

一种变步长梯度寻优的 RSC 码识别算法

吴昭军¹ 张立民¹ 钟兆根²

(海军航空大学航空作战勤务学院 山东烟台 264001)¹ (海军航空大学航空基础学院 山东烟台 264001)²

摘要 针对 RSC 码的编码器生成多项式的盲识别问题,在分析信号模型的基础上,基于 EM 算法的思想,在 M 步骤中,通过建立步长大小与当前梯度的非线性函数关系,提出了一种变步长梯度寻优算法。该算法相比于定步长算法而言,参数的估计值收敛到真实值的速度更快,且具有较强的抗噪声能力。仿真结果表明:同等条件下,所提算法在第 4 次迭代就收敛到了真实值,而定步长算法则需要迭代 20 次以上;在抗噪声性能方面,蒙特卡洛实验结果表明,所提算法在信噪比为 0dB 时,其参数的识别率都能够达到 80% 以上。

关键词 EM 算法,变步长,RSC 码,生成多项式,盲识别

中图分类号 TN911.72 **文献标识码** A

Blind Recognition of RSC Code Generated Polynomial Based on Variable Step Size of Gradient Search

WU Zhao-jun¹ ZHANG Li-min¹ ZHONG Zhao-gen²

(The Academy of Air Combat Service,Naval Aviation University,Yantai,Shandong 264001,China)¹

(The Academy of Aviation Foundation,Naval Aviation University,Yantai,Shandong 264001,China)²

Abstract According to blind recognition of RSC code generated polynomial, the nonlinear function between step size and gradient was established in M step based on EM algorithm. As a result, a novel algorithm of variable step size of gradient search was proposed based on analysis of the signal model. Compared with the fixed step algorithm, the new algorithm has better cognitional performance on the condition of low SNR and has a strong ability to resist noise. Besides, the convergence of parameter estimation curve is rather faster. The computer simulation results show that the proposed algorithm can converge at real value at 4th iteration, while for fixed step size algorithm, more than 20 iterations are needed. In terms of performance of noise resistance, the Monte Carlo trial results show that the correct ratio of recognition can reach more than 80% at SNR of 0 dB.

Keywords EM algorithm, Variable step size, RSC codes, Generated polynomial, Blind recognition

1 引言

为提高抗噪声性能,信道编码被广泛应用于现代数字通信中。Turbo 码^[1]由于在交织长度足够长且交织关系为随机时,其性能能够逼近香农限,因此被广泛运用于卫星通信、深空探测等领域,且成为 3G 通信系统的信道编码标准之一。在 Turbo 码中,递归系统卷积码(Recursive Systematic Convolutional, RSC)是其主要分量编码器,正确识别出 RSC 码的编码多项式对于 Turbo 码的识别具有重要意义^[2-3]。

Barbier 对 Turbo 码识别的研究比较早,其在文献[4]中就提出了基于有限域中解线性方程组的分量编码器参数识别,但该方法的容错性能较差。文献[5]提出一种改进的欧几里得算法能够实现卷积码的快速盲识别,但算法的容错性能不好。刘健等^[6]提出基于 Walsh-Hadamard 变化方式能够实现卷积码编码器参数的识别,其容错性能有所提高,但其计算量随着移位寄存器个数的增加呈指数增加。于沛东等^[7]提出了基于软判决的 WHT 算法,该算法能够高性能地识别卷积

码,但其计算的复杂度较高。这些算法主要基于信道编码的线性代数结构,当信噪比下降时,误码率的增加使得原始码元代数结构发生破坏,将导致识别失效。将 EM(Expectation-Maximization)算法运用于参数识别中时,识别的容错性才真正得到提高。Moon 在文献[8]中首次采用 EM 算法的思想来研究带有反馈的线性编码参数的估计问题。Yonas 等^[9]提出了基于 EM 算法的 Turbo 码编码器(RSC 码)参数的盲识别方法,在很低的信噪比下,该方法编码参数的盲识别率能够达到很高,但该算法在实际运用中存在较大的问题。在 Maximum 步骤上,其使用梯度法迭代寻求最大值时,步长大小不好确定,并且算法收敛速度慢,容易发散。

