

在 CDMA 系统中实现多用户检测的障碍函数下降方向法¹

李春光 廖晓峰* 虞厥邦

(电子科技大学光电子技术系 成都 610054)

*(重庆大学计算机学院 重庆 400044)

摘要 该文提出了在码分多址 (CDMA) 系统上实现多用户检测的一种基于障碍函数下降方向的方法 (BMD), 与传统方法以及神经网络优化算法相比较, 作者提出的方法是利用障碍函数而得到的一个新的下降方向而不是梯度下降方向。计算机模拟表明: 这种方法总能找到全局最优解, 并具有抑制多址干扰和噪声干扰, 对“远-近”问题不敏感等特点。这为实现码分多址系统上的最佳多用户检测提供了一条新的途径。

关键词 码分多址, 多用户检测, 障碍函数, 下降方向

中图分类号 TN914.4

1 引言

随着通信技术的发展, 在数字通信系统中, 正确解调出由多个用户通过共享的高斯多址信道同时传送信息的技术越来越引起人们的重视。传统的检测器 (CD) 存在着对“远-近”问题敏感等局限, 也就是说, 当各个用户的传输功率不同时, 它的性能会严重下降。

在文献 [1] 中 Verdu 提出了在 CDMA 系统中的一种抗“远-近”问题的最佳多用户检测 (OMD) 方法, 它是通过最优化一个整数二次目标函数来实现的, 其性能比传统的检测器有了很大的提高, 但这种提高是以增加计算复杂度为代价的, 由于用户数的增加, 不可避免地将导致计算复杂度的增加。在文献 [2] 中 Verdu 指出在同步和异步传输中 OMD 都是一个 NP 完全问题。因此, 研究的重点都放在寻找具有对“远-近”问题不敏感、较低的计算复杂度、误码性能可以和 OMD 相比拟的次优化检测器 (Suboptimal multiuser detector) 上。近年来, 已有许多作者对此进行了卓有成效的工作。文献 [3] 提出了一种多级检测器 (MSD), 它通过减小从上级得到的对多址干扰的估计来改进本级的判断。在文献 [4] 中提出了一种新的去相关判决反馈检测器 (Decorrelating Decision-Feedback detector 简称 DDF), 这种 DDF 算法的计算复杂度是线性的, 克服了文献 [1] 的计算复杂度的指数增加; 在文献 [5] 中作者基于对称正定相关矩阵的 Cholesky 分解提出了一种简单算法。Woodward 和 Vecetic 的综述性文献 [6] 详细介绍了一系列自适应检测算法。文献 [7-9] 中作者提出了实现 CDMA 多用户检测的神经网络优化算法。文献 [7] 中采用 BP 模型, 无论在算法上还是在实现上都过于复杂, 其收敛速度非常慢且易陷入局部极小点。文献 [9] 中的方法实际上是利用加惩罚函数的方法来构造神经网络模型, 因此存在着以下几方面的不足: (1) 此算法要求其惩罚因子选取充分大其算法才收敛; (2) 由于高斯噪声的影响其算法的稳定性较差。

本文提出了一种解决多用户检测问题的障碍函数下降方向的方法。在这个算法中, 我们得到一种新的下降方向——障碍函数下降方向 (并非梯度下降方向), 障碍项可以帮助我们获得全局最优解, 我们给出了详细的理论证明。由于最佳多用户检测问题实际上可化为一个求整数二次目标函数的全局最小值问题 (见 2 节), 我们通过把这种算法应用到 CDMA 最佳多用户检测中去, 从而得到一种新的检测方法。计算机模拟结果也表明: 当障碍参数从一个足够大的正数以适当的步长下降到一个较小的数时, 该算法总能收敛到一个全局最优解。

