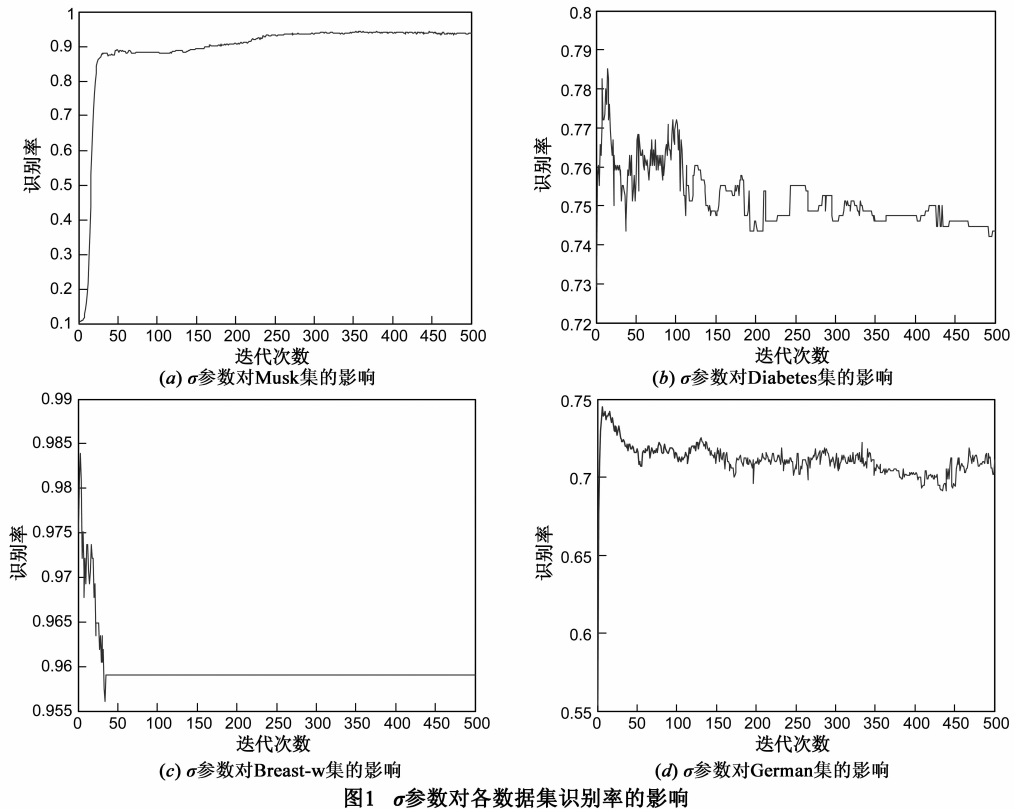


图1  $\sigma$  参数对各数据集识别率的影响

Diabetes 和 Breast-w 是两种病例样本的数据集. 从确诊病症的角度来看, 由于正类样本描述了检测呈阳性的病理特征, 因而对该类样本的识别应该比负类样本具备更高的识别精度. 因而直觉模糊参数  $\omega(y_i)$  根据算法 1 进行选取, 此处  $\delta(y_i) = 0.7$ , 可得: (1) 阳性样本为指定类别样本  $y_1$  的直觉模糊参数  $\omega(y_1) = 1.6$ ; (2) 阴性样本为非指定类别样本  $y_2$  的直觉模糊参数  $\omega(y_2) = 0.3$ . 其他参数不变, 实验结果如表 3 所示.

