

# 基于粒子群的信道估计方法

徐芳萍, 李道虎\*, 李振兴, 务彪

(河南新乡 760 厂, 河南 新乡 453009)

**摘要:** 针对非线性信道精确估计的问题, 将随机集和粒子群理论技术应用到信道估计算法中, 提出了基于离散二进制粒子群的信道估计方法, 并利用 Matlab 对该算法进行了仿真与评价。仿真研究结果表明, 该算法能够获得较为精确的信道估计, 同时, 该方法适用于任何能用状态空间模型以及传统卡尔曼滤波表示的非线性系统。

**关键词:** 粒子群; 信道估计; 线性高斯

中图分类号: TN911.23

文献标志码: A

文章编号: 1001-4551(2011)04-0489-04

## Method of channel estimation based on particle swarm

XV Fang-ping, LI Dao-hu, LI Zhen-xing, WU Biao

(Henan Xinxiang 760 Factory, Xinxiang 453009, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of the precise estimation for the nonlinear channel, the theory technology of random sets and particle swarm was applied to the algorithm of channels estimation. A channel estimation method was presented based on the discrete binary particle swarm. The method was simulated and evaluated by using Matlab. The simulation results indicate that this method can obtain more accurate channel estimation. This method can be applied to any nonlinear systems which can be showed by state space model and the traditional Kalman filtering.

**Key words:** particle swarm; channel estimation; linear Gaussian

## 0 引 言

传统信道估计方案往往假设信道矢量元素数量为常量值。基于此假设条件的信道估计算法只考虑各多径分量幅度值的估计和跟踪。传统信道估计算法只能将不存在的多径分量当作零值处理。由于接收端并非认为该多径分量消亡而是认为其幅度值可忽略不计, 则导致在接收端浪费了接收资源并且损失了估计算法的性能。此类问题的解决单独依靠改进无线信道估计算法是不能完成的, 必须重建信号模型并推导基于该模型的算法。因此, 用随机集理论建模无线通信领域中信号数或信道多径分量数变化的情况<sup>[1-2]</sup>, 并且基于此模型研究接收端算法, 将具有重要的理论意义和应用价值。

笔者研究了基于随机集的多输入多输出正交频分复用系统(MIMO-OFDM)信道估计方法。采用随机集

理论建模通信过程中信道多径分量数目变化的情况<sup>[3-5]</sup>提出了基于粒子群的信道估计方法。

## 1 基于基本粒子群的信道估计方法

基于粒子群的信道估计方法, 其核心就是利用离散二进制粒子群算法拟合信道离散部分 $\odot(\mathbf{h}_{m,n;t})$ 的跳变情况, 以卡尔曼滤波后验均值与观测值之相似程度为适应度标准选取粒子。

在粒子群算法中, 设代表信道离散部分的粒子为 $\odot(\mathbf{h}_{m,n;t})^{(i)}$ , 且 $1 \leq i \leq \chi$  (其中,  $\chi$  表示粒子个数), 则在一个 $\psi$  维的搜索空间中, 粒子 $i$  在第 $k$  次迭代时的位置信息可以表示为 $\mathbf{x}_i^k = [x_{i1}^k, x_{i2}^k, \dots, x_{i\psi}^k]$ , 速度信息表示为 $\mathbf{v}_i^k = [v_{i1}^k, v_{i2}^k, \dots, v_{i\psi}^k]$ , 粒子 $i$  到目前为止所经历的最好位置为 $\mathbf{p}_i^k = [p_{i1}^k, p_{i2}^k, \dots, p_{i\psi}^k]$ , 群体中所有粒子到

目前为止所经历过的最好位置为  $\mathbf{p}_a^k = [p_{a1}^k, p_{a2}^k, \dots, p_{a\psi}^k]$ , 其中  $a$  为具有最优位置粒子的索引。所谓的“最好位置”即为适应度最高的解。采用这种表示方法后, 粒子群算法的进化方程可描述为:

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{ad}^k - x_{id}^k) \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (2)$$

式中:  $d$ —粒子的第  $d$  维 ( $1 \leq d \leq \psi$ ),  $\omega$ —惯性权重,  $c_1$  和  $c_2$ —学习因子 (也称加速常数),  $r_1$  和  $r_2$ —分布于  $[0, 1]$  间的随机数。

