

# 基于动态规划(DP)的信道模型变化检测

周作成,张延华

(北京工业大学电子信息与控制工程学院,北京 100124)

**摘要:** 本文提出一种适用于快衰落信道结构的模型变化检测算法.针对信号包络幅值寻找信道模型发生突变的采样时间点,运用动态规划(DP)方法推导了快衰落信道的模型变化检测的理论表达式,构造了信道的变结构模型切换准则.理论分析和仿真实验表明结合幅值变化检测,可有效地找出模型变化采样时间点,并在这些时间点对信道进行模型切换,使估计器达到了较好的估计精度.

**关键词:** 动态规划; 模型变化检测; 无线信道

**中图分类号:** TN911      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2011) 01-0157-05

## Channel Model Changes Detecting Method Based on DP-Algorithm

ZHOU Zuo-cheng, ZHANG Yan-hua

(Institute of Control and Electronic Information, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**Abstract:** A new model changes detecting method in fast fading channel structure was proposed. The new method aimed at the amplitude of the signal to detect the sample time points that channel suddenly changed. It deduced the theoretic expression of model changes detecting method in fast fading channel by dynamic programming (DP) algorithm, and constructed the principle of vary structure channel model switching. The result of theoretic analysis and simulation experiment show that the method can detect the sample time points of model changes effectually by detecting the amplitude of the signal, and switch the channel model in these time points to approach a good estimator precision.

**Key words:** dynamic programming; model changes detecting; wireless channel

## 1 引言

如何抑制多径时延引起的符号间干扰及信号衰落是无线通信技术领域中极富挑战性的工作.单一信道模型以对象的模型阶次、结构和参数的确定性为前提条件,并假设信道传播环境是时不变或慢时变的.但在快衰落下信道模型结构的变化是实际无线通信环境中普遍存在的问题,变结构信道模型的研究是为克服实际无线通信环境中单一结构信道模型无法准确描述信道快速变化问题而产生的.其含义是<sup>[1-3]</sup>:在不同的信道数据采样区间信道模型的结构可以不同,包括模型函数形式、变量选取、参数以及统计特征的不同.因此,根据信道数据采样区间上每径参数的变化不同情况,信道模型结构或参数的变化主要分为:(1)信道模型参数渐变,是指从某个信道数据采样时间点  $t^*$  开始,模型参数发生变化,经过  $T-t^*$  过渡区间至采样时间点  $T$  参数稳定,包括参数经过变化后又相同的情况(称为参数暂变);(2)信道模型参数突变,是指发生在信道快衰落情况下,

在采样时间点  $t^*$  模型参数发生阶跃性变化.模型变化检测是变结构模型研究中的关键技术,文献[3]针对信号包络幅值进行模型变化检测,指出若接收信号包络幅值发生突变则检测出模型参数发生变化.采用的主要方法有:在包络幅值变化时刻和跳变采样点前后幅度值已知情况下,可用 NP(Neyman-Pearson)方法假设检验,对于变化时刻已知但幅度值未知或变化时刻未知但幅度值已知以及两者均未知的情况,则采用 GLRT<sup>[4]</sup>(Generalized Likelihood Ratio Test)方法假设检验.由于实际信号参数变化不止1次,假设检验的计算量与跳变次数呈指数增长.

本文提出基于动态规划<sup>[5]</sup>(Dynamic Programming, DP)的信道模型变化检测方法,在未知变化时刻和幅度值,多个跳变点情况下对信道模型快变进行变化检测.推导了快衰落信道的模型变化检测的理论表达式,构造了信道的变结构模型切换准则.理论分析和仿真实验表明结合幅值变化检测,可有效地找出模型变化采样时间点,并在这些时间点针对性地对信道进行模型切换,

使估计器达到了较好的估计精度,对多模型信道估计器的设计及信道预测具有重要意义.

## 2 基于假设检验的模型变化检测

基于假设检验的模型变化检测的原假设  $H_0$  为信道参数没有跳变,备则假设  $H_1$  为信道参数发生跳变.由于包络幅值变化时刻和跳变采样点前后幅度值均为已知时的前提条件较为严格,本文只讨论变化时刻已知但幅度值未知或变化时刻未知但幅度值已知这两种情况.

