

序列估计二维积累空间分析模型

吉 江, 黄开枝, 金 梁, 曲 晶

(国家数字交换系统工程技术研究中心, 河南郑州 450002)

摘 要: 目前伪随机序列捕获算法在序列估计捕获算法方向取得了广泛的关注和深入发展, 针对此领域缺乏有效、通用的模型分析工具, 文中提出序列估计二维积累空间分析模型. 通过分析幅度积累和概率积累之间的关系, 建立了具有一致性的幅度积累空间与概率积累空间, 为序列捕获算法研究和设计提供了便利的分析模型和工具. 蒙特卡罗仿真和对现有算法的性能分析验证了模型的正确性, 并且广泛适用于目前已有的序列估计算法.

关键词: 伪随机 (PN) 序列; 分析模型; 序列估计; 捕获; 二维积累空间

中图分类号: TN929.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 07-1487-05

2-Dimensional Accumulating Space Analyzing Model for Sequential Estimation

Ji Jiang, HUANG Kai-zhi, Jin Liang, Qu Jing

(Box 1001, National Digital Switching System Engineering and Technological Research Center, Zhengzhou, Henan 450002, China)

Abstract: Nowadays, there is a great development in sequential estimation technology, which is the main field of sequential acquisition. But the sequential estimation algorithms lack of an effective and compatible analyzing model to meet this development. The paper presents a 2-dimensional accumulating space analyzing model, and the analyzing model gives the corresponding relationship of the amplitude accumulating space and the probability accumulating space. Based on the analysis results of the model, we could design some other sequential estimation algorithm with better performance. The simulation results show that they accord with the theory analysis results and the analyzing model can be used to analyze much of the existing sequential estimation algorithms.

Key words: pseudo-noise (PN) sequence; analyzing model; sequential estimation; acquisition; 2-dimensional accumulating space

1 引言

随着 PN 序列在通信中的广泛应用, 需要在更恶劣的通信环境下利用序列捕获技术, 特别是在接收端未知发送序列的初始捕获状态 (非配合) 的情况下. 但是, 目前的序列捕获技术还不能满足低信噪比、长序列周期、非配合通信方式等一些复杂条件下的需要^[1]. 与传统的串行序列捕获和并行序列捕获机制相比较, 序列估计捕获机制在这些复杂环境下体现出更灵活的特点, 是目前研究的热点. 1965 年 R. B. Ward 提出了序列估计机制^[2,3], 可以根据输入信号快速盲捕获 PN 序列, 但是由于没有加修正机制, 所以该机制要求的输入信噪比较苛刻. 1973 年 C. C. Kilgus 提出了经典的大数逻辑译码捕获方案^[4], 实际上是一种硬判决修正的序列估计机制, 利用硬判决信息修正待捕获序列, 不断积累捕获成功率, 改善了输入信噪比要求. 但原文只是从概率意义上

说明了算法的可行性, 没有给出具体的算法分析模型. 近来 L. L. Yang 和 L. Hanzo 提出一种软信息修正的序列估计机制——递归软序列估计 (Recursive Soft Sequential Estimation) 算法, 该机制利用软信息实现了序列幅度的积累修正, 但没有对捕获成功概率进行理论分析. 以上机制都可归结为流水线式的修正过程, 即不断利用前一时序列的信息对当前接收到的序列进行积累修正, 修正的目标状态随时间变化. 因此, 不能有效地控制正确信息的累积, 会在修正过程中不断重复积累错误信息, 且无法集中对某个固定序列状态进行积累修正, 因此, 文献[1]在对已有序列估计算法的幅度积累方式进行总结的基础上, 提出了一种单积累状态序列估计算法, 改变了传统序列估计机制中的修正模式, 使信息更有效地积累在单一序列状态上. 但文献[1]中, 没有进一步深入分析积累过程在概率上的意义, 进而无法提出较为完整的通用性分析模型.

收稿日期: 2008-01-14; 修回日期: 2008-06-05

基金项目: 新世纪优秀人才支持计划; 国家 863 高技术研究发展计划 (No. 2007AA01Z434)

可以看出,序列估计机制的研究向着高效利用积累信息、增强修正效果的方向发展.但到目前为止序列估计模型通常都是根据算法设计本身进行描述,或只是简单地对算法及性能进行语言描述,均没有对序列估计过程中,幅度积累和捕获成功概率内在的关系进行讨论.缺乏通用性的模型从整体上对序列捕获机制的研究进行指导,无法深入分析算法性能,并且设计性能更加优良的算法,在一定程度上限制了该领域的深入发展.

