

# 指数罚函数增强的 Turbo 码编码器生成多项式估计\*

孙燕实<sup>1</sup> 王万祥<sup>1</sup> 彭 闯<sup>2</sup> 滕 飞<sup>2</sup> 董 静<sup>2</sup> 刘长明<sup>3</sup> 雷迎科<sup>2</sup>

(1. 合肥工业大学计算机与信息学院 合肥 230009; 2. 国防科技大学电子对抗学院 合肥 230009;

3. 同方电子科技有限公司 九江 332000)

**摘要:**针对低信噪比环境下 Turbo 码递归系统卷积(recursive system convolutional, RSC)子码识别算法存在的局部收敛和鲁棒性退化问题,本文提出一种基于误差指数惩罚机制的代价函数设计方法,并融合改进粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法实现高效全局搜索。该方法通过非线性指数放大校验方程失配误差,显著增强噪声抑制能力,从而在较低信噪比条件下依然能够保持较高的识别可靠性。同时,本文在 PSO 框架中引入自适应速度——位置更新策略,使粒子在搜索初期具备更强的全局探索能力,而在迭代后期能够有效收敛到最优解,避免陷入局部极值。仿真结果显示,在 1.5 dB 信噪比下,截获 2 000 比特信息序列时本方法在 8 次迭代内可实现超过 95% 的识别准确率,较现有方法性能提升约 0.5 dB。进一步实验还表明,该方法在不同信噪比和码长条件下均保持了良好的适应性与稳定性。综合来看,所提方法兼顾识别精度与计算效率,特别适用于低信噪比下的工程应用,具备良好的推广价值。

**关键词:** Turbo 码;递归系统卷积(RSC)码;参数估计;粒子群优化

中图分类号: TN911.22

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.5015

## Estimation of turbo code encoder generator polynomials enhanced by an exponential penalty function

Sun Yanshi<sup>1</sup> Wang Wanxiang<sup>1</sup> Peng Chuang<sup>2</sup> Teng Fei<sup>2</sup> Dong Jing<sup>2</sup> Liu Changming<sup>3</sup> Lei Yingke<sup>2</sup>

(1. School of Computer Science and Information Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. College of Electronic Engineering, National University of Defense Technology, Hefei 230009, China;

3. Tongfang Electronic Technology Co., Ltd., Jiujiang 332000, China)

**Abstract:** In order to address the challenges of local convergence and robustness degradation in the identification of recursive systematic convolutional (RSC) subcodes of Turbo codes under low signal-to-noise ratio (SNR) conditions, this paper proposes a novel cost function based on an exponential error penalty mechanism, combined with an improved Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm for efficient global search. The proposed method applies a nonlinear exponential amplification to the mismatch errors of parity-check equations, which markedly strengthens noise suppression and ensures reliable identification performance even under low-SNR conditions. In addition, an adaptive velocity-position update strategy is incorporated into the PSO framework, allowing particles to maintain strong global exploration in the early search phase and to converge efficiently toward the optimal solution in the later phase, thereby mitigating the risk of stagnation in local optima. Simulation results show that under an SNR of 1.5 dB, the proposed method achieves over 95% identification accuracy for a rate-1/2 RSC code with constraint length 5, using only 2 000 intercepted bits and within 8 iterations. Compared with existing state-of-the-art methods, it achieves a performance gain of approximately 0.5 dB. Additional experiments further confirm that the proposed method exhibits strong adaptability and robustness across different SNR levels and code lengths. Overall, the proposed approach achieves a balance between identification accuracy and computational complexity, making it particularly well-suited for practical applications in low-SNR environments and offering a robust solution for blind Turbo code parameter estimation.

**Keywords:** turbo-code; recursive systematic convolutional (RSC) codes; parameter estimation; particle swarm optimization

## 0 引言

Turbo 码<sup>[1]</sup>因其接近香农极限的出色纠错能力,已被广泛应用于卫星通信、深空探测等现代无线传输系统<sup>[2]</sup>。在 Turbo 码的双分量结构中,递归系统卷积码(recursive system convolutional, RSC)作为基础编码模块,其结构参数对译码器性能有决定性影响。然而,在诸多实际通信场景中,接收端往往无法预先获取这些编码参数,导致传统的最大似然译码方法难以直接应用。因此,研发高效的 RSC 子码盲识别算法,不仅是实现 Turbo 码参数恢复的关键一步,更是后续交织器结构估计<sup>[3,4]</sup>的先决条件。