### 2.1 信号包络幅值未知但跳变时间可能已知

若信号包络幅值未知但已知可能的跳变时间,跳变前幅值  $A_1$  和跳变后幅值  $A_2$  未知,则假设检验问题如下式:

$$\begin{aligned} H_0: A_1 = A_2 \\ H_1: A_1 \neq A_2 \end{aligned} \quad (1)$$

由于跳变量  $\Delta A = A_2 - A_1$  和跳变前包络幅值  $A_1$  和  $A_2$  未知,根据复合假设检验,若假设  $H_0$  和  $H_1$  条件下的  $A_1$  的 MLE (Maximum Likelihood Estimation, 极大似然估计) 不同,则需保留所有样本. 现对假设检验应用 GLRT<sup>[4]</sup> (Generalized Likelihood Ratio Test, 广义似然比检测), 可得 GLRT 的  $H_1$  判决式如下:

$$L_G(x) = \frac{p(x; A_1 = \hat{A}_1, A_2 = \hat{A}_2)}{p(x; A_1 = \hat{A}, A_2 = \hat{A})} > \gamma \quad (2)$$

其中  $\gamma$  为阈值,  $\hat{A} = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} x[t] = \bar{x}$  为跳变前  $H_0$  条件下包络幅值的 MLE,  $\hat{A}_1 = \frac{1}{t_0} \sum_{t=0}^{t_0-1} x[t]$  为跳变前包络幅值的 MLE,  $\hat{A}_2 = \frac{1}{T-t_0} \sum_{t=t_0}^{T-1} x[t]$  为跳变后包络幅值的 MLE. 这样, PDF (Probability Density Function, 概率密度函数) 表示为:

$$p(x; A_1, A_2) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{T}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(TA + TB)\right] \quad (3)$$

其中  $TA = \sum_{t=0}^{t_0-1} (x[t] - A_1)^2$ ,  $TB = \sum_{t=t_0}^{T-1} (x[t] - A_2)^2$  式(3)中  $x$  为各采样时间点幅度,  $t$  为采样时间点, 取值由 0 到  $T$ ,  $t_0$  为跳变时间点:

将式(3)带入式(2)并取对数, 则 GLRT 可表示为:

$$\begin{aligned} 2\ln L_G(x) &= \frac{1}{\sigma^2} [(T-t_0)\hat{A}_2^2 + t_0\hat{A}_1^2 - T\bar{x}^2] \\ &= \frac{T}{\sigma^2} \left[ \frac{t_0}{T} (\hat{A}_1^2 - \hat{A}_2^2) + \hat{A}_2^2 - \bar{x}^2 \right] \end{aligned} \quad (4)$$

其中  $\bar{x}$  由下式确定:

$$\begin{aligned} \bar{x} &= \frac{t_0}{T}\hat{A}_1 + \frac{T-t_0}{T}\hat{A}_2 \\ &= \frac{t_0}{T}(\hat{A}_1 - \hat{A}_2) + \hat{A}_2 \end{aligned} \quad (5)$$

因此, 如果 GLRT

$$2\ln L_G(x) = \frac{(\hat{A}_1 - \hat{A}_2)^2}{\sigma^2 \left( \frac{1}{t_0} + \frac{1}{T-t_0} \right)} > \gamma' \quad (6)$$

则  $H_1$  判为真, 信道发生跳变.

### 2.2 包络幅值已知但跳变时间未知

若经过信道的信号包络幅值已知但可能的跳变时间未知, 则假设检验问题如下:

$$\begin{aligned} H_0: A = A_0, \quad t = 0, 1, \dots, T-1 \\ H_1: A = \begin{cases} A_0, & t = 0, 1, \dots, t_0-1 \\ A_0 + \Delta A, & t = t_0, t_0+1, \dots, T-1 \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

其中  $A_0 > 0, \Delta A > 0$  已知, 跳变时间  $t_0$  未知. 为保证  $t_0$  不会太接近采样时间的两个端点, 可假定  $t_0$  所有的取值中最小值为  $\min(t_0) \gg 1$ , 最大取值  $\max(t_0) \ll T-1$ . 则 GLRT 为:

$$L_G(x) = \frac{p(x; \hat{t}_0, H_1)}{p(x; H_0)} \quad (8)$$

若式(8)大于  $\gamma$  则判  $H_1$  为真, 其中  $\hat{t}_0$  是  $H_1$  条件下的 MLE.