为了减少在进化过程中粒子离开搜索空间的可能性, 粒子速度通常限定在一定范围内, 即  $v_{id}^k \in [-V_{\max}, +V_{\max}]$ 。

考虑到信道离散部分可以写成矢量形式, 该矢量中各元素可由 0 或 1 表示多径分量的存在与否。由粒子群算法的基本思想可知, 若选取粒子位置限定为离散值 0 或 1, 则可根据粒子迭代过程拟合  $\hat{\circ}(\mathbf{h}_{m,n;t})$  变化过程。但以粒子群算法所拟合的信道离散部分  $\hat{\circ}(\mathbf{h}_{m,n;t})$  不能实现对信道连续幅度的估计, 且还需要明确适应度函数。其次, 在信道离散部分已知条件下连续部分满足线性高斯模型, 可以采用卡尔曼滤波算法估计信道幅度的后验均值, 定义由粒子  $i$  产生的连续幅度估计值  $\hat{\circ}^C(\mathbf{h}_{m,n;t})^{(i)}$ , 连续部分方差  $M(\mathbf{h}_{m,n;t})^{(i)}$ , 则有如下线性递推公式:

$$\hat{\circ}^C(\mathbf{h}_{m,n;t|t-1})^{(i)} = \mathbf{A}(\hat{\circ}(\mathbf{h}_{m,n;t-1;t})) \hat{\circ}^C(\mathbf{h}_{m,n;t-1})^{(i)} \quad (3)$$

$$M(\mathbf{h}_{m,n;t|t-1})^{(i)} = \mathbf{A}(\hat{\circ}(\mathbf{h}_{m,n;t-1;t})) M(\mathbf{h}_{m,n;t-1})^{(i)} \cdot$$

$$\mathbf{A}^H(\hat{\circ}(\mathbf{h}_{m,n;t-1;t})) + \mathbf{B}(\hat{\circ}(\mathbf{h}_{m,n;t-1;t})) \mathbf{B}^H(\hat{\circ}(\mathbf{h}_{m,n;t-1;t})) \quad (4)$$

$$\hat{\circ}^C(\mathbf{h}_{m,n;t})^{(i)} = \hat{\circ}^C(\mathbf{h}_{m,n;t|t-1})^{(i)} + K(\mathbf{h}_{m,n;t})^{(i)} \cdot$$

$$(\mathbf{y}_{m;t} - \mathbf{X}_{n;t} \hat{\circ}^C(\mathbf{h}_{m,n;t|t-1})^{(i)}) \quad (5)$$

$$M(\mathbf{h}_{m,n;t})^{(i)} = (\mathbf{I} - K(\mathbf{h}_{m,n;t})^{(i)} \mathbf{X}_{n;t}) \cdot M(\mathbf{h}_{m,n;t|t-1})^{(i)} \quad (6)$$

这里  $\mathbf{X}_{n;t} = \mathbf{D}_{n;t} \mathbf{T}$  是一个  $P \times L_{\max}$  维的系数矩阵,  $K(\mathbf{h}_{m,n;t})^{(i)}$  为第  $i$  个粒子的新息。将由式(5)得到的连续幅度估计  $\hat{\circ}^C(\mathbf{h}_{m,n;t})^{(i)}$  和与离散粒子群拟合的信道离散部分  $\hat{\circ}(\mathbf{h}_{m,n;t})^{(i)}$  代入  $\mathbf{y}_{m,t} = \sum_{n=1}^{M_T} \mathbf{D}_{n;t} \mathbf{T} \mathbf{h}_{m,n,t} + \mathbf{Z}_{m,t}$  可得到根据不同的粒子而产生的观测矢量  $\mathbf{y}_{m;t}^{(i)}$ , 由于信道连续幅度服从线性高斯模型, 则符合实际情况的粒子所得到的观测矢量服从均值为真实观测矢量  $\mathbf{y}_{m;t}$ , 方差为观测噪声能量  $N_0 \mathbf{I}_K$  的高斯分布。所以选择适应度函数如下式:

$$G(\{\hat{\circ}(\mathbf{h}_{m,n;t})^{(i)}\}) = \frac{1}{(2\pi \det N_0 \mathbf{I})^{L_{\max}/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{y}_{m;t}^{(i)} - \mathbf{y}_{m;t})^H (N_0 \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{y}_{m;t}^{(i)} - \mathbf{y}_{m;t})\right] \quad (7)$$