传统 RSC 码识别算法主要包括:线性方程组求解法<sup>[5]</sup>、欧几里得识别算法<sup>[6]</sup>、快速双合冲算法<sup>[7]</sup>以及沃尔什变换法<sup>[8]</sup>。其中,线性方程组求解法基于约束长度内接收码字与校验矩阵、生成矩阵之间的数学关系实现生成矩阵的盲识别;欧几里得识别算法通过求解最大公约式并结合反迭代运算来推导生成矩阵;快速双合冲算法通过构造齐次关键模方程并利用 Gröbner 基快速求解生成多项式间的关系,从而实现卷积码的高效盲识别;沃尔什变换法则以方程成立与不成立个数的统计差值作为生成矩阵的判别依据。然而,这些传统方法在低信噪比环境下均存在明显的容错性能不足问题。为了提高识别性能,近年来研究人员越来越多地采用基于统计度量的识别策略。文献[9]提出了一种使用累积奇偶校验对数似然比(log-likelihood ratio, LLR)进行参数估计来评估编码精度的方法。文献[10]引入了一种基于平均 LLR 的改进方案,但对 LLR 的统计特性研究不够深入,未能充分揭示 LLR 的性能变化规律。沃尔什-哈达玛变换(Walsh-Hadamard Transform, WHT)算法<sup>[11-13]</sup>充分考虑误码的影响,通过统计判定方程成立与不成立的次数差异,有效减弱误码对算法的干扰。然而,WHT 算法存在计算复杂度随问题规模指数增长的问题。为此,文献[14]提出了一种遗传算法改进方案,将生成多项式系数编码为基因个体进行优化搜索。但该方法在应对高阶编码和严重误码时,识别性能会出现显著下降。此外,文献[15]提出了平均似然差(likelihood difference, LD)方法,文献[16]则采用了基于期望最大化(expectation maximization, EM)算法的策略,在噪声条件下均获得了良好的识别性能。在文献[17]中,提出了一种基于最小二乘法(least square, LS)的新算法,取得了显著的性能改进。在文献[18]中,提出了一种利用最大余弦代价函数的 RSC 编码器估计算法,但其识别精度随着约束长度的增加而显著降低。尽管软决策方案在噪声环境中提供了比硬决策算法更好的性能,但它们引入了更高的计算复杂度。

尽管已有多种 RSC 码生成多项式识别方法被提出,但在处理高阶编码结构或低信噪比环境时,仍普遍面临容错性不足、易陷入局部最优解以及计算复杂度较高等问题。为此,本文提出了一种基于误差指数惩罚准则的代价函数构建方法,将生成多项式参数求解转化为代价函数求解最小值问题,并结合改进粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)的迭代更新策略进行求解。该算法通过指数惩罚项对校验方程失配误差进行非线性放大,显著提升了对噪声扰动的鲁棒性;同时利用 PSO 的全局搜索能力与自适应更新机制,实现了参数空间的高效探索。仿真结果显示,该算法在低信噪比条件下依然保持了高效的识别精度,并且收敛速度更快。

## 1 参数识别模型

图 1 为 Turbo 码编码器的典型结构,其中输入信息序列  $X$  在编码器中被分为三路:一路直接输出作为系统位,另一路经编码器生成校验序列  $Y$ ,第三路先交织后再经编码器生成校验序列  $Z$ 。三路数据复用后进行调制,最终通过信道传输。在 3GPP-LTE<sup>[19]</sup> 标准和 DVB-RCS<sup>[20]</sup> 标准所采用的 Turbo 码标准架构中,两个 RSC 编码器不仅结构设计完全一致,其生成多项式、约束长度等核心参数也严格相同。这一标准化设计特性使得无需对两个 RSC 单元分别进行参数估计,而是可以通过未与交织器直接级联的 RSC 编码器单元展开分析,所得到的参数可直接迁移应用于另一个经交织器处理的 RSC 编码器。基于这一特性,本研究的参数估计过程将仅针对未与交织器直接级联的 RSC 编码器单元展开分析。

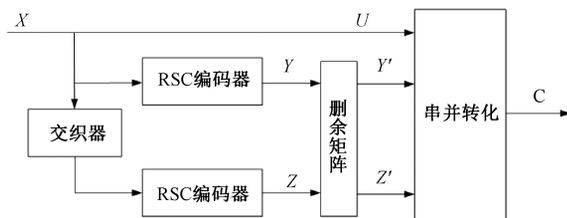


图 1 Turbo 码的基本结构

Fig. 1 Basic structure of Turbo code

常见的 RSC 码的码率为  $1/2$ ,图 2 为该码率下的通用 RSC 编码结构,其中  $m$  为寄存器的个数。在  $t$  时刻,输入的信息比特通过 RSC 编码器后,输出包括系统比特和相应的校验比特。在通过信道传输过程中,这些比特会受到噪声的影响而产生误码。RSC 码的生成多项式识别问题,即是在未知编码参数的前提下,根据接收到的受噪编码序列,反推出编码器使用的生成多项式。

根据图 2 中所示编码原理, $1/n$  码率的 RSC 码编码多项式可表示为:

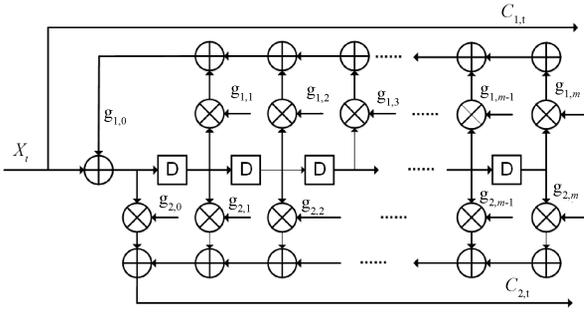


图 2 RSC 码编码器结构

Fig. 2 RSC code encoding structure

$$C(D) = M(D) \cdot \left[ 1, \frac{G_2(D)}{G_1(D)}, \frac{G_3(D)}{G_1(D)}, \dots, \frac{G_n(D)}{G_1(D)} \right] \quad (1)$$

其中,  $G_i(D) = g_{i,0} + g_{i,1} \cdot D + \dots + g_{i,m} \cdot D^m$  表示生成多项式,  $M(D) = m_1 + m_2 \cdot D + \dots + m_L \cdot D^{L-1}$  表示信息序列, 式中的  $L$  表示编码序列的结束位置, 令  $C(D) = [C_1(D), C_2(D), \dots, C_n(D)]$  为输出码元的向量表示形式,  $C_i(D) = C_{i,1} + C_{i,2} \cdot D + \dots + C_{i,L} \cdot D^{L-1}$  为编码器的第  $i$  路编码数据。