针对上述 RSC 码生成多项式参数识别时存在的问题,同时为提高参数识别的容错性能,本文同样基于 EM 算法的思想。在 M 步骤中,通过建立步长大小与当前梯度的非线性函数关系,提出了一种变步长梯度寻优算法,即当梯度的绝对值较大时,相应的步长就增大,便于快速向最优值收敛;当梯度的值接近于 0 时,说明迭代值已经在最优值附近,相应的步长

本文受国家自然科学基金重大研究计划(91538201),泰山学者工程专项经费(ts201511020)资助。

吴昭军(1992-),男,博士生,主要研究方向为信道编码识别,E-mail:wuzhaojun1992@qq.com;张立民(1966-),男,博士,教授,主要研究方向为卫星信号处理及应用,E-mail:iamzlm@163.com;钟兆根(1984-),男,博士,讲师,主要研究方向为通信信号盲分离与统计信号处理,E-mail:zhongzhaogen@163.com。

较小,此时收敛于最优值附近。仿真结果表明:所提算法在寻求最大值的过程中克服了定步长算法的缺陷,具有更快的识别收敛速度以及更高的容错性能。

2 问题的提出与模型的建立

对于 RSC 码而言,由于存在递归结构,使得这种码字的记忆长度比一般的卷积码要长,而且其实际性能也比一般的卷积码更好,因此被应用于 Turbo 码的分量编码器上。图 1 是码率为 1/2、生成多项式为 $(1, \sum_{i=0}^M g_{2i} \cdot D^i / \sum_{i=1}^M 1 + g_{1i} \cdot D^i)$ 的一种带归零的通用 RSC 编码结构。其中, s^0 为反馈节点信息, $s^i (i \geq 1)$ 为寄存器的状态, s^i 取 0 或 1。

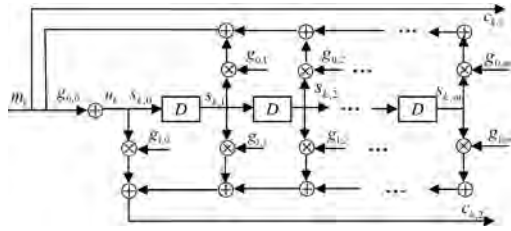


图 1 RSC 编码器结构

Turbo 码编码器的识别实际上就是识别 RSC 编码器的生成多项式参数识别问题。文中假设 RSC 码的码率、码长已知,只利用截获的未经判决器的原始码元来实现 RSC 生成多项式的识别。假设 RSC 码率为 $\frac{1}{n}$,则分量编码器的输出码元可表示为^[10-11]:

$$C(D) = M(D) \cdot \left[1, \frac{G_1(D)}{G_0(D)}, \frac{G_2(D)}{G_0(D)}, \dots, \frac{G_n(D)}{G_0(D)} \right] \quad (1)$$

其中, $M(D)$ 是二元域中信息码元的多项式, G_1, G_2, \dots, G_n 为 RSC 编码器的前项生成多项式, $G_0(D)$ 为 RSC 编码器的反馈递归多项式,将式(1)中的递归多项式提出,得到式(2)和式(3)。

$$C(D) = \frac{M(D)}{G_0(D)} \cdot [G_0(D), G_1(D), \dots, G_n(D)] \quad (2)$$

$$= S(D) \cdot [G_0(D), G_1(D), G_2(D), \dots, G_n(D)] \quad (3)$$

其中,

$$G_0(D) = g_{0,0} + g_{0,1}D + \dots + g_{0,m}D^m \quad (4)$$

为反馈多项式,

$$G_i(D) = g_{i,0} + g_{i,1}D + \dots + g_{i,m}D^m, 1 \leq i \leq n \quad (5)$$

为前向多项式。

由式(2)和式(3)可知,RSC 码不同于一般卷积码,原因在于其信息码元不是直接通过前项编码器生成编码,而是先经过递归结构 $1/G_0(D)$ 得到 $S(D)$,再经过前项编码器输出生成码元 $C(D)$ 。

二元域中的 0,1 信息序列发射时,需要通过编码、调制,再经信道传输。假定信道为高斯白噪声信道,在 t 时刻,接收端所接受的码元 y_t 可表示为:

$$y_t = c_t + n_t \quad (6)$$

将 c_t 按实际的编码方式展开,得到式(7):

$$y_t = \begin{bmatrix} g_0 \\ g_1 \\ \vdots \\ g_n \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} s_t \\ s_{t-1} \\ \vdots \\ s_{t-M} \end{bmatrix} + n_t \quad (7)$$

