

基于负熵准则的 FastICA 盲多用户检测的研究

杨家轩 贾传荧 史国友 冯锡炜
(大连海事大学航海学院 大连 116026)

摘要: 该文给出了一种基于负熵准则的 FastICA 盲多用户检测方法。修改了 FastICA 算法中的非 2 次函数, 引入 4 次幂函数, 把基于负熵的非高斯性测度转化为信号峰度的形式, 这样降低了计算量。同时, 算法充分考虑了各个用户信号的统计独立性, 在下行链路干扰用户的扩频码未知情况下, 把目标用户的扩频码作为训练序列, 并用于初始化 FastICA 算法的分离向量, 使用随机梯度法进行优化计算, 能够获得优异的符号估计性能。对算法的计算复杂度的分析可以看出, 计算量随着接收数据长度和用户数的增加而增加。通过与传统匹配滤波器, MMSE 检测算法比较, 表明在同步 CDMA 信道中, MAI 较低时算法检测性能与 MMSE 检测器的性能接近, 随着 MAI 增加, 算法的性能明显优于 MMSE 算法。

关键词: 盲多用户检测; 独立分量分析; CDMA 系统; 峰度

中图分类号: TN911.23

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)09-2274-04

Research on FastICA Blind Multi-user Detection Based on Negentropy

Yang Jia-xuan Jia Chuan-ying Shi Guo-you Feng Xi-wei
(Navigation College, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: A FastICA blind multi-user detection algorithm based on negentropy is proposed, which is based on independent component analysis combined with CDMA receiver in this paper. The non-quadratic function in FastICA algorithm is revised as function with power 4, therefore, based negentropy non-Gaussianity measurement can be transformed into kurtosis form, which could decrease the computational complexity. Meanwhile, by exploiting the independence of the source signals of different users and utilizing spreading codes of target user as training sequence and initialization of unmixing matrix, excellent symbol estimation performance are obtained through stochastic gradient method while the codes of the interfering users in downlink are unknown. Analysis for computational complexity of algorithm shows that computational complexity increases with length of receiving data and number of users. In this work, the ICA blind detection method is compared with traditional matched filter and well-known linear MMSE multi-user detector. Numerical simulations indicate that ICA based detection ability is comparable to MMSE detection performance when MAI is lower in synchronous CDMA channels. With the increase of MAI, the superior performance of ICA has significant improvement gains over exact-MMSE.

Key words: Blind multi-user detection; Independent Component Analysis (ICA); CDMA systems; Kurtosis

1 引言

CDMA 通信是把相互正交或尽可能正交的且不同扩频码分配给不同用户, 并用于调制用户信息数据, 实现多个用户同时在相同的频带上传输信号。CDMA 已被确定为第 3 代移动通信系统的主要接入方式。它的频率利用率高, 可以支持大容量和高速率业务。在实际系统中, 大量的用户要求大量的扩频码, 而相互正交的扩频码资源是有限的, 因此 CDMA 系统的扩频码集并非严格正交, 非零互相关系数引起多个用户间的相互干扰, 即多用户同时随

机接入时引起多址干扰 (Multiple Access Interference, MAI), 同时存在由于各用户的接收功率不同引起的远近效应。移动通信信道中传播的开放性、接收环境的复杂性和通信用户的随机移动性都使多址干扰更加严重。单个用户的多址干扰很小, 但是随着用户数的增加, 多址干扰的功率也随之增大, 系统的误码率性能下降。因此, 多址干扰是 CDMA 通信系统的一个主要干扰^[1,2]。

如何消除或减弱多址干扰和远近效应的影响就成为提高 CDMA 系统的容量和性能的首要问题。目前商用的 CDMA 通信系统中主要采用功率控制技术和空间滤波技术^[3,4], 这虽然能够减小多址干扰的影响, 但没有考虑多址的结构特征, 不能从根本上