在二进制粒子群算法中, 将粒子的每一维位置  $x_{id}^k$  和  $p_{id}^k$  都限定为 0 或 1, 而对粒子的速度  $v_{id}^k$  则不作限制。速度的大小用来确定粒子在对应位置上为 0 或者为 1, 速度大一些, 表示对应位置选 1 的概率大, 而较小的速度则意味着对应位置选 0 的概率较大。算法中采用 Sigmoid 函数将速度大小转换到  $[0, 1]$  之间的概率值:

$$\text{Sig}(v_{id}^k) = \frac{1}{1 + \exp(-v_{id}^k)} \quad (8)$$

从式(8)可以看出, 速度  $v_{id}^k$  越大, 则  $\text{Sig}(v_{id}^k)$  的值越接近于 1, 而当速度很小时,  $\text{Sig}(v_{id}^k)$  的值也相应越接近于 0, 因此,  $\text{Sig}(v_{id}^k)$  代表了  $x_{id}^k$  取值为 1 的概率。由此, 与式(2)不同的是, 二进制粒子群算法中粒子位置更新公式如下:

$$x_{id}^{k+1} = \begin{cases} 1, & r < \text{Sig}(v_{id}^{k+1}) \\ 0, & r \geq \text{Sig}(v_{id}^{k+1}) \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $r$ —均匀分布在  $[0, 1]$  之间的随机数。

综上所述, 结合离散二进制粒子群算法与卡尔曼滤波的混合算法, 可以得到基于粒子群的信道估计算法的流程如下:

(1) 已知载波维数为  $\psi$ , 令  $k=0$ , 随机产生每个粒子  $\{\hat{\circ}(\mathbf{h}_{m,n;t-1})^{(i)}\}$  的位置  $x_{id}^k$  和速度  $v_{id}^k$ , 其中  $x_{id}^k \in \{0, 1\}$ ,  $v_{id}^k \in [-V_{\max}, +V_{\max}]$ ,  $1 \leq d \leq \psi$ ;

(2) 计算  $\{\hat{\circ}^C(\mathbf{h}_{m,n;t})^{(i)}\}$  和  $\{\mathbf{y}_{m;t}\}^{(i)}$ ;

(3) 计算适应度值  $G(\{\hat{\circ}(\mathbf{h}_{m,n;t})^{(i)}\})$ , 设  $\mathbf{p}_i^k = [x_{i1}^k, x_{i2}^k, \dots, x_{i\psi}^k]$ , 并使  $\mathbf{p}_a^k = [x_{a1}^k, x_{a2}^k, \dots, x_{a\psi}^k]$ , 其中  $a$  为具有最高适应度的粒子的索引;

(4) 令  $k = k + 1$ , 根据式(1)更新  $v_{id}^k$ ; 如果  $v_{id}^k > V_{\max}$ , 则令  $v_{id}^k = V_{\max}$ , 如果  $v_{id}^k < -V_{\max}$ , 则令  $v_{id}^k = -V_{\max}$ ;

(5) 随机产生均匀分布于  $[0, 1]$  间的随机数  $r$ , 根据式(9)更新  $x_{id}^k$ ;

(6) 计算每个粒子的适应度值  $G(\{\hat{\circ}(\mathbf{h}_{m,n;t})^{(i)}\})$ , 对于粒子  $i$ , 如果其适应度大于  $\mathbf{p}_i^{k-1}$  的适应度, 则令  $\mathbf{p}_i^k = [x_{i1}^k, x_{i2}^k, \dots, x_{i\psi}^k]$ , 否则  $\mathbf{p}_i^k = \mathbf{p}_i^{k-1}$ ; 如果其适应度大于  $\mathbf{p}_a^{k-1}$  的适应度, 则令  $\mathbf{p}_a^k = [x_{a1}^k, x_{a2}^k, \dots, x_{a\psi}^k]$ ; 如果没有哪个粒子的适应度小于  $\mathbf{p}_a^{k-1}$  的适应度, 则令  $\mathbf{p}_a^k = \mathbf{p}_a^{k-1}$ ;