¹ 1999-08-06 收到, 2000-06-12 定稿

2 最佳多用户检测问题

下面我们叙述最佳多用户检测的基本思想。根据每个符号区间 $[jT_b, (j+1)T_b]$ 接收信号 $r(t)$ 的信号波形, 选择使似然函数最大的 $\mathbf{b}^* = [b_1^*, b_2^*, \dots, b_K^*]$ 。当所有的发送信号序列都是等概率时, 最佳多用户检测公式可写成^[1]

$$\hat{\mathbf{b}}^* = \arg \max_{\mathbf{b} \in \{-1, 1\}^K} \int_{jT_b}^{(j+1)T_b} \left(r(t) - \sum_{i=1}^K b_i c_i(t) \right)^2 dt = \arg \max_{\mathbf{b} \in \{-1, 1\}^K} \left\{ -\frac{1}{2} \mathbf{b}^T \mathbf{H} \mathbf{b} + \mathbf{Y}^T \mathbf{b} \right\}$$

上式等价于

$$\hat{\mathbf{b}}^* = \arg \min_{\mathbf{b} \in \{-1, 1\}^K} \left\{ \frac{1}{2} \mathbf{b}^T \mathbf{H} \mathbf{b} - \mathbf{Y}^T \mathbf{b} \right\} \quad (1)$$

式中 $r(t)$ 是接收机接收到的信号, $c_i(t)$ 代表分配给第 i 个用户的有限能量信号, b_i 表示第 i 个用户的信息符号序列, K 表示系统中用户总数, \mathbf{Y} 是接收信号 $r(t)$ 经匹配滤波器组相关处理后的输出向量 $y(t)$ 在 $t = jT_b$ 时刻的取样向量, 可表达为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H} \mathbf{b} + \mathbf{Z} = \mathbf{E}^{1/2} \mathbf{R} \mathbf{E}^{1/2} \mathbf{b} + \mathbf{Z} = \mathbf{E}^{1/2} \mathbf{F}^T \mathbf{F} \mathbf{E}^{1/2} \mathbf{b} + \mathbf{F}^T \mathbf{n} \quad (2)$$

式中 \mathbf{b} 是用户发送的信息序列, $\mathbf{H} = \mathbf{E}^{1/2} \mathbf{R} \mathbf{E}^{1/2}$ 称为 CDMA 系统等效传递矩阵; \mathbf{E} 称为能量矩阵, 它是对角矩阵, 其对角元素 e_{ii} 代表接收信号 $r(t)$ 中第 i 个用户信号的能量, 当发射功率一定时, e_{ii} 随收发双方距离的变化而变化, 即当用户 i 发生相对移动时 e_{ii} 会发生相应变化。 \mathbf{R} 是各用户特征波形 $s_i(t)$ 的相关矩阵, 它是对称矩阵, 即 $r_{ij} = r_{ji} = \int_0^T s_i(t) s_j(t) dt$ 。 \mathbf{F} 是一个下三角矩阵, 并且 $\mathbf{F}^T \mathbf{F} = \mathbf{R}$ 。 \mathbf{n} 是均值为零方差 σ^2 的高斯白噪声向量。 \mathbf{Z} 是对高斯噪声向量 \mathbf{n} 解调的结果, 同时 $\mathbf{Z} = \mathbf{F}^T \mathbf{n}$ 。若 MUD 判决算法直接采取最佳检测准则((1)式), 则其运算量随用户个数 K 呈指数增长, 已证明是 NP 完全问题。因此研究对“远-近”问题不敏感且具有合理的计算复杂度, 易与实时应用实现的最佳 MUD 的间接或近似实现方法, 具有重要意义。

3 障碍函数下降方向算法

本节我们先提出解一般的优化问题的算法, 然后将它应用于 CDMA 多用户检测中, 考虑如下优化问题:

$$\min f(x), \quad L_i \leq x_i \leq U_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