消除多址干扰的影响。基于最佳信号检测理论的多用户检测技术,充分利用扩频码的已知结构信息和统计信息,在对多个用户的匹配滤波接收基础上,进行联合检测,已经成为抵抗多址干扰、抑制远近效应的主要措施之一,也是当前的研究热点。盲多用户检测技术不需要训练序列,只利用接收信号可以实现对信道的辨识和源信号的分离。在 CDMA 下行链路中,移动台处理能力有限,仅知道目标用户的扩频码序列和定时信息,因此需要研究复杂度低的检测技术^[5,6]。独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)作为高阶统计分析方法,针对非高斯混合信号,基于统计独立性的原则,使用最优化算法将多维混合信号分解成彼此相互独立的分量^[7-9]。本文充分利用 CDMA 信号和 ICA 的特点,将 ICA 中的 FastICA 应用到盲多用户检测中,提出了基于 FastICA 的盲多用户检测算法,修改了经典 FastICA 算法中的非 2 次函数,引入 4 次幂函数作为非 2 次函数,则基于负熵形式的非高斯性测度转化为信号峰度的形式,然后利用目标用户的扩频码初始化迭代矢量,使用随机梯度方法优化计算,从而实现多用户通信信号的正确分离。结合文献[10]的处理思路,本文在匹配滤波器后面加入 ICA 模块,充分利用源信号的相互独立性,进行符号估计和干扰抑制。

文章安排如下:第 2 节介绍了 ICA 数据模型和 CDMA 信道模型;第 3 节提出了基于 FastICA 的盲多用户检测算法;第 4 节给出了算法计算步骤,进行了计算机仿真实验,并讨论了计算复杂度。结果表明在 MAI 较高的环境下,随着信噪比增加,该算法的性能明显优于 MMSE 算法。

2 ICA 模型与 CDMA 信号模型

ICA 是用于盲信号分离的一种高阶统计分析方法,设 b_1, b_2, \dots, b_n 是 n 个均值为 0 的未知独立源信号, r_1, r_2, \dots, r_k 是观测的 k 个随机变量。ICA 的模型可由下式表示^[8]:

$$\mathbf{r} = \mathbf{G}\mathbf{b} + \mathbf{n} \quad (1)$$

其中 $\mathbf{r} = [r_1, r_2, \dots, r_k]^T$, $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_n]^T$, \mathbf{G} 是满秩混合矩阵,且 \mathbf{G} 和 \mathbf{b} 未知, \mathbf{n} 是加性高斯噪声。ICA 解决的基本问题就是根据对 \mathbf{b} 的一些先验知识和观测的随机向量 \mathbf{r} 来估计 \mathbf{G} 和 \mathbf{b} 。实际上,ICA 就是构建一个分离矩阵 \mathbf{W} ,使得经过分离矩阵 \mathbf{W} 变换后得到的输出分量 $\mathbf{y} = \mathbf{W}^T\mathbf{r}$ 中的 y_i 尽可能地统计独立,作为对 b_i 的一个估计 $y_i = \hat{b}_i$ 。目前有很多 ICA 算法可以实现独立分量的分离,其中 FastICA 是一种快速收敛的算法,可以通过负熵最大化来求解独

立分量^[9]。

对于一个用户数为 K 的二进制 CDMA 同步基带通信系统,经过加性高斯白噪声信道后,用户 k 的信号模型为^[11,12]

$$r(t) = \sum_{k=1}^K A_k b_k(i) s_k(t) + \sigma n(t) \quad (2)$$

其中 A_k 是用户 k 接收到的信号幅度; $b_k(i)$ 表示用户 k 的第 i 个码元; $s_k(t)$ 为用户 k 的二进制扩频码序列,长度为 C ,符号持续时间为 T ; $n(t)$ 为单位功率谱密度的加性高斯白噪声,模拟了与发送信号无关的热噪声及其它噪声, σ^2 为噪声功率。在接收端,采用码片匹配滤波器以码片速率 C 采样,把连续信号模型转化为离散信号模型,取合适的处理窗口来处理采样后的离散数据。对同步系统,不存在多径干扰,因为目标符号和干扰符号传输全部落入一个窗口间隔中^[12],窗口宽为 T 足够抵抗远近效应。经过匹配滤波和码片速率抽样后,接收的信号可以表示为

$$\mathbf{r}_m = \sum_{k=1}^K A_{k,m} b_{k,m} \mathbf{s}_k + \sigma \mathbf{n} \quad (3)$$