其中, $y_t = [y_t^0, y_t^1, \dots, y_t^M]^T$, $g_i = [g_i^0, g_i^1, \dots, g_i^M]$ 为多项式系

数, M 为寄存器个数, n_t 为高斯白噪声。记: $[s_t^0, s_t^1, \dots, s_t^M] = [s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-M}]$, 其中, $t < i$ 时, $s_t^i = 0$ 。记 $g = [g_0^T, g_1^T, \dots, g_n^T]^T$, 时刻 τ 内所截获的信息码元记为 $y = [y_t^T]_{t=0, \dots, \tau}^T$ 。

编码器参数的估计问题转化为:在已知截获的 y 的情况下,求解 g 的最大似然估计 \hat{g} ,即:

$$\hat{g} = \arg \max_g P(y|g) \quad (8)$$

由于在二元域内, g_i^j 不是 0 就是 1,因此可以用 sigmoid 函数来表征参数 g_i^j 取 1 的概率,即:

$$q_i^j = P(g_i^j = 1) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda \theta_i^j}} \quad (9)$$

其中, λ 为一正系数,初值设定 $\theta_i^j = 0$,式(9)可进一步写为:

$$\hat{q} = \arg \max_q P(y|q) \quad (10)$$

其中, $q = [q_0^T, q_1^T, \dots, q_n^T]^T$, $q_i = [q_i^0, q_i^1, \dots, q_i^M]$ 。当最终结果估计出时,如果 $\hat{q}_i^j > 0.5$,则 $\hat{g}_i^j = 1$;反之, $\hat{g}_i^j = 0$ 。

3 问题求解与算法原理

3.1 求解的基本思想

由式(10)可知, q 的估计问题实质就是参数的优化问题。为简化算法过程,可以将目标函数做对数似然估计;为实现迭代逐步逼近真实值,可以选择使用 EM(最大期望估计)算法,在 M 步骤,可采用梯度上升法迭代估计出最优参数,并将其作为下一步 E 步骤中的参数进行更新。基于此思想,推导基于 EM 算法的 RSC 参数估计方法如下。由于:

$$\log P(y|q) = \log \sum_s P(y|s, q) P(s|q) \quad (11)$$

$$\log P(y|q) \geq \sum_s P(s|y, q[k]) \log \frac{P(y|s, q) P(s|q)}{P(s|y, q[k])} \quad (12)$$

其中, $s = [s^0, s^1, \dots, s^M]$ 。由式(12)推导的下限^[9,12],可得迭代时 q 的最大对数似然估计为:

$$q[k+1] = \arg \max_q \sum_s P(s|y, q[k]) \log \frac{p(y, s|q)}{p(s|y, q[k])} \quad (13)$$

其中,每次迭代时, $p(s|y, q[k])$ 为一常数,并不影响后续的结果,故可将式(13)进一步简化,得到式(14):

$$q[k+1] = \arg \max_q \sum_s P(s|y, q[k]) \log(p(y, s|q)) \quad (14)$$

3.2 两个概率的求解方法

式(14)中需要求解的两个概率为: $p(y, s|q)$ 与 $P(s|y, q[k])$,两种概率的正确求解对参数识别意义重大。首先求解 $p(y, s|q)$,由于:

$$p(y, s|q) = p(y|s, q) \cdot P(s|q) \quad (15)$$

设 t 时刻,输入编码器的信息码元为 1 的概率为 P_m ,递归节点的输出码元为 1 的概率为 $P_f(s_0 = 1|q)$,其中 s_0 为反馈节点,则:

$$P(s|q) = (1 - P_m) \cdot P_f(s_0 = 1|q) + P_m \cdot (1 - P_f(s_0 = 1|q)) \quad (16)$$

一般而言, $P_m = 0.5$,故而 $P(s|q) = 0.5$ 。

不同时刻,在变量 s 与参数 q 下的 y_t 的条件概率分布相互独立,故有式(17):

$$p(y|s, q) = \prod_{t=0}^{\tau} p(y_t | (s_t^0, s_t^1, \dots, s_t^M), q) \quad (17)$$

