

## 基于自适应人工鱼群算法的多用户检测器

俞洋<sup>①②</sup> 殷志锋<sup>①</sup> 田亚菲<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(兰州大学信息科学与工程学院 兰州 730000)

<sup>②</sup>(江苏技术师范学院电气信息工程学院 常州 221031)

**摘要:** 将智能优化算法应用到多用户检测器(MUD)问题中,是近年来改善 MUD 性能的一个研究方向。人工鱼群算法(AFSA)是一种新的智能优化算法,该算法具有一些遗传算法和粒子群算法不具备的特点。但是用其解决离散优化问题时,该算法保持探索与开发平衡的能力较差,且在算法运行后期搜索的盲目性较大,从而影响了该算法搜索的质量和效率。为了克服这些缺点,本文对该算法进行了改进,得到两种自适应人工鱼群算法(AAFSA\_FP 和 AAFSA\_SP),并首次用其构建了新的多用户检测器。仿真结果表明,该方法与基于遗传算法的多用户检测器和基于粒子群算法的多用户检测器相比,在误码率、抗远近效应的能力和收敛速度等方面都有明显的改善。

**关键词:** 多用户检测;人工鱼群算法;智能优化法

中图分类号: TN911.23

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)01-0121-04

## Multuser Detector Based on Adaptive Artificial Fish School Algorithm

Yu Yang<sup>①②</sup> Yin Zhi-feng<sup>①</sup> Tian Ya-fei<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(School of Information Science and Engineering, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

<sup>②</sup>(School of Electronical and Information Engineering,  
Jiangsu Teachers College of Technology, Changzhou 221031, China)

**Abstract:** Artificial Fish School Algorithm (AFSA) is a new kind of intelligence optimization algorithm, which has some advantages that Genetic Algorithm (GA) and Particle Swarm Optimization (PSO) do not have. But this algorithm has several disadvantages such as the blindness of searching at the later stage and the poor ability to keep the balance of exploration and exploitation, which reduce its probability of searching the best result. To overcome these problems, two improved AFSA named AAFSA\_FP and AAFSA\_SP were proposed based on idea of adaptive. Then the new algorithms are applied to solve the multiuser detection problems. Simulation results show that the proposed detectors outperform GA detector and PSO detector in terms of BER, near-far resistant and convergence performance.

**Key words:** Multiuser detection; Artificial fish school algorithm; Intelligence optimization algorithm

### 1 引言

多址干扰(MAI)是码分多址(CDMA)通信系统的主要干扰之一,它的存在严重影响了系统的性能及容量,而多用户检测技术(MUD)是解决多址干扰最有效的方法之一。传统检测器(CD),虽然易于实现,但抗多址干扰的能力较差,且易受到远近效应的影响。Verdu提出了一种抗远近效应的最佳多用户检测器(OD)<sup>[1]</sup>,但其计算复杂度随着用户数的增长,呈指数倍增长,从而限制了它的实际应用。所以大部分学者在集中研究具有抗远近效应,合理的计算复杂度,并且与最优多用户检测器性能相近的次优多用户检测。

MUD 的数学模型可以看作是一个具有 NP 复杂度的组合优化问题,很多学者开始将能有效解决这类问题的智能优化算法应用于此。文献[2-4]分别将遗传算法(GA)和粒子群算

法(PSO)引入多用户检测问题,取得了良好的效果。但是遗传算法有结构复杂、计算量较大、收敛速度较慢的缺点;粒子群算法虽然结构简单,运算量小,但是解决离散优化问题的能力一般。所以寻求结构简单,解决离散优化问题能力更强的智能优化算法,使其更适用于解决多用户检测问题,是一个值得研究的课题。

人工鱼群优化算法(AFSA)<sup>[5, 6]</sup>是受鱼群行为的启发,新近提出的一种智能优化算法。该算法具有良好的克服局部极值,取得全局极值的能力,而且该算法具有一些遗传算法和粒子群算法不具备的特点,如使用灵活,收敛速度快。但是用其解决离散优化问题时,该算法具有保持探索与开发平衡的能力较差和算法运行后期搜索的盲目性较大等缺点,从而影响了该算法搜索的质量和效率。为了克服这些缺点,本文对基本鱼群算法进行了改进,基于自适应的思想,提出了两种自适应鱼群算法(AAFSA\_FP和AAFSA\_SP),并将其应