(7) 如果满足结束条件, 算法终止; 否则, 跳至步骤(4)。

粒子群算法的主要参数包括: ①群体规模  $\chi$ ,  $\chi$  表示粒子群中包含的粒子的个数。  $\chi$  的选取需要综合考虑算法的运算速度和算法的搜索性能。增加  $\chi$  将增加算法搜索的广度, 从而提高效能, 但同时也会使运算时间变长。其具体取值应该根据待优化问题的复杂度、

维数而定。②惯性权重  $\omega$ ,  $\omega$  用来控制粒子以前速度对当前速度的影响,对粒子的全局和局部搜索能力有很大的影响<sup>[6]</sup>。一个合适的权重值可以平衡全局和局部搜索能力,这样可以以最少的迭代次数找到最优解。③学习因子  $c_1$  和  $c_2$ ,  $c_1$  和  $c_2$  用来控制粒子本身的记忆和群体记忆之间的相对影响,代表每个粒子逼近自身最优和群体最优位置的能力。低的值允许粒子在被拉回之前可以在目标区域外徘徊,而高的值则导致粒子突然地冲向或越过目标区域。④最大速度  $V_{\max}$ ,  $V_{\max}$  决定了粒子单次飞行的最大距离,如果  $V_{\max}$  太高,粒子可能飞过最优解,如果  $V_{\max}$  太小,粒子不能在局部最好区间之外进行足够的搜索,导致陷入局部最优。⑤最大迭代次数,选择最大迭代次数,一般根据问题的复杂度、维数、可接受运行时间以及群体规模等。算法终止条件除了判断是否达到最大迭代次数外,还可以适应度为衡量标准。

## 2 算法仿真与性能分析

本节仿真分析基于粒子群的信道估计方法对一段时间即 100 个样本点内的信道估计性能。

信道仿真条件为:发送天线符号采用 4-QAM 调制方式;各发送端采用 64 个子载波 ( $N_s = 64$ ),期间分布 8 个导频子载波 ( $P = 8$ ),频率间隔  $D_f = 8$ ;导频位置由下式计算得出:

$$k_p = \frac{P}{2} + (p - 1)D_f, p = 1, \dots, P \quad (10)$$

各发送端导频符号皆为正交相移,且设通信过程中同一发送端导频符号固定不变。发送天线数  $M_T = 2$ ,接收天线数  $M_R = 3$ ,各天线对最大多径数  $L_{\max} = 4$ 。假设信道能量被归一化,各径变化相互独立,多径扩展长度小于保护间隔长度;信道幅度变化服从高斯-马尔可夫转移模型<sup>[7]</sup>:

$$f(a_{m,n;1}^l) = \mathbb{Y}_c(a_{m,n;1}^l; 0, \delta_h^2) \quad (11)$$

$$f(a_{m,n;t}^l | a_{m,n;t-1}^l) = \mathbb{Y}_c(a_{m,n;t}^l; \lambda a_{m,n;t-1}^l, (1 - \lambda^2) \delta_h^2) \quad (12)$$

此处  $\delta_h^2 = 1/L$  为信道各径平均能量,  $\lambda = 0.999$  为均值系数。设粒子群算法中的粒子维数  $\psi = M_T L_{\max} = 8$ ,粒子滤波算法中粒子数量  $\chi = 100$ ,惯性权重  $\omega = 1$ <sup>[8]</sup>,学习因子  $c_1 = c_2 = 2$ <sup>[9]</sup>,最大速度  $V_{\max} = 4$ <sup>[10]</sup>,最大迭代次数为 5。

### 2.1 多径信道跟踪估计性能

设定  $P_{\text{death}} = P_{\text{begin}} = 0.05$ 。已知一段时间即第 1 ~ 100 的样本点上各径状态如下:1 号多径在这个时间