L_i 和 U_i , $i = 1, 2, \dots, n$, 是常数, $f: R^n \rightarrow R$ 是一个连续函数。令 $\mathbf{L} = (L_1, L_2, \dots, L_n)^T$, $\mathbf{U} = (U_1, U_2, \dots, U_n)^T$, $L_i \leq U_i$ 。为了找出 (3) 式的全局最小点, 我们通过一个障碍项来把 $L_i \leq x_i \leq U_i$ 这个限制条件加到目标函数中去, 得到

$$e(x, \beta) = f(x) + \beta \sum_{i=1}^n ((x_i - L_i) \ln(x_i - L_i) + (U_i - x_i) \ln(U_i - x_i)) \quad (4)$$

当 β 从一个足够大的正值变化到零时, 障碍项能帮助得到全局最小值。我们对 $e(x, \beta)$ 中的 x 求偏导, 得到

$$\partial e(x, \beta) / \partial x_i = \partial f(x) / \partial x_i + \beta \ln[(x_i - L_i) / (U_i - x_i)] \quad (5)$$

令

$$\partial e(x, \beta) / \partial x_i = 0, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

它是最优化的必要条件, 从 (6) 式中得到下式:

$$x_i = \left[U_i + L_i \exp\left(\frac{1}{\beta} \frac{\partial f(x)}{\partial x_i}\right) \right] / \left[1 + \exp\left(\frac{1}{\beta} \frac{\partial f(x)}{\partial x_i}\right) \right], \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

要找一个点满足 (7) 式, 为方便起见, 我们记 $\gamma_i(x) = \exp[(1/\beta)(\partial f(x)/\partial x_i)]$, 则

$$x_i = (U_i + L_i \gamma_i(x)) / (1 + \gamma_i(x)) \quad (8)$$

对于所有满足 $L_i < x < U_i$ 的 x , 令

$$\begin{aligned} d_i(x) &= [U_i + L_i \gamma_i(x)] / [1 + \gamma_i(x)] \\ d(x) &= (d_1(x), d_2(x), \dots, d_n(x))^T \end{aligned} \quad (9)$$

我们可以得到以下的结论, 它在本算法中起着重要作用.

引理 1 对于 $i = 1, 2, \dots, n$, 当 $d_i(x) - x_i \neq 0$ 时

$$(\partial e(x, \beta) / \partial x_i)(d_i(x) - x_i) < 0 \quad (10)$$

即 当 $d(x) - x \neq 0$ 时

$$\nabla_x e(x, \beta)(d(x) - x) < 0 \quad (11)$$

$\nabla_x e(x, \beta)$ 是 $e(x, \beta)$ 在 x 处的梯度.

证明

(1) 当 $d_i(x) - x_i < 0$ 时,

$$[U_i + L_i \gamma_i(x)] / [1 + \gamma_i(x)] < x_i \quad (12)$$

我们得到

$$1 < [\gamma_i(x)(x_i - L_i) / (U_i - x_i)] \quad (13)$$

因为 $\ln t$ 是单调增加的, 在 (13) 式两边取自然对数, 得到

$$0 < \frac{1}{\beta} \frac{\partial f(x)}{\partial x_i} + \ln \frac{x_i - L_i}{U_i - x_i} \quad (14)$$

在 (14) 式两边乘 $\beta (> 0)$, 得到

$$0 < \frac{\partial f(x)}{\partial x_i} + \beta \ln \frac{x_i - L_i}{U_i - x_i} = \frac{\partial e(x, \beta)}{\partial x_i} \quad (15)$$

因此, 当 $d_i(x) - x_i < 0$ 时,

$$\frac{\partial e(x, \beta)}{\partial x_i} (d_i(x) - x_i) < 0 \quad (16)$$

(2) 当 $d_i(x) - x_i > 0$ 时,

$$[(U_i + L_i\gamma_i(x))/(1 + \gamma_i(x))] > x_i \quad (17)$$

我们得到

$$1 > \gamma_i(x)[(x_i - L_i)/(U_i - x_i)] \quad (18)$$

因为 $\ln t$ 是单调增加的, 在 (18) 式两边取自然对数, 得到

$$0 > \frac{1}{\beta} \frac{\partial f(x)}{\partial x_i} + \ln \frac{x_i - L_i}{U_i - x_i} \quad (19)$$

