

# 基于文法派生解析表的多功能雷达 快速参数估计方法

代鹏<sup>1</sup>, 王布宏<sup>1</sup>, 沈海鸥<sup>1</sup>, 贾月岭<sup>2</sup>

(1. 空军工程大学信息与导航学院, 陕西西安 710077; 2. 空军工程大学装备管理与安全工程学院, 陕西西安 710077)

**摘 要:** 随机上下文无关文法(SCFG)在多功能雷达(MFR)状态识别和威胁估计中具有良好的应用前景. 为了减少常规算法的运算复杂度, 本文提出一种基于解析表构造的多功能雷达参数快速估计方法. 该方法通过对截获的每个雷达数据序列构造库克-杨-卡塞米(CKY)解析表, 排除了大量未参与序列派生过程的产生式, 随后在解析表的基础上采用改进的 Inside-Outside (IO) 算法对雷达文法产生式概率和多功能雷达状态进行快速估计. 理论分析与实验仿真证明, 该算法在参数估计精度相同的条件下, 其运算时间相对于常规 IO 算法和 Viterbi-Score (VS) 算法减少了 50% 以上.

**关键词:** 电子战; 多功能雷达; 随机上下文无关语法; 参数学习

**中图分类号:** TN918.1      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2016)02-0392-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.02.021

## Fast Parameter Estimation of Multi-function Radar Based on Syntactic Derivation of Parse Chart

DAI Li-peng<sup>1</sup>, WANG Bu-hong<sup>1</sup>, SHEN Hai-ou<sup>1</sup>, JIA Yue-ling<sup>2</sup>

(1. School of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China;

2. School of Equipment Management and Security Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China)

**Abstract:** Stochastic context-free grammar (SCFG) has a promising application prospect in the field of mode recognition and threat estimation of multi-function radars (MFR). The primary limitation of the existing learning algorithms is their huge computing complexity. A fast learning algorithm for the parameters of MFR grammar is proposed, in which the Cocke-Younger-Kasami (CKY) parsing chart is first pre-computed for each training sequence to delete the rules that are not involved in the signal generation. Finally, the estimation of radar grammar parameters is realized with a modified inside-outside (IO) algorithm. The computing complexity is theoretically analyzed, moreover, simulation experiments are provided to verify the algorithm efficiency. Compared with the conventional IO and Viterbi-score (VS) algorithms, more than half operation time is reduced with our proposed algorithm while the favorable estimation accuracy is maintained.

**Key words:** electronic warfare; multi-function radar; stochastic context free grammar; parameter learning

## 1 引言

电子支持系统(Electronic Support, ES)在复杂电磁环境下截获分析辐射源信号,并向载机提供实时的战场环境态势等情报<sup>[1]</sup>. 对于常规体制雷达,ES系统通过雷达信号的瞬时特性,采用基于参数类的建模方法便可对雷达类型及其工作状态进行有效识别<sup>[2]</sup>. 而多功能雷达(Multi-Function Radars, MFR)采用灵活复杂的软件算法对波束进行控制,能够以高捷变的方式对多个目标进行操作,若通过参数类的建模方式来描述MFR的信号变化规律,其参数空间将成指数增长<sup>[3]</sup>. 为了对MFR的这种

动态性进行有效描述, Nikita 等人利用 Markov 调制的随机上下文无关文法(Stochastic Context-Free Grammars, SCFG)对 MFR 辐射信号进行建模<sup>[4]</sup>, 这为 MFR 参数估计提出了新的思路—基于模型类的 ES 系统.

在截获的雷达情报基础上对 MFR 雷达参数进行估计和威胁分析是模型类 ES 系统面临的技术瓶颈, 而对文法产生式概率进行学习是 SCFG 应用的一个关键问题. 通常将期望最大化算法(Expectation-Maximization, EM)应用于 Inside-Outside (IO) 算法<sup>[5]</sup>和 Viterbi-Score (VS)算法<sup>[6]</sup>对文法概率进行迭代估计. 其中, IO 算法通过寻求训练数据集的最大全局似然对概率进行估

计,计算量较大,对于文法模型比较复杂的 MFR 并不适用. VS 算法利用训练数据集最优派生过程的最大似然对产生式概率分布进行估计,相对于 IO 算法而言,虽然减少了运算量,但是以降低估计精度为代价的,且这两种方法的收敛速度和运算量均无法满足实战需求. 针对上述问题,本文主要做了以下工作:

(1) 在基于 IO 算法的 MFR 状态识别基础上,提出一种基于解析表(parse chart)的 IO 算法(P(IO))对文法参数和 MFR 状态进行快速估计;

(2) 理论分析并比较了 IO、VS 和 P(IO)算法的计算复杂度;

(3) 通过仿真实验证明 P(IO)算法在保证参数估计精度的同时可以有效降低运算时间.

