

# 粒子滤波的MIMO-OFDM空频分层检测算法

杜正聪<sup>1,2</sup>, 唐 斌<sup>1</sup>, 刘立新<sup>2</sup>

(1. 电子科技大学电子工程学院 成都 610054; 2. 攀枝花学院数学物理部 四川 攀枝花 617000)

**【摘要】**针对BLAST系统应用环境中信道的频率选择性和测量噪声的非高斯性,建立了非高斯噪声环境下BLAST-OFDM系统的观测方程;通过对信道矩阵的QR分解将静态BLAST-OFDM系统的观测方程转化为空域的动态状态空间模型,并用粒子滤波进行空频分层检测;充分利用数字调制的有限字符特性,选择最优建议分布来产生粒子和更新权值,并与目前常用的抗误差传播算法相结合提出了一种新的空时分层检测算法。仿真结果表明了该算法的有效性。

**关键词** 频选衰落信道; 分层空时结构; 粒子滤波; V-BLAST算法  
**中图分类号** TN914 **文献标识码** A

## A New Layered Space-Frequency Detection Algorithm for MIMO-OFDM System Based on Particle Filter

DU Zheng-cong<sup>1,2</sup>, TANG Bin<sup>1</sup>, and LIU Li-xin<sup>2</sup>

(1. School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 610054;

2. Department of Mathematics and Physics, Panzihua College Panzihua Sichuan 617000)

**Abstract** In this paper, a new observation function of BLAST-OFDM system under non-gaussian noise is proposed, which is used for frequency selective fading channels and non-gaussian noise in application environment of BLAST system. With QR decomposition of the channel matrix, the static observation function of BLAST-OFDM system is transformed into a dynamic state space model, and then the particle filter is used for space-frequency layered detection. Making the full use of the finite alphabet of the digital modulated communication signal, the optimal proposal distribution can be chosen to produce particle and update the weight. When incorporated with current method of reducing error propagation, a new space-time layered detection algorithm is proposed. Simulation result shows the validity of the proposed algorithm.

**Key words** frequency selective fading channels; layered space-time structure; particle filter; V-BLAST algorithm

BLAST(Bell Labs layered space-time)结构因其很高的频谱利用率,已被建议应用于无线本地网和无线局域网等多个通信协议和标准中。但BLAST系统应用环境中丰富的多径分量导致的频率选择性衰落信道,使得接收端的译码结构异常复杂。正交频分复用(OFDM)技术可将频率选择性衰落信道等效为若干并行的平坦衰落信道,不仅可极大地简化信道均衡,而且能最大限度地利用频谱资源,是一种备受高速数据业务关注的调制技术。将两者相结合构成的BLAST-OFDM系统可同时获得BLAST和OFDM技术的优势,已成为无线高速数据传输最有希望的解决方案之一,具有广阔的应用前景<sup>[1-2]</sup>。基于最大似然(ML)或最小均方误差(MMSE)准则的检测算法能为BLAST系统提供最优的检测结果,然而呈指数增长的计算复杂度限制了其在天线数目较多

的BLAST系统中的应用。为了兼顾检测算法的性能和复杂度,文献[3]提出了一种基于排序连续干扰抵消(OSIC)的BLAST符号检测算法,常称为V-BLAST (vertical-BLAST)算法,但该算法只适用于平坦衰落信道。为了将V-BLAST算法推广用于频率选择性MIMO信道,文献[4]通过引入判决反馈均衡器(DFE)结构消除由频率选择性衰落引起的码间干扰,但V-BLAST算法本身和判决反馈均衡器的性能都受制于误差传播。本文提出了一种基于粒子滤波的BLAST-OFDM系统空频分层检测算法。

### 1 BLAST-OFDM系统信道及非高斯测量噪声模型

图1所示的频率选择性衰落环境是具有 $N_t$ 个发射天线、 $N_r$ 个接收天线的BLAST-OFDM系统

$(N_r \geq N_t)$ 。

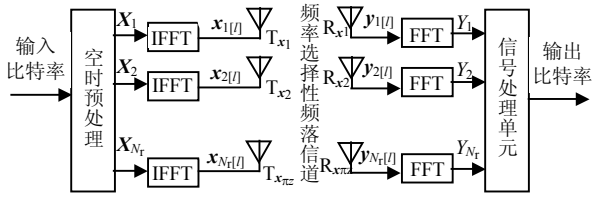


图1 BLAST-OFDM系统框图

串行的高速信息比特经过串/并变换、映射编码等空时预处理后，成为  $N_t$  个子数据流。这些子数据流分别经OFDM调制，最后由  $N_t$  个天线同时发送出去。设OFDM系统的子载波数为  $N$ ，那么一个OFDM符号期间共有  $N_t \times N$  个OFDM采样值同时发送。将第  $l$  个OFDM符号期间内发送的  $N_t \times N$  个采样记为  $N_t \times N$  维列向量  $\mathbf{x}(l)$ ；将去除CP后的接收OFDM符号表示为  $N \times N_r$  维列向量  $\mathbf{y}(l)$ ，则有：

