

基于鲁棒卡尔曼滤波的盲自适应多用户检测算法

薛奕冰 李建东

(西安电子科技大学 ISN 国家重点实验室 宽带无线通信实验室 西安 710071)

摘 要: 提出一种新的基于虚拟噪声补偿技术的鲁棒卡尔曼滤波估计异步 CDMA 系统多用户接收器的最优判决向量的方法, 构造出一种收敛速度快、跟踪性能好、数值稳定性好的高性能盲自适应多用户检测算法。仿真实验表明, 该文提出的方法具有很强的抗多址干扰能力和较高的数值鲁棒性。

关键词: 码分多址, 多址干扰, 盲自适应多用户检测, 鲁棒卡尔曼滤波

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2005)07-1123-04

Blind Adaptive Multiuser Detector Based on Robust Kalman Filter

Xue Yi-bing Li Jian-dong

(Lab. of Broadband Wireless Communication of National Key Lab. of ISN, Xidian Univ., Xi'an 710071, China)

Abstracts A high performance blind adaptive multiuser detection algorithm is proposed by introducing robust Kalman filter based on a compensation technique of a fictitious noise to estimate the optimal decision vector of asynchronous CDMA multiple-users receiver. This algorithm can converge rapidly, track in high accuracy and has satisfied numeric stability. Simulation results show that this algorithm can eliminate Multiple Access Interference (MAI) efficiently and is robust for numerical calculation.

Key words Code-Division Multiple-Access (CDMA), Multiple Access Interference (MAI), Blind adaptive multiuser detection, Robust Kalman filter

1 引言

在码分多址 (CDMA) 系统中, 由于多个用户采用非正交化多工传输方式, 且传送的信息共用同一物理信道, 因此产生了多址干扰 (MAI)。多址干扰严重限制了 CDMA 系统的容量和性能, 特别是当移动终端处于快速移动状态, 其电波传播路径是时变的, 或者说其上、下行链路是变参的, 使得入向路径各移动站功率差异会很大, 多址干扰将十分严重, 导致常规的检测器将无法工作, 这种现象称之为“远-近”效应。“远-近”效应不仅使接收信噪比严重恶化, 而且使系统通信容量受到极大的限制。因此, 出现了能够克服“远-近”效应的最优多用户检测器, 以及许多自适应和非自适应的多用户检测算法, 但是这类方法需要知道较多的先验信息, 而且其计算复杂度随用户数及每户码元数呈指数增加, 当用户数及统计长度较大时, 算法甚至无法实现^[1]。最近, 人们提出了只利用被检测用户扩频波形的盲自适应多用户检测技术^[2,3]。在移动用户和基站之间的通信由于某种不可预知的强干扰(如新的多径出现、新的干扰用户出现)而突然恶化的情

况下, 盲自适应多用户检测技术可以不需要知道系统参数, 也不需要用户重新发送训练序列就可以使系统恢复正常, 因此得到广泛的应用。近来, 一种基于最优滤波的盲自适应多用户检测技术, 具有稳定、快速的收敛性, 逐步得到重视, 尤其是其计算复杂度固定, 不随用户数量而改变, 有望成为 CDMA 技术中的实用算法^[4]。

经典最优卡尔曼滤波器的缺点和局限性是要求精确已知系统的数学模型和噪声统计, 然而在许多实际应用问题中, 模型常常是近似的、带有未知误差的。应用不精确或错误的模型和噪声统计设计卡尔曼滤波器可导致滤波器性能变坏, 甚至使滤波发散。为了解决这个矛盾, 产生了自适应卡尔曼滤波。它的原理是: 在进行状态滤波的同时, 利用观测数据提供的信息, 在线估计未知噪声统计, 构成状态和噪声统计估计的两段互耦自适应卡尔曼滤波算法^[5]。

多用户检测作为 CDMA 系统的抗多址干扰环节, 采用卡尔曼滤波算法的最佳多用户检测算法必然面临滤波精度和收敛性的问题。因此, 本文提出一种基于虚拟噪声补偿技

2004-01-15 收到, 2004-05-15 改回

国家自然科学基金和微软亚洲研究院联合项目(60372048), 高等学校优秀青年教师教学科研奖励计划, 国家自然科学基金重大项目(60390540)第 6 子课题, 国家 863 计划重大课题(2001AA123031), 和教育部科学技术研究重点项目(01162)资助课题

