

基于 SCFG 建模的多功能雷达状态估计算法

代鹏鹏¹, 王布宏¹, 蔡斌¹, 刘军利²

(1.空军工程大学信息与导航学院,陕西西安,710077;2.93792部队,河北廊坊,065000)

摘要 针对传统参数类雷达告警技术无法对多功能雷达的动态性和多功能性进行有效建模和信号分析的问题,利用基于模式类的随机上下文无关文法对 MFR 的信号产生机制进行数学建模,并在此基础上采用统计自然语言处理中的 EM 算法对 SCFG 产生式概率, MFR 状态转移概率进行估计,采用 Viterbi 方法对 MFR 的工作状态进行估计,并且仿真分析了文法概率初值对算法估计性能的影响。仿真实验表明:该算法在赋予合适初值的情况下,估计得到的文法概率与原始值十分接近,且其状态估计正确率达到 92% 左右。

关键词 多功能雷达;随机上下文无关文法;参数估计

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2014.03.006

中图分类号 TN911.7 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2014)03-0024-05

A Method for States Estimation of Multi-function Radar Based on Stochastic Context Free Grammar

DAI Li-peng¹, WANG Bu-hong¹, CAI Bin¹, LIU Jun-li²

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

2.Unit.93792, Langfang 065000, Hebei, China)

Abstract: In view of traditional data-centric radar warning technology failure in building up a model of Multi-function Radar at dynamic state and analyzing signals effectively, a mathematical model is established by utilizing stochastic context free grammar(SCFG) to signal production mechanism of MFR, and on this basis SCFG production rules and MFR's state transition matrix are estimated by EM algorithm, MFR's operation state is estimated by Viterbi algorithm. The paper also studies the effect of grammar initial values on the algorithm. The simulation results show that the use of the method can effectively estimate MFR system parameters under condition of giving a proper initial value, and the correct probability of the state estimation can come to about 92%.

Key words: multi-function radar; stochastic context free grammar; parameter estimation

多功能雷达(Multi-function Radar, MFR)是一种先进体制雷达,这种雷达通过控制各阵列单元的相位和幅度变化来改变波束扫描方向,并采用时分复用技术实现多种功能的并行执行,具有波束指向灵活、多功能、目标容量大、低可探测性和抗干扰性好等特点^[1]。MFR的这些特点使得电子

支援措施(Electronic Support Measure, ESM)系统利用常规辐射源识别技术 MFR 无法对其工作状态和威胁等级等信息进行有效判别,因此如何在复杂电磁环境下对 MFR 的工作状态进行识别,具有重要的意义。

文献[2]描述了 MFR 的基本原理及其优势,文

收稿日期:2013-12-11

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61172148);航空基金资助项目(20112090616)

作者简介:代鹏鹏(1989-),男,甘肃平凉人,硕士生,主要从事雷达信号处理研究。E-mail:dlipeng@qq.com

引用格式:代鹏鹏,王布宏,蔡斌,等.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,自然科学版,2014,15(3):24-28. DAI Lipeng, WANG Buhong, CAI Bin, et al. 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.

献[3]利用隐形马尔科夫模型 (Hidden Markov Models, HMM) 从含噪的脉冲信号中提取雷达字, 文献[4]提出了一种基于 3 级匹配 (Three Level Match, TLM) 的雷达字提取算法, 文献[5]利用具有非自嵌入 (No-Self-Embedding, NSE) 特性的随机上下文无关文法 (Stochastic Context-free Grammar, SCFG^[6]) 对 MFR 进行建模, 文献[7]利用 Markov 调制的随机上下文无关文法对 MFR 的辐射信号进行建模, 并利用 Viterbi-Inside 混合算法对 MFR 状态进行估计。文献[8]采用格子滤波 (Grid Filter) 方法对 MFR 的工作模式进行估计。文献[9]提出了一种利用自动机对辐射源进行识别的算法。这些基于文法模型的方法对 MFR 的建模及威胁估计提供了很好的思路, 但是这些方法是以完备的 MFR 先验知识为基础, 没有详细论述如何获得 MFR 文法模型的具体参数。文献[10]提出了一种基于序列对比的 MFR 搜索规律识别方法, 但该方法只能提取 MFR 的搜索规律, 并不能对 MFR 的工作状态进行估计。针对上述问题, 本文在上述文献的基础上, 首先分析了 MFR 的系统结构, 并以此为基础对 MFR 信号产生机制进行建模, 然后利用 EM 算法对 MFR 文法参数进行估计, 在得到文法参数后利用 Viterbi 算法对 MFR 工作状态进行估计, 仿真实验证明了该算法的有效性。