本文在对序列估计捕获算法进行深入研究的基础上提出了序列估计二维积累空间分析模型,从幅度积累空间和概率积累空间刻画了整个序列捕获过程.模型建立了序列估计中幅度积累量和概率积累量的直接对应关系,从而使两个空间的积累过程相一致,为序列捕获算法研究和设计提供了便利的分析模型和工具.蒙特卡罗仿真和对现有算法的性能分析验证了模型的正确性,并且广泛适用于目前已有的序列估计算法.

2 二维积累空间分析模型

为详细且具体地描述序列捕获的整个过程,下面建立序列估计的二维积累空间分析模型.设第 i 时刻捕获序列值的向量形式表示为: $Y_i = (y_{0,i}, y_{1,i}, \dots, y_{k,i}, \dots, y_{n-1,i})^T, y_{k,i} \in \{1, -1\}$; 其对应的真实发送序列状态为: $S_i = (s_{0,i}, s_{1,i}, \dots, s_{k,i}, \dots, s_{n-1,i})^T, s_{k,i} \in \{1, -1\}$, n 为序列状态长度; 接收端的信号状态向量为: $Z_i = (Z_i, Z_{i+1}, \dots, Z_{i+k}, \dots, Z_{i+n-1})^T$. 按照文献[1], 第 i 时刻对于单个元素的序列捕获积累表示通式可写为:

$$L(y_i) = L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0) + F(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0) \cdot G(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0) \\ = L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0) + L(y_i) \quad (1)$$

其中: $F(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)$ 为幅度积累分量, $G(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)$ 为符号积累分量. 按照目前的序列捕获算法, $L(y_i)$ 为 y_i 的实现函数, 并与 y_i 同号, 所以当前捕获到的序列值 $L(y_i)$ 是通过第 i 时刻前的积累结果 $L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)$ 和积累量 $L(y_i)$ 共同决定的. 由式(1)可知, 整个积累过程实际上由两部分组成: 捕获值 $L(y_i)$ 和积累量 $L(y_i)$, 所以如果要描述捕获过程的效果, 需要定量刻画这两个量的概率分布情况.

设对于某种序列捕获算法, 其积累量正确的概率为:

$$p_{L(y_i)} = p(L(y_i) \cdot s_i > 0) \\ = p[F(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0) \cdot G(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0) \cdot L(s_i) > 0] \quad (2)$$

历史捕获值 $L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)$ 正确的概率为:

$$p_{L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)} = p(L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0) \cdot s_i > 0) \quad (3)$$

$L(y_i)$ 捕获正确的概率为 p_{y_i} . 令积累量的概率密度函数表示为 $f(L(y_i))$; $L(y_i)$ 概率密度函数为 $f(L(y_i))$. $p_{L(y_i)}$ 可通过 $f(L(y_i))$ 计算得出, 但通常情况下是根据接收数据或无线信道情况进行统计得到. 按照上述的符号定义, 第 i 时刻成功捕获的情况可描述如下:

(1) 当 $L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)$ 捕获正确, 此事件发生概率为 $p_{L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)}$, 且:

$$\begin{cases} |L(y_i)| < |L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)| \text{ 时;} \\ |L(y_i)| > |L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)| \text{ 且} \\ L(y_i) \cdot L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0) > 0 \text{ 时;} \end{cases} \quad (4)$$

(2) 当 $L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)$ 捕获错误, 此事件发生概率为 $(1 - p_{L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)})$, 且:

$$\begin{cases} |L(y_i)| > |L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)| \text{ 且} \\ L(y_i) \cdot L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0) < 0 \text{ 时;} \end{cases} \quad (5)$$

在这两种情况下, 按照式(1)第 i 时刻 $L(y_i)$ 捕获正确. 所以根据式(4)、(5), 第 i 时刻的正确捕获概率在两种情况下分别为:

$$p_{y_i} = [p(|L(y_i)| < |L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)|) \\ + p(|L(y_i)| > |L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)|) \\ \cdot p(L(y_i) \cdot L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0) > 0)] \quad (7)$$

$$p_{y_i} = [p(|L(y_i)| > |L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)|) \\ \cdot p(L(y_i) \cdot L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0) < 0)] \quad (8)$$