$$\begin{cases} \mathbf{x}(l) = (\mathbf{x}_1^T[l], \mathbf{x}_2^T[l], \dots, \mathbf{x}_{N_t}^T[l])^T \\ \mathbf{y}(l) = (\mathbf{y}_1^T[l], \mathbf{y}_2^T[l], \dots, \mathbf{y}_{N_r}^T[l])^T \end{cases} \quad (1)$$

式中  $\mathbf{x}_i[l] = (x_i[l, 0], x_i[l, 1], \dots, x_i[l, N-1])^T$  和  $\mathbf{y}_j[l] = (y_j[l, 0], y_j[l, 1], \dots, y_j[l, N-1])^T$  分别表示第  $i$  根发射天线与第  $j$  根接收天线的发射和接收数据矢量。

BLAST主要适用于室内或市区环境的高速无线通信，这些环境中的测量噪声并不是高斯噪声。本文用A类Middleton噪声模型<sup>[5]</sup>描述BLAST-OFDM信道中的测量噪声，即将测量噪声  $\mathbf{n}(t)$  模拟为背景噪声与冲激噪声的组合：

$$\mathbf{n}(t) \sim (1-\varepsilon)N(0, \kappa\zeta^2) + \varepsilon N(0, \zeta^2) \quad (2)$$

式中  $0 \leq \varepsilon \leq 1$  表示冲激噪声的出现概率； $N(0, \zeta^2)$  表示均值为 0 和方差为  $\zeta^2$  的复高斯白噪声。通过改变参数  $\varepsilon$  和  $\kappa$ ，可使总的噪声方差为  $\sigma^2 = (1-\varepsilon)\kappa\zeta^2 + \varepsilon\zeta^2$ 。去除 CP 后，BLAST-OFDM 系统离散时间的输入、输出关系可以表示为以下矩阵形式：

$$\mathbf{y} = \mathbf{H} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (3)$$

式中  $\mathbf{H}$  为  $(N \times N_r) \times (N \times N_t)$  的块循环矩阵，其子矩阵  $\mathbf{H}_{ij}$  为时域信道冲激响应矢量  $\mathbf{h}_{ij}$  在频域的分量，是  $N \times N$  的 Toeplitz 循环矩阵。分别定义  $(N \times N_t) \times (N \times N_t)$ 、 $(N \times N_r) \times (N \times N_r)$  的分块对角阵  $\mathbf{F}^{H(N_t)}$  和  $\mathbf{F}^{(N_r)}$ ，其子块分别为  $N \times N$  的 IDFT 矩阵  $\mathbf{F}_N^H$  与 DFT 矩阵  $\mathbf{F}_N$ ，则式(3)可进一步变换成：

$$\begin{cases} \mathbf{F}^{(N_r)} \mathbf{y} = \mathbf{F}^{(N_r)} \mathbf{H} \mathbf{x} + \mathbf{F}^{(N_r)} \mathbf{n} \\ \mathbf{Y} = \mathbf{F}^{(N_r)} \mathbf{H} \mathbf{F}^{H(N_t)} \mathbf{X} + \tilde{\mathbf{n}} \end{cases} \quad (4)$$

式中  $\mathbf{Y} = (\mathbf{Y}_1^T, \mathbf{Y}_2^T, \dots, \mathbf{Y}_{N_r}^T)^T$  为  $(N_r \times N)$  的解调信号

列矢量； $\mathbf{X} = (\mathbf{X}_1^T, \mathbf{X}_2^T, \dots, \mathbf{X}_{N_t}^T)^T$  为  $(N_t \times N)$  的原始发送信号列矢量； $\tilde{\mathbf{n}}$  为噪声矢量。