表 3 UCI 数据重要样本类别识别结果

数据集	训练样本	检验样本	算法	一次匹配时间/s	识别率/%
Diabetes	+ :54 - :100	+ :67	KMP	0.014	66.67
			IFKMP	0.016	99.82
			PS-IFKMP	0.008	97.45
Breast-w	+ :60 - :115	+ :72	KMP	0.012	78.26
			IFKMP	0.014	99.12
			PS-IFKMP	0.009	98.92

## 4.2 人工含噪数据集识别

模式识别领域中, 双螺旋曲线的分类问题一直是公认的有相当难度的问题, 因此它也被经常用作检测识别算法分类性能的试金石. 双螺旋曲线的二维坐标

方程如下列参数方程所示.

$$\begin{aligned} \text{螺旋线 1: } & \begin{cases} x_1 = (k_1\theta + e_1)\cos\theta \\ y_1 = (k_1\theta + e_1)\sin\theta \end{cases} \quad (\theta \in U \sim [0, 2\pi]) \\ \text{螺旋线 2: } & \begin{cases} x_2 = (k_2\theta + e_2)\cos\theta \\ y_2 = (k_2\theta + e_2)\sin\theta \end{cases} \quad (\theta \in U \sim [0, 2\pi]) \end{aligned} \quad (18)$$

其中,  $k_1, k_2, e_1$  及  $e_2$  为方程参数, 在这里取  $k_1 = k_2 = 4$ ,  $e_1 = 1, e_2 = 3$ . 随机产生两类样本共 12000 个, 样本分布如图 2(a) 所示. 同时采用二维平面上线性不可分的同心圆样本进行测试, 采用如下参数方程产生两类交错的同心圆样本.

$$\begin{cases} x = \rho \cdot \cos\theta \\ y = \rho \cdot \sin\theta \end{cases} \quad (\theta \in U \sim [0, 2\pi]) \quad (19)$$

两类样本的半径参数  $\rho$  均服从均匀分布, 分别为  $[0, 55]$  和  $[45, 100]$ , 随机产生两类样本共 12000 个, 样本分布如图 2(b) 所示. 根据验证, 设定高斯核函数  $\sigma = 6$ , 直觉模糊参数  $\omega(y_i)$  根据算法 1 进行选取, 此处  $\delta(y_i) = 0.8$ , 则指定样本类别  $y_1$  (图 2 中由“·”表示) 的直觉模糊参数  $\omega(y_1) = 1.5$ , 非指定类别样本  $y_2$  (图 2 中由“×”

表示)的直觉模糊参数  $\omega(y_2) = 0.3$ ,其余参数同实验 4.1 相同,要求尽可能提高对指定样本类别“·”的识别精度.实验前先对训练数据进行加噪处理,随机改变 10% 样本的类别属性,然后任意选取 1000 个样本进行训练.50 次蒙特卡洛仿真实验结果如下表 4 所示.

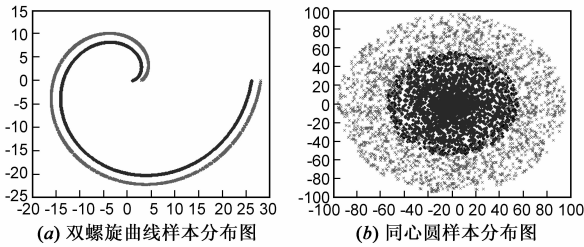


图2 人工数据集样本分布图

表 4 含噪数据重要样本类别识别结果

数据集	算法	一次匹配时间/s	识别率/%	识别率偏差/%
双螺旋曲线	KMP	0.362	87.26	2.43
	IFKMP	0.396	97.16	2.17
	PS-IFKMP	0.047	98.12	1.05
同心圆	KMP	0.453	83.47	1.56
	IFKMP	0.470	99.03	1.52
	PS-IFKMP	0.121	98.46	1.22

表 4 的结果说明,在同等规模的训练样本条件下,标准 KMP 算法仅依靠部分随机选取的样本进行训练,其对重要样本类别的识别性能大幅度下降;IFKMP 算法通过直觉模糊参数的选取,对重要类别样本进行了充分学习,识别率保持在较高的精度;PS-IFKMP 算法则兼具了 IFKMP 算法和 PSO 算法的优势,在不丢失标准 KMP 稀疏性的前提下,缩短了训练样本的学习时间,并对重要样本类别仍能保持较高的识别精度.