在 (19) 式两边乘 $\beta (> 0)$, 得到

$$0 > \frac{\partial f(x)}{\partial x_i} + \beta \ln \frac{x_i - L_i}{U_i - x_i} = \frac{\partial e(x, \beta)}{\partial x_i} \quad (20)$$

因此, 当 $d_i(x) - x_i > 0$ 时,

$$[\partial e(x, \beta)/\partial x_i](d_i(x) - x_i) < 0 \quad (21)$$

(3) 当 $d_i(x) - x_i = 0$ 时,

$$[\partial e(x, \beta)/\partial x_i](d_i(x) - x_i) = 0 \quad (22)$$

注意到:

$$\nabla_x e(x, \beta)^T (d(x) - x) = \sum_{i=1}^n \frac{\partial e(x, \beta)}{\partial x_i} (d_i(x) - x_i) \quad (23)$$

证毕

这个引理说明了 $d(x) - x$ 产生一个 $e(x, \beta)$ 的下降方向。我们得到解 (3) 式的算法步骤如下:

第 1 步 任选 x^0 , 使其满足 $L_i \leq x_i \leq U_i, i = 1, 2, \dots, n$, 取 β 为一个足够大的正数, 令 $k = 0$ 。

第 2 步 计算

$$d_i(x^k) = \frac{U_i + L_i\gamma_i(x^k)}{1 + \gamma_i(x^k)}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (24)$$

第 3 步 如果 $d(x^k) = x^k$, 当 β 足够小时算法结束, 或减小 β 转入第 2 步。否则进行如下计算:

$$x^{k+1} = x^k + \mu_k(d(x^k) - x^k) \quad (25)$$

μ_k 是一个在 $(0, 1]$ 内满足 $e(x^{k+1}, \beta) < e(x^k, \beta)$ 的数。这样的 μ_k 可以在每次迭代中通过线性搜寻算法得到, 或取一个足够小的正常数。令 $k = k + 1$ 转入第 2 步。对于 $k = 0, 1, \dots$, 非常明显地当 $0 \leq \mu_k \leq 1$ 时, $L_i \leq x_i^k \leq U_i, i = 1, 2, \dots, n$ 。注意到 $f(x)$ 在 $L \leq x \leq U$ 有有限下界, 利用引理 1, 可以得到下面的定理。

定理 1 若 $\beta > 0$, 上述算法收敛到 $e(x, \beta)$ 的一个最小点。

为了更好的理解这个算法, 我们看下面一个简单的例子:

$$\min f(x) = -x^2, \quad -3 \leq x \leq 4 \quad (26)$$

(26) 式有两个局部极小点 $x = -3, x = 4$, 全局最小点是 $x = 4$. 由 (4) 式我们得到

$$e(x, \beta) = -x^2 + \beta((x+3)\ln(x+3) + (4-x)\ln(4-x)) \quad (27)$$

图 1 中画出了不同 β 值时的 $e(x, \beta)$ 曲线, 可以看出当障碍参数 β 从一个足够大的正数下降到某个 β^* 时, 每个 $e(x, \beta^*)$ 的局部极小值点接近全局最小值. 当 β 足够小时, 算法收敛到全局最小点.

现转回来研究最佳多用户检测问题 (1) 式, 众所周知 (1) 式可转化为解下列优化问题:

$$\min f(x) = (1/2)x^T Hx - Y^T x, \quad -1 \leq x_i \leq 1, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (28)$$

由 (4) 式得

$$e(x, \beta) = \frac{1}{2}x^T Hx - Y^T x + \beta \sum_{i=1}^n ((x_i - 1)\ln(x_i - 1) + (x_i + 1)\ln(x_i + 1)) \quad (29)$$

而

$$\partial f(x)/\partial x = Hx - Y \quad (30)$$

将 (29), (30) 式按上述 3 步计算即可解决最佳 MUD 问题.