式(8)可等价于:

$$\begin{aligned} \ln L_G(x) &= \ln \max_{t_0} L(x; t_0) \\ &= \max_{t_0} \ln L(x; t_0) \end{aligned} \quad (9)$$

式中似然比  $L(x; t_0)$  为:

$$L(x; t_0) = \frac{p(x; A_1 = A_0, A_2 = A_0 + \Delta A)}{p(x; A_1 = A_0, A_2 = A_0)} \quad (10)$$

对上式取对数, 则有:

$$\ln L(x; t_0) = \frac{\Delta A}{\sigma^2} \sum_{t=t_0}^{T-1} \left( x[t] - A_0 - \frac{\Delta A}{2} \right) \quad (11)$$

因此, 式(11)可表示为:

$$\begin{aligned} \ln L_G(x) &= \frac{\Delta A}{\sigma^2} \max_{t_0} \sum_{t=t_0}^{T-1} \left( x[t] - A_0 - \frac{\Delta A}{2} \right) \\ &= \frac{\Delta A}{\sigma^2} K(x) \end{aligned} \quad (12)$$

显然, 若

$$K(x) = \max_{t_0} \sum_{t=t_0}^{T-1} \left( x[t] - A_0 - \frac{\Delta A}{2} \right) > \gamma' \quad (13)$$

则判断  $H_1$  为真, 信道发生跳变.

## 3 基于 DP 算法的信道模型变化检测

实际经过信道的信号包络幅值变化不止 1 次, 若计算每个时刻似然比则计算量过大. 故本文采用动态规划算法<sup>[5-7]</sup> DP 进行模型变化检测.

将实际信道输出信号的包络的变化时刻设为  $t_0, t_1, \dots, t_{M-1}$  共  $M$  个点, 时间采样点总数为  $T$ . 在变化时刻信道输出包络发生显著变化, 由于跳变幅度值  $A$  未知, 必须和变化时刻  $t$  进行联合估计.

关于  $t$  和  $A$  的联合最大似然估计由式(14)<sup>[3]</sup>表示:

$$J(A, t) = \sum_{t=0}^{t_0-1} (x[t] - A_0)^2 + \dots + \sum_{t=t_{M-2}}^{t_{M-1}-1} (x[t] - A_{M-1})^2 + \sum_{t=t_{M-1}}^{T-1} (x[t] - A_M)^2 \quad (14)$$

$$A = [A_0 A_1 \dots A_{M-1} A_M]', \quad t = [t_0 t_1 \dots t_{M-2} t_{M-1}]'$$

其中  $t$  为采样时间点,  $A$  为幅度.  $J(A, t)$  为动态规划策略的指标函数, 须使其值最小. 此时的  $t$  为跳变时刻的 MLE, 则在给定的变化时刻,  $\hat{A}_i$  可由式(15)描述:

$$\hat{A}_i = \frac{1}{t_i - t_{i-1}} \sum_{t=t_{i-1}}^{t_i-1} x[t] \quad (15)$$

其中  $i=0, 1, \dots, M, t_{-1}=0, t_M=T$ . 可看出, 式(15)是数据段  $[t_{i-1}, t_i-1]$  的样本均值, 定义  $\Delta$  如下:

$$\Delta_i[t_{i-1}, t_i-1] = \sum_{t=t_{i-1}}^{t_i-1} (x[t] - \hat{A}_i)^2 \quad (16)$$

为找出令  $J$  最小的  $t_0, t_1, \dots, t_{M-1}$ , 设  $0 < t_0 < t_1 < \dots < t_{k-1} < L+1$  定义  $I$  如下式:

$$I_k[L] = \min_{\substack{t_0, t_1, \dots, t_{k-1} \\ t_{-1}=0, t_k=L+1}} \sum_{i=0}^k \Delta_i[t_{i-1}, t_i-1] \quad (17)$$

其中  $k$  为  $M$ , 则  $I_M[T-1]$  为  $J$  最小值, 建立求最小值的递归法如下:

$$I_k[L] = \min_{t_k=L+1} \min_{\substack{t_0, t_1, \dots, t_{k-1} \\ t_{-1}=0}} \sum_{i=0}^k \Delta_i[t_{i-1}, t_i-1] \\ = \min_{t_k=L+1} \left[ \left( \min_{\substack{t_0, t_1, \dots, t_{k-1} \\ t_{-1}=0}} \sum_{i=0}^{k-1} \Delta_i[t_{i-1}, t_i-1] \right) + DA \right] \quad (18)$$