术的鲁棒卡尔曼滤波算法实现的盲自适应多用户检测算法,具有良好的跟踪性能和数值稳定性,是一种高性能的多用户检测器。

2 CDMA 系统的多用户检测问题的描述

考虑一个 L 用户的异步 DS-CDMA 系统,采用基带信号,发射信号经过一个加性白色高斯信道到达接收端。接收机对接收的信号 $r(t)$ 以 T_c 为间隔进行采样,则异步系统可看作具有 $M = 2L - 1$ 个用户的等价同步系统。在每个信息码元间隔 ($T_n = NT_c$, N 为扩频增益)内,信号模型为^[6]

$$r(n) = \sum_{i=1}^M A_i b_i s_i(n) + \sigma \varepsilon(n), \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

式(1)中, $r(n)$ 表示接收到的信息; $s_i(n)$ 表示第 i 个用户的扩频码序列(共 N 位); $b_i \in \{-1, 1\}$, A_i 则分别表示第 i 个用户的数据信息和接收信号幅度; $\varepsilon(n)$ 表示功率谱密度为 1 的高斯白噪声; σ 为噪声方差。

定义 N 维向量 $s_i = [s_i(0), s_i(1), \dots, s_i(N-1)]^T$ ($|s_i(k)| = 1$), $y = [r(0), r(1), \dots, r(N-1)]^T$, $v = [\varepsilon(0), \varepsilon(1), \dots, \varepsilon(N-1)]^T$ 。

由式(1)可得第 k 个信息码元的信号模型为^[6]

$$y(k) = \sum_{i=1}^M A_i(k) b_i(k) s_i + \sigma v(k) \quad (2)$$

式(2)中,标量 $b_i(k) \in \{-1, 1\}$, $A_i(k)$ 则分别表示第 i 个用户接收的第 k 个数据信息和接收信号幅度。

对于待检测的用户为 i , 线性多用户检测器的多用户检测模型可用下式表示^[7]:

$$\hat{b}_i(k) = \text{sgn}(\langle c_i(k), y(k) \rangle) \quad (3)$$

式(3)中, N 维向量 $c_i(k)$ 被称为判决向量。实质上,自适应多用户检测就是要设法选取一定的判决向量 $c_i(k)$, 使判决结果达到所需的最佳性能标准。基于不同的性能指标和不同的优化算法,形成了各种多用户检测算法,如 LMS 滤波, RLS 滤波, 卡尔曼滤波。

由于判决向量 $c_i(k)$ 随着信道参数的变化、多址干扰以及“远-近”效应的影响,需要采用盲自适应多用户检测器准确进行估计。根据多用户检测的原理,对多用户检测器建立状态空间模型,能够采用最优滤波自适应地估计出最佳判决向量 $\hat{c}_i(k)$ 。

首先构造出多用户检测系统的动态系统模型。

对应于用户 i 的判决向量 $c_i(k)$ 可以由下式表示^[7]:

$$c_i(k) = s_i - C_{i,\text{null}} \cdot w_i(k) \quad (4)$$

式(4)中, $c_i(k)$ 为判决向量; s_i 为用户 i 对应的扩频码序列; $C_{i,\text{null}}$ 为 $N \times (N-1)$ 维矩阵, 组成 $C_{i,\text{null}}$ 的各个列向量张成了 s_i 的零空间(即 $\langle s_i, C_{i,\text{null}} \rangle = 0$); N 维向量 $w_i(k)$ 是 $c_i(k)$ 的自

适应调整部分。目的是当 s_i 和 $C_{i,\text{null}}$ 已知时($C_{i,\text{null}}$ 可通过正交化方法获得,如 Gram-Schmidt 方法或奇异值分解),利用式(4)自适应地更新 $c_i(k)$ 。