1 MFR 系统结构及其信号产生机制分析

1.1 MFR 的系统结构

为了对 MFR 进行文法建模, 我们首先给出雷达字和雷达短语的定义: 雷达字表示有限个数的原始雷达脉冲信号的有序排列构成雷达字; 雷达短语表示有限个数的“雷达字”的有序排列构成“雷达短语”, 每个短语都对应一个雷达功能状态。

雷达字和雷达短语的组成结构见图 1。基于这种结构, MFR 可由图 2 所示的系统结构建模^[11], 该系统由 5 个模块组成: 态势感知模块, 雷达管理模块, 命令调度模块, 雷达控制模块和雷达执行模块。

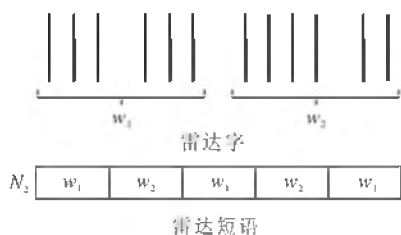


图 1 雷达字和雷达短语模型结构

Fig.1 Radar words and radar phrase's model structure

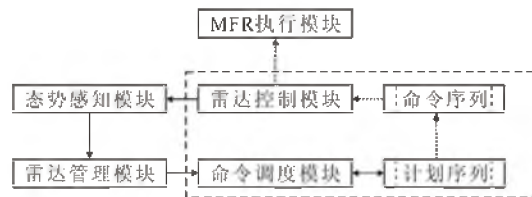


图 2 多功能雷达系统结构

Fig.2 MFR's system architecture

1.2 基于 SCFG 建模的 MFR 信号产生机制

由于 MFR 的任务独立性和分层控制机制, HMM 模型等传统方法已不能满足 MFR 建模要求^[12]。随机上下文无关语法所描述的概率条件形式比 HMM 模型和状态空间模型更加丰富, 且 SCFG 的预测能力也要比一个具有相同参数的 HMM 更强^[13], 所以利用 SCFG 可以对 MFR 的动态性及信号产生机制进行有效描述。

1 个上下文无关文法 (CFG) 是 4 个四元组 $G = \{N, \Sigma, P, S\}$, N 为非终结符集合, Σ 为终止符集合, $N \cap \Sigma = \emptyset$, P 是产生式集合, S 为初始符, $S \in N$; SCFG 为 CFG 的推广^[14], 是赋予 P 中产生式 1 个概率值。假设 P 中的产生式为 $N^j \rightarrow \xi^i$, $N^j \in N$, ξ^i 为一个终止符或非终止符序列, 那么该概率满足式(1)的约束条件:

$$\forall j \sum_i P(N^j \rightarrow \xi^i) = 1 \quad (1)$$

因此我们以文献[2]中所描述的“水星”MFR 为例进行讨论。该 MFR 的建模文法为:

$$G = \{N_p \cup N_c, T_c, P_p \cup P_c, S\} \quad (2)$$

式中: N_p 为规划序列中的雷达短语; N_c 为命令序列中的雷达短语; $T_c = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ 为终止符集, 即雷达字集; P_p 为 N_p 到 $(N_p \cup N_c)^+$ 的映射规则, 反映的是雷达调度模块中的调度机制; P_c 为 N_c 到 T_c 的映射规则, 反映的是雷达控制模块中的映射机制; S 为起始符。

对于雷达管理模块而言, 其主要功能是在每个雷达周期选择一个最优的操作策略, 该策略的选择与否以及选择的概率大小都是由雷达与目标的动态交互作用决定的, 因此具有 M 个操作策略的雷达管理模块可由一个 M 状态 Markov 链进行建模。令 x_k 代表 MFR 在 k 时刻所处的状态, 其状态转移矩阵为 $A = [a_{ji}]_{M \times M}$, $a_{ij} = P(x_{k+1} = e_j | x_k = e_i)$, 且满足 $\sum_{j=1}^M a_{ij} = 1$ 的约束条件。在每个状态, MFR 都会依据不同的状态文法产生不同的雷达语言, 与状态 i 对应的文法定义为 G_i , 不同状态对应的文法之间除了产生式概率值不同之外其余参数均相同。因此, 雷达辐射信号的产生机制见图 3。