在噪声功率为  $\sigma^2$  的加性高斯白噪声 (additive white gaussian noise, AWGN) 信道中, 采用二进制相移键控 (binary phase shift keying, BPSK) 调制, 得到的软判决序列对应于编码序列  $c_1, c_2, \dots, c_n$ , 其中  $c_i = [c_{i,1}, c_{i,2}, \dots, c_{i,L}]$ 。当  $C_i$  为随机序列时, 后验概率  $P(C_{i,t} | c_{i,t})$  可由  $P_{i,t}$  表示:

$$P_{i,t} = P(C_{i,t} = 1 | c_{i,t}) = e^{2 \cdot c_{i,t} / \sigma^2} / (1 + e^{2 \cdot c_{i,t} / \sigma^2}) \quad (2)$$

记  $q_{i,l}$  表示编码器系数的概率, 定义如下:

$$q_{i,l} = P(g_{i,l} = 1), i = 1, \dots, n, l = 0, \dots, m \quad (3)$$

为简化表达, 将所有系数的概率组合表示为向量形式, 记为  $q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$ , 其中  $q_i = (q_{i,0}, q_{i,1}, \dots, q_{i,m})$ 。因此, RSC 编码器的参数估计可以转换为  $q$  的计算。

## 2 指数增强的校验符合度罚函数

RSC 生成多项式的识别主要包括两个环节: 首先构建编码器系数的代价函数; 随后通过对该函数的最小化搜索, 估计出相应的编码器系数。

根据式 (1), 在无噪声的理想传输环境下, 接收端获取的编码数据应严格满足以下数学关系式:

$$C_i(D) \cdot G_j(D) \oplus C_j(D) \cdot G_i(D) = 0 \quad (4)$$

其中,  $i, j = 1, 2, \dots, n$  且  $i \neq j$ , 将上式在一个约束长度中展开成卷积的形式, 可得:

$$\left( \sum_{u=0}^m \oplus c_{i,t+u} \cdot g_{j,m-u} \right) \oplus \left( \sum_{u=0}^m \oplus c_{j,t+u} \cdot g_{i,m-u} \right) = 0 \quad (5)$$

其中,  $\oplus$  和  $\sum \oplus$  表示  $GF(2)$  上的求和, 等式 (5) 是任何两个不同编码序列  $c_i$  和  $c_j$  应满足的校验等式。

记式 (5) 左边为  $H_t^{i,j}$ , 即:

$$H_t^{i,j} = \left( \sum_{u=0}^m \oplus c_{i,t+u} \cdot g_{j,m-u} \right) \oplus \left( \sum_{u=0}^m \oplus c_{j,t+u} \cdot g_{i,m-u} \right)$$

定义  $t$  时刻检验方程符合度  $F_t^{i,j}$  为:

$$F_t^{i,j} = 1 - 2 \cdot P(H_t^{i,j} = 1) \quad (6)$$

式中:  $P(H_t^{i,j} = 1)$  表示  $H_t^{i,j}$  取值为 1 的概率, 当概率为 0 时检验方程成立可得符合度为 1, 反之符合度的取值为 -1。

式 (5) 中,  $c_i$  和  $c_j$  的元素可以认为是固定值, 而编码器系数  $g_{i,u}$  和  $g_{j,u}$  是相互独立的未知随机变量, 依据文献 [21] 二元域中的随机变量计算方法, 设  $a$  和  $b$  为二元域上两个独立的随机变量, 可得:

$$1 - 2P(a \oplus b = 1) = (1 - 2P(a = 1)) \cdot (1 - 2P(b = 1)) \quad (7)$$

将式 (7) 代入式 (6), 检验方程符合度可以改写为:

$$F_t^{i,j} = \prod_{u=0}^m \left( 1 - 2 \cdot P(c_{i,t+u} \cdot g_{j,m-u} = 1) \right) \cdot \prod_{u=0}^m \left( 1 - 2 \cdot P(c_{j,t+u} \cdot g_{i,m-u} = 1) \right) \quad (8)$$

实际的信道环境非常恶劣, 在传输过程中常常出现误码, 从而难以准确获取编码比特的真实值。为此, 本文将编码比特以式 (2) 中给出的后验概率进行替代。并且  $g_{i,m-u}$  和  $g_{j,m-u}$  是相互独立且从 0~1 均匀分布的未知变量。因此, 我们可以用变量的概率来代替变量, 并应用到式 (8), 进一步可以简化为:

$$F_t^{i,j} = \prod_{u=0}^m \left( 1 - 2 \cdot P_{i,t+u} \cdot g_{j,m-u} \right) \cdot \prod_{u=0}^m \left( 1 - 2 \cdot P_{j,t+u} \cdot g_{i,m-u} \right) \quad (9)$$

式 (9) 在  $t = 0, \dots, L$  时均为正值, 且当其趋近于 1 时, 表示所识别的编码器多项式参数更为可靠。

传统线性度量<sup>[17]</sup>在低 SNR 条件下对微小失配不够敏感, 难以有效抑制噪声引发的误判。为此, 本文引入指数非线性放大机制, 将生成多项式参数估计转化为以下代价函数的最小化问题:

$$\hat{g} = \underset{g}{\operatorname{argmin}} \sum_{t=1}^L (e^{1 F_t^{i,j} - 1}) \quad (10)$$