其中 \mathbf{s}_k 是用户 k 的扩频码序列, \mathbf{n} 表示 AWGN 向量。用户信号在一个比特内不变, $A_{k,m} = A_k$ 。式(3)用矩阵形式表示为

$$\mathbf{r}_m = \mathbf{G}\mathbf{b}_m + \sigma \mathbf{n}_m \quad (4)$$

其中 $\mathbf{G} = [\mathbf{s}_1 A_1, \mathbf{s}_2 A_2, \dots, \mathbf{s}_K A_K]_{C \times K}$ 表示用户扩频码序列, $\mathbf{b}_m = [b_{1,m}, b_{2,m}, \dots, b_{K,m}]^T$, $\mathbf{n}_m = [n_1, n_2, \dots, n_C]^T$ 。可以看出式(4)表示的 CDMA 信号模型与式(1)表示 ICA 模型结构相似。基于 ICA 的 CDMA 检测器通过调整权重 \mathbf{W} ,使得滤波器输出尽可能相互独立,从而估计目标用户的数据比特,即

$$\mathbf{y}_m = \mathbf{W}^T \mathbf{r}_m \quad (5)$$

因为使用 BSPK 调制,期望用户 k 的符号可通过硬判决得到^[2]

$$\hat{b}_m^k = \text{sgn}(\mathbf{y}_m) = \text{sgn}(\mathbf{W}^T \mathbf{r}_m) \quad (6)$$

在式(6)中, \hat{b}_m^k 表示用户的符号。选择滤波器权重 \mathbf{W} 作为目标用户 k 的签名序列,可以得到匹配滤波器检测的符号估计:

$$\hat{b}_m^k = \text{sgn}(\mathbf{y}_m) = \text{sgn}(\mathbf{s}_k^T \mathbf{r}_m) \quad (7)$$

3 ICA 盲多用户检测

结合 ICA 和 CDMA 信号模型特点,由于 CDMA 系统的源信号通过扩频码定义,因此,把目标用户的扩频码作为训练序列,同时用作 ICA 初始化,利用 FastICA 算法进行用户信号的分离。在 ICA 处理中,观测数据首先经过白化,这是 ICA 处理的

一个基本预操作,可以减少混合矩阵的未知数目,简化混合过程。预处理通过主分量分析实现,即

$$\mathbf{y}_m = \Lambda_s^{-1/2} \mathbf{U}_s^T \mathbf{r}_m \quad (8)$$

其中 \mathbf{U}_s 为 $\hat{\mathbf{R}}$ 的主特征向量, 对角矩阵 Λ_s 为 $\hat{\mathbf{R}}$ 的特征值矩阵, $\hat{\mathbf{R}}$ 表示估计的数据相关矩阵。

FastICA 算法可以利用负熵最大化求解独立分量, 负熵可以表示为

$$J_G(\mathbf{w}) = c \left| \mathbb{E}_z [G(\mathbf{w}^T \mathbf{y})] - \mathbb{E}_v [G(v)] \right|^2 \quad (9)$$

其中 \mathbf{w} 是 C 维滤波器系数, G 是非 2 次函数, c 是不相关常数, v 是均值为 0 方差为 1 的高斯变量。 $\mathbb{E}[(\mathbf{w}^T \mathbf{y})^2] = 1$ 。为了得到独立分量, 使目标函数 J_G 最大化。

非线性函数选择有多种, 本文选择 4 次非线性函数 $G(x) = x^4$ 。为了表示方便, 用 $\alpha(\mathbf{w})$ 表示 $\mathbb{E}[G(\mathbf{w}^T \mathbf{y})] - \mathbb{E}[G(v)]$, 因为 $\mathbb{E}[(\mathbf{w}^T \mathbf{y})^2] = 1$, 高斯随机变量的峰度为 0, 把 $G(x) = x^4$ 代入 $\alpha(\mathbf{w})$ 中, 进行变形处理得到:

$$\begin{aligned} \alpha(\mathbf{w}) &= \left\{ \mathbb{E}[(\mathbf{w}^T \mathbf{y})^4] - 3 \right\} - \left\{ \mathbb{E}[v^4] - 3 \right\} \\ &= \text{kurt}(\mathbf{w}^T \mathbf{y}) - \text{kurt}(v) = \text{kurt}(\mathbf{w}^T \mathbf{y}) \quad (10) \end{aligned}$$