## 2 MFR 雷达信号的文法建模

利用文法技术对 MFR 进行建模,需引进雷达字和雷达短语的概念. 雷达字为 MFR 的最小辐射单元<sup>[7]</sup>,由有限个数脉冲的特定排列构成,雷达短语为有限雷达字的特定排列. 在 ES 系统中,可将 MFR 信号当做依据某种特定文法产生的形式语言,然后利用文法分析技术对 MFR 雷达参数进行估计.

由于上下文无关文法(Context-Free Grammars, CFG)的表达力十分突出<sup>[8]</sup>,且形式比较简单,使得我们可以构造有效的分析算法对其产生的语言进行分析,因此可利用 CFG 对 MFR 进行文法建模. CFG 为一个四元组  $G = \{V, N, R, S\}$ ,其中  $V$  为非终结符集合,即雷达短语集; $N$  为终止符集合,即雷达字集,  $N \cap V = \emptyset$ ;  $R$  为产生式集合,其形式为  $A \rightarrow \lambda$ ,其中  $A \in V, \lambda \in (V \cup N)^+$ ;  $S \in V$  为初始符. CFG 的语言集定义为  $Lg(G)$ , SCFG 为 CFG 的扩展,即  $G_s = \{G, P\}$ ,我们称  $G$  为  $G_s$  的文法结构,其中,  $P$  为赋予文法产生式的概率,且满足  $\sum_{\lambda} P(A \rightarrow \lambda) = 1$  的约束条件.

利用 SCFG 对 MFR 建模,可将 MFR 系统结构分为五个模块,其中雷达管理模块依据态势感知模块提供的态势评估结果选择雷达需要执行的任务状态,其状态选择机制是一个 Markov 过程, MFR 的  $M$  个任务状态构成状态空间  $N_r$ . 在每个状态  $e_i \in N_r$ , 雷达依据文法  $G_s^{(i)}$  产生特定的雷达信号,不同状态对应的文法之间除了产生式概率不同之外其余参数均相同<sup>[9]</sup>. 依据该建模方法,可得到 MFR 雷达的信号产生机制如图 1 所示.

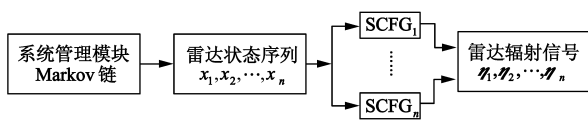


图1 MFR雷达信号产生机制示意图

## 3 CKY 图表解析算法

一个随机文法  $G_s$  从初始符  $S$  开始产生序列  $\eta \in Lg(G_s)$  的最左导出称为  $\eta$  的派生过程,派生过程仅与文法结构有关,而与文法的概率无关<sup>[10]</sup>,因此我们可以对每一个序列利用 CKY 解析法<sup>[11]</sup>或 Early 解析法<sup>[12]</sup>提前构造一个可以精确描述该派生过程的解析表,利用这种解析表排除没有参与派生过程的产生式,从而可以减少算法运算量.

CKY 算法所处理的文法结构必须满足 Chomsky 正则形式<sup>[13]</sup>,即  $R$  中只含有辐射规则  $A \rightarrow w$  和转移规则  $A \rightarrow BC$  两种形式的产生式. 根据不同的产生式定义不同的子树结构来确定  $\eta$  的子序列母节点,其中产生式  $A \rightarrow a$  对应的子树结构为  $A(i, j) \rightarrow a$ ,表示  $w_j = a$ ,且  $A \rightarrow w_j \in R$ . 产生式  $A \rightarrow BC$  对应的子树结构为  $A(i, j) \rightarrow B(i, k)C(k+1, j)$ ,表示文法以  $A$  为母节点产生子序列  $w_i, w_{i+1}, \dots, w_j$ ,在该子序列中,  $w_i, \dots, w_k$  以  $B$  为母节点,  $w_{k+1}, \dots, w_j$  以  $C$  为母节点,且  $A \rightarrow BC \in R$ .

长度为  $L$  的序列的解析表  $T$  是一个三角形表,每个表中第  $i$  行第  $j$  列的参数为  $T(i, j)$  ( $1 \leq i \leq L, 1 \leq j \leq L+1-i$ ). 对于  $\eta$  的某个子串,若有  $A \Rightarrow w_i, w_{i+1}, \dots, w_j$ ,则把  $A(i, j) \rightarrow \dots$  存入  $T(i, j)$  中. 在构造出解析表后,当且仅当  $S(1, L) \rightarrow \dots$  存在于  $T(1, L)$  中时,  $\eta \in Lg(G_s)$ .