段内始终存在;2 号多径在第 1 ~ 74 个样本点上存在;3 号多径在第 25 ~ 100 个样本点上存在;4 号多径在整个跟踪过程中都不存在。基于二进制粒子群 (PSO) 联合估计方法的性能如图 1 所示(图中横坐标为样本点,纵坐标为任归一化参数)。可以看到,在初始粒子拟合离散信道状态变化过程的前提下,经过多次迭代而产生的连续幅度估计算法性能又有所提高,离散信道部分估计错误和连续幅度估计方差都有一定改善。

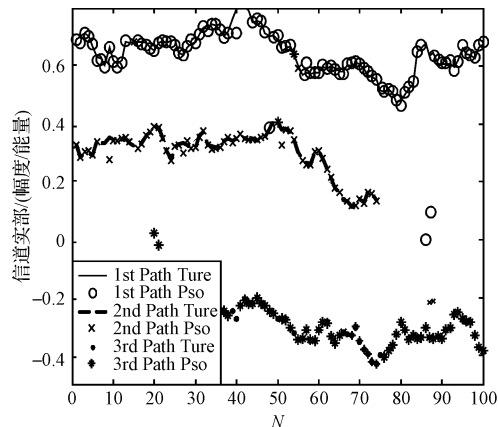


图 1 PSO 估计信道快照

### 2.2 误比特率 BER

实验中笔者分别将 KF、PF、RBPF、RBPFC 与本研究的 PSO 算法做误比特率的比较。固定发射天线数为  $M_T = 2$ ,多径信道分量数  $L_{\max} = 6$ ,设定 1 帧数据包包含 6 个 OFDM 符号,则发送端共发送 12 个 OFDM 符号,1 344 个比特数据。接收端天线数  $M_R = 1$  和 3 时的误比特率曲线如图 2、图 3 所示,横坐标为信噪比,纵坐标误比特率无量纲。可以看出接收天线数的增多可以获取更多的分集信息,当接收天线数不小于发送天线数的情况下,线性方程有唯一解,误比特率大为下降。

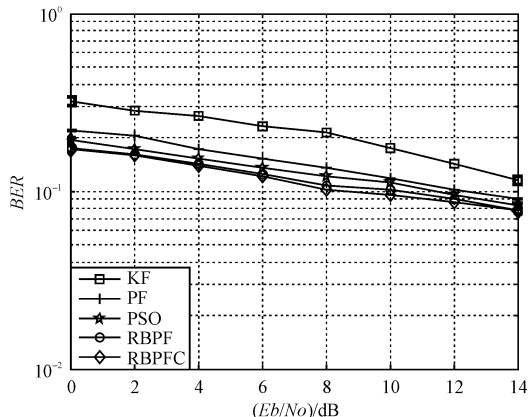


图 2  $M_R = 1$  时误比特率曲线图

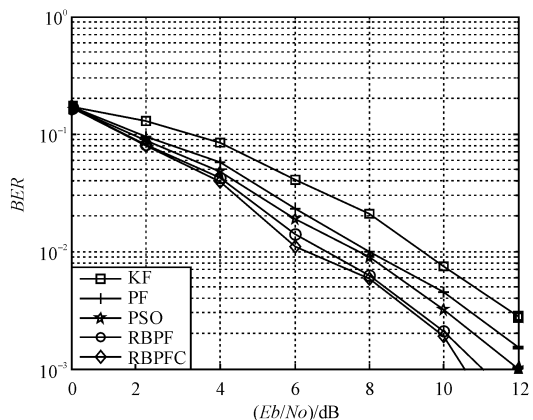


图 3  $M_r = 3$  时误比特率曲线图

### 3 结束语

在本研究中,笔者探讨了多径信道数目和状态都为时变的 MIMO-OFDM 信道估计,由于传统的信道估计算法假设多径分量的数目为常数,对时变信道估计性能不佳。本研究通过应用随机集理论,构造了多径分量数目时变的信道系统,不过,虽然本研究对通信中信道估计的随机集理论应用进行了研究,但是还有许多其他的通信信号处理问题尚未解决。

#### 参考文献 (References) :

[1] ANGELOSANTE E B, MARCO L. Sequential estimation of

OFDM channel[J]. **IEEE Proceeding of Signal Processing**,2007,53(8):3238-3243.

[2] ANGELOSANTE E B, MARCO L. Sequential estimation of multipath MIMO-OFDM channels[J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**,2009,53(8):3167-3181.