### 4.3 空天目标类识别

未来防空反导作战中,弹道导弹、巡航导弹及隐身飞机这三类目标的威胁程度要比其他来袭目标威胁程度更大,因此本实验将这三类目标设为重要识别目标类别,对 PS-IFKMP 算法进行测试,并与 KMP、IFKMP 算法进行比较.由于真实的军事目标特性一般属于国防军事机密,本文根据文献[14]描述的模型,用 FEKO 电磁仿真软件生成 RCS 数据进行仿真实验,并选取目标 RCS 序列的极大值、极小值、均值及方差作为一个样本的类别特征指标.除了重要目标类别外,选取大量的空中诱饵、碎片及各式飞行器作为干扰性目标类别.对这三类目标均选取 1000 个目标样本,将其中 600 个样本作为训练样本集,将其余 400 个样本中的正类样本作为测试样本集.在第一类目标  $y_1$ (弹道导弹)的识别测试中,选取高斯核函数并根据验证设定核函数  $\sigma = 1.6$ ,  $\omega(y_1) = 1.4$ ;第二类目标  $y_2$ (巡航导弹)识别测试时,选取高斯核函数并根据验证设定核函数  $\sigma = 7.0$ ,  $\omega(y_2) =$

1.3;第三类目标  $y_3$ (隐身飞机)的识别测试中,选取高斯核函数并根据验证设定核函数  $\sigma = 3.5$ ,  $\omega(y_1) = 1.6$ ,其余参数同实验 4.1 相同,50 次蒙特卡洛仿真实验结果如表 5 所示.

表 5 空天目标重要样本类别识别结果

数据集	训练样本	检验样本	算法	一次匹配时间/s	识别率/%
弹道导弹	+ :478 - :122	+ :83	KMP	0.289	47.76
			IFKMP	0.285	80.89
			PS-IFKMP	0.116	81.65
巡航导弹	+ :387 - :223	+ :148	KMP	0.247	67.35
			IFKMP	0.254	84.66
			PS-IFKMP	0.095	85.99
隐身飞机	+ :412 - :188	+ :125	KMP	0.234	54.26
			IFKMP	0.255	82.75
			PS-IFKMP	0.130	82.51

由表 5 可知,经典 KMP 算法由于其平等对待所有训练样本的特点,对弱势样本类别识别效果不好,无法达到提高对重要样本类别的识别精度的要求. IFKMP 算法解决了这一问题,通过对重要类别样本进行充分学习,对次要类别样本进行粗略学习,使学习机对指定类别样本的最终识别精度有效提高到了 80% 以上,但是其学习时间过长的缺陷并没有得到解决.通过引入粒子群优化,PS-IFKMP 算法有效降低了算法的时间复杂度,缩短了训练样本所需的学习时间,并对重要样本类别仍能保持较高的识别精度,甚至有时能够在有限迭代次数内找到比 IFKMP 更优的解,这是由于采用贪婪机制进行搜索时容易出现产生过拟合的现象,而采用粒子群优化算法进行搜索,则可以利用变异机制避免过拟合,从而达到更好的识别效果.因此,对于需要兼顾识别率及时效性的空天目标识别领域,本文方法不失为一种较好的选择.

## 5 结论

本文将粒子群算法与直觉模糊核匹配追踪算法进行有效结合,利用 PSO 算法全局搜索能力强、收敛速度快的优点,对 IFKMP 算法的搜索过程进行优化,从而克服了原有匹配追踪算法计算量大、耗时长缺陷,获得了较好的分类效果.实验结果表明,与传统方法相比,本文方法在识别率相当的情况下有效降低算法的时间复杂度,且字典集规模越大,其优化效果越为明显.此外,目前针对 KMP 进行优化也还包括其他的一些算法,但这些优化方法的侧重点各不相同,而本文主要解决的是 KMP 算法由于时间复杂度高带来的实时性问题,且限于篇幅,本文并没有与这些方法进行对比,和这些优化方法进行全面对比分析及对本文方法进一步完善将是下一步重点研究的课题.