结合式(7)、(8)可得到第 i 时刻 $L(y_i)$ 的正确捕获概率期望表示式:

$$\hat{p}_{y_i} = \hat{p}_{L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)} + (1 - 2\hat{p}_{L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)}) \\ \cdot p(|L(y_i)| > |L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)|) \\ \cdot p(L(y_i) \cdot L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0) < 0) \quad (9)$$

所以式(7)、(8)、(9)是式(1)对应的概率积累表达式. 式(7)、(8)为具体情况下的概率积累表示式, 而式(9)是平均意义上的概率空间积累表示式. \hat{p}_{y_i} 和 $\hat{p}_{L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)}$ 为 p_{y_i} 和 $p_{L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)}$ 的期望值. 至此整个二维积累空间分析模型建立完毕, 主要包括(1)的幅度积累空间积累表示式和式(9)的概率积累空间积累表示式. 其揭示了序列捕获的本质就是捕获成功概率 p_{y_i} 的积累. 通过此式可以真实的描述序列捕获过程中 p_{y_i} 的积累情况. 好的捕获算法通过改善式(1)中每次捕获过程 $L(y_i)$ 、 $L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)$ 和 $L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)$ 三部分的设计, 最终会改善概率 $p(|L(y_i)| > |L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0)|)$ 和 $p(L(y_i) \cdot L(Z_i, y_{i-1}y_{i-2} \dots y_0) < 0)$ 的值, 最终使成功概率 p_{y_i} 较快增加, 在捕获过程中表现为迅速实现序列捕获, 同时 \hat{p}_{y_i} 的值相对较高; 相反, 如果算法设计不当, 会引起成功概率 p_{y_i} 积累缓慢、出现震荡、甚至降低最终无法实现捕获, 此时 \hat{p}_{y_i} 的

值相对较低. 通过式(1)和式(9)的分析,对序列捕获算法设计具有指导意义.

3 模型应用分析

通常概率积累空间用于衡量算法性能,而幅度积累空间比较直观,便于设计捕获算法. 下面利用二维积累空间分析模型对现有的 RSSE 算法进行分析. 仍按照文献[5]的假设,接收序列 $Z_i = s_i \cdot s_i + n_i$, 其中: Z_i 是捕获接收到的对应于 s_i 的噪声抽样信号, 并且 s_i 是信道衰落幅度. n_i 是单边功率谱密度为 N_0 的零均值加性高斯白噪声(AWGN). 用 E_c 代表发送的码片能量, 且 $\frac{E_c}{N_0}$ 代表每码片的信噪比(SNR). 根据文献[1]并结合式(1), RSSE 的积累表达式为:

$$L(y_i) = L(s_i / Z_i) + F(y_{i-1} y_{i-2} \dots y_0) \cdot G(y_{i-1} y_{i-2} \dots y_0) \\ = L(Z_i, y_{i-1} y_{i-2} \dots y_0) + L(y_i) \quad (10)$$

其中对应的幅度分量和符号分量分别为:

$$F(y_{i-1} y_{i-2} \dots y_0) = \min\{|L(y_{i-1})|, |L(y_{i-2})|, \dots, |L(y_{i-M})|\} \quad (11)$$

$$G(y_{i-1} y_{i-2} \dots y_0) = \prod_{m=1}^M \text{sgn}(L(y_{i-m})) \quad (12)$$

M 为序列生成多项式中非零次幂项个数. 此处 $L(s_i / Z_i)$ 对应为文献[5]中的对数似然比为:

$$L(s_i / Z_i) = 4 \cdot s_i \cdot Z_i \cdot E_c / N_0 + \log \frac{P(s_i = +1)}{P(s_i = -1)} \quad (13)$$

定义式(11)中第 i 时刻的绝对值项个数为 C_i 个, 对应于 RSSE 的反馈抽头数或待捕获序列生成多项式非零项个数. 定义捕获正确概率 $p_{y_0} = p_{y_1} = \dots = p_{y_{i-1}} = p_i$, 之所以能认为这些量相等, 是因为在捕获过程中, 一个序列状态内的序列捕获成功概率差异不大. 所以式(12)符号分量正确的概率为^[11]:

$$P_{C_i} = \binom{C_i}{2w} \cdot (\bar{p}_i)^{2w} \cdot (p_i)^{c_i - 2w} \quad (14)$$

引理 1 积累量正确概率 P_{C_i} 为 p_i 的单调增函数, 为 C_i 的单调减函数(证明见附录).

引理 2 若 i 时刻前的积累量正确概率序列 P_{C_i} 均降低, 则概率 \hat{p}_{y_i} 降低, $k=0, 1, 2, \dots, i$ (证明见附录).