用于解决多用户检测问题。仿真结果显示,这两种新算法实现简单,收敛速度快,而且比简单遗传算法和粒子群算法具有更好的性能。

## 2 CDMA 通信系统模型

假设一个 CDMA 通信系统的用户数为  $K$ , 传输信道为高斯信道。为了讨论方便,本文只考虑同步系统。则基站接收到的信号为  $K$  个用户发送的信号之和加上高斯噪声:

$$r(t) = \sum_{k=1}^K A_k b_k s_k(t) + \sigma n(t), \quad t \in [iT, iT+1] \quad (1)$$

其中  $b_k \in \{-1, +1\}$  和  $A_k$  分别是第  $k$  个用户发送的信息比特和信号幅度,  $T$  是码元间隔,  $s_k(t)$  是第  $k$  个用户的特征波形,  $n(t)$  是具有单位功率谱密度的加性高斯白噪声。

传统检测器(CD)是将接收信号通过一组匹配滤波器,每个滤波器与一个用户的特征波形匹配,然后硬限幅判决,即:

$$\hat{\mathbf{b}} = \text{sgn}(\mathbf{y}) \quad (2)$$

其中  $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_K]^T$ ,  $\hat{\mathbf{b}} = [\hat{b}_1, \hat{b}_2, \dots, \hat{b}_K]^T$ ,  $y_k(t) = \int_0^T r(t) \cdot s_k(t) dt$ 。  $\mathbf{y}$  用矩阵表示为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{R} \mathbf{A} \mathbf{b} + \sigma \mathbf{n} \quad (3)$$

其中  $\mathbf{A} = \text{diag}[A_1, \dots, A_K]$ ,  $\mathbf{b} = [b_1, \dots, b_K]^T$ ,  $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_K]$ ,  $\mathbf{R}$  是归一化的互相关矩阵,且  $\mathbf{R} = E\{s s^T\} = [\rho_{jk}]_{j,k=1}^K$ ,  $\rho_{ij} = \int_0^T s_i(t) s_j(t) dt$ ,  $n_k = \sigma \int_0^T n_k(t) s(t) dt$  为高斯过程,其均值为 0, 方差为  $\sigma^2$ 。

最优多用户检测器是一种基于最大似然估计的优化算法。它把信息比特向量  $\mathbf{b} = [b_1, \dots, b_K]^T$  的联合最佳解调看作是一个  $K$  元决策问题,即等价于寻求式(4)的最大解:

$$\mathbf{J}(\mathbf{b}) = 2\mathbf{b}^T \mathbf{A} \mathbf{y} - \mathbf{b}^T \mathbf{H} \mathbf{b} \quad (4)$$

其中  $\mathbf{A} = \text{diag}[A_1, \dots, A_K]$ ,  $\mathbf{H} = \mathbf{A} \mathbf{R} \mathbf{A}$ 。

## 3 基于自适应人工鱼群算法的多用户检测器

### 3.1 人工鱼群算法

人工鱼群优化算法<sup>[5,6]</sup>是模拟鱼群行为而提出的一种全新的智能优化算法。鱼群算法主要是利用了鱼的觅食,聚群和追尾行为,从构造单条鱼的底层行为做起,通过鱼群中各个体的局部寻优,从而达到全局寻优的目的。

3.1.1 算法描述 在构建人工鱼群模型之前,先介绍一下相关的一些定义:

向量  $\mathbf{X}_i = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  ( $i \in (1, n)$ ) 表示人工鱼当前的状态; 目标函数值  $\mathbf{Y} = f(\mathbf{X})$  表示人工鱼当前状态的食物浓度;  $d_{ij} = \text{Distance}(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j)$  表示人工鱼  $\mathbf{X}_i$  和人工鱼  $\mathbf{X}_j$  之间的距离;  $\text{Visual}$  和  $\delta$  分别表示人工鱼的视野范围和拥挤度因子,  $\text{trynumber}$  表示人工鱼每次觅食时最大的试探次数。

由于多用户检测问题是一个组合优化问题,所以下面介绍解决离散优化问题的鱼群算法模型,其实现原理如下:

(1) 觅食行为 (Prey) 设人工鱼当前状态为  $\mathbf{X}_i$ , 在其视野范围内(即  $d_{ij} \leq \text{Visual}$ ) 随机选择一个状态  $\mathbf{X}_j$ , 如果  $Y_j > Y_i$ , 则向该方向前进一步; 反之, 再重新选择状态  $\mathbf{X}_j$ , 判断是否满足前进条件; 反复  $\text{trynumber}$  后, 如果仍不满足前进条件, 则随机移动一步, 上面的过程用数学表达式表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{\text{inext}} = \mathbf{X}_j & Y_j > Y_i \\ \mathbf{X}_{\text{inext}} = \text{Random}(N(\mathbf{X}_i, \text{Visual})) & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$\text{Random}(N(\mathbf{X}_i, \text{Visual}))$  表示在  $\mathbf{X}_i$  的  $\text{Visual}$  邻域内随机选取一个新的状态。

(2) 聚群行为 (Swarm) 设人工鱼当前状态为  $\mathbf{X}_i$ , 探索其视野范围内(即  $d_{ij} \leq \text{Visual}$ ) 伙伴的数目  $\text{nf}$ , 如果  $\text{nf} \neq 0$ , 按式(6)探索可感知的伙伴的中心位置  $\mathbf{X}_c$ :

$$\mathbf{X}_c = \text{Center}(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_M) = \text{Most}(x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^m) \quad (6)$$

其中  $\text{Most}$  算子表示取可感知的伙伴中多数共有的位置元素。计算该中心位置的食物浓度  $Y_c$ , 如果  $Y_c / \text{nf} > \delta Y_i$ , 表明伙伴中心的附近有较多的食物并且不太拥挤, 则执行式(7), 否则执行觅食行为。

$$\mathbf{X}_i = \mathbf{X}_c \quad (7)$$

如果  $\text{nf} = 0$ , 也执行觅食行为。

(3) 追尾行为 (Follow) 设人工鱼当前状态为  $\mathbf{X}_i$ , 探索其视野范围内(即  $d_{ij} \leq \text{Visual}$ ) 伙伴的数目  $\text{nf}$ , 如果  $\text{nf} \neq 0$ , 则探索当前可感知的伙伴中状态最优的伙伴  $\mathbf{X}_{\text{max}}$ 。如果  $Y_{\text{max}} / \text{nf} > \delta Y_i$ , 表明伙伴  $\mathbf{X}_{\text{max}}$  的附近有较多的食物并且不太拥挤, 则执行式(8), 否则执行觅食行为。

$$\mathbf{X}_i = \mathbf{X}_{\text{max}} \quad (8)$$

如果  $\text{nf} = 0$ , 也执行觅食行为。

(4) 行为的选择 根据所要解决问题的性质, 对人工鱼当前所处的环境进行评价, 从而选择一种合适的行为。可以按照进步最快的原则或者进步即可的原则进行选择, 如先执行追尾行为, 如果没有进步再执行觅食行为, 如果还没有进步则执行聚群行为, 如果依然没有进步就执行随机选择的行为。这里显示了鱼群算法的灵活性。

从上面的介绍我们可以看出, 鱼群算法的觅食行为类似遗传算法中的变异操作, 聚群和追尾行为类似遗传算法中的选择操作, 其中聚群行为也有潜在的变异操作。文献[5, 6]的实验结果显示, 该算法具有良好的克服局部极值, 取得全局极值的能力, 而且具有快速的收敛速度。

3.1.2 自适应人工鱼群算法 基本人工鱼群算法是为解决连续优化问题而提出的, 并在一系列连续优化问题上取得了很好的效果。文献[5]将上文中鱼群算法应用到 TSP 问题中, 也取得了满意的结果。但是经过反复实验, 我们发现在解决离散优化问题时该算法仍有一些不足的地方, 如下所示:

(1) 在解决离散优化问题时, 鱼群的觅食行为起到了很

重要的作用。在觅食的过程中, Visual 是保持不变的。随着人工鱼个体逐渐靠近最优点, 这时当前的较好解只有一位或两位元素与最优解的不同, 所以在最优点附近仍采用在 Visual 的范围内觅食的方式寻优, 显然是比较盲目的。在这种情况下, 为了寻求最优解, trynumber 的值会比较大, 从而增加了算法的计算量。另外, Visual 的大小决定了算法的收敛速度和最终解的质量。Visual 过大, 收敛速度太慢; Visual 过小, 则容易陷入局部极小值。