对于处于稳态的 DS-CDMA 系统,最佳判决向量 $c_i(k)$ 收敛于常数,即 $c_{i,\text{opt}}(k) = c_{i,\text{opt}}(k-1)$, 则根据式(4)有^[7]

$$w_{i,\text{opt}}(k) = w_{i,\text{opt}}(k-1) \quad (5)$$

定义 $e_i(k) = \langle c_{i,\text{opt}}(k), y(k) \rangle$, $z_i(k) = s_i^T y(k)$, $C_i(k) = y^T(k) C_{i,\text{null}}$, 则^[8]

$$z_i(k) = C_i(k) w_{i,\text{opt}}(k) + e_i(k) \quad (6)$$

式(6)中观测值 $z_i(k)$ 为标量, 观测矩阵 $C_i(k)$ 为 $N-1$ 维行向量, 观测噪声 $e_{i,\text{opt}}(k)$ 为 $(0, \xi_{i,\text{opt}}(k))$ 的高斯白噪声, $\xi_{i,\text{opt}}(k)$ 由式(7)定义:

$$\begin{aligned} \xi_{i,\text{opt}}(k) &= A_i^2(k) + \text{MSE}(c_{i,\text{opt}}(k)) \\ &= A_i^2(k) + E\{(A_i(k) b_i(k) - \langle c_{i,\text{opt}}(k), y(k) \rangle)^2\} \end{aligned} \quad (7)$$

令 $\varepsilon_{i,\text{opt}}(k) = \text{MSE}(c_{i,\text{opt}}(k))$, 定义用户 i 期望的输出信干比^[7]:

$$\text{SIR}_i = 10 \lg \frac{\langle c_{i,\text{opt}}(k), s_i \rangle}{\varepsilon_{i,\text{opt}}(k)} = -10 \lg \varepsilon_{i,\text{opt}}(k) \quad (8)$$

考察式(8), 通常, 经过多用户检测器抑制多址干扰后的用户期望输出信干比定义在大于 10dB 的水平, 最小均方误差能量 $\varepsilon_{i,\text{opt}}(k) < 0.1$, 而第 i 个用户接收信号幅度 $A_i(k) > 0.1$, 因此, 实际计算时可令 $\xi_{i,\text{opt}}(k) = A_i(k)$ 。

由式(5)和式(6)构成了对应于用户 i 的盲自适应多用户检测器动态模型, 系统状态 $w_{i,\text{opt}}(k)$ 为 $N-1$ 维向量, 系统噪声为 0, 系统转移矩阵为单位阵 I 。

可见, 盲自适应多用户检测算法的关键是准确估计出计算最佳判决向量 $c_i(k)$ 的自适应调整向量 $w_{i,\text{opt}}(k)$ 。对于式(5)和式(6)构成的动态模型, 最有效的方法是采用卡尔曼滤波递推估计 $w_{i,\text{opt}}(k)$ 。然而如果模型出现误差或噪声时变, 例如将新用户的加入(退出)看作系统动态行为发生突变, 有可能造成模型误差, 则标准卡尔曼滤波可能出现发散或滤波精度不高, 而且, 注意到观测矩阵 $C_i(k)$ 是时变的, 可能恶化递推收敛的速率, 甚至长时间不收敛。

3 基于渐消记忆指数加权鲁棒卡尔曼滤波的多用户检测算法

卡尔曼滤波能在测量噪声干扰下对系统状态进行无偏估计, 是一种线性最小方差准则下的最佳估计算法。在盲自适应多用户检测器中, 采用卡尔曼滤波作为核心算法, 基于式(5), 式(6)构成的系统模型, 用于估计最佳判决向量的自适应调整部分 $w_{i,\text{opt}}(k)$ 。最优卡尔曼滤波器要求精确已知系统的模型(包括噪声统计), 然而在实际工程应用中, 模型常常是近似的、带有未知误差的。这种未知的模型误差叫做未建

模动态,它是相对于假设存在系统的一个精确的模型而言的。带未建模动态的系统的自适应卡尔曼滤波器称为:鲁棒卡尔曼滤波器,具有重要的工程应用价值。未建模动态可能来源于:对系统的机理没有完全掌握,或由于简化模型带来的未知模型误差(例如线性化处理,近似解耦处理,截尾处理等),或由于系统(过程)的时变性引起模型参数和噪声统计的未知漂移。本文引入渐消记忆指数加权的鲁棒卡尔曼滤波估计 $w_{i,\text{opt}}(k)$,该方法基于虚拟噪声补偿技术,它计算效率高,能加快收敛速度,提高算法跟踪性能,使得滤波过程稳定、可靠、精度更高。它的原理是:通过引入带未知时变均值和方差阵的虚拟噪声,可把未知模型误差归入到虚拟噪声中去,从而把这类系统的自适应卡尔曼滤波问题归结为对模型参数已知、噪声统计未知的系统的自适应卡尔曼滤波问题,因而可用改进的 Sage 和 Husa 自适应卡尔曼滤波算法解决问题。