本文利用简单的梯度下降算法进行优化计算。最大化目标函数 $J(\mathbf{w})$ 也就是最小化 $-J(\mathbf{w})$, \mathbf{w} 可以通过下式求得。

$$\min \{-J(\mathbf{w})\} = \min \left\{ - \left(\mathbb{E}[G(\mathbf{w}^T \mathbf{y})] - \mathbb{E}[G(v)] \right)^2 \right\} \quad (11)$$

应用随机梯度法^[8], 得

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) - \gamma \left\{ \frac{\partial [-J(\mathbf{w})]}{\partial \mathbf{w}} \right\} \\ &= \mathbf{w}(n) + \gamma \left\{ \frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} \right\} \\ &= \mathbf{w}(n) + 8\gamma \alpha(\mathbf{w}) \mathbb{E}[(\mathbf{w}(n)^T \mathbf{y})^3 \mathbf{y}] \quad (12) \end{aligned}$$

从式(12)中可以看出, 迭代算法依赖于随机变量 $\mathbf{w}^T \mathbf{y}$ 的峰度 $\alpha(\mathbf{w})$ 。为了得到可靠的估计和算法的快速收敛, 下面研究式(12)表示的迭代算法, 并给出系统推导。把式(4)表示的接收信号代入到式(8)中得到白化后的信号: $\mathbf{y} = \Lambda_s^{-1/2} \mathbf{U}_s^T \mathbf{G} \mathbf{b} + \sigma \Lambda_s^{-1/2} \mathbf{U}_s^T \mathbf{n}$ 。则评价函数 $\alpha(\mathbf{w})$ 可表示为

$$\alpha(\mathbf{w}) = \text{kurt}(\mathbf{w}^T \Lambda_s^{-1/2} \mathbf{U}_s^T \mathbf{G} \mathbf{b} + \sigma \mathbf{w}^T \Lambda_s^{-1/2} \mathbf{U}_s^T \mathbf{n}) \quad (13)$$

令 $\mathbf{e}_1^T = \mathbf{w}^T \Lambda_s^{-1/2} \mathbf{U}_s^T \mathbf{G}$, $\mathbf{e}_2^T = \sigma \mathbf{w}^T \Lambda_s^{-1/2} \mathbf{U}_s^T$, 高斯随机变量的峰度为 0, 传输信号为二进制反相信号, $b_k \in \{-1, +1\}$, 根据峰度的分配率可得

$$\begin{aligned} \alpha(\mathbf{w}) &= \sum_{k=1}^K (e_{1,k})^4 \text{kurt}(b_k) + \sum_{k=1}^K (e_{2,k})^4 \text{kurt}(n_k) \\ &= -2 \sum_{k=1}^K (e_{1,k})^4 \leq 0 \quad (14) \end{aligned}$$

为获得较好的结果, 必须估计出 $\alpha(\mathbf{w})$ 的极性。由式(14)可知 $8\lambda\alpha(\mathbf{w}) < 0$, 所以用 $-\beta$ 表示 $8\lambda\alpha(\mathbf{w})$, 式(12)表示的迭代算法可以变为

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \beta \mathbb{E} \left[(\mathbf{w}(n)^T \mathbf{y})^3 \mathbf{y} \right] \quad (15)$$

为解决 ICA 方法引起的排列和极性问題, 仿真实验中参考了文献[10]中的迭代初始化思想。设目标用户 k 接收到的数据块为 \mathbf{r}_m , $m = 1, 2, \dots, M$, 基于 FastICA 检测的仿真步骤归纳如下^[2,3]:

(1) 首先经过传统匹配滤波器处理, $\hat{b}_{km}^{\text{matched}}$ 表示用户 k 的 m 个符号的符号估计;

(2) 执行 ICA 后处理;

(a) 估计信号子空间参数 Λ_s 和 \mathbf{U}_s ;

(b) 按式(8)进行白化处理, 得到白化后的数据 \mathbf{y}_m ;