对于序列  $\eta = (w_1, \dots, w_L)$ ,按照下列步骤从左到右、从最高行到最低行顺次构造解析表:

**Step1** 按照  $i=1$  到  $i=L$  的次序求  $T(i, i)$ ,若  $A \rightarrow w_i \in R$ ,则将  $A(i, i) \rightarrow w_i$  填入  $T(i, i)$ .

**Step2** 假设对  $1 \leq i \leq L$  已经求出  $T(i, j-1)$ ,现在求  $T(i, j)$ . 对于  $i=L-1:1$ ,有  $j=i+1:L$ ,则对于  $1 \leq k \leq j-1$  中的任何一个  $k$  值,当  $A \rightarrow BC \in R$ ,且  $B(i, k) \rightarrow \dots \in T(i, k), C(k+1, j) \rightarrow \dots \in T(k+1, j)$ ,则将  $A(i, j) \rightarrow B(i, k)C(k+1, j)$  填入  $T(i, j)$ .

**Step3** 重复第二步直至完成此表或表的整行都是空项.

假设文法  $G$  具有如下产生式:  $S \rightarrow AB, S \rightarrow AC, A \rightarrow a, B \rightarrow b, C \rightarrow SB$ ,其语言集为  $Lg(G) = \{\eta \mid a^m b^m, m \geq 1\}$ . 假设输入序列为  $aabb$ ,通过 CKY 算法可得该序列的 CKY 解析表如图 2 所示. 由于  $S$  处于  $T(1, 4)$  中,因此序列  $aabb \in Lg(G)$ .

4	$B(4, 4) \rightarrow b$			
3		$B(3, 3) \rightarrow b$		
2	$C(2, 4) \rightarrow S(2, 3)B(4, 4)$	$S(2, 3) \rightarrow A(2, 2)B(3, 3)$	$A(2, 2) \rightarrow a$	
1	$S(1, 4) \rightarrow A(1, 1)C(2, 4)$			$A(1, 1) \rightarrow a$
	4	3	2	1

图2 序列  $aabb$  对应的 CKY 解析表

#### 4 基于解析表的 MFR 参数快速估计算法

通过对每个序列提前构造如图 4 所示的解析表可以发现,解析表中的子树结构参数描述了文法产生  $\eta$  的所有派生过程,我们可在算法每次迭代过程中利用解析表排除不参与派生的参数,从而可以减少计算量。

##### 4.1 MFR 文法概率快速估计算法

令  $x_{1:m} = (x_1, x_2, \dots, x_m)$  为 MFR 雷达的状态序列,  $x_k \in N_r$ .  $\eta_{1:m} = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_m)$  表示截获得到的 MFR 产生的  $m$  个终结符序列,其中  $\eta_i = (w_1, w_2, \dots, w_{L_i})$ ,  $L_i$  表示  $\eta_i$  的长度. 首先引入内部概率和外部概率<sup>[14]</sup>的概念,内部概率  $\alpha_{A(i,j)} = P(w_{ij} | A, G_s)$ ,表示  $G_s$  从非终结符  $A$  开始,生成终结符序列  $w_1, \dots, w_j$  的概率. 外部概率  $\beta_{A(i,j)} = P(w_{1(i-1)}, A, w_{(j+1)m} | G_s)$ ,表示从  $G_s$  的起始符  $S$  开始生成非终结符  $A$  以及  $w_1, \dots, w_j$  外部所有终结符序列的概率。

P(IO)算法首先利用解析表计算  $\eta_i$  的内部概率和外部概率,然后对文法  $G_s^{(n)}$  产生序列  $\eta_i$  时产生式的期望使用次数求解,然后在此基础上对文法概率进行重估,算法步骤如下:

**Step1** 自底到顶求解内部概率. 若子序列只由一个终止符  $w_j = a$ , 且有  $A \rightarrow a \in R$ , 则依据该序列对应的 CKY 解析表中子树结构  $A(j,j) \rightarrow a$  计算内部概率:

$$\alpha_{A(j,j)}^{(n)} = P^{(n)}(A \rightarrow w_j) \quad (1)$$

若子序列有多个终止符  $w_1, \dots, w_j$ , 则利用  $A(i,j) \rightarrow B(i,k)C(k+1,j)$  计算子序列对应的内部概率:

$$\alpha_{A(i,j)}^{(n)} = \sum_{A(i,j) \rightarrow B(i,k)C(k+1,j)} P^{(n)}(A \rightarrow BC) \alpha_{B(i,k)}^{(n)} \alpha_{C(k+1,j)}^{(n)} \quad (2)$$