在式(5),式(6)中,令状态向量: $x(k) = w_{i,\text{opt}}^T(k)$, 系统状态转移矩阵: $\Phi(k-1) = I_{(N-1) \times (N-1)}$, 观测量: $z(k) = z_i(k)$, 观测矩阵: $H(k) = C_i(k)$, 观测噪声: $v(k) = e_i(k)$ 。现简述虚拟噪声补偿技术。

假设式(5),式(6)是带未知模型误差系统,即真实系统因某种原因不是式(5),式(6),而是

$$x(k) = (\Phi(k-1) + \Delta\Phi(k-1))x(k-1) \quad (9)$$

$$z(k) = (H(k) + \Delta H(k))x(k) + v(k) \quad (10)$$

其中 $\Delta\Phi(k-1)$, $\Delta H(k)$ 是 $\Phi(k-1)$, $H(k)$ 的未知误差。

为了补偿模型误差,将真实系统改写为

$$x(k) = x(k-1) + \xi(k-1) \quad (11)$$

$$z(k) = H(k)x(k) + \eta(k) \quad (12)$$

定义虚拟模型噪声 $\xi(k)$ 和虚拟观测噪声 $\eta(k)$ 为

$$\xi(k-1) = \Delta\Phi(k-1)x(k-1) \quad (13)$$

$$\eta(k) = \Delta H(k)x(k) + v(k) \quad (14)$$

通常模型误差项 $\Delta\Phi(k-1)$, $\Delta H(k)$ 相对于 $\Phi(k-1)$, $H(k)$ 而言是较小的,因此可近似假设虚拟噪声 $\xi(k)$ 和 $\eta(k)$ 是带未知时变噪声统计的相互独立的白噪声。 $q(k)$, $r(k)$, $Q(k)$, $R(k)$ 分别为 $\xi(k)$ 和 $\eta(k)$ 的均值和方差阵。

于是对真实系统式(9),式(10)的滤波问题转化为带未知时变噪声统计系统式(11),式(12)的自适应卡尔曼滤波问题。因此可采用改进的 Sage 和 Husa 自适应卡尔曼滤波算法解决问题。该算法递推公式如下^[5]:

$$x(k|k) = x(k|k-1) + K(k)\varepsilon(k) \quad (15)$$

$$\varepsilon(k) = z(k) - H(k)x(k|k-1) - r(k-1) \quad (16)$$

$$x(k|k-1) = \Phi(k-1)x(k-1|k-1) + q(k-1) \quad (17)$$

$$K(k) = P(k|k-1)H^T(k) \cdot [H(k)P(k|k-1)H^T(k) + R(k-1)]^{-1} \quad (18)$$

$$P(k|k-1) = \Phi(k-1)P(k-1|k-1)\Phi^T(k-1) + Q(k-1) \quad (19)$$

$$P(k|k) = [I_n - K(k)H(k)]P(k|k-1) \quad (20)$$

且

$$q(k) = (1-d_{k-1})q(k-1) + d_{k-1}[x(k|k) - \Phi(k-1)x(k-1|k-1)] \quad (21)$$

$$r(k) = (1-d_{k-1})r(k-1) + d_{k-1}[z(k) - H(k)x(k|k-1)] \quad (22)$$

$$Q(k) = (1-d_{k-1})Q(k-1) + d_{k-1}[K(k)\varepsilon(k)\varepsilon^T(k)K^T(k) + P(k|k) - \Phi(k-1)P(k-1|k-1)\Phi^T(k-1)] \quad (23)$$

$$R(k) = (1-d_{k-1})R(k-1) + d_{k-1}[\varepsilon(k)\varepsilon^T(k) - H(k)P(k|k-1)H^T(k)] \quad (24)$$

$d_{k-1} = (1-b)/(1-b^k)$, $0 < b < 1$, b 为遗忘因子,通常取 $0.95 < b < 0.995$ 。

初值为

$$\left. \begin{aligned} x(0|0) &= x_0, P(0|0) = P_0, q(0) = q_0 \\ r(0) &= r_0, Q(0) = Q_0, R(0) = R_0 \end{aligned} \right\} \quad (25)$$