其中  $DA = \Delta_k[t_{k-1}, t_k-1]$ , 最后得  $I_k$  递推式即状态转移方程如下:

$$I_k[L] = \min_{t_{k-1}} (I_{k-1}[t_{k-1}-1] + \Delta_k[t_{k-1}, L]) \quad (19)$$

式(19)表示将采样时间点  $[0, L]$  分为  $k+1$  段 ( $k$  个变化时刻)后,  $J$  的最小值为  $t = t_{k-1}-1$  的前  $k$  段最小值与  $t = L$  的最后一段最小值之和. 通过  $I_k$  递推可求出  $t_0, t_1, \dots, t_{M-1}$ .

上述过程算法步骤实现如下:

(1) 取  $I_k[L] (L = k, k+1, \dots, T - (M+1) + k)$  其中  $k=0, I_k[L]$  由式(20)得到:

$$I_k[L] = \Delta_k[t_{k-1}=0, t_k-1=L] = \sum_{n=0}^L (x[n] - \hat{A}_0)^2 \quad (20)$$

其中  $\hat{A}_0 = (1/(L+1)) \sum_{n=0}^L x[n]$

(2) 取  $I_k[L] (L = k, k+1, \dots, T - (M+1) + k)$  其中  $k=1, \dots, M-1, I_k[L]$  由式(21)得到:

$$I_k[L] = \min_{k \leq t_{k-1} \leq L} (I_{k-1}[t_{k-1}-1] + \Delta_k[t_{k-1}, L]) \quad (21)$$

其中  $I_{k-1}[t_{k-1}-1]$  在上一步中得出,  $\Delta_k[t_{k-1}, L]$  可以由式(16)得出. 对于每个  $L$ , 取使  $I_k[L]$  最小的  $t_{k-1}$  值, 定义为  $t_{k-1}(L)$ .

(3) 最后取  $k=M, I_k[L] (L=N-1)$  由式(22)得到:

$$I_k[L] = \min_{k \leq t_{k-1} \leq L} (I_{k-1}[t_{k-1}-1] + \Delta_k[t_{k-1}, L]) \quad (22)$$

此时  $t_{M-1}$  最小值为  $t_{M-1}(T-1)$ ,  $J(A, t)$  最小值为  $I_M[N-1]$ .  $\hat{t}_0, \hat{t}_1, \dots, \hat{t}_{M-1}$  递归求解如式(23):

$$\hat{t}_{M-1} = t_{M-1}(T-1), \hat{t}_{M-2} = t_{M-2}(\hat{t}_{M-1}-1) \dots \\ \hat{t}_0 = t_0(\hat{t}_1-1) \quad (23)$$

为判断信道输出值的变化次数  $M$ , 需要对可能的变化次数求  $J(A, t)$ , 得到使  $J(A, t)$  值最小的最佳切换次数, 再使用 DP 算法进行模型变化检测.

## 4 仿真实验

为验证采用 DP 算法的多模型<sup>[8~10]</sup>估计器性能, 仿真中数据源采用带限白噪声, 随机数分布在  $-1$  到  $1$  之间, 待估计信道采用多径信道和高斯加性白噪声信道组成混合信道. 多径信道径数为 6, 固定模型采用自适应滤波器, 其抽头采样设置滤波器参数, 设置采样时间点 1000. 根据模型变化检测, 采用 8 个固定模型. 在不同信噪比下计算其 MSE (Mean Square Error), 并与 nLMS 和 kalman 自适应滤波器估计效果进行比较.

估计算法复杂度共有 120 次乘法, 134 次加法, 算法耗时主要集中在 DP 迭代过程, 平均在 10 个采样点左右算法可将误差趋近收敛. 图 1 为不同估计器的 MSE, 可以看出在信噪比 30dB 到 50dB 区间, 多模型自适应估计器的性能比经典自适应估计器有明显改善. 图 2 为采用动态规划的模型变换检测技术后, 在信噪比 35dB 下, 800 到 900 采样时间点找出的模型变化点, 并根据积分型性能指标进行相应模型切换 ( $m$  后序号表示模型号, 1 到 8 为固定模型, 9 为不可赋值自适应模型, 10 为可赋值自适应模型). 由图 2 可以看出 DP 算法可有效检测出模型突变点, 使切换具有针对性, 同时体现在本仿真平台中模型点的切换都在信道的模型变化点完成, 无算法运算造成的切换延时.