由上述两个引理容易得到定理一如下:

定理 1 AWGN 下, RSSE 机制捕获成功概率 \hat{p}_{y_i} 为 p_i 的单调增函数, 为 C_i 的单调减函数, $i=0, 1, 2, \dots$

事实上, 基于序列估计的捕获算法普遍具有定理 1 的规律, 如文献[1, 4]中的序列捕获算法. 作者利用本文的模型分别证明了目前的序列估计机制捕获算法通常都随着 p_i 和 C_i 的增大而性能降低, 但限于篇幅, 本文不再赘述. 此外, 该模型也成功应用于新算法的设计和分析中.

4 模型分析结果验证

按照上述分析可得到关于 RSSE 的一些结论. 首先由于 RSSE 接收机中的 C_i 为常数, 且恒等于生成多项式中非零次幂项的个数, 所以有结论 1 成立.

结论 1 待捕获序列的生成多项式的非零项个数多将会导致 RSSE 捕获效果下降.

另外, 由于 RSSE 中积累量的正确概率 p_i 完全由历史捕获效果决定^[11], 且信道环境差时历史捕获结果误码率增高. 所以有结论 2 成立.

结论 2 RSSE 算法性能会随着信噪比降低急剧恶化, 概率积累空间的积累速度变慢.

为验证上述两个结论, 设计整个仿真实验为对下述三个序列进行捕获:

$$\text{序列一: } f(D) = D^{13} + D^4 + D^3 + D + 1 \quad (15)$$

$$\text{序列二: } f(D) = D^{13} + D^{10} + D^9 + D^8 + D^6 + D^3 + D^2 + D + 1 \quad (16)$$

$$\text{序列三: } f(D) = D^{13} + D^{11} + D^{10} + D^9 + D^8 + D^7 + D^6 + D^5 + D^4 + D^3 + D^2 + D + 1 \quad (17)$$

这三个序列的周期同为 $P=2^{13}-1$, 唯一的差异是生成多项式中非零次幂项的个数不同. 为与参考文献[5]进行比较, 序列一为文献[5]中同样的仿真序列, 并且本文在 AWGN 下的仿真参数与参考文献[5]中相同. 图 1 是利用 RSSE 算法在信噪比为 -1dB 下对上述三个

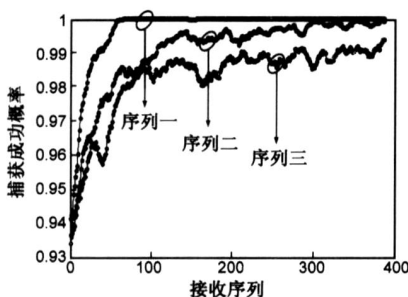


图1 三序列-1dB下成功概率积累图

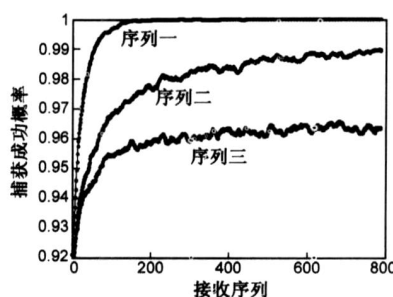


图2 三序列-1.5dB下成功概率积累图

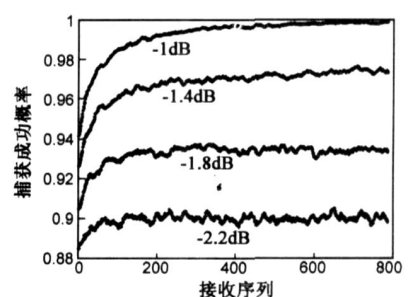


图3 序列三在不同信噪比下的捕获成功概率曲线

序列进行 400 个序列捕获的捕获成功概率积累情况, 每条曲线是对 300 次捕获过程求统计平均的结果. 图 2 是利用 RSSE 算法在信噪比为 -1.5dB 下对上述三个序列进行 800 个序列捕获的捕获成功概率积累情况, 每条曲线是对 3000 次捕获过程求统计平均的结果. 从这两幅图可以看出生成多项式中非零项多的序列, 其对应的捕获接收机反馈抽头数多^[5], 所以其捕获成功概率积累速度慢. 这与结论 1 相一致. 图 3 是利用 RSSE 算法对序列三在不同信噪比情况下进行捕获时, 捕获成功概率的积累曲线图. 可以看出随着信噪比降低, 单个序列的错误概率提高, 最终导致平均捕获成功概率急剧降低. 即成功概率积累速度随着信噪比降低而变慢. 这与结论 2 相一致. 所以通过仿真进一步说明模型的正确性. 可以看出, 依据幅度积累空间设计的 RSSE 算法性能可以在概率积累空间得到充分体现.