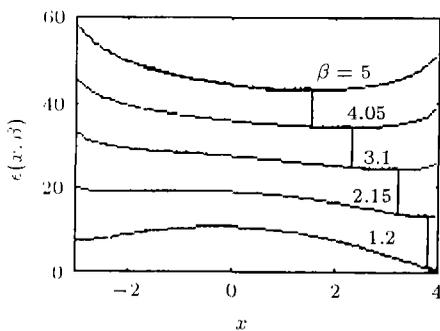


图 1 $e(x, \beta)$ 收敛到全局最小点的过程

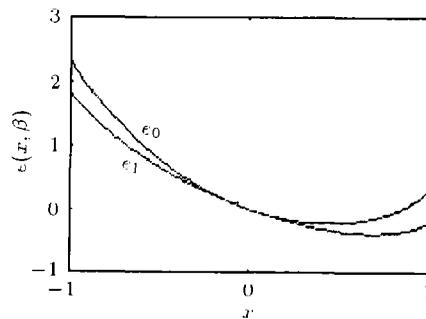


图 2 一个用户时 e_0 与 e_1 曲线比较

4 计算机模拟

在实际计算中, 为了避免陷入局部极小点, 我们还可将优化问题 (1) 式改写为

$$\begin{aligned} b^* &= \arg \min_{b \in \{-1, 1\}^K} \{(1/2)b^T Hb - Y^T b\} \\ &= \arg \min_{b \in \{-1, 1\}^K} \{(1/2)b^T (H - \mu E)b - Y^T b + (\mu/2)b^T Eb\} \\ &= \arg \min_{b \in \{-1, 1\}^K} \{(1/2)b^T (H - \mu E)b - Y^T b\} \end{aligned} \quad (31)$$

这是因为 $b^T Hb$ 为正数, 且 μ 为正常数, 这样, 我们最终把最佳多用户检测问题化为

$$\min f(x) = (1/2)x^T (H - \mu E)x - Y^T x, \quad -1 \leq x_i \leq 1, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (32)$$

为了清晰地解释算法为何有效, 我们用最简单的一个用户的系统来作说明, 设发送的信号 $b = [1]$ 。图 2 曲线中 $\beta = 0.6$ 。我们把 (28), (32) 式对应的 $e(x, \beta)$ 分别记为 e_0 和 e_1 。我们把二者作比较可得出对应每个 β 值的 $e(x, \beta)$ 有以下 3 点变化: (1) 局部极小点附近的值变得更小; (2) 局部极小点附近的曲线变得更陡峭; (3) 使局部极小点向全局最小点方向移动。以上 3 点都使 $e(x, \beta)$ 向全局最小值收敛变得更加迅速。而其它远离局部极小点的相应变化不会对收敛造成不利影响, 因为 β 从较大值下降到较小值的过程中, 上一个 β 值对应的 $e(x, \beta)$ 的局部极小点已经靠近下一个 β 值对应的 $e(x, \beta)$ 的局部极小点。也就是说: 经过上一个 β 值收敛后, 只有上一级的局部极小点对本级局部极小点附近这一小段区间起作用, 其它点都不起作用(在图 1 中可清晰的看出)。以下我们所做的工作都是在 $\mu = 0.3$ 时用 (32) 式作出的(实际上, 我们尝试着 μ 在区间 $[0.1, 1]$ 取值都可以得到满意的结果)。

我们将把 BMD 检测器、MSD 检测器 (2 级) 和 OMD 检测器的性能做一下比较。选择 OMD 是将其作为参考, 比较 BMD 和我们的努力方向 (OMD) 之间的差距。考虑 4 个同步用户, 存在噪声干扰的例子。利用文献 [4, 9] 中的 4 用户 CDMA 系统, 其互相关矩阵 \mathbf{R} 为

$$\mathbf{R} = \frac{1}{7} \begin{bmatrix} 7 & -1 & 3 & 3 \\ -1 & 7 & 3 & -1 \\ 3 & 3 & 7 & -1 \\ 3 & -1 & -1 & 7 \end{bmatrix}$$