**Step2** 在序列内部概率的基础上自顶到底求解外部概率. 首先对外部概率进行初始化:

$$\beta_{A(1,L_i)}^{(n)} = \begin{cases} 1, & A = S \\ 0, & \forall A \neq S \end{cases} \quad (3)$$

对于转移规则, 令  $\alpha_{A(i,j) \rightarrow B(i,k)C(k+1,j)}^{(n)} = P^{(n)}(A \rightarrow BC)$   $\alpha_{B(i,k)}^{(n)} \alpha_{C(k+1,j)}^{(n)}$ , 则其外部概率可由下式进行迭代计算:

$$\beta_{A(i,j)}^{(n)} = \sum_{B(i,k) \rightarrow A(i,j)C(j+1,k)} \frac{\beta_{B(i,k)}^{(n)} \alpha_{B(i,k) \rightarrow A(i,j)C(j+1,k)}^{(n)}}{\alpha_{A(i,j)}^{(n)}} \quad (4)$$

$$+ \sum_{B(k,j) \rightarrow C(k,i-1)A(i,j)} \frac{\beta_{B(k,j)}^{(n)} \alpha_{B(k,j) \rightarrow C(k,i-1)A(i,j)}^{(n)}}{\alpha_{A(i,j)}^{(n)}}$$

**Step3** 求解产生式使用次数. 在序列内部概率和外部概率基础上,文法  $G^{(n)}$  产生序列  $\eta_i$  时产生式的期望使用次数为:

$$c^{(n)}(A \rightarrow a | \eta_i) = \sum_{A(j,j) \rightarrow a} \frac{\beta_{A(j,j)}^{(n)} \alpha_{A(j,j)}^{(n)}}{\alpha_{S(1,L)}^{(n)}} \quad (5)$$

$$c^{(n)}(A \rightarrow BC | \eta_i)$$

$$= \sum_{A(i,j) \rightarrow B(i,k)C(k+1,j)} \frac{\beta_{A(i,j)}^{(n)} \alpha_{A(i,j) \rightarrow B(i,k)C(k+1,j)}^{(n)}}{\alpha_{S(1,L)}^{(n)}} \quad (6)$$

**Step4** 概率重估. 在得到文法产生每个序列的产生式期望使用次数以后,文法产生式的概率便可估计为:

$$P^{(n)}(A \rightarrow \lambda) = \frac{\sum_{k=1}^m c^{(n)}(A \rightarrow \lambda | \eta_k) \chi_k(n)}{\sum_{\mu} \sum_{k=1}^m c^{(n)}(A \rightarrow \mu | \eta_k) \chi_k(n)} \quad (7)$$

其中  $\xi_t(i,j) = P(x_t = e_i, x_{t+1} = e_j | \eta_{1:m})$  表示在  $t$  时刻 MFR 处于  $e_i$  状态,  $t+1$  时刻处于  $e_j$  状态的概率.  $\chi_t(i,j) = P(x_t = e_i | \eta_{1:m})$  表示 MFR 在  $t$  时刻处于状态  $e_i$  的概率. 则雷达管理模块对应的 Markov 链状态转移概率可估计为:

$$a_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{m-1} \xi_t(i,j)}{\sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^M \xi_t(i,j)} \quad (8)$$

通过对上述步骤进行迭代计算,一直到文法概率变化很小时结束. 每经过一次迭代,模型对于给定数据的似然性都会增加,这保证了每次迭代都会产生更优的模型参数。

##### 4.2 MFR 状态估计算法

通过 P(IO)算法得到文法参数后,便可利用 Viterbi 算法对 MFR 所处状态进行估计. MFR 雷达在  $k$  时刻的状态估计为  $\hat{x}_k = \arg \max_i P(x_k = e_i | \eta_{1:m})$ , 定义 Viterbi 变量  $\delta_i(t) = \max_{x_1, x_2, \dots, x_{t-1}} P(x_k = e_i | \eta_{1:t})$ , 其含义为 MFR 在时刻  $t$  处于状态  $e_i$ , 产生  $\eta_1, \dots, \eta_t$  的最佳状态转换序列为  $x_1, \dots, x_t$  的概率. 令  $\psi_i(t)$  记录 MFR 在时刻  $t$  到达状态  $e_i$  的最佳状态转换序列  $t-1$  时刻的最佳状态, 则估计 MFR 状态的算法可归纳如下:

**Step1** 初始化:

$$\delta_i(1) = \pi_i O_i(\eta_1), 1 \leq i \leq M \quad (9)$$

$$\psi_i(1) = 0, 1 \leq i \leq M \quad (10)$$

**Step 2** 迭代计算:

$$\delta_j(t) = \max_{1 \leq i \leq M} [\delta_i(t-1) a_{ij}] O_j(\eta_t), \quad (11)$$

$$1 \leq j \leq M, 2 \leq t \leq m$$

$$\psi_j(t) = \arg \max_{1 \leq i \leq M} [\delta_i(t-1) a_{ij}], \quad (12)$$

$$1 \leq j \leq M, 2 \leq t \leq m$$

**Step 3** 终止:

$$P^* = \max_{1 \leq i \leq M} [\delta_i(m)] \quad (13)$$

$$x_m^* = \arg \max_{1 \leq i \leq M} [\delta_i(m)] \quad (14)$$

**Step 4** 求解 MFR 最佳状态转换序列:

$$x_t^* = \psi_{i^*}(x_{t+1}^*), t = m-1, m-2, \dots, 1 \quad (15)$$

其中,  $O_i(\eta_k)$  表示文法  $G^{(i)}$  产生序列  $\eta_k$  的概率, 即:

$$O_i(\boldsymbol{\eta}_k) = \alpha_{S(1, L_k)}^{(i)} \quad (16)$$

由上述分析可知, P(IO)算法在迭代计算之前对每个训练序列构造解析表, 排除了并未参与序列派生过程的参数, 可以提高运算效率, 并保证算法精度不变。

### 4.3 算法计算复杂度分析

计算复杂度  $T$  表示对一个序列进行一次迭代所需要的乘法和除法运算次数, 为了对其进行理论分析, 首先引进表 1 所示的参数概念。

表 1 参数说明

参数	代表含义
$L$	训练序列的平均长度
$M_t$	辐射规则个数
$M_{nt}$	文法非终止符个数
$ \phi_i $	解析表中转移规则对应子树具有的母节点个数
$ \phi_e $	解析表中辐射规则对应子树具有的母节点个数
$ \Delta L_i $	解析表中转移对应子树的分支个数
$M$	雷达状态数

则对于 IO 算法而言, 其计算复杂度  $T_{IO}$  为:

$$\begin{aligned}
 T_{IO} = & M \cdot \left( \underbrace{\sum_{j=2}^L \sum_{i=1}^{j-1} \sum_{k=1}^{j-1} 2 \cdot M_{nt}^3}_{\text{IO-Inside}} \right. \\
 & + \underbrace{\sum_{i=1}^L \sum_{j=L}^i \left( \sum_{k=j+1}^L 2 \cdot M_{nt}^3 + \sum_{k=1}^{i-1} 2 \cdot M_{nt}^3 \right)}_{\text{IO-Outside}} \\
 & + \underbrace{M_{nt} \cdot M_t \cdot (L+1)}_{\text{IO-一元规则}} \\
 & + \underbrace{\sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=i+1}^L \sum_{k=i}^{j-1} 2 \cdot M_{nt}^3 + M_{nt}^3}_{\text{IO-二元规则}} \\
 & \left. + \underbrace{M_{nt}^3 + M_{nt} \cdot M_t}_{\text{IO-概率重估}} \right) \\
 = & M \cdot \left( \frac{4}{3} M_{nt}^3 \cdot L \cdot (L^2 - 1) \right. \\
 & \left. + M_{nt} \cdot M_t \cdot (L+2) + 2 \cdot M_{nt}^3 \right) \quad (17)
 \end{aligned}$$

对于 VS 算法而言, 其计算复杂度  $T_{VS}$  为:

$$\begin{aligned}
 T_{VS} = & M \cdot \left( \underbrace{\sum_{j=2}^L \sum_{i=1}^{j-1} \sum_{k=i}^{j-1} 2 \cdot M_{nt}^3}_{\text{VS-Inside}} \right. \\
 & \left. + \underbrace{M_{nt}^3 + M_{nt} \cdot M_t}_{\text{VS-概率重估}} \right) \\
 = & M \cdot \left( M_{nt}^3 \cdot \left( \frac{L \cdot (L^2 - 1)}{3} + 1 \right) + M_{nt} \cdot M_t \right) \quad (18)
 \end{aligned}$$

对于 P(IO)算法, 其平均计算复杂度  $T_{P(IO)}$  为:

$$\begin{aligned}
 T_{P(IO)} = & M \cdot \left( \underbrace{2 \cdot |\phi_i| \cdot |\Delta L_i|}_{\text{P(IO)-Inside}} + \underbrace{4 \cdot |\phi_e| \cdot |\Delta L_i|}_{\text{P(IO)-Outside}} \right. \\
 & + \underbrace{2 \cdot |\phi_i| \cdot |\Delta L_i|}_{\text{P(IO)-二元规则}} + \underbrace{2 \cdot |\phi_e| \cdot |\Delta L_i|}_{\text{P(IO)-一元规则}} + \underbrace{M_{nt}^3 + M_{nt} \cdot M_t}_{\text{P(IO)-概率重估}} \left. \right) \\
 = & M \cdot \left( 8 \cdot |\phi_i| \cdot |\Delta L_i| + 2 \cdot |\phi_e| \cdot |\Delta L_i| + M_{nt}^3 + M_{nt} \cdot M_t \right) \quad (19)
 \end{aligned}$$