将式(17)中的乘法元素用全概率公式展开,得到:

$$p(y_t | s_t, q) = \sum_{c_t} p(c_t, y_t | s_t, q) \quad (18)$$

对式(18)进一步展开,得到:

$$p(y_t | s_t, q) = \sum_{c_t} p(y_t | c_t) \cdot p(c_t | s_t, q) \quad (19)$$

又因为 y_t 各元素相互独立,所以可以逐个计算其边缘概率密度,即:

$$p(y_t^i | s_t, q) = p(y_t^i | c_t^i = 1) \cdot P(c_t^i = 1 | s_t, q) + p(y_t^i | c_t^i = 0) \cdot P(c_t^i = 0 | s_t, q) \quad (20)$$

假设传输的信道为高斯白噪声信道,调制方式为 2PSK 方式,则式(20)可以进一步写为:

$$p(y_t^i | s_t, q) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(y_t^i - 1)^2} P(c_t^i = 1 | s_t, q) + \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(y_t^i + 1)^2} P(c_t^i = 0 | s_t, q) \quad (21)$$

由式(6)和式(7)可知:

$$c_t^i = \sum_{j=0}^M g_t^j \cdot s_t^j \quad (22)$$

式(22)中的求和是在二元域中的求和运算,记:

$$P_i^k = P(\sum_{j=0}^k g_t^j s_t^j = 1 | s_t, q_t) \quad (23)$$

当 $s_t^k = 1$ 时,

$$P_i^k = (1 - P_i^{k-1})q_t^k + P_i^{k-1}(1 - q_t^k) \quad (24)$$

当 $s_t^k = 0$ 时, $P_i^k = P_i^{k-1}$ 。

由此得到递推关系,即:

$$P_i^k = (1 - P_i^{k-1})s_t^k q_t^k + P_i^{k-1}(1 - s_t^k q_t^k) \quad (25)$$

同理可以得到:

$$1 - P_i^k = P(\sum_{j=0}^k g_t^j s_t^j = 0 | s_t, q_t) = (1 - P_i^{k-1})(1 - s_t^k q_t^k) + P_i^{k-1}s_t^k q_t^k \quad (26)$$

对式(24)与式(25)进行差值计算,得到:

$$2P_i^k - 1 = (2P_i^{k-1} - 1) \cdot (1 - 2s_t^k q_t^k) \quad (27)$$

由式(27)的递推关系式,可得 P_i^k 的进一步表达式,即:

$$P_i^k = 0.5 - 0.5 \times \prod_{j=0}^k (1 - 2s_t^j q_t^j) \quad (28)$$

令 $k = M$,将式(28)代入式(21)中,得:

$$p(y_t^i | s_t, q) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} (e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(y_t^i + 1)^2} + e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(y_t^i - 1)^2}) + \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} (e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(y_t^i + 1)^2} - e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(y_t^i - 1)^2}) \cdot \sum_{j=0}^M (1 - 2s_t^j q_t^j) \quad (29)$$

从而得到:

$$p(y, s | q) = \prod_{t=0}^N \prod_{i=0}^M p(y_t^i | s_t, q) \quad (30)$$

其次是概率 $P(s | y, q(k))$ 的求解,如果采用直接计算的方式,其计算量是巨大的,为简化计算,使用基于 Forward-Backward 算法的思想^[13],得到求解方法如下。

首先是算法的 Forward 部分,先定义前向变量 $\alpha_t(i)$:

$$\alpha_t(i) = P(y_1, y_2, \dots, y_t, s_t^i | q[k]) \quad (31)$$

Forward 步骤如下:

步骤 1 初始化 $\alpha_1(i) = \pi_i b_i(y_1)$ 。其中, $1 \leq i \leq N$ 为 RSC 编码器中寄存器的状态数, π_i 代表出现状态为 i 的概率; $b_i(y_1)$ 代表在状态 i 条件下观察到 y_1 的概率。

步骤 2 计算 $\alpha_{t+1}(j) = [\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij}] b_j(y_{t+1})$, 其中 $1 \leq t \leq \tau$, a_{ij} 表示从状态 i 转移到 j 的概率。

存储上述算法得到的 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_\tau$ 值,其中, $\alpha_i = [\alpha_i(1), \alpha_i(2), \dots, \alpha_i(N)]$ 。