由于  $\mathbf{H}$  是分块的 Toeplitz 循环矩阵，因此式(4)可进一步表示为：

$$\mathbf{Y} = \mathbf{D} \cdot \mathbf{X} + \tilde{\mathbf{n}} \quad (5)$$

并且有：

$$\begin{aligned} \mathbf{D} &= \mathbf{F}^{(N_r)} \mathbf{H} \mathbf{F}^{H(N_t)} = [\mathbf{D}_{ji}]_{N_r \times N_t} \quad i=1, 2, \dots, N_t; \quad j=1, 2, \dots, N_r \\ \mathbf{y}_j[l] &= (\mathbf{y}_j[l, 0], \mathbf{y}_j[l, 1], \dots, \mathbf{y}_j[l, N-1])^T \\ \mathbf{D}_{ji} &= \text{diag}(\mathbf{H}_{ji}(0), \mathbf{H}_{ji}(1), \dots, \mathbf{H}_{ji}(N-1)) \end{aligned}$$

式中  $\text{diag}(\cdot)$  表示对角阵； $\mathbf{H}_{ji}(l)$  表示发射天线  $i$  和接收天线  $j$  之间第  $l$  个子载波信道的频率响应。

## 2 基于判决反馈的BLAST检测算法

为了解决频率选择性衰落信道下的BLAST空时分层检测问题，文献[4]提出了适用于频率选择性瑞利衰落信道的改进的V-BLAST算法，本文将其简称为FS-V-BLAST算法。OFDM技术可将频率选择性衰落信道等效成若干并行的平坦衰落信道，文献[6]证明了V-BLAST检测算法等价于广义的判决反馈均衡器(GDFE)。因此，可以仿照文献[7]的思路从DFE的角度来考虑BLAST-OFDM的检测算法。

对式(5)中的矩阵  $\mathbf{D}$  作Gram-Schmidt QR分解得

$$\mathbf{D} = (\mathbf{Q} \bar{\mathbf{Q}}) \begin{pmatrix} \mathbf{R} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}, \quad \text{其中 } \mathbf{Q}、\bar{\mathbf{Q}} \text{ 分别为 } NN_r \times NN_t \text{ 和 } NN_r \times (NN_r - NN_t) \text{ 的维酉矩阵；}$$

$\mathbf{R}$  为  $NN_t \times NN_t$  维下的三角矩阵； $\mathbf{0}$  为  $(NN_r - NN_t) \times NN_t$  的维零矩阵。

在式(5)两端左乘  $\mathbf{Q}^H$  有：

$$\bar{\mathbf{Y}} = \mathbf{Q}^H \mathbf{Y} = \mathbf{R} \cdot \mathbf{X} + \bar{\mathbf{n}} \quad (6)$$

即  $\bar{y}_m = r_{m1}x_1 + r_{m2}x_2 + \dots + r_{mm}x_m + \bar{n}_m$ ，其中  $\bar{y}_m$ 、 $r_{ij}$  和  $x_i$  分别表示  $\bar{\mathbf{Y}}$ 、 $\mathbf{R}$  与  $\mathbf{X}$  的第  $m$ 、第  $ij$  与第  $i$  个元素； $\bar{\mathbf{n}}$  仍独立服从式(2)给定的分布。由式(6)求  $x_m$  的估计  $\hat{x}_m$  的一种常用DFE解法如下：

$$\hat{x}_1 = P\left(\frac{\bar{y}_1}{r_{11}}\right), \quad \hat{x}_m = P\left(\left(\bar{y}_m - \sum_{i=1}^{m-1} r_{mi}\hat{x}_i\right) / r_{mm}\right), \quad \text{其中 } m=2, 3, \dots; \quad P(\cdot) \text{ 表示}$$

判决函数。判决反馈检测器具有较高的计算效率，但其性能受制于误差传播。减小这种影响的常用方法是按信噪比对数据流进行重新排序，信噪比高的数据流先检测。但这种方法只能减小误差传播而不能完全克服误差传播。

从贝叶斯推论的角度来讲，将发射序列  $\mathbf{X}$  从被噪声污染的观察信号  $\mathbf{Y}$  中检测出来就相当于求解每个发射符号  $x_m$  的边缘后验分布(MPD)，并用边缘化

最小均方误差(MMMSE)判决准则进行软判决。按照MMMSE准则,  $x_m$ 的判决统计为:

$$z_m = E[x_m | \mathbf{Y}] = \sum_{X \in A} x_m p(\mathbf{X} | \mathbf{Y}) \quad (7)$$