(c) 初始化权重向量 $\mathbf{w}(0) = \mathbf{w}_k / \|\mathbf{w}_k\|$, 其中 $\mathbf{w}_k = \mathbb{E} \left\{ \mathbf{y}_m \hat{b}_{km}^{\text{matched}} \right\}$;

(3) 迭代计算: $\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \beta \mathbb{E}[(\mathbf{w}(n-1)^T \mathbf{y})^3 \mathbf{y}]$;

(4) 规范化 $\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n) / \|\mathbf{w}(n)\|$;

(5) 停止准则: 重复迭代计算 N 次或达到停止准则 $\xi < 0.000001$ 。

4 仿真实验

为了验证本文提出的方法的有效性, 在同步 CDMA 系统下行链路中进行了计算机仿真实验。仿真结果为 100000 次独立实验的平均值, 以单用户检测作为参考, 并将结果与匹配滤波器, MMSE 检测器相比较^[2]。实验中仿真参数如下, 扩频码采用扩频增益为 31 的 Gold 码序列; 使用短扩频技术, 调制方式为 BPSK; 信道模型为 AWGN 信道; 数据块有 1000 个 BPSK 符号组成; 传输的比特长度为 1000000; 迭代次数为 1000 次, 步长为 0.01, 停止准则设定为 0.000001。

计算机实验分别仿真了理想功率控制(用户功率相等)时 10 个用户和 20 个用户同时工作的情况, 这样可以比较用户增加时算法的性能变化趋势。同时为了研究非理想功率控制(即用户功率不相等)下算法的性能曲线, 假设干扰用户的功率高于目标用户功率 5 dB。

图 1 仿真了 10 个用户同时工作时平均比特差错率与信噪比之间的关系, 还研究了性能随用户数量和功率干扰的变化关系。基于 FastICA 检测算法在理想功率控制下可以提高比特差错率, 当信噪比为 10 dB 时, 与 MMSE 相差约 1 dB。在非理想功率控制下传统匹配滤波器性能下降很快, 信噪比较高

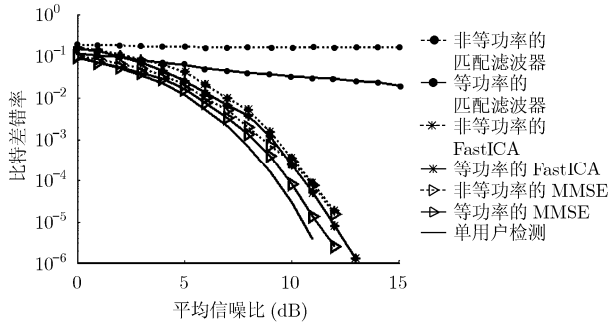


图 1 10 用户的平均比特差错率曲线

时, FastICA 检测算法收敛到 MMSE 检测算法上。

图 2 表示 20 个工作用户功率相等的情况。可以看出信噪比大于 6 dB 时, ICA 算法越来越优于 MMSE, 尤其在信噪比高时, 性能提高很多。通过比较可以看出, 随着工作用户增加, 各算法性能都存在不同程度的下降, 但是基于 ICA 的检测算法仍然能提供较好的检测率。

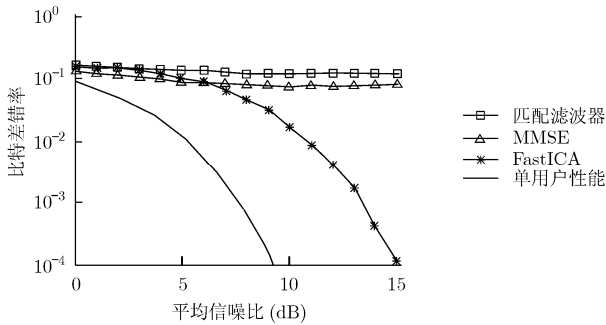


图 2 20 用户的平均比特差错率曲线

图 3 为基于 FastICA 检测算法的信号干扰噪声比曲线。假定目标用户为用户 1, 信噪比为 10 dB。CDMA 系统中信号干扰噪声比定义如下:

$$SINR = \frac{(\mathbf{w}_1^T \mathbf{s}_1)^2}{\sum_{i=1}^I A_i^2 (\mathbf{w}_1^T \mathbf{s}_i) + \sigma^2 \mathbf{w}_1^T \mathbf{w}_1} \quad (16)$$