给定一个文法,  $\phi_i$ 、 $\phi_e$  和  $|\Delta L_i|$  反应了文法的模糊性, 因此, P(IO)算法的计算复杂度与文法的模糊性具有很大关联。文献[4]中所描述的“水星”MFR雷达部分文法产生式为  $S \rightarrow ACQ \ RR \ ACQ \rightarrow ACQ \ NA \ W_1 \ W_1 \ W_2 \ W_2 \ W_3 \ W_3 \ W_4 \ W_4 \ NA \rightarrow S_1 \ T \ RR \rightarrow RR \ NA \ RR_p \ ACQ \ T \rightarrow W_2 \ W_5 \ NA_p \rightarrow W_2 \ W_3 \ RR_p \rightarrow W_4 \ W_5 \ S_1 \rightarrow W_1 \ W_2 \ W_3 \ W_1 \rightarrow w_1 \ W_2 \rightarrow w_2 \ W_3 \rightarrow w_3 \ W_4 \rightarrow w_4$  和  $W_5 \rightarrow w_5$ , 其中非终止符集  $V = \{S, ACQ, RR, NA, S_1, T, NA_p, RR_p, W_1, W_2, W_3, W_4, W_5\}$ , 终止符集  $N = \{w_1, w_2, w_3, w_4, w_5\}$ , 初始符为  $S$ 。该 MFR 雷达具有两个状态, 即  $M = 2$ , 由该文法产生序列构造的解析表中,  $|\Delta L_i|_{\max} = 3$ , 而  $|\phi_i|$  和  $|\phi_e|$  与序列的长度有关。考虑最坏条件下, 即文法产生式完全分布时,  $|\phi_i|_{\max} = M_{nt} \cdot (L^2 - 1)$ ,  $|\phi_e|_{\max} = M_{nt} \cdot L$ , 此时文法则该文法的计算复杂度为:

$$\begin{aligned}
 T_{P(IO)} = & M \cdot (2 \cdot M_{nt} \cdot L + 24 \cdot M_{nt} \cdot (L^2 - 1) + M_{nt}^3 + M_{nt} \cdot M_t) \quad (20)
 \end{aligned}$$

依据式(17)、(18)和(20), 可对不同序列长度与不同算法的计算复杂度进行比较, 结果如图 3 所示。

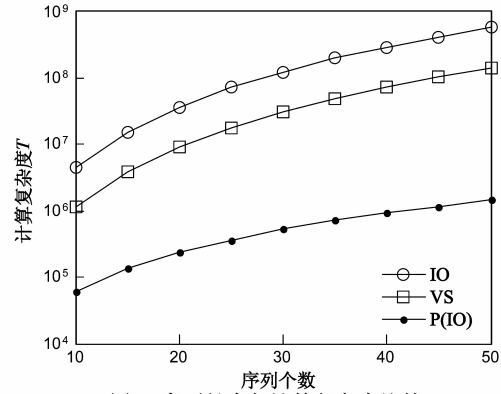


图 3 序列长度与计算复杂度比较

## 5 实验仿真与分析

为了验证本文的算法, 我们利用上述的“水星”MFR 雷达部分文法产生式进行分析。在该文法基础上, 我们设计两个实验: 第一个实验对算法时间复杂度进行分析, 第二个实验对算法的收敛时间和精度进行分析。

### 5.1 算法时间复杂度分析

假设该 MFR 的两个状态分别对应文法  $G^{(1)}$  和  $G^{(2)}$ , 由状态转移矩阵为  $(A = (0.7, 0.3; 0.4, 0.6))$  的 Markov 链随机产生一系列雷达状态, 每个状态依据文法  $G^{(1)}$  或  $G^{(2)}$  产生终结符序列, 然后对产生式概率和状态转移概率进行估计。经过 100 次 Monte Carlo 实验, 得到算法的运行时间结果如图 4 所示。

图 4 为算法对 50 个训练序列进行不同迭代次数所

需的运行时间. 由图 4 可知, 随着训练序列个数与迭代次数的增加, IO 算法的运行时间也急剧增加, 这导致了其实际应用的局限性. VS 算法只对最优派生过程进行求解, 算法对序列进行一次迭代运行时间比 IO 算法减少 60% 左右. P(IO) 算法由于提前计算得到训练序列的解析表, 且计算过程中只对解析表中的路径求解, 其每次迭代所需的时间仅为 VS 算法的四分之一左右, 通过与图 3 比较可知, 实验值可以很好的符合理论分析.