图 3 为 35dB, 1000 个时间采样点中模型切换情况, 由图可看出模型并未出现频繁切换, 从而避免了切换震荡. 图 4 为多模型估计器与 nLMS 自适应估计器在 35 dB 下收敛速度比较, 可看出多模型估计器 MSE 误差收敛速度比 nLMS 有明显改善.

图 5 为切换式多模型估计器与 kalman 自适应估计器在不同信噪比 (25 dB, 35 dB) 下收敛速度比较, 由图可看出多模型估计器 MSE 误差收敛速度比 kalman 自适应估计器有明显改善.

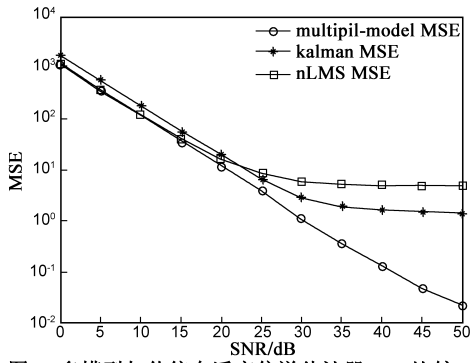


图1 多模型与传统自适应信道估计器MSE比较

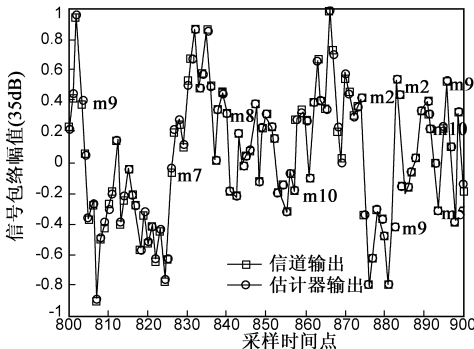


图2 DP算法检出测模型变化采样点

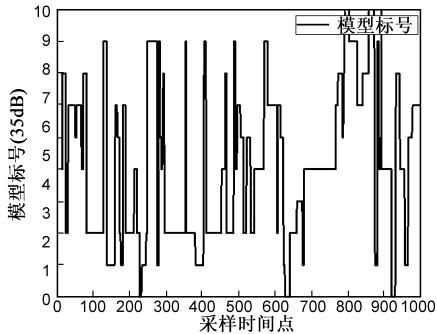


图3 35dB下多模型估计器模型切换情况

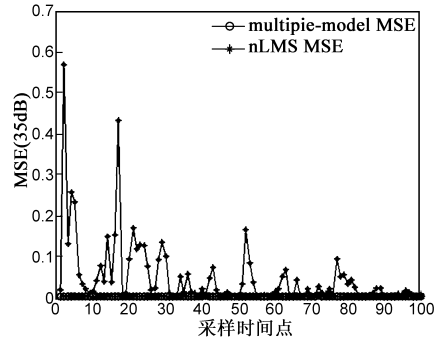
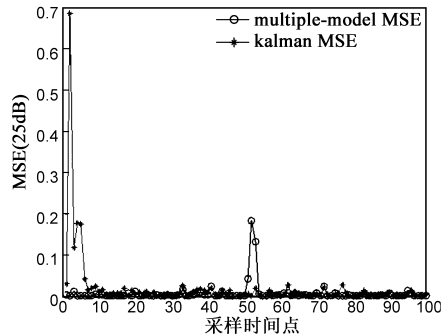
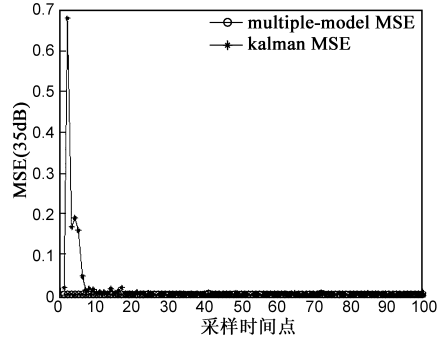