(2) 在鱼群算法的一次迭代中, 当人工鱼个体执行完所有行为后, 如果其状态仍没有改善, 则会随机选择一个新的状态。这种方法虽然可以扩展算法的搜索范围, 但同时也会出现算法退化的现象。尤其是在算法出现停滞时, 经过这种随机选择的方法, 会产生一个新的鱼群, 重新在解空间中搜索, 而没有充分利用前面已经得到有利信息。在这种情况下, 算法只注重其探索能力, 而丢失了开发能力, 从而导致算法的收敛速度较慢。

鱼群算法的这些缺点, 对于需要快速找到较好解的多用户检测器来说, 显然是不利的。为了克服上述的缺点, 本文从以下思想出发, 对算法进行了改进:

(1) 在算法的开始阶段, 每条人工鱼在较大的视野范围内寻找较优解(即每次产生新的解时, 寻优变量变异的位数较多), 从而扩展了算法的搜索范围; 随着算法的进行, 自适应地减小人工鱼的视野范围, 从而加快算法的收敛速度。本文引入函数  $Visual_{k+1} = \alpha Visual_k$  自适应地减小人工鱼的视野范围, 其中  $\alpha \in [0, 1]$  为衰减因子。最终 Visual 减小为 1, 使寻优变量每次发生一位变异, 根据多用户检测器输出解的特点, 这里的变异采取按位取反的方式。需要说明的是 Visual 仅在觅食行为中自适应变化, 而在追尾行为和聚群行为中保持不变。

(2) 在整个鱼群进行完一次迭代后, 当前人工鱼群中的最优个体如果没有改善, 则将其保持不变, 其他人工鱼如果发生随机选择行为, 可以更新其状态。这样既可以较好地利用当前的有利信息, 又可以探索新的搜索空间, 即较好地保持了算法在探索和开发上的平衡。

从上面的讨论可以看出, 新的鱼群算法主要基于自适应的思想, 所以本文将这种新算法命名为自适应人工鱼群算法(AAFSA)。为了进一步的减小计算量, 本文对鱼群算法的行为选择也进行了简化。将追尾行为和聚群行为分别与改进的觅食行为相结合, 得到两种自适应人工鱼群算法: AAFSA\_Follow&Prey 和 AAFSA\_Swarm&Prey(AAFSA\_FP 和 AAFSA\_SP)。

### 3.2 自适应人工鱼群算法的多用户检测

这里将本文提出的两种自适应人工鱼群算法 AAFSA\_FP 和 AAFSA\_SP 分别于多用户检测技术结合, 构建了 AAFSA\_FP Dector 和 AAFSA\_SP Dector (AAFSA\_FPD 和 AAFSA\_SPD)。在介绍算法步骤之前,

首先对算法中的主要操作进行设计如下:

(1) 编码。由于多用户检测器的输出是双极性信号(-1 和+1), 所以不需要编码。

(2) 初始化鱼群。为了保证初始种群的质量, 加快算法的收敛速度, 用传统检测器的输出作为一个初始解, 初始鱼群的其他解随机产生。

(3) 适应度函数。与大部分文献一样, 选取  $J(\mathbf{b}) = 2\mathbf{b}^T \mathbf{A} \mathbf{y} - \mathbf{b}^T \mathbf{H} \mathbf{b}$  为适应度函数。

(4) Distance 算子。根据解  $\mathbf{b}$  的特点, 采用异或运算计算  $d_{ij}$ , 即  $d_{ij} = \mathbf{X}_i \oplus \mathbf{X}_j$ 。

(5) Random 算子。根据 Visual 的值, 随机产生 Visual 个随机数  $g, g \in [1, K]$ , 然后对  $X_i$  中下标与随机数  $g$  相对应的元素  $b_i$  进行取反运算。