该代价函数对小幅失配近似线性响应, 对大幅失配则呈指数级放大, 从而显著增强了对严重错误参数的排斥力度; 同时, 指数函数的陡峭梯度为后续优化算法提供明确的搜索导向, 有助于快速脱离局部极值。

### 3 算法设计

本文采用改进 PSO 算法<sup>[22]</sup>求函数最小值,再根据函数的最小值估计生成多项式参数。

#### 3.1 粒子群优化算法

在本文所设计的粒子群优化过程中,由于常用的生成多项式的首位和末位为 1,搜索空间的维度  $D$  根据编码器的约束长度  $m+1$  设定为  $n(m-1)$ 。初始化阶段生成包含  $N$  个粒子的种群,每个粒子在解空间中由 3 个关键参数表征:当前空间坐标向量、运动速度向量以及个体最优位置向量。

设第  $k$  个粒子在第  $t$  次迭代时的位置、速度和个体历史最优位置分别记为:

$$X_k(t) = (q_{1,1}^k, \dots, q_{1,m-1}^k, \dots, q_{n,1}^k, \dots, q_{n,m-1}^k)$$

$$V_k(t) = (v_{1,1}^k, \dots, v_{1,m-1}^k, \dots, v_{n,1}^k, \dots, v_{n,m-1}^k)$$

$$P_k(t) = (p_{1,1}^k, \dots, p_{1,m-1}^k, \dots, p_{n,1}^k, \dots, p_{n,m-1}^k)$$

全局最优解  $P_b(t)$  是从所有粒子的个体最优解中选取的,其中每个粒子的位置表示当前优化问题的一个候选解。在寻优过程中,各粒子根据两种关键信息动态调整其搜索轨迹:一是该粒子在历史搜索过程中获得的局部最优解,二是当前整个种群所发现的全局最优解。通过这种双参考机制,粒子群能够协同探索解空间,并逐步收敛至最优区域。

在第  $t+1$  次迭代中,第  $k$  个粒子的运动状态更新公式如下:

$$V_k(t+1) = w \cdot V_k(t) + c_1 \cdot r_1 [P_k(t) - X_k(t)] + c_2 \cdot r_2 [P_b(t) - X_k(t)] \quad (11)$$

$$X_k(t+1) = X_k(t) + V_k(t+1) \quad (12)$$

式中:  $w$  为惯性权重,取非负实数;  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子,分别控制粒子对个体最优解和群体最优解的追踪权重;  $r_1$  和  $r_2$  为  $[0,1]$  区间内的均匀分布随机数。为了防止粒子运动过于剧烈,算法对其速度进行约束,使其始终保持在限定范围内,即  $V_k(t) \in [-V_{\max}, V_{\max}]$ ,其中  $V_{\max} = [v_{\max}^1, \dots, v_{\max}^d, \dots, v_{\max}^{n(m-1)}]$

$$\begin{cases} v_i^d = v_{\max}^d, v_i^d > v_{\max}^d \\ v_i^d = -v_{\max}^d, v_i^d < -v_{\max}^d \end{cases} \quad (13)$$

在大多数实际计算应用中,生成多项式  $G_i(D)$  的首项和末项系数都为 1,其余各项系数未知,因此将第  $k$  个粒子初始位置向量中的  $q$  值设置为:

$$\hat{q}_{i,l}^k = \begin{cases} 1, l=0 \text{ 或 } l=m, \\ U(0,1), 0 < l < m, \end{cases} \quad i=1,2,\dots,n \quad (14)$$

在本问题中,粒子的位置  $X_k$  被限制在向量区间  $[X_{\min}, X_{\max}]$  内,其中下界  $X_{\min} = [0, \dots, 0]$ ,上界  $X_{\max} = [1, \dots, 1]$ 。在优化过程中,粒子的位置更新可能突破可

行域的边界约束。对此,本文采取如下限制策略,若  $\hat{q}_{i,l}^k < 0$  时取  $\hat{q}_{i,l}^k = 0$ ;若  $\hat{q}_{i,l}^k > 1$  时取  $\hat{q}_{i,l}^k = 1$ 。在迭代结束后,若得到最优解为  $X_b$  对所得的最优解进行二值化处理:

$$\begin{cases} \hat{g}_{i,l} = 0, \hat{q}_{i,l}^b < 0.5 \\ \hat{g}_{i,l} = 1, \hat{q}_{i,l}^b \geq 0.5 \end{cases} \quad (15)$$

由于算法可能过早收敛,为降低计算复杂度本研究引入了一种基于收敛判定的提前终止机制。该策略通过实时监测粒子群的收敛状态,在满足预设条件时提前终止迭代过程。具体来说,如果迭代次数超过  $t'$ ,并且目标函数的最优值保持不变或细微变化,则终止迭代过程得到最优解。

#### 3.2 惯性权重因子更新策略

本研究引入了一种基于动态惯性权重调节的改进型 PSO 算法,用于解决编码参数估计问题。该改进策略有效提升了解算法在全局探索与局部开发之间的平衡能力,从而改善了收敛特性。具体实现中,惯性权重的动态调节采用如下线性递减公式:

$$w = w_{\max} - \left( \frac{w_{\max} - w_{\min}}{T - 1} \right) \cdot (t - 1) \quad (16)$$

式中:  $w_{\min}$ 、 $w_{\max}$  分别为最小权重值和最大权重值;  $t$  为当前迭代次数;  $T$  为最大迭代次数。

#### 3.3 算法具体实现

由上述可知,RSC 生成多项式识别算法首先构建编码器系数的代价函数,并通过优化搜索实现最小化以估计生成多项式系数。

1) 设置粒子数目  $N$ 、最大的迭代次数  $T$  和早停条件,随机生成每个粒子的位置与速度,记录个体最佳位置与全局最佳位置;