图4 35dB下多模型估计器与nLMS估计器收敛速度比较



(a) 25dB下收敛速度比较



(b) 35dB下收敛速度比较

图5 多模型与kalman信道估计器收敛速度比较

### 5 结论

本文将动态规划算法应用于信道模型变化检测, 为变结构信道估计方法及信道模型集的构建和切换提供了依据. 提出的基于 DP 算法的信道模型变化检测是建立在最优解理论上的方法, 它将信道模型变化检测问题视为一系列决策的结果, 每个最优决策序列包含一系列最优子序列, 其解的过程可视为连续的递推过程. 仿真实验证明了本文方法可有效探测出信道模型突变时间点, 并使多模型自适应估计器获得较好性能, 与传统自适应信道估计器对比性能有所提高.

针对信噪比较低时多模型估计器个别时间点误差较大问题, 可采针对性的加入训练模型解决. 进一步提高估计器实用性也是未来研究的目标.

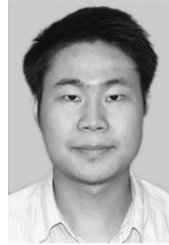
### 参考文献:

- [1] M Basseville, I V Nikiforov. Detection of Abrupt Changes-Theory and Application[M]. PRT Prentice Hall, 1993.
- [2] Wunsch D, Powell W B, Barto A G. Handbook of Learning and Approximate Dynamic Programming[M]. IEEE Press Series on Computational Intelligence, 2004.
- [3] Steven M. Kay Fundamentals of Statistical Signal Processing, Vol I: Estimation Theory[M]. PTR Prentice Hall, 1993. 798 – 830.
- [4] Fisher E, Tabrikian J, Dubnov, S. Generalized likelihood ratio test for voiced-unvoiced decision in noisy speech using the harmonic model[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing 2003, 14(2): 502 – 510.
- [5] 徐奕, 周军, 周源华. 基于动态规划的相位匹配和遮挡检测[J]. 电子学报, 2004, 32(4): 591 – 595.

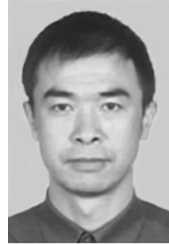
- XU Yi, ZHOU Jun, ZHOU Yuanhua. Phase matching and occlusion detection based on dynamic programming [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(4): 591 - 595. (in Chinese)
- [6] 李涛, 吴嗣亮, 曾海彬. 基于动态规划的雷达检测前跟踪新算法[J]. 电子学报, 2008, 36(9): 1824 - 1828.
- LI Tao, WU Si-liang, ZENG Hai-bin. A new radar track-before-detect algorithm based on dynamic programming[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(9): 1824 - 1828. (in Chinese)
- [7] Williams J L, Fisher J W. An approximate dynamic programming approach for communication constrained inference [J]. IEEE/SP 13th Workshop on Statistical Signal Processing, 2005, 45(6): 1202 - 1207.
- [8] Tan-Jan Ho, Bor-Sen Chen. New multiple-model channel estimators for equalization of DS-CDMA fading mobile channels [J]. IEEE Transactions on Communication, 2005, 3(4): 1773 - 1777.
- [9] 梁彦, 潘泉, 贾宇岗. 强跟踪多模型估计器[J]. 电子学报, 2002, 30(1): 34 - 37.
- LIANG Yan, PAN Quan, JIA Yugang. Strong-tracking multiple model estimator [J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(1): 34 - 37. (in Chinese)

- [10] 薛振框, 李少远. MIMO 非线性系统的多模型建模方法 [J]. 电子学报, 2005, 33(1): 52 - 56.
- XUE Zhen-kuang, LI Shao-yuan. A multi-model modeling approach to MIMO nonlinear systems [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(1): 52 - 56. (in Chinese)

#### 作者简介:



周作成 男, 1984年3月出生于湖南郴州. 2009年在北京工业大学获工学硕士学位. 主要从事无线通信技术方面的有关研究.  
E-mail: woai1691888@hotmail.com



张延华(通信作者) 男, 1960年1月出生于甘肃兰州. 教授. 1988年在兰州大学获理学硕士学位. 主要从事通信信号处理、数据挖掘等方面的研究工作.  
E-mail: zhangyh@bjut.edu.cn