(6) Most 算子。将人工鱼个体视野范围内伙伴的状态向量进行相加, 如果相加后  $b_i$  结果大于等于 1, 则  $b_{ci}$  取 1, 如果  $b_i$  小于或等于 0, 则  $b_{ci}$  取 -1。

综上所述, 基于自适应人工鱼群算法的多用户检测器的算法步骤如下:

(1) 初始化, 随机产生  $N$  条鱼的初始位置, 设定鱼群算法的参数, 包括鱼群规模的大小, 最大迭代次数, 人工鱼的感知范围 Visual 拥挤度因子  $\delta$ , 最大试探次数 trynumber。

(2) 利用式(4)计算初始人工鱼个体当前位置的食物浓度, 并互相比较它们的大小, 找到当前全局最大值, 并保存其状态。

(3) 执行算法 AAFSA\_FP 或 AAFSA\_SP。

(4) 每条人工鱼迭代一次后, 评价自身的  $J$  值与全局的  $J_{\max}$  值, 如果  $J > J_{\max}$ , 则以自身的状态取代当前的最优状态, 否则当前最优状态保持不变。

(5) 重复(3)至(4)步, 直到达到最大迭代次数, 则最终的全局最大值即为所得到的最优解  $\mathbf{b}$ 。

## 4 仿真结果及分析

现在考虑一个严格功率控制下的 10 用户的同步 CDMA 系统, 扩频序列采用 31 位的 Gold 序, 最大的归一化互相关系数为 9, 信道为高斯信道。为了考察 AAFSA\_FPD 和 AAFSA\_SPD 的性能, 分别与以下 4 种多用户检测器进行了比较: 传统检测器(CD), 最优多用户检测器(OD), 基于遗传算法的多用户检测器(GAD)和基于粒子群算法的多用户检测器(PSOD)。

仿真过程中, 自适应人工鱼群算法的参数设置为: 鱼群规模  $N=10$ , 人工鱼视野范围 Visual=4, 拥挤度因子  $\delta = 1$ , 衰减因子  $\alpha = 0.6$ , 最大迭代次数为 10, 最大试探次数 trynumber=6。遗传算法的参数设置参照文献[4]: 采用单点交叉和精英选择策略, 种群大小  $N_p = 20$ , 迭代次数  $N_g = 20$ , 交叉概率  $P_c = 0.95$  变异概率  $P_m = 0.05$ 。粒子群算法的参数设置参照文献[2]: 种群大小  $N_p = 20$ , 迭代次数

$N_g = 50$ , 加权系数  $W = 1$ , 学习因子  $C_1 = C_2 = 2$ ,  $V_{\max} = 6$ 。

本文从抗误码率性能, 抗远近效应能力和收敛速度3个方面, 对6种多用户检测器进行了比较。

(1) 各个用户的信号能量相同, 在不同信噪比(SNR)下, 6种多用户检测器的平均误码率曲线如图1所示。

(2) 用户1的SNR = 6dB保持不变, 其他用户的能量逐渐增强, 在6种多用户检测器下, 用户1的误码率曲线如图2所示。

(3) 在SNR = 8dB下, AAFSA\_FPD, AAFSA\_SPD, GAD和PSOD在不同的迭代次数下的平均误码率曲线如图3所示。

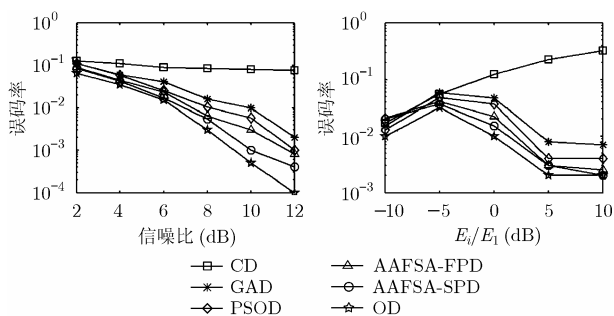


图1 误码率的比较

图2 抗远近效应能力的比较

从图1, 图2可以看出, AAFSA\_FPD和AAFSASPD的误码率和抗远近效应的能力较其他几种检测器是最好的, 而且比较接近最优多用户检测器的性能。从图3可以看出, AAFSA\_FPD和AAFSASPD在10次迭代后就已经收敛, 比GAD的40次, PSOD的20次要快得多。