式中  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_K\}$  是发射字符集;  $p(\mathbf{X} | \mathbf{Y})$  是联合后验分布。 $x_m$ 的最终判决可通过将  $z_m$  映射到  $A$  中最近的星座点来得到。MMMSE判决准则虽然能完全消除误差传播, 得到最优解, 但其计算复杂度与ML准则相同, 因此并不是一种实用的方法。下面推导基于MMMSE准则的BLAST-OFDM粒子滤波检测算法。

### 3 基于粒子滤波的BLAST-OFDM符号检测算法

粒子滤波(PF)是一种序贯蒙特卡罗(SMC)方法, 通常用序贯重要性抽样来实现, 主要用于求解用动态状态空间模型(DSSM)描述的动态系统。最近, PF也被用于求解一些静态问题, 下面用文献[7]的方法来求解BLAST-OFDM系统的符号检测问题。

式(6)所描述的BLAST-OFDM系统本质上是一静态系统。将  $\mathbf{X}$  看作静态矢量, 前馈滤波器输出  $\bar{y}_1$  到  $\bar{y}_m$  视为空间更新, 则  $\bar{\mathbf{Y}}$  和  $\mathbf{X}$  之间的递推关系就可视为一动态系统。于是  $x_m$  的判决等价于求解后验分布  $p(x_m | y_{1:m})$ , 根据DSSM的马尔柯夫特性,  $p(x_m | y_{1:m})$  可递归地计算为:

$$p(x_{1:m} | y_{1:m}) = p(y_m | x_{1:m}) p(x_m) p(x_{1:m-1} | y_{1:m-1}) \quad (8)$$

要递归地计算后验分布  $p(\mathbf{X} | \bar{\mathbf{Y}})$  就需要递归地进行重要性抽样, 于是建议分布可选为:

$$\pi(x_{1:m} | y_{1:m}) = p(x_m | x_{1:m-1}, y_{1:m}) \pi(x_{1:m-1} | y_{1:m-1}) \quad (9)$$

与第  $j$  个样本相对应的权值为:

$$w_m^{(j)} = p(x_{1:m}^{(j)} | y_{1:m}) / \pi(x_{1:m}^{(j)} | y_{1:m}) \propto p(y_m | x_{1:m-1}^{(j)}, y_{1:m-1}) w_{m-1}^{(j)} \propto u_m^{(j)} w_{m-1}^{(j)} \quad (10)$$

式中  $u_m^{(j)}$  称为权值增量。式(9)给出的建议分布通常称为最优建议分布, 因为它能在  $x_{1:m-1}^{(j)}$  和  $y_{1:m}$  的条件下最小化权值的方差<sup>[8]</sup>, 式(9)和(10)就构成了样本和权值的递归实现, 其中  $x_m^{(j)}$  称为粒子;  $x_{1:m-1}^{(j)}$  称为轨迹。

PF的实现需要从建议分布  $p(x_m | x_{1:m-1}^{(j)}, y_{1:m})$  抽取样本并计算权值增量  $u_m^{(j)}$ , 两者的求解都需计算字符空间中每个字符的似然函数  $\lambda_k^{(j)} = p(y_m | x_m = a_k, x_{1:m-1}^{(j)})$ , 即  $\left( y_m - r_{m,m} a_k - \sum_{i=1}^{m-1} r_{m,i} x_i^{(j)} \right)$  服从式(2)给定的分布。于是从建议分布  $p(x_m | x_{1:m-1}^{(j)}, y_{1:m})$  抽取样本  $a_k$  的概率为

$$\lambda_k / \sum_{k=1}^K \lambda_k。另外, u_m^{(j)} = \sum_{x_k \in A} p(y_m | x_m, x_{1:m-1}^{(j)}) p(x_m) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \lambda_k^{(j)},$$

即权值增量也可由  $\lambda_k^{(j)}$  求得。

由上述公式得到  $m$  步的轨迹  $\{x_{1:m}^{(j)}\}_{j=1}^J$  和权值  $\{w_m^{(j)}\}_{j=1}^J$  后, 则可用加权样本拟合待求的后验分布  $p(\mathbf{X} | \bar{\mathbf{Y}})$ , 等价于  $p(\mathbf{X} | \mathbf{Y})$ 。最后可用加权样本根据MMSE准则进行判决。