然后是算法的 Backward 部分,先定义后向变量 $\beta_t(i)$:

$$\beta_t(i) = P(y_{t+1}, y_{t+2}, \dots, y_\tau | s_t^i, q[k]) \quad (32)$$

Backward 步骤如下:

步骤 1 初始化 $\beta_\tau(i) = 1$, 其中 $1 \leq i \leq N$ 。

步骤 2 计算 $\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(y_{t+1}) \beta_{t+1}(j)$, 其中 $1 \leq t \leq \tau - 1$ 。

存储步骤 1 与步骤 2 中得到的 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_\tau$ 值,其中, $\beta_i = [\beta_i(1), \beta_i(2), \dots, \beta_i(N)]$ 。

最后,由上述存储的值来求解概率 $P(s | y, q(k))$,计算方法如下:

$$P(s_t^i | y, q(k)) = \frac{\alpha_t(i) \beta_t(i)}{P(y_t | q[k])} = \frac{\alpha_t(i) \beta_t(i)}{\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) \beta_t(i)} \quad (33)$$

每次迭代时,计算出的值为一常值时其参加后续计算,在 M 步骤中,采用梯度法上升法求取极值,得到相应的参数 $q[k]$ 的估计值,将其作为参数值代入 E 步骤中,梯度法上升法求极值的方法为:

$$\theta_t^j[k+1] = \theta_t^j[k] + \mu \Delta \theta_t^j[k] \quad (34)$$

其中,

$$\Delta \theta_t^j[k] = \frac{\partial}{\partial \theta_t^j} \sum_{i=1}^N \sum_{s_t} P(s_t | y, q[k]) \log P(y_t | s_t, q) \quad (35)$$

将式(29)代入式(35)中,化简后得到:

$$\Delta \theta_t^j = \sum_{i=1}^N \sum_{s_t} P(s_t | y, q[k]) \frac{1}{p(y_t^i | s_t, q)} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} (e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(y_t^i + 1)^2} - e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(y_t^i - 1)^2}) \times s_t^j q_t^j (q_t^j - 1) \prod_{k=0, k \neq j}^M (1 - 2s_t^k q_t^k) \quad (36)$$

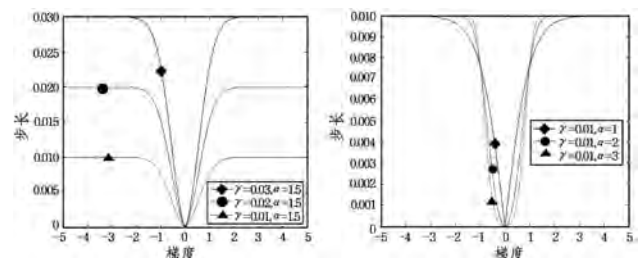
3.3 变步长 μ 的确定

为克服定步长的大小不好确定、算法收敛速度慢、容易发散等缺点,采用变步长的梯度法求极值。根据实际情况,当梯度较大时,步长应该较大,以便于快速收敛;反之,当梯度较小时,步长应较小,以实现算法的稳定。由此,建立其步长 μ 与梯度 $\theta \Delta[k]$ 的非线性函数关系,如式(37)所示:

$$\mu = \gamma \frac{e^{|\Delta \theta|^{\alpha}} - e^{-|\Delta \theta|^{\alpha}}}{e^{|\Delta \theta|^{\alpha}} + e^{-|\Delta \theta|^{\alpha}}} = \gamma \tanh(|\Delta \theta|^{\alpha}) \quad (37)$$

其中, γ 与 α 为固定的常数。

由式(37)可知, γ 值决定了步长能够达到的最大值, α 决定了步长随梯度变化的快慢程度。图 2 所示为在不同参数 γ 与 α 下,步长与梯度的函数曲线。



(a) 不同 γ 下的步长与梯度曲线 (b) 不同 α 下的步长与梯度曲线

图 2 参数 γ 与 α 对曲线的影响

图 2 清楚地显示了常量 γ 与 α 的值对步长与梯度曲线的影响, α 值越大,曲线在梯度较小时越平滑; γ 值越大,曲线能达到的最大值越大。

常数 γ 与常数 α 的值对被估计参数的收敛性影响很大,从图 2 可以看出, γ 与 α 越大,被估计的参数值收敛得越快;但 γ 值也不能太大, r 过大将导致不能够收敛。由自适应滤