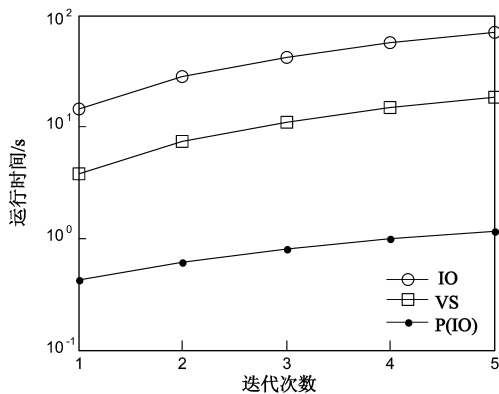


图4 迭代次数与算法运行时间比较

## 5.2 算法性能分析

该实验通过对比 IO 算法、VS 算法和 P(IO) 算法的收敛时间以及收敛后估计结果的精度来判别算法性能. 定义第  $n+1$  次迭代结果和第  $n$  次迭代结果的均方误差和<sup>[15]</sup> 小于 0.001 时结束, 定义真实值与算法估计值的均方误差和、MFR 状态估计概率来度量文法参数估计精度. 经过 100 次 Monte Carlo 实验, 不同序列个数的收敛时间与收敛后文法估计精度结果如图 5 所示. 算法对 50 个训练序列经过不同迭代次数后的估计精度如图 6 和图 7 所示.

图 5 为不同序列个数与算法收敛时间的比较, 由图 5 可知, IO 算法的收敛时间随着序列个数的增加急剧增长, 而 VS 算法的收敛时间约为 IO 算法的三分之一左右, P(IO) 算法的收敛时间约为 VS 算法的四分之一. 图

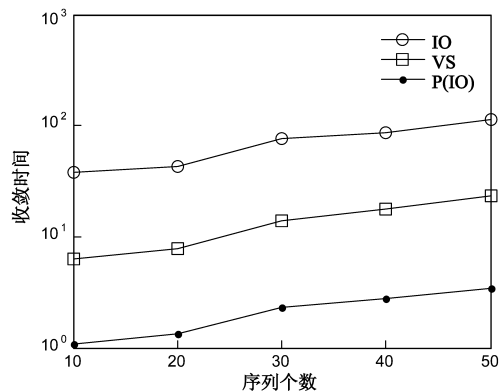


图5 训练序列个数与收敛时间比较

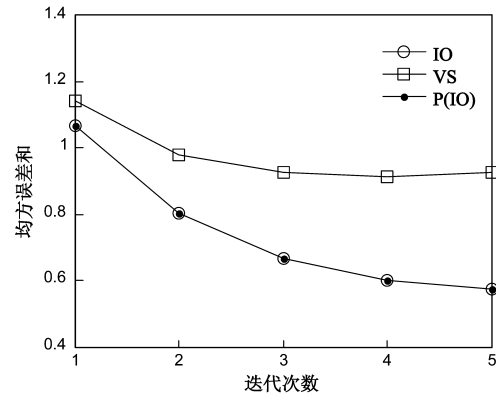


图6 迭代次数与均方误差和比较

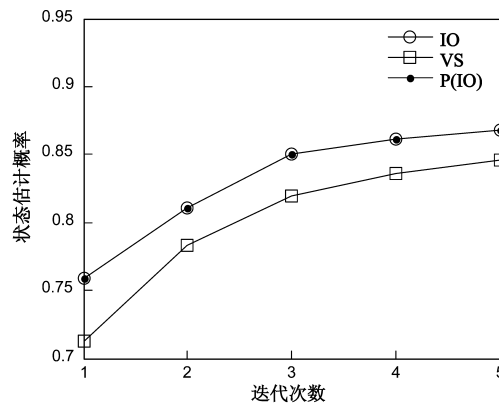


图7 迭代次数与状态估计概率比较

6 和图 7 为算法对 50 个序列进行迭代的估计结果, 由图 6 可知, 随着迭代次数的增加, 文法的估计精度也逐渐增加. 文法估计精度会影响到 MFR 状态的估计, 由图 7 可知, 随着迭代次数的增加, IO 算法的与 P(IO) 算法的状态估计概率提高至 0.87, 而 VS 算法的状态估计概率为 0.85, 因此, P(IO) 算法可以在保持与 IO 算法精度的同时, 可以有效减少运算量.