## 参考文献

- [1] Vincent Pascal, Bengio Yoshua. Kernel matching pursuit[J]. Machine Learning, 2002, 48: 165 - 187.
- [2] Cevher V, Krause A. Greedy dictionary selection for sparse representation[J]. IEEE Journal of Selected Topics Signal Processing, 2011, 5(5): 979 - 988.
- [3] Sun P, Yao X. Sparse approximation through boosting for learning large scale kernel machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2010, 21(6): 883 - 894.
- [4] 缙水平, 焦李成, 张向荣. 基于免疫克隆的核匹配追踪集成图像识别算法[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(1): 79 - 85.  
Gou S P, Jiao L C, Zhang X R. Image recognition with kernel matching pursuit classifier ensemble based on immune clone [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2009, 22(1): 79 - 85. (in Chinese)
- [5] Jianwu Li, Yao Lu. Refining kernel matching pursuit[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2010, 6064(1): 25 - 32.
- [6] 李青, 焦李成, 周伟达. 基于模糊核匹配追踪的特征模式识别[J]. 计算机学报, 2009, 32(8): 1687 - 1694.  
Li Qing, Jiao Li-cheng, Zhou Wei-da. Pattern recognition based on the fuzzy kernel matching pursuit [J]. Chinese Journal of Computers, 2009, 32(8): 1687 - 1694. (in Chinese)
- [7] 雷阳, 雷英杰, 周创明. 基于直觉模糊核匹配追踪的目标识别方法[J]. 电子学报, 2011, 39(6): 1441 - 1446.  
Lei Y, Lei Y J, Zhou C M. Techniques for target recognition based on intuitionistic fuzzy kernel matching pursuit [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(6): 1441 - 1446. (in Chinese)
- [8] 付丽华, 李宏伟, 张猛. 基于更贪心策略的快速正交核匹配追踪算法[J]. 电子学报, 2013, 41(8): 1580 - 1585.  
Fu L H, Li H W. Fast orthogonal kernel matching pursuit based on greedier strategy [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(8): 1580 - 1585. (in Chinese)
- [9] 王国富, 张海如, 张法全, 徐婷. 基于改进遗传算法的正交匹配追踪信号重建方法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(5): 974 - 977.  
WANG G F, Zhang H R, Zhang F Q, Xu T. Orthogonal-matching pursuit signal reconstruction based on improved genetic algorithm [J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(5): 974 - 977. (in Chinese)
- [10] 李恒建, 尹忠科, 王建英. 基于量子遗传优化算法的图像稀疏分解[J]. 西南交通大学学报, 2007, 42(1): 19 - 23.  
Li H J, Yin Z K, Wang J Y. Image sparse decomposition based on quantum genetic algorithm [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2007, 42(1): 19 - 23. (in Chinese)
- [11] 雷阳, 孔韦韦, 雷英杰. 基于直觉模糊 c 均值聚类核匹配追踪的弹道中段目标识别方法[J]. 通信学报, 2012, 33(11): 136 - 143.  
Lei Y, Kong W W, Lei Y J. Technique for target recognition based on intuitionistic fuzzy c-means clustering and kernel matching pursuit [J]. Journal on Communications, 2012, 33(11): 136 - 143. (in Chinese)
- [12] V P Thafasal Ijyas, S M Sameer. Low complexity metaheuristics for joint ML estimation problems [J]. Applied Mathematics and Computation, 2014, 230: 342 - 358.
- [13] Rana S, Jasola S, Kumar R. A review on particle swarm optimization algorithms and their applications to data clustering [J]. Artificial Intelligence Review, 2011, 35(3): 211 - 222.
- [14] 冯德军, 王博, 王伟. 弹道中段目标雷达识别研究进展综述[J]. 中国电子科学研究院学报, 2013, 8(2): 142 - 147.  
Feng D J, Wang B, Wang W. Overview of progress in mid-course radar target recognition [J]. Journal of CAEIT, 2013, 8(2): 142 - 147. (in Chinese)

## 作者简介



余晓东 男, 1989年6月出生于江西九江. 现为空军工程大学计算机应用技术专业博士生, 主要研究方向为智能信息处理与信息融合.  
E-mail: agosoa@163.com



雷英杰 男, 1956年11月出生于陕西华阴. IEEE高级会员. 现为空军工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为智能信息处理与智能决策.  
E-mail: leiyjie@163.com