2) 软判决解调截获的数据,并求解数据的后验概率,根据码元之间的约束条件构造代价函数,设置迭代次数初始值  $t=1$ ;

3) 每个粒子根据式(12)更新位置,其中惯性因子采用式(16)动态更新,限制更新之后的位置仍位于解空间中,更新个体最佳位置与全局最佳位置;

4) 根据式(11)更新速度,限制速度在一定范围内防止粒子的无规则运动,同时  $t+1$ ;

5) 判断是否达到早停条件,若否再跳转到步骤 3),若是则根据式(15)判断所求生成多项式的系数。

RSC 编码器的生成多项式的第一位与最后一位一般都为 1,其他位为待识别系数,因此对于  $1/n$  码率的 RSC 码每个粒子的维数为  $n(m-1)$ ,且每一位都位于区间  $[0,1]$  之间。

#### 3.4 算法的计算复杂度分析

本文的算法计算复杂度主要集中在粒子位置的更新

和目标函数的评估过程中。设定粒子数目为  $4n(m-1)$ ，在一次迭代中所提出算法的乘法复杂度为  $O(nm^2L)$ ，加法复杂度为  $O(nm^2L)$ 。相比之下，文献[17]中的算法在乘法和加法上的复杂度均为  $O(n^2m^2L)$ ，整体计算开销明显高于本文方法。文献[20]中的算法虽然乘法和加法复杂度分别为  $O(nm^2L)$  和  $O(nmL)$ ，但其所需的迭代次数远高于本文提出的算法。

通过粒子群算法求解代价函数的最小值，大大减少了算法迭代次数，降低了目标函数陷入局部最小值的可能，且在性能上有明显的提升。

## 4 仿真实验及性能分析

在本文仿真实验中，Turbo 码编码器采用典型的三路输出结构，分别为系统比特、第 1 路 RSC 编码器生成的校验比特和第 2 路编码器生成的校验比特。本文提出的多项式识别算法仅利用前两路输出数据：将系统比特与未交织的校验比特作为输入进行参数估计。

尽管第 3 路校验比特包含交织器干扰，无法直接用于构造校验关系，但由于 Turbo 码结构中两路 RSC 编码器通常采用完全相同的生成多项式，因此识别未交织路径的编码结构，即可间接推断整个编码器的结构参数。

### 4.1 不同约束长度的 Turbo 码识别

仿真实验针对不同约束长度的 RSC 编码器进行了测试。递归系统卷积码的生成多项式按约束长度配置如下：约束长度  $K=4$  对应 RSC(13,17)， $K=5$  对应 RSC(23,31)， $K=6$  对应 RSC(65,57)。仿真设置中，截获信息序列长度为 2000 bit，采用 BPSK 调制，进行 2000 次蒙特卡洛实验以获得识别结果。如图 3 所示，在不同约束长度条件下，均实现了较好的识别性能。图中可以发现，约束长度的增加确实会对识别率产生不利影响。随着约束长度的加大，生成多项式的识别性能逐渐降低。这主要是由于更长的约束长度意味着编码器具有更深的记忆结构，导致需识别的参数数量增加，从而使识别过程复杂化。

### 4.2 粒子数目及迭代次数对识别率的影响

仿真实验研究了不同粒子数目对参数识别率的影响，设定截获信息序列长度为 2000，对 RSC(23,31) 进行识别。设置粒子数目分别为 6、9、12、18、24、30，最大最大迭代次数为 8。图 4 的实验结果表明，系统性能与粒子群规模呈现明显的正相关关系，当粒子数量增加时，参数估计的准确率呈现递增趋势。然而，当粒子数超过某一阈值后，正确估计率的提升趋于平缓，不再出现显著变化。图中给出了对 RSC(23,31) 子编码器的仿真结果，该编码器需识别的参数个数为 6。结果表明，当粒子数为 24 时，

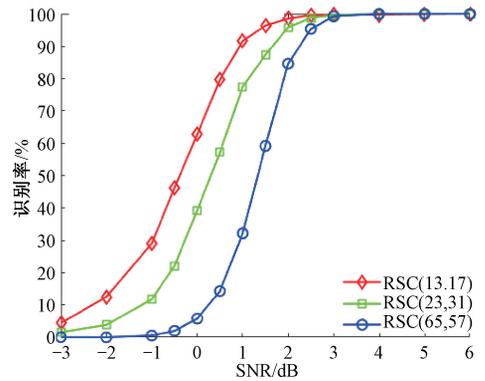


图 3 新算法在不同约束长度下的性能

Fig. 3 Performance of the new algorithm at different constraint lengths

即为变量数量的 4 倍，就已能够实现较为理想的识别性能。

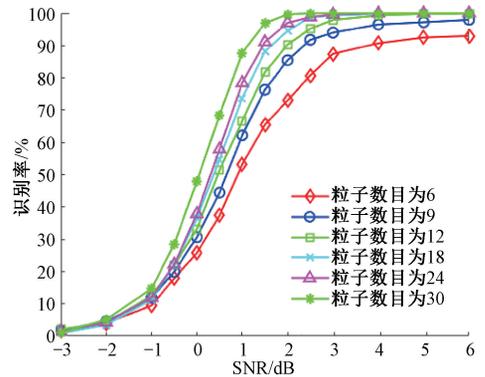


图 4 新算法在不同粒子数下的性能

Fig. 4 Performance of the new algorithm at different particle numbers

通过多次实验观察发现：当变量数量较少 ( $D < 6$ ) 时，粒子数可以设置为  $2n(m-1)$ ；而当变量数目较多 ( $D \geq 6$ ) 时，设置粒子数目为  $4n(m-1)$ 。若识别性能仍未达到预期水平，可在上述粒子数配置的基础上适当增加粒子数量，以进一步提升参数估计的准确性。