波的相关知识^[14],可知:

$$\gamma < 1/\kappa_{\max} \tag{38}$$

其中, κ_{\max} 值为梯度值的自相关矩阵最大的特征值。

4 仿真验证

4.1 算法有效性验证

为验证算法对参数识别的正确性,设定 RSC 编码器的生成多项式为 $(1, \frac{1+D+D^2}{1+D^2})$, 截获码元数目为 100; 传输时采用的编码方式为 2PSK 调制, 设定信噪比为 5 dB。设定常数 λ 取定为 1, 参数 $\gamma=0.02, \alpha=2$ 。记录每次迭代过程中前项与后向参数的估计值, 如图 3 所示。

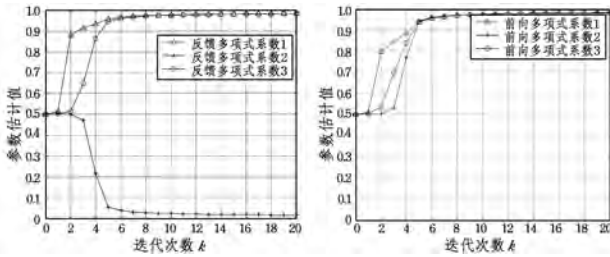


图 3 不同迭代次数下的参数估计值

从仿真结果来看, 在迭代次数为 20 时, 反馈参数的估计值为 0.9843, 0.0167, 0.9828; 前向参数估计值为 0.9824, 0.9832, 0.9821; 当估计的系数大于 0.5 时取 1, 反之取 0, 得到估计的多项式为 $(1+D^2, 1+D+D^2)$, 与仿真设定的多项式一致, 说明算法有效。

4.2 参数 γ 与 α 对算法的影响

从 3.3 节中可以看出, 参数 γ 与 α 值对于多项式系数估计具有较大的影响, 下面重点研究参数 γ 与 α 的值在不同迭代次数下对参数估计曲线的影响。选取的 RSC 多项式与 4.1 节中相同。首先固定 $\alpha=2$, 参数 γ 取值为: 0.01, 0.02, 0.03, 记录不同迭代次数下编码参数的估计值; 其次, 固定 $\gamma=0.02$, 参数 α 取值为 1, 2, 3, 同样记录不同迭代次数下多项式系数的估计值, 这里将反馈多项式第一参数的估计结果进行罗列, 如图 4 所示。

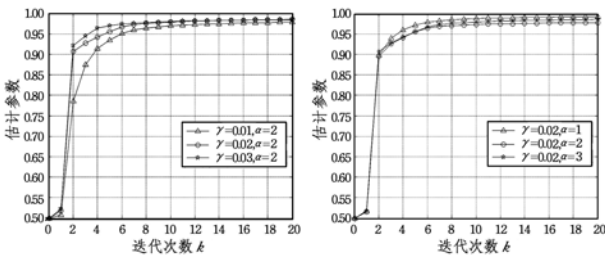


图 4 参数 γ 与 α 对算法的影响

从图 4 可以看出, 参数 γ 决定了算法的收敛速度, 而 α 决定了算法稳定状态时估计参数与实际值的误差大小, 即 γ 值越大, 算法的收敛性越好, α 值越大, 稳定值与实际值的误差越大, 如图 4(b) 中, 稳定值分别为 0.9924, 0.9854, 0.978, α 越大, 稳定值越小。

4.3 变步长与定步长算法的收敛性仿真比较

设定 RSC 编码器的生成多项式与上节相同, 为比较定步

长与变步长的收敛性能差异, 假设定步长的 μ 取定为 0.001, 常数 λ 取定为 1; 采用变步长的方式时, γ 取为 0.03, α 取为 3。变步长与定步长算法对反馈多项式参数和前向多项式参数的迭代估计结果如图 5 所示, 收敛性的好坏主要取决于估计的参数收敛到 0 或 1 的快慢。