## 6 结论

本文针对基于文法建模的 MFR 雷达参数估计算法进行研究, 提出了一种基于解析表的快速 MFR 雷达参数估计算法. 该算法通过 CKY 解析算法对截获的训练序列集预先构造解析表, 在序列集解析表的基础上排除未参与序列派生过程的产生式, 从而加快参数学习过程. 通过理论与试验仿真表明, 该方法可以在确保与 IO 算法同样精度的基础上, 大大加快文法产生式的重估过程, 在 ES 系统实际应用中具有重要意义. 如何在 ES 系统中在线估计文法概率是我们下一步研究的重点.

### 参考文献

- [1] 刘海军, 李悦, 柳征, 周一宇. 基于随机文法的多功能雷达

- 识别方法[J]. 航空学报, 2010, 31(9): 1809-1817.
- LIU Hai-jun, LI Yue, LIU Zheng, ZHOU Yi-yu. Approach to multi-function radar identification based on stochastic grammars [J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 2010, 31(9): 1809 - 1817. (in Chinese)
- [2] 刘海军. 雷达辐射源识别关键技术研究[D]. 湖南长沙: 国防科学技术大学, 2010.
- [3] Wang A, Krishnamurthy V. Signal interpretation of multi-function radars: modeling and statistical signal processing with stochastic context free grammar [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(3): 1106 - 1119.
- [4] Nikita V. Syntactic Modeling of Mufti-Function Radars [D]. Canada: McMaster University, 2005.
- [5] Lari K, Young S. The estimation of stochastic context-free grammars using the inside-outside algorithm [J]. Computer Speech and Language, 1990, 4(1): 35 - 56.
- [6] Ney H. Stochastic Grammars and Pattern Recognition [M]. New York: Springer Verlag, 1992. 319 - 344.
- [7] 马爽, 柳征, 姜文利. 基于幅度变化点检测的多功能雷达脉冲列解析方法 [J]. 电子学报, 2013, 41(7): 1436 - 1441.
- MA Shuang, LIU Zheng, JIANG Wen-li. A method for multi-function radar pulse train analysis based on amplitude change point detection [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(7): 1436 - 1441. (in Chinese)
- [8] 陆玲, 周书民. 形式语言与自动机及程序设计 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2014. 11 - 16.
- [9] Wang A, Krishnamurthy V. Threat estimation of multi-function radars: modeling and statistical signal processing of stochastic context free grammars [A]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing [C]. Honolulu, USA; ICASSP, 2007. 793 - 796.
- [10] Gonzalez R C, Manning G T. 句法模式识别 [M]. 濮群, 译. 北京: 清华大学出版社, 1984. 84 - 88.
- [11] Tsuruoka Y, Tsujii J. Iterative CKY parsing for probabilistic context-free grammars [A]. First International Joint Conference on Natural Language Processing [C]. Hainan Island, China; IJCNLP, 2005. 52 - 60.
- [12] J. Early. An efficient context-free parsing algorithm [J]. Communication of the ACM, 1970, 13(2): 84 - 102.
- [13] Manning D, Hinrich S. 统计自然语言处理基础 [M]. 范春法, 等, 译. 北京: 电子工业出版社, 2002. 241 - 256.
- [14] Visnevski N, Krishnamurthy V, Wang A, Haykin S. Syntactic modeling and signal processing of multi-function radars: a stochastic context-free grammar approach [J]. Proceedings of the IEEE, 2007, 95(5): 1000 - 1025.
- [15] 代鹏鹏, 王布宏, 蔡斌, 刘军利. 基于 SCFG 建模的多功能雷达状态估计算法 [J]. 空军工程大学学报·自然版, 2014, 15(3): 24 - 28.
- DAI Li-peng, WANG Bu-hong, CAI Bin, LIU Jun-li. A method for states estimation of multi-function radar based on stochastic context-free grammar [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2014, 15(3): 24 - 28. (in Chinese)

### 作者简介



**代鹏鹏** 男, 1989年1月出生于甘肃省平凉市. 现为空军工程大学信息与导航学院硕士研究生. 主要研究方向为多功能雷达信号处理.  
E-mail: dlipeng@163.com



**王布宏** 男, 1975年12月出生于山西省太原市. 现为空军工程大学教授、博士生导师. 主要从事阵列信号处理、阵列校正等方面的研究工作.  
E-mail: wbhyl@aliyun.com



**沈海鸥** 女, 1990年7月出生于甘肃省兰州市. 现为空军工程大学信息与导航学院博士研究生. 主要研究方向为阵列信号处理.  
E-mail: haioushen1990@sina.com