图 5 为迭代次数对参数识别的影响，粒子数设置为 24，对 RSC(23,31) 进行识别。从图中可以看出，在迭代次数较少时，参数识别率较低。这是由于迭代不足导致算法对解空间的搜索不够充分，从而影响了估计精度。当迭代次数达到 6 次时，参数识别率趋于稳定，继续增加迭代次数对识别性能的提升已不明显。本算法采用双重收敛控制策略：设置最大迭代次数为 15 次；同时引入动态终止条件，当满足以下两个条件时即提前终止迭代：1) 已完成至少 6 次迭代运算；2) 目标函数最优解的变化值低于预设阈值。这种混合终止机制在保证收敛精度的同时有效提升了计算效率。

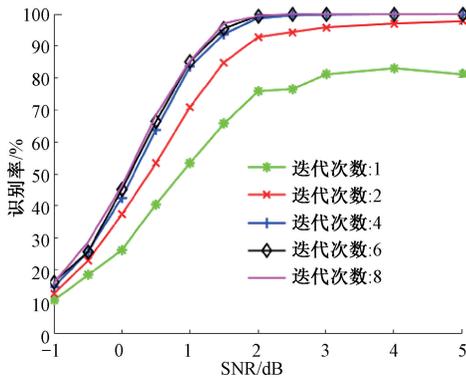


图 5 新算法在不同迭代次数下的性能  
Fig. 5 Performance of the new algorithm at different iteration counts

### 4.3 截获信息序列长度对生成多项式识别率的影响

图 6 展示了在不同信噪比(SNR)条件下,拦截码块数量对正确估计率的影响。设定截获码元的交织长度为 100,截获的交织帧数分别为 5、10、15、20 和 50,即截获的信息序列长度分别为 500、1 000、1 500、2 000 和 5 000。仿真结果表明:1)该算法具有显著的抗干扰能力,在低信噪比或少量截获码块情况下仍保持较高的参数识别准确率;2)当截获码块数较少时,识别性能存在一定波动,但随着可用码块数量的增加,算法性能呈现稳定提升趋势。由此可见,在实际应用中,可依据噪声水平灵活设定截获码块数量,以确保识别精度的同时,降低计算资源消耗。

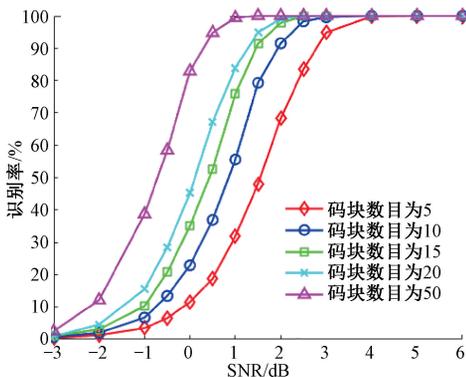


图 6 新算法在截获不同码块数目下的性能  
Fig. 6 Performance of the new algorithm at different numbers of intercepted code blocks

### 4.4 本文算法与其他算法的比较

下面对相同条件下的不同算法的性能进行分析,比较本文提出的算法与最小二乘法、文献[18]中的识别效果,仿真采用 3GPP-LTE 标准 Turbo 码结构,设置交织长度为 64,RSC 子码为(23,31),截获交织帧数为 30 帧。本文算法设置最大迭代次数为 15,如果迭代次数超过 6

次且目标函数最优值变化小于  $10^{-6}$  停止迭代,文献[18]中的算法最大迭代次数为 20,而最小二乘法的最大迭代次数为 50。为评估 3 种算法在不同信噪比条件下的多项式识别性能,进行了 2 000 次蒙特卡洛仿真实验,其结果如图 7 所示。

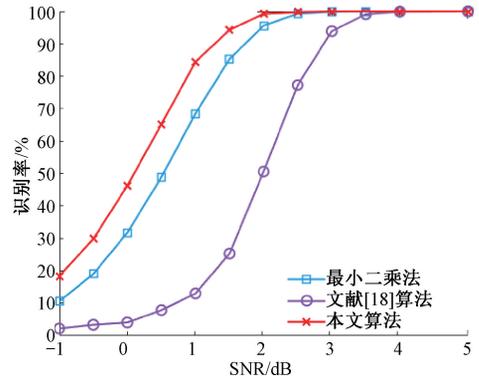


图 7 三种算法的性能  
Fig. 7 Performance of the three algorithms

尽管文献[18]中的方法具有较低的计算复杂度,但其易陷入局部最优,导致整体性能受限。最小二乘法框架下的单目标优化策略在低维参数空间展现出良好的收敛特性,然而随着维度提升,该方法的收敛速率显著下降,同时计算复杂度较高。相比之下,本研究提出的算法在保持计算效率的同时,能够实现更优的收敛性能。与文献[17]中的最小二乘法法相比,本算法在识别性能上提升了约 0.5 dB。