5 结束语

文中提出了一种序列估计捕获算法的通用分析模型——二维积累空间分析模型, 从幅度积累空间和概率积累空间两方面刻画了整个序列捕获过程. 通过理论分析使幅度积累空间与概率积累空间相对应, 从而便于对目前已有的序列估计捕获算法进行分析, 同时也为设计性能更加优良的算法提供了一种便利的工具. 通过理论分析和对现有经典算法的蒙特卡罗仿真说明了模型的正确性与通用性.

附录

引理 1 积累量正确概率 P_{C_i} 为 p_i 的单调增函数, 为 C_i 的单调减函数.

证明 令 $\bar{P}_{C_i} = 1 - P_{C_i}$ 为积累量的错误概率, 且按照文献[1]中分析有 $\bar{P}_{C_i} < \bar{P}_{C_j}$. 对于 $p_i > p_j$, 且当 C_i 相等时, 按照文献[1]定理二的证明分析有:

$$c_i = P_{C_i} - \bar{P}_{C_i} = (p_i - \bar{p}_i)^{C_i}, \text{ 且有 } P_{C_i} + \bar{P}_{C_i} = 1 \quad (18)$$

$$c_j = P_{C_j} - \bar{P}_{C_j} = (p_j - \bar{p}_j)^{C_j}, \text{ 且有 } P_{C_j} + \bar{P}_{C_j} = 1 \quad (19)$$

进一步得:

$$c_i(2 \cdot p_i - 1)^{C_i} > c_j(2 \cdot p_j - 1)^{C_j} \quad (20)$$

若: $P_{C_i} < P_{C_j}$, 则根据式(20)有: $\bar{P}_{C_i} > \bar{P}_{C_j}$. 又因为 $0 < \bar{P}_{C_i} < 1, 0 < \bar{P}_{C_j} < 1$, 所以此结论与 $P_{C_i} + \bar{P}_{C_i} = 1, P_{C_j} + \bar{P}_{C_j} = 1$ 相矛盾.

所以有 $P_{C_i} > P_{C_j}$, 即积累量正确概率 P_{C_i} 为 p_i 的单调增函数.

类似的当 p_i 取定值时, 对于 $C_i > C_j$, 有下式成立:

$$c_i = P_{C_i} - \bar{P}_{C_i} = (p_i - \bar{p}_i)^{C_i}, \text{ 且有 } P_{C_i} + \bar{P}_{C_i} = 1 \quad (21)$$

$$c_j = P_{C_j} - \bar{P}_{C_j} = (p_j - \bar{p}_j)^{C_j}, \text{ 且有 } P_{C_j} + \bar{P}_{C_j} = 1 \quad (22)$$

按照定理 2 的结论可得:

$$c_i(2 \cdot p_i - 1)^{C_i} > c_j(2 \cdot p_j - 1)^{C_j} \quad (23)$$

若: $P_{C_i} < P_{C_j}$, 则根据式(23)有: $\bar{P}_{C_i} > \bar{P}_{C_j}$. 又因为 $0 < \bar{P}_{C_i} < 1, 0 < \bar{P}_{C_j} < 1$, 所以此结论与 $P_{C_i} + \bar{P}_{C_i} = 1, P_{C_j} + \bar{P}_{C_j} = 1$ 相矛盾.

所以有 $P_{C_i} > P_{C_j}$, 即积累量正确概率 P_{C_i} 为 C_i 的单调减函数. 证毕.

引理 2 若 i 时刻前的积累量正确概率序列 P_{C_k} 均降低, 则概率 \hat{p}_{y_i} 降低, $k=0, 1, 2, \dots, i$.

证明 由于根据式(10) $L(y_i)$ 的正确概率 $p_{L(y_i)}$ 完全由符号分量 $G(y_{i-1}y_{i-2}\dots y_0)$ 决定, 又 $G(y_{i-1}y_{i-2}\dots y_0)$ 的正确概率:

$$p(G(y_{i-1}y_{i-2}\dots y_0) \cdot s_i > 0) = P_{C_i} \quad (24)$$

所以:

$$p_{L(y_i)} = P_{C_i} \quad (25)$$

令积累量正确概率序列 $P_{C_i} > P_{C_j}, i=0, 1, 2, \dots$ 根据式(25)知 $p_{L(y_0)} < p_{L(y_1)}$, 所以 $\hat{p}_{y_0} < \hat{p}_{y_1}$.