计算的次序是:先由初值式(25)出发,由式(15)~(20)计算 $x(1|1)$;然后由式(21)~(24),计算 $q(1), Q(1), r(1), R(1)$;再经由式(15)~(20),计算 $x(2|2)$;进而由式(21)~(24),计算 $q(2), Q(2), r(2), R(2)$;余类推。为了改进上述鲁棒卡尔曼滤波器性能,也可用下述时变噪声统计估值器代替这里的式(21)~(24)。

$$q(k) = q(k-1) + d_{k-1}Q(k-1)D(k)\varepsilon(k) \quad (26)$$

$$r(k) = (1-d_{k-1})r(k-1) + d_{k-1}[z(k) - H(k)x(k|k)] \quad (27)$$

$$Q(k) = Q(k-1) + d_{k-1}Q(k-1)D(k)[\varepsilon(k)\varepsilon(k)^T - H(k) \cdot P(k|k-1)H^T(k) - R(k-1)]D^T(k)Q(k-1) \quad (28)$$

$$R(k) = (1-d_{k-1})R(k-1) + d_{k-1}\{[I_{1 \times 1} - H(k)K(k)]\varepsilon(k)\varepsilon(k)^T \times [I_{1 \times 1} - H(k)K(k)]^T + H(k)P(k|k)H^T(k)\} \quad (29)$$

其中

$$D(k+1) = H^T(k+1)[H(k)P(k+1|k)H^T(k+1) + R]^{-1} \quad (30)$$

4 仿真实验结果和分析讨论

定义滤波残差

$$\text{err}_i(k) = E_i(k) - e_i(k) \quad (31)$$

其中 $E_i(k) = A_i(k)b_i(k)$, 本文以用户期望的输出信干比、滤波残差和平均输出能量作为主要的性能指标,所有用户的能量表示是其与背景噪声能量的相对分贝数。以加性高斯噪声环境中一个 13 用户异步系统进行数值仿真,其中,扩频增益 $N = 31$,定义用户 i 的信噪比为

$$\text{SNR}_i = 10\lg(A_i^2/\sigma^2) = 20\lg(A_i/\sigma) \quad (32)$$

定义平均输出能量

$$\text{MOE}(c_i(k)) = E\{<c_i(k), y(k)>^2\} \quad (33)$$

令背景噪声方差 $\sigma^2 = 0.01$, 以用户 1 的检测($i=1$)为例, 其信噪比为 20dB($A_1^2=1$)。除此, 系统中有 2 个 30dB($A_2^2=A_3^2=10$)的干扰用户(用户 2, 3), 1 个 26dB($A_4^2=4$)的干扰用户(用户 4), 2 个 50dB($A_5^2=A_6^2=10^3$)的干扰用户(用户 5, 6), 3 个 40dB($A_7^2=A_8^2=A_9^2=10^2$)的干扰用户(用户 7, 8, 9), 1 个 29dB($A_{10}^2=9$)的干扰用户(用户 10), 1 个 70dB($A_{11}^2=9\times 10^4$)的干扰用户(用户 11), 1 个 66dB($A_{12}^2=4\times 10^4$)的干扰用户(用户 12), 1 个 72dB($A_{13}^2=16\times 10^4$)的干扰用户(用户 13)。仿真实验运行的第 450 步时用户 11 加入系统, 第 900 步时用户 12 加入系统, 第 1500 步时用户 5, 6, 7, 11, 12 退出系统, 第 1700 步时用户 13 加入系统。

对动态环境中异步 CDMA 系统, 采用基于渐消记忆指数加权鲁棒卡尔曼滤波的盲自适应多用户检测算法进行仿真实验, 并与标准卡尔曼滤波算法的结果进行比较。图 1 给出了期望输出信干比 SIR_1 , 仿真结果为 500 次实验的平均值。图 2 给出了滤波残差 err_1 。当用户加入或者退出系统时($k=450, 900, 1500, 1700$), 信道参数发生突变, 因此估计出现短暂的过渡过程, 这是由于滤波初值效应引起的。从图 1 中看出, 本文的算法可以迅速、稳定地跟踪系统参数的变化, 跟踪性能优越, 而且能够获得较高的信干比。而且容易发现, 大功率干扰用户对期望输出信干比 SIR_1 和滤波残差 err_1 影响较大, 加入系统后 SIR_1 有所下降, 退出后 SIR_1 明显增加; 而 err_1 则反之。另外, 卡尔曼滤波还能够有效抑制环境噪声, 大幅度提高接收信噪比, 这一点明显优于其他多用户检测算法。