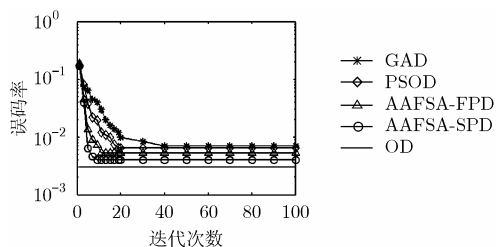


图3 收敛速度的比较

同时, 我们注意到AAFSASPD的性能要比AAFSASPD的好。这是因为聚群行为有隐含的变异过程, 所以其相对于追尾行为可以保持更丰富的种群, 从而有更大的概率寻找的最优解。

为了比较改进后的鱼群算法与基本鱼群算法的性能, 本文对基本鱼群算法也进行了相同的实验。基本鱼群算法中的行为选择与自适应鱼群算法中的相同。仿真结果显示, 为了达到与自适应鱼群算法相同的性能, 基本鱼群算法的最大迭代次数为20, 最大试探次数为100。很明显自适应鱼群算法的性能比基本鱼群算法有了很大的提高。这是因为新的算法与AFSA相比, 可以更好的保持种群多样性, 并具有更强的保持开发与探索平衡的能力。

另外在我们的实验中, AAFSA\_FPD和AAFSASPD的运算时间是最短的。这是因为自适应鱼群算法不仅结构简单, 收敛速度快, 而且算法中乘法运算很少, 绝大部分是逻辑运算, 所以缩短了运算的时间。

这里需要指出的是, 虽然实验结果证明了新的算法比GA和PSO具有更好的优化性能, 但同样没有找到全局最优解。主要原因有以下两点: (1)与GA和PSO类似, AAFSA\_FP和AAFSASPD因为种群规模和进化代数有限和算法本身的搜索特性, 在算法运行后期, 种群的多样性会很大的减小, 从而丧失了开发和探索的能力; (2)多用户检测问题的是一个超空间搜索问题, 智能优化算法解决这一类问题比较困难, 很难找到全局最优解, 现在设计的一些性能更好优化算法, 也只能搜索到更接近最优值的解。

## 5 结束语

从组合优化的角度看待多用户检测问题, 很多学者将智能优化算法引入多用户检测技术。本文介绍了一种新的智能优化算法——人工鱼群算法, 为了使其更适用于解决多用户检测问题, 提出了改进后的自适应鱼群算法, 并用其构建了新的多用户检测器。仿真结果表明, 这种新的多用户检测器在误码率, 抗远近效应和收敛速度上的性能都明显优于基于遗传算法和粒子群算法的多用户检测器, 而且比较接近最优检测器的性能, 为解决多用户检测问题提供了新的思路。

## 参考文献

- [1] Verdu S. Minimum probability of error for asynchronous Gaussian multiple-access channels. *IEEE Trans. on Inform Theory*, 1986, 32(1): 85-96.
- [2] Lu Z S and Yan S. Multiuser detector based on particle swarm algorithm. Proceedings of the IEEE 6th Circuits and Systems Symposium on Emerging Technologies: Frontiers of Mobile and Wireless Communication, Shanghai, May 2004, Vol.2: 783-786.
- [3] Zhao Y and Zheng J I. Particle swarm optimization algorithm in signal detection and blind extraction. Proceedings of the 7th International Symposium on Parallel Architectures, Algorithms and Networks, Hong Kong, May 2004: 37-41.
- [4] Ergun C and Hacıoglu K. Multiuser detection using a genetic algorithm in CDMA communications systems. *IEEE Trans. on Commun.*, 2000, 48(8): 1374-1383.
- [5] 李晓磊, 路飞, 田国会等. 组合优化问题的人工鱼群算法应用. *山东大学学报*, 2004, 34(5): 65-68.
- [6] 李晓磊, 邵之江, 钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式: 鱼群算法. *系统工程理论与实践*, 2002, 22(11): 32-38.

俞洋: 男, 1981年生, 硕士生, 主要研究方向为智能信号处理, 通信信号处理。  
殷志锋: 男, 1975年生, 硕士生, 主要研究方向为多用户检测技术。  
田亚菲: 男, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为方向嵌入式系统应用、数字信号处理。