假定在某给定时刻, 4 个用户传输的信号是 $\mathbf{b}_{\text{sent}} = [b_1, b_2, b_3, b_4]^T$, 不失一般性, 设第 2, 3, 4 个用户的能量保持不变, 而第 1 个用户的能量可变。能量矩阵可表示为 $\mathbf{E} = \text{diag}(e, 1, 1, 1)$ 。 $e \in \mathbf{R}$ 是“远近比”对应于第 1 个用户的能量。通过计算多用户检测对应不同的 E/E_1 值 (E_1 对应于第 1 个用户的能量, E 对应于另外 3 个用户的能量) 的输出, 并把它与原始传输信号相比较, 我们得出在不同 E/E_1 值下 BMD, MSD₂, OMD 的平均误码率 (BER) 曲线 (图 3)、在对应于用户 1 的不同的信噪比 (SNR_1) 下 BMD, MSD₂, OMD 的平均误码率曲线 (图 4)。图 3 中对应于第 1 个用户的信噪比固定在 8dB, 正像预想中的那样, BMD 在不同 E/E_1 下所表现出的性能接近于 OMD 的性能而比 MSD₂ 的性能优秀得多。在图 4 中 E/E_1 的值固定在 4dB, 而画出 SNR_1 与 BMD, MSD₂, OMD 对应的关系曲线, 在图 5 中我们对比了不同用户时的 MSD₂ 和 BMD 的平均误码率曲线。由于篇幅所限, 不同用户数时的相关矩阵 \mathbf{R} 不再给出。图 5 中 E/E_1 的值固定在 4dB, 而对应于第 1 个用户的信噪比固定在 8dB, 我们也容易得出和图 3 一样的结论。

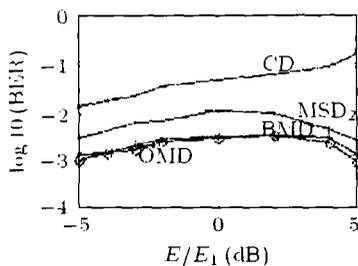


图 3 E/E_1 (dB) 与误码率对应关系图

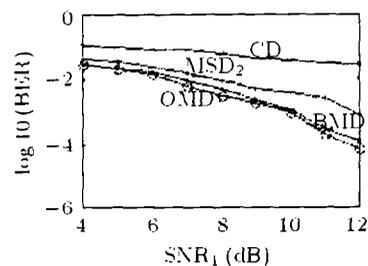


图 4 SNR_1 (dB) 与误码率对应关系图

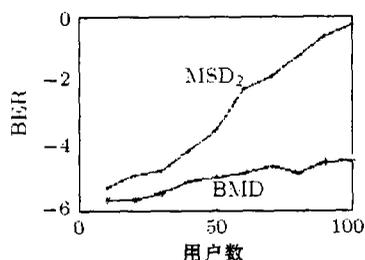


图 5 不同用户数时的误码率曲线

我们还对从 10 个到 200 个用户的系统进行了模拟, 其迭代次数结果见表 1:

表 1 中 μ_k^* 是在每次迭代中通过线性搜寻的方法得到的, 使 μ_k^* 从 1 到 0 以每次 0.1 的步速减小时, 满足 $e(x^{k+1}, \beta) < e(x^k, \beta)$ 时的 μ_k^* 值. μ_k^* 对应的迭代次数已包含搜寻 μ_k^* 值的搜寻次数. 从表 1 中我们可以得出以下两条结论: (1) 随着用户数的增加, 迭代次数只有很少的增加, 甚至不增加, 计算复杂度不会象 OMD 那样随着用户数的增加而呈指数增加. (2) 用线性迭代搜寻获得 μ_k^* 值的方法会比 μ_k 取定值时迭代次数明显减少, 计算复杂度进一步降低, 这相当于一种变步长变精度的搜索过程.