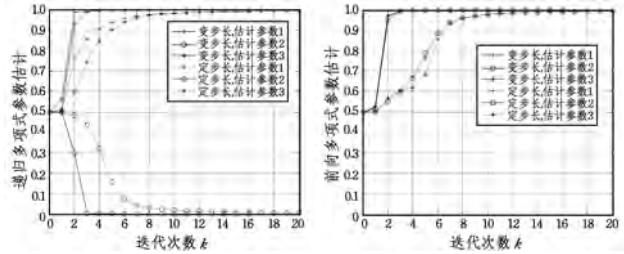


图 5 定步长与变步长算法下参数估计曲线对比

从图 5 可知: 从参数识别上来看, 变步长的算法收敛到 1 或 0 的速度要远远快于定步长算法; 从仿真结果来看, 20 次的迭代结束时, 定步长与变步长算法都能完成 RSC 编码器的参数的正确识别; 从算法收敛的快慢上看, 变步长的算法在第 4 次的 E 步骤迭代时就已经收敛到了最值, 而定步长算法至少要迭代 20 次才收敛到最值。因此变步长算法的收敛性要远远优于定步长算法。

4.4 变步长算法的识别性能仿真

为研究所提算法参数的识别性能, 设定在信噪比分别为 0 dB, 4 dB, 8 dB, 12 dB 的条件下, 进行 100 次蒙特卡洛实验, 估计的参数与设定的编码参数对比方法如式 (39) 所示。

$$error = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m \hat{g}_i^j \oplus g_i^j \tag{39}$$

若参数估计不正确时, $error$ 值将会随机出现 0, 1; 反之, 参数估计正确时, $error=0$ 。记录不同迭代次数下 100 次的蒙特卡洛实验 $error=0$ 的次数, 从而得到参数的正确识别率, 结果如图 6 所示。

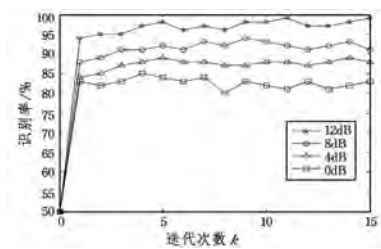


图 6 算法识别性能曲线

从图 6 仿真的结果可以看出, 算法识别的性能是可观的, 即使在信噪比 SNR=0 dB 时, 参数的识别概率都能达到 80% 以上, 同时性能曲线的收敛速度比较快, 几乎在 5 次迭代时就能实现稳定收敛。

4.5 与其他算法的比较

将文献[9]的识别算法与本文算法进行比较, 文献[9]的方法采用的是定步长的方式。仿真时, 同样设定信噪比为 0 dB, 4 dB, 8 dB, 12 dB 4 种情况。记录不同迭代次数下, 两种识别算法对于参数的正确识别率, 结果如图 7 所示, 图中实线为本文的改进算法, 虚线为文献[9]的定步长识别算法的结果。

目增加,启发式算法是迭代地查找需求圆重叠度最高的区域来新放置一个 BS,一开始重复度最高的区域往往是最小覆盖长方形的中心部分,这样会使得接下来需求圆内没有基站的节点分散在最小覆盖长方形内的边缘部分,从而导致所需部署的 BSs 的个数较多。而遗传算法即使针对有很多相交区域的场景,经过反复的遗传迭代,也可以找到较优的部署方案,因此相比于启发式部署算法,其部署基站的下降量不断增加。

然而,当节点数量进一步增加,在有限的网络区域内,所需部署的基站数目会接近并达到上限值,该数目的基站部署可以覆盖网络区域中任何位置的节点。因此,此时即使节点数目进一步增加,无论采用哪种部署算法,所需部署的基站数目也基本不需再增加了,高性能的遗传算法与启发式部署方案相比,部署基站数目的降低量也较有限,甚至没有降低。

结束语 本文研究了 RFEH-WSNs 中满足节点吞吐量需求的基站最少化部署问题,提出了一种低复杂度的启发式部署算法和一种复杂度略高的基于遗传算法的部署算法。仿真结果表明,这两种算法均能找出基站数目较少的可行部署方案。相比于启发式基站部署算法,基于遗传算法的基站部署算法得到了部署基站更少的方案,但计算复杂度略高,可用于规模不是非常大的 RFEH-WSNs。

(上接第 313 页)