决定PF性能的另一重要问题是重抽样。在PF过程中, 初始的  $J$  个样本能有效覆盖目标空间, 对应的权值能有效代表目标分布。但是经几次迭代之后, 绝大多数粒子因权值近似为零而对整个估计不起作用。需要引入重抽样来用大权值的粒子替代小权值的粒子, 即将粒子向期望后验分布的高密度区域移动。因此, 重抽样的引入使得样本质点更接近于真实状态, 对目标分布的描述也比一般的重要性抽样更有效。然而, 过度使用重抽样会带来计算量增加和抽样枯竭的负面作用。即具有较大权值的粒子被多次选取, 抽样结果中包含了许多重复点, 从而损失了粒子的多样性。重抽样的算法很多, 本文选取抽样方差最小的系统重抽样<sup>[9]</sup>。为尽可能地减少重抽样的次数, 用每次迭代的有效样本数来决定是否采用重抽样。第  $m$  步的有效样本可由其样本权值近似为  $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_j (w_n^{(j)})^2$ , 设定一个门限值  $N_{\text{th}}$ , 只有当  $N_{\text{eff}} < N_{\text{th}}$  时才进行重抽样。

### 4 算法仿真与结果分析

为了评估基于PF的BLAST-OFDM空频分层检测算法的性能, 本文从基于PF的BLAST-OFDM检测算法与FS-V-BLAST检测算法及ML检测算法的性能比较、不同粒子数对检测算法性能的影响、引入排序操作后检测性能的提高、高斯与非高斯噪声模型对检测性能的影响等方面进行了计算机仿真实验。设信道阶数为7, 瑞利衰落信道  $\mathbf{h}$  的衰落系数为0.7, 准静态的信道矩阵  $\mathbf{h}$  在长度为256的数据块内保持不变, 但块与块之间独立同分布。信源采用QPSK调制, 发射天线数  $N_t$  和接收天线数  $N_r$  分别为4和6, OFDM符号的子载波数  $N$  等于64。测量噪声由式(2)给定的噪声模型产生, 表征非高斯性能的参数  $\varepsilon$  和  $\kappa$  可调, 但总的噪声方差  $\sigma^2$  保持不变, 信噪比的改变通过改变发射信号功率来完成。以下所有仿真实验的误码率(SER)性能曲线都由500次蒙特卡罗仿真实验得到。

首先进行噪声模型对检测算法性能影响的仿真

实验。设式(2)中  $\zeta^2 = 1.2$ ，为了使总的噪声方差  $\sigma^2 = 1$ ，当冲激噪声分量出现的概率  $\varepsilon$  分别为 0.1、0.2 和 0.3 时，对应的  $\kappa$  值应为 0.81、0.79 和 0.76。对应上述三组  $\varepsilon$  和  $\kappa$  的取值由式(2)产生测量噪声，再按式(5)产生三组接收数据，然后分别用实际的噪声分布和具有相同均值与方差的高斯分布(这里等价为标准正态分布)按本文所提算法进行空时分层检测。检测结果的“SER-SNR”曲线如图2所示。仿真中所用粒子数为150，图标中的“Gau”和“Nongau”分别表示用高斯和非高斯模型模拟的测量噪声；“0.1”、“0.2”、“0.3”表示实际测量噪声中冲激噪声出现的概率  $\varepsilon$ 。从图中可看出，使用非高斯噪声检测算法的性能远远优于高斯噪声检测算法。 $\varepsilon$  取不同值时非高斯噪声检测算法的性能相差不大，但基于高斯噪声模型的检测性能随  $\varepsilon$  的增大而变差。这是因为  $\varepsilon$  的值越大，冲激噪声的概率越大，测量噪声的非高斯特性越强，用高斯分布来模拟测量噪声的误差也就越大。PF具有很强的处理非高斯信号的能力，而BLAST系统所适用的室内和市区环境中的测量噪声又具有很强的非高斯性，因此本文的算法具有很大的实用价值。