表 1 不同用户数时的迭代次数

用户数	β 初值	迭代次数		用户数	β 初值	迭代次数	
		$\mu_k = 0.1$	μ_k^*			$\mu_k = 0.1$	μ_k^*
10	30	1047	128	60	70	1929	230
20	40	1264	197	80	100	1972	260
30	50	1727	209	100	100	1951	258
40	50	1884	226	150	100	1975	289
50	70	1903	235	200	100	1862	281

5 结 论

本文我们提出了实现多用户检测的 BMD 算法, 计算机模拟结果表明: 它具有接近 OMD 性能的良好判决能力, 同时它具有对初始条件不敏感、能抗“远-近”问题和抗干扰性能好等优点. 我们通过对从 10 个到 200 个用户的系统进行了模拟, 其结果表明了我们提出的算法的计算复杂度低. 这为实现最佳多用户检测开辟了一条新的途径, 具有良好的应用前景.

参 考 文 献

- [1] S. Verdu, Optimum multiuser asymptotic efficiency, IEEE Trans. on Commun., 1986, COM-34(9), 890-897.
- [2] S. Verdu, Computational complexity of multiuser detection, Algorithmica, 1989, 4(3), 303-312.
- [3] M. K. Varanasi, B. Aazhang, Multistage detection in asynchronous code-division multiple access communications, IEEE Trans. on Commun., 1990, COM-38(4), 509-519.
- [4] A. Duel-Hallen, Decorrelating decision-feedback multiuser detection for synchronous code-division multiple-access channel, IEEE Trans. on Commun., 1993, COM-41(2), 285-290.
- [5] C. Schlegel, L. Wei, A simple way to compute the minimum distance in multiuser CDMA system, IEEE Trans. on Commun., 1997, COM-45(5), 532-535.
- [6] G. Woodward, B. S. Vucetic, Adaptive detection for DS-SS, Proc. of IEEE, 1998, 86(7), 1413-1434.

- [7] B. Aazhang, B. Peter, Neural network for multiuser detection in CDMA communications, IEEE Trans. on Commun., 1992, COM-40(7), 1212-1222.
- [8] G. I. Kechriotis, E. S. Manolagos, Hopfield neural network implementation in the optimal CDMA multiuser detector, IEEE Trans. on Neural Networks, 1996, NN-7(1), 131-141.
- [9] 唐普英, 何桂清, 一种实现最佳多用户检测的非线性优化神经网络, 信号处理, 1996, 12(4), 289-296.

BARRIER FUNCTION DESCENT DIRECTION METHOD FOR CDMA MULTI-USER DETECTION

Li Chunguang Liao Xiaofeng* Yu Juebang

(Dept. of Optoelectronic Tech., UEST of China, Chengdu 610054, China)

**(Institute of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China)*

Abstract In this paper, A barrier function descent direction method for implementing CDMA multi-user detection (BMD) is proposed. As compared to conventional detectors and neural network optimal algorithms, the method derives a new descent direction from the barrier function other than the gradient direction. Numerical results show that the method is always able to find the global minimization point. It has many advantages featuring near-far effect resistance, able to suppressing multiple access interference and channel noise, etc. The method paves a new way for realizing optimal multi-user detection in CDMA system.

Key words Code-Division Multiple-Access(CDMA), Multi-User Detection(MUD), Barrier function, Descent direction

李春光: 男, 1976 年生, 硕士生, 主要兴趣是 CDMA 移动通信、信号处理、神经网络及非线性动力学等。
廖晓峰: 男, 1964 年生, 教授, 博士生导师, 主要兴趣是神经网络, 混沌保密通信以及信号处理等。
虞厥邦: 男, 1932 年生, 教授, 博士生导师, 主要兴趣是非线性电路, 计算智能、混沌通信、EDA 等。