图 3 给出了 $E_1(k)$ 和 $e_1(k)$ 的计算结果, 用于误码位置和分析。图 4 则给出用户 1 的输出能量 MOE。对照图 1、图 2 可以看出, 在新用户加入系统时, 信道参数发生突变, 信干比迅速下降到接近 0dB, 输出能量迅速增加, 容易出现误码, 经过短暂过渡过程后滤波恢复跟踪, 信干比迅速提高, 输出能量迅速下降, 误码消失。误码集中出现在过渡过程初期, 说明本算法的跟踪性能出色。从图 4 看出, 即使在滤波初值 $w_{i,\text{opt}}^T(k)$ 完全未知的情况下, 跟踪过程在 200 步以内收敛。

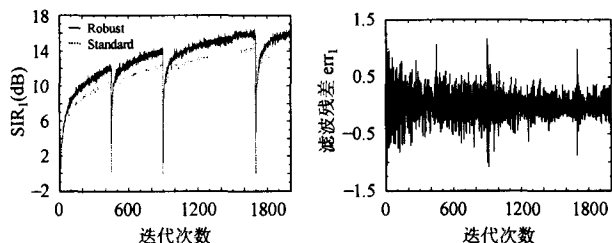


图 1 用户 1 的期望输出信干比

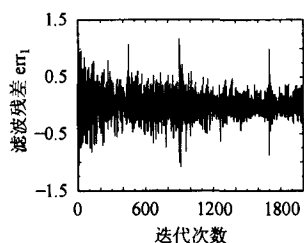


图 2 滤波残差

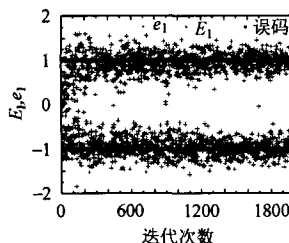


图 3 用户 1 的误码分析

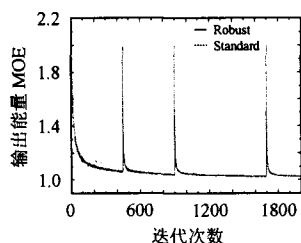


图 4 用户 1 的输出能量

5 结论

本文将渐消记忆指数加权的鲁棒卡尔曼滤波用于异步 CDMA 系统的盲自适应多用户检测算法中, 该方法能够获得较高的收敛性能和滤波精度。理论分析和数值仿真表明, 对于典型的无线快变信道, 该检测器具有较强的抑制多址干扰能力以及抗“远-近”效应能力, 跟踪性能出色。该算法不需要知道估计信道参数, 也不需要用户重新发送训练序列, 计算复杂度不随用户数增加而增加, 具有较大的工程应用价值。

参考文献

- [1] Kapoor S, Gollamudi S, Nagaraj S. Adaptive multiuser detection and beamforming for interference suppression in CDMA mobile radio systems [J]. *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, 1999, 48(5): 1341–1355.
- [2] Honig M, Madhow U, Verdu S. Blind adaptive multiuser detection [J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 1995, 41(4): 944–960.
- [3] Roy S. Subspace blind adaptive multiuser detection for CDMA [J]. *IEEE Trans. on Communications*, 2000, 48(1): 169–175.
- [4] Lim T J, Ma Y. The Kalman filter as the optimum linear minimum mean squared error multiuser CDMA detector [J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2000, 46(7): 2561–2566.
- [5] 邓自立. 自校正滤波理论及其应用——现代时间序列分析方法 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2003.9: 161–193.
- [6] Lim T J, Rasmussen L K. Adaptive symbol and parameter estimation in asynchronous multiuser CDMA detectors [J]. *IEEE Trans. on Communications*, 1997, 45(1): 213–220.
- [7] Madhow U, Honig M. MMSE interference suppression for direct-sequence spread-spectrum CDMA [J]. *IEEE Trans. on Communications*, 1994, 42(4): 3178–3188.
- [8] Zhang X D, Wei W. Blind adaptive multiuser detection based on Kalman filtering [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2002, 50(1): 87–95.

薛奕冰: 男, 1973年生, 博士生, 研究方向为CDMA系统中的实时信号处理算法。

李建东: 男, 1962年生, 教授, 博士生导师, IEEE高级会员, 中国通信学会会士, 中国电子学会高级会员, 研究领域: 个人通信、移动通信、分组无线网、分布式无线网络等。