## 5 结 论

本文针对 Turbo 码中 RSC 子码参数估计中难以同时兼顾鲁棒性与计算效率的问题,提出了一种基于误差指数惩罚函数的代价构建方法,并结合改进的 PSO 算法进行高效求解。通过指数惩罚项对校验方程失配误差的非线性放大,算法在噪声干扰严重时仍能快速、准确地引导搜索朝向可靠约束方向收敛;借助自适应速度——位置更新机制,既提升了全局探索能力,又有效避免陷入局部最优。仿真结果验证,本文算法在性能表现上显著优于现有同类方法,在较少的迭代次数下即可实现高精度辨识,同时维持较低的计算开销。与传统方案相比,该算法在低信噪比条件下仍能保持稳定的识别性能,展现出优异的鲁棒性。

### 参考文献

[1] MUKHTAR H, Al-DWEIK A, SHAMI A. Turbo product codes: Applications, challenges, and future directions[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 18(4): 3052-3069.

- [ 2 ] NI J. Turbo codes in satellite communication [ C ]. 2022 IEEE 4th International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology ( ICCASIT ). IEEE, 2022:1146-1150.
- [ 3 ] 刘骏,李静,彭华. 基于校验方程平均符合度的 Turbo 码交织器估计 [ J ]. 电子学报, 2016, 44 ( 5 ): 1213-1218.  
LIU J, LI J, PENG H. Estimation of turbo-code interleaver based on average conformity of parity-check equation [ J ]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44 ( 5 ): 1213-1218.
- [ 4 ] 吴昭军,张立民,钟兆根. 低信噪比下随机交织器识别 [ J ]. 电讯技术, 2018, 58 ( 1 ): 52-58.  
WU ZH J, ZHANG L M, ZHONG ZH G. Blind recognition of random interleaver at low SNR [ J ]. Telecommunication Engineering, 2018, 58 ( 1 ): 52-58.
- [ 5 ] 解辉,黄知涛,王丰华. 信道编码盲识别技术研究进展 [ J ]. 电子学报, 2013, 41 ( 6 ): 1166-1176.  
XIE H, HUANG ZH T, WANG F H. Research progress of blind recognition of channel coding [ J ]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41 ( 6 ): 1166-1176.
- [ 6 ] WANG F H, HUANG ZH T, ZHOU Y Y. A method for blind recognition of convolution code based on euclidean algorithm [ C ]. 2007 International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. Shanghai, China, 2007:1414-1417.
- [ 7 ] 邹艳,陆佩忠. 关键方程的新推广 [ J ]. 计算机学报, 2006, 29 ( 5 ): 711-718.  
ZOU Y, LU P ZH. A new generalization of key equation [ J ]. Chinese Journal of Computers, 2006, 29 ( 5 ): 711-718.
- [ 8 ] WANG F H, HUI X, HUANG ZH T. Blind reconstruction of convolutional code based on segmented Walsh-Hadamard transform [ J ]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2014, 25 ( 5 ): 748-754.
- [ 9 ] MOOSAVI R, LARSSON E G. Fast blind recognition of channel codes [ J ]. IEEE Transactions on Communications, 2014, 62 ( 5 ): 1393-1405.
- [ 10 ] XIA T, WU H C. Novel blind identification of LDPC codes using average LLR of syndrome a posteriori probability [ J ]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 62 ( 3 ): 632-640.
- [ 11 ] 刘健,王晓君,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.  
LIU J, WANG X J, ZHOU X Y. Blind recognition of convolutional coding based on Walsh-Hadamard transform [ J ]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32 ( 4 ): 884-888.
- [ 12 ] 张立民,刘杰,钟兆根. 基于改进 Walsh-Hadamard 变换的  $(n, 1, m)$  卷积码盲识别 [ J ]. 电子与信息学报, 2018, 40 ( 4 ): 839-845.  
ZHANG L M, LIU J, ZHONG ZH G. Blind recognition of  $(n, 1, m)$  convolutional codes based on modified Walsh-Hadamard transform [ J ]. Journal of Electronics & Information Technology, 2018, 40 ( 4 ): 839-845.
- [ 13 ] LI S D, ZHOU J, HUANG ZH P. TS-WHT: A two-step walsh-hadamard transform approach for blind error correcting code classification [ J ]. IEEE Communications Letters, 2023, 27 ( 7 ): 1689-1693.
- [ 14 ] 张立民,吴昭军,钟兆根. 一种基于遗传算法的 RSC 码盲识别方法 [ J ]. 航空学报, 2017, 38 ( 11 ): 277-286.  
ZHANG L M, WU ZH J, ZHONG ZH G. A blind recognition method for RSC codes based on genetic algorithm [ J ]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38 ( 11 ): 277-286.
- [ 15 ] YU P, PENG H, LI J. On blind recognition of channel codes within a candidate set [ J ]. IEEE Communications Letters, 2016, 20 ( 4 ): 736-739.
- [ 16 ] DEBESSU Y G, WU H C, JIANG H. Novel blind encoder parameter estimation for turbo codes [ J ]. IEEE Communications Letters, 2012, 16 ( 12 ): 1917-1920.
- [ 17 ] YU P, LI J, PENG H. A least square method for parameter estimation of RSC sub-codes of turbo codes [ J ]. IEEE Communications Letters, 2014, 18 ( 4 ): 644-647.
- [ 18 ] WU ZH J, ZHANG L M, ZHONG ZH G. A maximum cosinoidal cost function method for parameter estimation of rsc turbo codes [ J ]. IEEE Communications Letters, 2019, 23 ( 3 ): 390-393.
- [ 19 ] 3GPP. Evolved universal terrestrial radio access ( E-UTRA ); multiplexing and channel coding [ S ]. 3GPP TS 36.212 V16.4.0, 3rd Generation Partnership Project, 2020.
- [ 20 ] ETSI E N. Digital video broadcasting ( DVB ); interaction channel for satellite distribution systems ( Return Channel via Satellite ) [ S ]. ETSI EN 301 790 V1.5.1, 2009.
- [ 21 ] 陈增茂,刘美祯,孙志国,等. 基于校验函数梯度的 Turbo 码编码器识别 [ J ]. 哈尔滨工程大学学报, 2024, 45 ( 9 ): 1826-1833.  
CHEN Z M, LIU M ZH, SUN ZH G, et al. Turbo code encoder identification based on check function gradient [ J ]. Journal of Harbin Engineering University, 2024, 45 ( 9 ): 1826-1833.
- [ 22 ] 康岩松,臧顺来. 基于多种策略的改进粒子群优化算法 [ J ]. 东北大学学报 ( 自然科学版 ), 2023, 44 ( 8 ): 1089-1097.