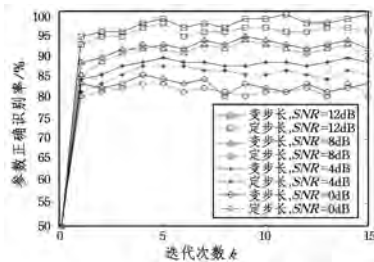


图7 两种识别算法的性能对比

从图7的识别性能可以看出,改进的变步长识别算法的性能要优于文献[9]的定步长的识别算法,究其主要原因是本文算法的收敛性较好,在相同的迭代次数下,本文算法更容易搜索到正确的参数。

结束语 基于 EM 算法思想,本文提出了变步长梯度寻优算法,该算法能够高性能地识别 RSC 码的编码多项式参数。从收敛性上看,变步长算法的收敛性能要远远好于定步长算法;从参数的识别率来看,在噪声环境较为恶劣的条件下,变步长算法对参数的识别仍能够达到较高的识别率。从上述两个方面可知:变步长的 RSC 生成多项式参数的识别算法的性能是非常好的。同时,本文还定量地研究了常值 γ 与 α 对参数收敛性的影响,为常值 γ 与 α 的选取指明了方向。下一步研究的方向将从减少算法的运算量出发,来提高参数识别的效率。

参考文献

[1] 王兆伟,王永达,李秉权. Turbo 码应用于机载通信信道编码的研究[J]. 移动通信,2015,39(16):55-59.

参考文献

[1] PRIYA S, INMAN D J. Energy Harvesting Technologies[M]. New York, NY, USA: Springer-Verlag, 2008.

[2] SUDEVALAYAM S, KULKARNI P. Energy harvesting sensor nodes: Survey and implications [J]. IEEE Commun. Surveys Tuts., 2011, 13(3): 443-461.

[3] ZHOU X, ZHANG R, HO C K. Wireless information and power transfer: Architecture design and rate-energy tradeoff[J]. IEEE Trans. Commun., 2013, 61(11): 4754-4767.

[4] JU H, ZHANG R. Throughput maximization in wireless powered communication networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(1): 418-428.

[5] PAN J, CAI L, HOU Y T, et al. Optimal base-station locations in two-tiered wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2005, 4(5): 458-473.

[6] BI S, ZHANG R. Placement Optimization of Energy and Information Access Points in Wireless Powered Communication Networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(3): 2351-2364.

[7] HE S, CHEN J, JIANG F, et al. Energy provisioning in wireless rechargeable sensor networks [J]. IEEE Transactions Mobile Computing, 2013, 12(10): 1931-1942.

[2] 谢辉,黄知涛,王峰华. 信道编码盲识别技术研究进展[J]. 电子学报, 2013, 41(6): 1166-1176.

[3] 任亚博,张健,刘以农. 高误码率下 Turbo 码交织器的恢复方法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(8): 1927-1930.

[4] BARBIER J. Reconstruction of turbo-code encoders[J]. Defense & Security, 2005, 5819: 463-473.

[5] 解辉,王峰华,黄知涛,等. 基于改进欧几里得算法的卷积码快速盲识别算法[J]. 国防科技大学学报, 2012, 34(6): 159-162.

[6] 刘健,王晓军,周希元. 基于 Walsh-Hadamard 变换的卷积码盲识别[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(4): 884-888.

[7] 于沛东,李静,彭华. 一种利用软判决的信道编码识别新算法[J]. 电子学报, 2013, 41(2): 302-305.

[8] MOON T K. Maximum-likelihood binary shift register synthesis from noisy observation[J]. Information Theory IEEE Transactions on, 2002, 48(7): 2096-2104.

[9] DEBESSU Y G, WU H C, JIANG H. Novel Blind Encoder Parameter Estimation for Turbo Codes[J]. IEEE Communications Letters, 2012, 16(16): 1917-1920.

[10] 张旻,陆凯,李歆昊,等. 归零 Turbo 码的盲识别方法[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(6): 1424-1427.

[11] 张旻,陆凯,李歆昊. Turbo 编码类型的盲识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(5): 701-707.

[12] DING J, HANGENAUER J. Parameter estimation of a convolutional encoder from noisy observations[C]//Proc. IEEE International Symposium on Information Theory, 2007: 1776-1780.

[13] LEE L R R F. A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(2): 257-286.

[14] 高鹰,谢胜利. 一种变步长 LMS 自适应滤波算法及其分析[J]. 电子学报, 2001, 29(8): 1094-1097.