又因为 $p_{L(y_1)} < p_{L(y_2)}$, 且

$$p(y_1 \cdot y_0 < 0) = [1 - p_{L(y_1)}] \cdot \hat{p}_{y_0} + [1 - \hat{p}_{y_0}] \cdot p_{L(y_1)} \quad (26)$$

$$p(y_2 \cdot y_1 \cdot y_0 < 0) = [1 - p_{L(y_2)}] \cdot \hat{p}_{y_1} + [1 - \hat{p}_{y_1}] \cdot p_{L(y_2)} \quad (27)$$

此处对于 RSSE 有 $\hat{p}_{y_i} = \hat{p}_{L(z_{i+1})}$, 即上一时刻待捕获状态元素的成功概率为当前接收到序列的正确概率. 所以 $p(y_1 \cdot y_0 < 0) > p(y_2 \cdot y_1 \cdot y_0 < 0)$. 根据式(9)得 $\hat{p}_{y_1} < \hat{p}_{y_2}$. 依次类推至 $\hat{p}_{y_{i-1}} < \hat{p}_{y_i}$, 且有 $p_{L(y_i)} < p_{L(y_{i+1})}$, 同式(26)、(27):

$$p(y_i \cdot y_{i-1} < 0) = [1 - p_{L(y_i)}] \cdot \hat{p}_{y_{i-1}} + [1 - \hat{p}_{y_{i-1}}] \cdot p_{L(y_i)} \quad (28)$$

$$p(y_{i+1} \cdot y_i \cdot y_{i-1} < 0) = [1 - p_{L(y_{i+1})}] \cdot \hat{p}_{y_i} + [1 - \hat{p}_{y_i}] \cdot p_{L(y_{i+1})} \quad (29)$$

所以得 $p(y_i \cdot y_{i-1} < 0) > p(y_{i+1} \cdot y_i \cdot y_{i-1} < 0)$. 又因为正确概率序列 $P_{C_i} > P_{C_{i+1}}$, 所以经过积累有:

$$p(|L(y_i)| > |L(y_{i-1})|) > p(|L(y_{i+1})| > |L(y_i)|) \quad (30)$$

根据式(9)得 $\hat{p}_{y_i} < \hat{p}_{y_{i+1}}$, 所以引理 2 得证.

参考文献:

[1] Ji Jiang, Huang Kaizhi, Jin Liang. Controllable single accumulated state sequential acquisition with low signal noise ration[J].

- Science in China Series F:Information Sciences,2009,53(5):858-866.
- [2] R B Ward. Acquisition of pseudo-noise signals by sequential estimation[J]. IEEE Transactions on Communication Technology,1965,13(4):475-483.
- [3] R B Ward, K Yiu. Acquisition of pseudo-noise signals by recursion-aided sequential estimation[J]. IEEE Transactions on Communications,1977,25(8):784-794.
- [4] Charles C Kilgus. Pseudonoise code acquisition using majority logic decoding [J]. IEEE Transactions on Communications,1973,21(6):772-774.
- [5] L L Yang,L Hanzo. Iterative soft sequential estimation assisted acquisition of m-sequences [J]. Electronics Letters,2002,38(24):1550-1551.
- [6] L L Yang,L Hanzo. Acquisition of m-sequences using soft sequential estimation[J]. IEEE Transactions on Communications,

2004,52(2):199-204.

作者简介:

吉 江 男,1983年11月生于山西省忻州市,现为国家数字交换系统工程技术研究中心在读博士,从事移动通信专业的研究.

E-mail:jijinjiang@sohu.com

黄开枝 女,1973年9月生于安徽省来安县,现为国家数字交换系统工程技术研究中心副教授、硕士生导师,专业方向为第三代移动通信及异构无线网络安全. E-mail:huangkazhi@tsinghua.org.cn

金 梁 男,1969年4月生于北京,现为国家数字交换系统工程技术研究中心教授、博士生导师,专业方向为第三代移动通信及阵列信号处理.

曲 晶 男,1980年3月生于山西定襄,现为国家数字交换系统工程技术研究中心讲师,主要从事宽带信息网络、移动通信技术方向研究等.

www.cnki.net