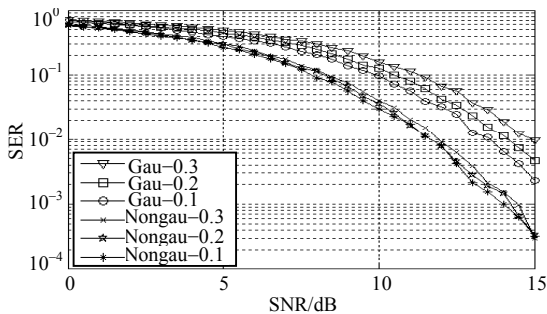


图2 高斯与非高斯噪声模型的“SER-SNR”曲线

图3给出了  $\varepsilon = 0.1$  时，不同粒子数的非高斯PF BLAST-OFDM检测算法、FS-V-BLAST算法与ML检测算法的性能比较。图标中的“PF”表示粒子滤波算法；“ORD”表示引入排序操作；“100”和“150”表示粒子数。从图3可看出本文的检测算法较FS-V-BLAST算法在误码率性能上有很大提高，尤其是在信噪比较高时效果更明显。因为高信噪比时主要是不彻底的干扰取消影响空时分层检测的性能，基于MMMSE准则的PF检测器是通过求解MPD实现空时分层检测，与ML检测算法相似，MPD从理论上讲能消除天线间的干扰。但由于信道矩阵的QR分解，降低了三角矩阵  $\mathbf{R}$  对角线上元素的自由度<sup>[10]</sup>，因此基于PF的BLAST-OFDM检测算法在误码率性能上仍要比ML检测算法稍差一些，但其计算复杂度  $O(KN_t J)$  远小于ML算法的计算复杂度  $O(K^{N_t L})$ 。引入排序操作和增加粒子数都能提高检测性能，降低

误码率，但运算量也会相应增加。

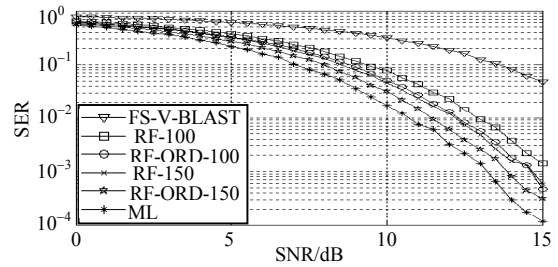


图3 各种检测算法的“SER-SNR”曲线

## 5 结论

本文研究了非高斯噪声环境下BLAST-OFDM系统的符号检测问题，针对现有算法存在误差传播、将非高斯噪声作为高斯噪声处理等问题，从建立信道矩阵和测量噪声模型着手，通过QR分解构造动态状态空间模型，提出了基于PF的BLAST-OFDM系统符号检测算法。理论分析和仿真实验表明该算法在处理非高斯噪声、抗频率选择性衰落、消除误差传播、减小误码率等方面都有很大优势，误码率性能接近ML检测算法。该算法的计算复杂度虽然小于ML算法，但还不能满足对宽带BLAST系统进行实时检测的要求。因此，降低计算复杂度、提高检测速度是下一步的研究重点。

## 参考文献

- [1] AGRAWAL D, TAROKH V, NAGUIB A, et al. Space-time coded OFDM for high data-rate wireless communication over wideband channels[C]//In: Proceedings of IEEE Vehi Tech Conference. Ottawa: IEEE, 1998.
- [2] LI Y. Transmit diversity for OFDM systems and its impact on high-rate data wireless networks[J]. IEEE J Select Areas Commun, 1999, 17: 1233-1243.
- [3] GOLDEN G D, FOSCHINI C J, VALENZUELA R A. Detection algorithm and initial laboratory results using V-BLAST space-time communication architecture[J]. Electronics letters, 1999, 35(1): 14-16.
- [4] LOZANO A, PAPADIAS C. Layered space-time receivers for frequency-selective wireless channels[J]. IEEE Trans Communications, 2002, 50(1): 65-73.
- [5] WANG X, POOR V. Robust multiuser detection in non-Gaussian channels[J]. IEEE Trans Signal Processing, 1999, 47(1): 289-305.
- [6] GINIS G, CIOFFI J M. On the relation between V-BLAST and the GDFE[J]. IEEE Communications Letters, 2001, 5(9): 364-366.
- [7] HUANG Y, ZHANG J, DJURIC P M. Bayesian detection for BLAST[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2005, 53(3): 1086-1095.
- [8] DOUCET A, GODSILL, ANDRIEU C. On sequential monte carlo sampling methods for Bayesian filtering[J]. Statistics and Computing, 2000, 10(3): 197-208.
- [9] CARPENTER J, CLIFFORD P. Improved particle filter for nonlinear problems[J]. IEE Proc F, Radar, Sonar Navigation, 1999, 146: 2-7.
- [10] PAPOULIS A. Probability random variables and stochastic processes[M]. New York: McGraw-Hill, 1991.