[3] ANGELOSANTE E B, MARCO L. Multiuser detection in dynamic environment part I : user identification and data detection[J]. **IEEE Transactions on Information Theory**,2007,53(9):3158-3170.

[4] ANGELOSANTE E B, MARCO L. Multiuser detection in dynamic environment part II : joint user identification and parameter estimation[J]. **IEEE Transactions on Information Theory**,2009,53(5):2365-2374.

[5] ANGELOSANTE E B, MARCO L. Some applications of FISST to wireless communications [C]//11<sup>th</sup> International Conference on Information Fusion Proceeding,2008:1-6.

[6] KHAIRY EI B, ALNEYADI H M. Comparison of the behavior of MMSE detection scheme for DS-CDMA and MC-CDMA [C]//Second IFTP International Conference,2005:490-495.

[7] BARHUMI I, LEUS G, MOONEN M. Optimal training design for MIMO-OFDM systems in mobile wireless channels [J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**,2003,51(6):1615-1624.

[8] MAHLER R. Statistical Multisource Multi-target Information Fusion. Boston[M]. MA:Artech House,2007.

[9] REYNOLDS C W. Flocks herds and schools; a distributed behavioral model[J]. **Computer Graphics**,1987,21(4):131-139.

[10] SHI Y, EBERHART R C. Parameter selection in particle swarm optimization [C]//Proceedings of the 7th Annual Conference on Evolution Computation,1998:591-601.

[编辑:张 翔]

(上接第 478 页)

### 5 结束语

在工业控制过程中,很多重要但却无法直接测量的变量可以通过软测量技术实现对其的监控。软测量技术需要借助大量与主导变量有关的辅助变量,软测量技术的关键在于建立合适的数学模型。笔者在对核函数研究的基础上,基于支持向量机的条件和小波多分辨率分解技术,利用 Morlet 小波函数构造出再生核函数,并将这种核函数用于一维函数和污水处理实例的仿真研究中。该软测量模型可对出水水质实现预估,从而可加强测量的实时性,为在线控制污水在 UASB 反应器、AA/O 好氧处理区的停留时间提供一定的依据。

#### 参考文献 (References) :

[1] VAPNIK V N. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. 2nd ed. New York: Springer,1999.

[2] 李海青,黄志尧. 软测量技术原理及应用[M]. 北京:化学工业出版社,2000.

[3] 邓乃扬,田英杰. 数据挖掘中的新方法—支持向量机 [M]. 北京:科学出版社,2004.

[4] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报,2000,126(11):6-10.

[5] 朱学峰. 软测量技术及其应用[J]. 华南理工大学学报:自然科学版,2002,30(11):11-18.

[6] [英]克里斯特安尼. 支持向量机导论[M]. 李国正,译. 北京:电子工业出版社,2004.

[7] FENG Rui, ZHANG Yan-zhu, SHAO Hui-he. A novel soft sensor modeling approach based on least squares support machines[J]. **High Technology Letters**,2004,10(4):39-42.

[8] 俞金寿. 基于支持向量机的数据建模在软测量中的理论研究[J]. 华东理工大学学报,2003,28(1):8-10.

[9] 李东晖,杜树新,吴铁军. 监控污水处理过程运行状态的加权支持向量机方法[J]. 化工自动化及仪表,2005,32(1):18-20.

[10] MICCHELLI C, PONTIL M. Learning the kernel function via regularization[J]. **Journal of Machine Learning Research**,2005(6):1099-1125.

[11] SMOLA B S A J. Learning with Kernels[M]. Cambridge, MA: The MIT Press,2001.

[12] WILLIAMS P, LI S, FENG J F. Scaling the kernel function to improve performance of the support vector machine [C]//Lecture Notes in Computer Science, Advances in Neural Net-works: Proceedings Second International Symposium on Neural Networks,2005:831-836.

[13] 周正立,张 悦. 污水生物处理应用技术与工程实例 [M]. 北京:化学工业出版社,2006.

[14] 高艳玲. 污水处理生物新技术[M]. 北京:中国建筑工业出版社,2006.

[15] 廖青州,宁 艳. BOD 与 COD 的理论相关性及其应用 [J]. 广西化工,2006,29(12):19-25. [编辑:张 翔]