其中 σ^2 为高斯噪声方差, \mathbf{w}_1 为目标用户对应的分离向量。理想 SINR 是没有干扰用户存在, 就是目标用户的信噪比, 即 10 dB。从图 3 可以看出, 在

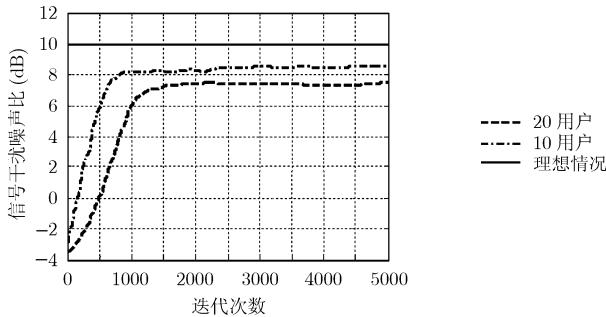


图 3 信号干扰噪声比曲线

1000 次迭代后算法基本收敛, 10 用户时的收敛速度比 20 用户时快。

5 结论

本文提出的基于 ICA 盲多用户分离算法仅需要知道目标用户的扩频序列, 就能够获得优异的符号估计性能。该算法充分考虑了不同用户的信号统计独立性, 使用负熵作为非高斯性测度, 这样对高斯噪声有较好的鲁棒性。在 MAI 较高的通信环境下, 随着信噪增加, 该算法的性能明显优于 MMSE 算法。最后通过对同步 CDMA 通信系统进行了仿真实验, 验证了算法的性能。

参考文献

- [1] Waheed K and Salem F M. Blind information theoretic multiuser detection algorithms for DS-CDMA and WCDMA downlink systems[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2005, 16(4): 937-948.
- [2] Schober R, Gerstacker W H, and Lampe L. On suboptimum receivers for DS-CDMA with BPSK modulation[J]. *Signal Processing*, 2005, 85(6): 1149-1158.
- [3] Gupta M and Santhanam B. Prior ICA based blind multiuser detection in DS-CDMA systems[C]. *IEEE Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, Pacific Grove, CA, 2004, 2: 2155-2159.
- [4] Raja G T and Reddy O. Improved ICA based multi-user detection of DS-CDMA[C]. *First International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology (ICETET'08)*, Nagpur, Maharashtra, India, 2008: 238-241.
- [5] Yue F and Takaya K. An application of ICA to DS-CDMA detection[C]. *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE 2007)*, Vancouver, BC, 2007: 609-612.
- [6] Alikhanian H and Abolhassani B. Subspace hebbian learning and maximum likelihood ICA based algorithms for blind adaptive multiuser detectors[C]. *2007 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, Giza, 2007: 339-343.
- [7] Novey M and Adali T. Complex ICA by negentropy maximization[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2008, 19(4): 596-609.
- [8] Lin Q H, Zheng Y R, and Yin F L. A fast algorithm for one-unit ICA-R[J]. *Information Sciences*, 2007, 17(5): 1265-1275.
- [9] Hyvarinen A, Karhunen J, and Oja E. *Independent Component Analysis*[M]. New York: Wiley, 2001: 165-202.
- [10] Leong W Y and Homer J. Blind multiuser receiver for DS-CDMA wireless system[J]. *IEE Proceedings Communications*, 2006, 153(5): 733-739.
- [11] Leong W Y and Homer J. Blind multiuser receiver in rayleigh fading channel[C]. *6th Australian Communications Theory Workshop*, Brisbane, 2005: 155-161.
- [12] Falahati A and Rad S G. Blind detection in CDMA systems using nonparametric likelihood ratio criterion[C]. *The 9th International Conference on Advanced Communication Technology*, Gangwon-Do, 2007, 3: 2222-2225.

杨家轩: 男, 1981 年生, 博士, 研究方向为通信信号处理、交通信息工程及控制。
 贾传莹: 男, 1940 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为交通信息工程及控制、数字信号处理。