KANG Y S, ZANG SH L. Improved particle swarm optimization algorithm based on multiple strategies [J]. Journal of Northeastern University ( Natural Science ), 2023, 44(8):1089-1097.

## 作者简介



**孙燕实**, 2016 年于中国科学技术大学获得学士学位, 2021 年于中国科学技术大学获得博士学位。现为合肥工业大学研究员, 硕士生导师, 主要研究方向无线通信领域的前沿技术应用及基础理论分析。

E-mail: sys@hfut.edu.cn

**Sun Yanshi** received his B. Sc. degree in 2016 and the Ph. D. degree in 2021, both from the University of Science and Technology of China. He is now a research fellow and Master's Supervisor at Hefei University of Technology. His main research interests include cutting-edge applications and fundamental theoretical analysis in wireless communications.



**王万祥**, 2023 年于中国计量大学获得学士学位, 现为合肥工业大学硕士生, 主要研究方向为信道编码盲识别技术研究。

E-mail: wxw010330@163.com

**Wang Wanxiang** received his B. Sc. degree from China Jiliang University in 2023.

He is now the M. Sc. candidate at Hefei University of Technology. His main research interest includes blind identification of channel coding.



**彭闯**, 2016 年于大连海事大学获得学士学位, 2018 年于国防科技大学电子对抗学院获得硕士学位, 2022 年于国防科技大学电子对抗学院获得博士学位, 现为国防科技大学电子对抗学院讲师, 主要研究方向为智能信号处理、通信对抗。

E-mail: pengchuang17@nudt.edu.cn

**Peng Chuang** received his B. Sc. degree from Dalian Maritime University in 2016, the M. Sc. degree from the College of Electronic Countermeasures, National University of Defense Technology in 2018, and the Ph. D. degree from the same college in 2022. He is now a lecturer at the College of Electronic Countermeasures, National University of Defense Technology. His research interests include intelligent signal processing and communication countermeasures.



**滕飞**, 2012 年于南京理工大学获得信息对抗技术工学学士学位; 2015 年于原解放军电子工程学院获得通信与信息系统工学硕士学位; 2019 年于国防科技大学获得通信与信息系统工学博士学位, 现为讲师, 主要研究方向包括战场无线网络对抗、智能

通信对抗及多源信息融合。

E-mail: tf0409@nudt.edu.cn

**Teng Fei** received his B. Sc. degree in Information Countermeasure Technology from Nanjing University of Science and Technology in 2012. He received his M. Sc. degree in Communications and Information Systems from the former PLA Electronic Engineering Institute in 2015, and his Ph. D. degree in the same field from the National University of Defense Technology in 2019. He is now a lecturer. His research interests encompass battlefield wireless network countermeasures, intelligent communication countermeasures, and multi-source information fusion.



**董静**, 2005 年于安徽大学获得学士学位, 2010 年于南京大学获得硕士学位, 现为国防科技大学电子对抗学院讲师, 主要研究方向为军事翻译、外训教学。

E-mail: 172813125@qq.com

**Dong Jing** received her B. Sc. degree from Anhui University in 2005 and the M. Sc. degree from Nanjing University in 2010. She is now a lecturer at the College of Electronic Countermeasures, National University of Defense Technology. Her research interests include military translation and foreign training instruction.



**刘长明**, 1998 年于南昌大学获得学士学位, 2007 年于清华大学获得硕士学位, 现为同方电子科技有限公司副总经理, 主要研究方向为通信侦察技术和电子对抗技术。

E-mail: mrlcm@126.com

**Liu Changming** received his B. Sc. degree from Nanchang University in 1998 and a M. Sc. degree from Tsinghua University in 2007. He is now the deputy general manager of Tongfang Electronic Technology Co., Ltd. His main research interests include communication reconnaissance technology and electronic countermeasures technology.



**雷迎科** (通信作者), 1998 年于电子工程学院获得学士学位, 2006 年于电子工程学院获得硕士学位, 2011 年于中国科学技术大学获得博士学位, 现为国防科技大学教授, 主要研究方向为智能通信对抗。

E-mail: leiyingke@163.com

**Lei Yingke** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Electronic Engineering Institute in 1998, his M. Sc. degree from Electronic Engineering Institute in 2006, and his Ph. D. degree from University of Science and Technology of China in 2011. He is now a professor at the University of National Defense Technology. His main research interest includes intelligent communication countermeasures.