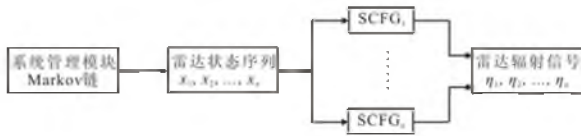


图3 多功能雷达信号产生机制

Fig.3 MFR's signal generation mechanism

2 MFR 句法模型参数的 ML 估计

2.1 EM 算法

由于任何类型的上下文无关文法都可以简化为 Chomsky 规范形式的文法^[15]这种文法只含有 $N_i \rightarrow N_j N_k$ 和 $N_i \rightarrow w$ 2 种形式的产生规则,所以本文只考虑符合 Chomsky 规范形式的文法。由于一个定义良好的文法可以生成训练数据集中的所有序列,我们便可依据 HMM 模型的 Baum-Welch 训练算法,构造一个类似的期望最大化(Expectation-Maximization, EM)训练算法^[16]对 SCFG 的未知参数进行训练和估计。

EM 算法是进行最大似然估计的一种有效方法。令 θ 表示待估计参量空间,起初 θ 是未知的, η 表示截获的训练数据。假设样本符合某种模型 G , 算法目的是确定参量空间 θ , 使该模型充分拟合 η , 即使 $P(\eta | G(\theta))$ 最大。

其算法可分为 E 步(求期望)和 M 步(最大化):

① E 步,利用当前参量空间 θ^{old} 来计算隐藏变量的期望值;② M 步,在给定隐藏变量期望值的基础上计算参量空间的极大似然估计 θ^{new} 。

2.2 MFR 参数估计

令 $\eta_{1:\omega} = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_\omega)$ 表示截获得到的某型 MFR 产生的 ω 个雷达命令序列,其中 $\eta_i = (w_1, w_2, \dots, w_{m_i})$, m_i 表示 η_i 的长度。文中,假设文法产生式集合已知,则其参量空间为 $\theta = \{P(N_i \rightarrow \xi_i), A\}$ 。首先定义如下变量:

前向变量 $f_i(t) = P(\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_t, x_t = e_i)$, 表示在 t 时刻雷达处于状态 e_i , 且产生的雷达信号序列为 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_t$ 的概率。

后向变量 $b_i(t) = P(\eta_{t+1}, \eta_{t+2}, \dots, \eta_n | x_t = e_i)$, 表示在 t 时刻雷达处于状态 e_i , 且产生的部分雷达信号序列为 $\eta_{k-1}, \eta_k, \dots, \eta_n$ 的概率。

向内变量 $\alpha_j^i(p, q) = P(w_{pq} | N_j, G_i)$, 表示 G_i 从非终结符 N_j 开始,生成终结符序列 w_p, \dots, w_q 的概率。

向外变量 $\beta_j^i(p, q) = P(w_{1(p-1)}, N_j, w_{(q+1)m} | G_i)$, 表示从 G_i 的起始符 N_1 开始生成非终结符 N_j 以及 w_p, \dots, w_q 外部所有终结符序列的概率。

假定截获得到一个 MFR 信号序列 η , 其长度为 m 。令 $C(N^j \rightarrow \xi^i | \eta)$ 表示文法产生 η 时产生式 N^j

$\rightarrow \xi^i$ 的使用次数。SCFG 的概率值可估计为:

$$P(N^j \rightarrow \xi^i | \eta) = \frac{C(N^j \rightarrow \xi^i | \eta)}{\sum_i C(N^j \rightarrow \xi^i | \eta)} \quad (3)$$

利用 EM 算法估计文法概率参数时,其 E 步过程可描述为:

计算状态 φ 对应的文法 $G^\varphi(\theta^{old})$ 产生 η 时产生式的使用次数:

$$C^\varphi(N^j \rightarrow N^r N^s | \eta) = \frac{\sum_{p=1}^{m-1} \sum_{q=p+1}^m \sum_{d=1}^{q-p} \beta_j^\varphi(p, q) P^\varphi(N^j \rightarrow N^r N^s) \alpha_r^\varphi(p, d) \alpha_s^\varphi(d+1, q)}{P^\varphi(S \rightarrow w_{1:m})} \quad (4)$$

$$C^\varphi(N^j \rightarrow w^k | \eta) = \frac{\sum_{p=1}^m \beta_j^\varphi(p, p) P^\varphi(w_p \rightarrow w^k) \alpha_j^\varphi(p, p)}{P^\varphi(S \rightarrow w_{1:m})} \quad (5)$$

以及由文法 G^φ 产生 η_i 的概率为:

$$O_\varphi(\eta_i) = \alpha_j^\varphi(1, m_i) \quad (6)$$

定义并求解变量 $\xi_i(i, j)$ 和 $\psi_i(k)$, $\xi_i(i, j)$ 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。 $\psi_i(i)$ 表示 MFR 在 t 时刻处于状态 e_i 的概率。

$$\xi_i(i, j) = P(x_t = e_i, x_{t+1} = e_j | \eta_{1:\omega}) = \frac{f_t(i) a_{ij} b_{t+1}(j) O_i(\eta_{k+1})}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M f_t(i) a_{ij} b_{t+1}(j) O_i(\eta_{k+1})} \quad (7)$$

$$\psi_i(i) = P(x_t = e_i | \eta_{1:\omega}) = \frac{f_i(t) b_i(t)}{\sum_{i=1}^M f_i(t) b_i(t)} \quad (8)$$

我们通过对多个截获信号序列的贡献求和对参数进行估计,即在给定 $\eta_{1:\omega}$ 的条件下,对隐藏变量重新求解得:

从状态 e_i 转换到其他状态的期望次数为

$$\sum_{i=1}^{\omega-1} \sum_{j=1}^M \xi_i(i, j)$$

从状态 e_i 转换到状态 e_j 的期望次数为 $\sum_{t=1}^{\omega-1} \xi_t(i, j)$ 。

由文法 G^φ 产生 η_i 时产生式的使用次数为

$$\sum_{i=1}^{\omega} C^\varphi(N^j \rightarrow \xi^i | \eta_i) \psi_i(i)$$

M 步:计算参量空间 θ 的最大似然估计。雷达管理模块对应的 Markov 链状态转移概率估计为:

$$a_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{\omega-1} \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{\omega-1} \sum_{j=1}^M \xi_t(i, j)} \quad (9)$$

文法产生式的概率估计为:

$$P^\varphi(N^j \rightarrow \xi^i) = \frac{\sum_{i=1}^{\omega} C^\varphi(N^j \rightarrow \xi^i | \eta_i) \psi_i(\varphi)}{\sum_{i=1}^{\omega} \sum_{i=1}^M C^\varphi(N^j \rightarrow \xi^i | \eta_i) \psi_i(\varphi)} \quad (10)$$

在得到式(9)和式(10)的结果后,将其代入 E

步进行迭代计算获取新的参数空间,直至满足迭代终止条件时结束。该算法流程见图 4。表 1 为图 4 中自定义的 MATLAB 函数功能说明。

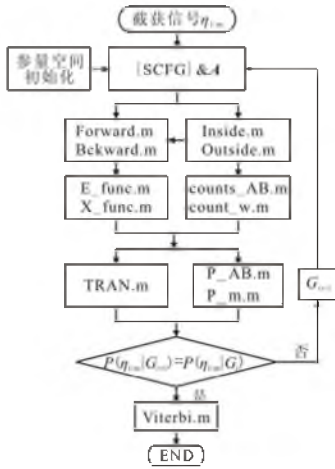


图 4 MFR 状态估计流程图

Fig.4 MFR state estimation flow diagram

表 1 MATLAB 函数功能说明

Tab.1 MATLAB function description

函数名	实现功能
Forward.m	计算序列的前向变量
Bckward.m	计算序列的后向变量
Inside.m	计算序列的内向变量
Outside.m	计算序列的外向变量
E_func.m	计算式(7)对应的中间变量
X_func.m	计算式(8)对应的中间变量
count_AB.m	统计产生式 $N_i \rightarrow N_j N_k$ 的使用次数
count_w.m	统计产生式 $N_i \rightarrow w$ 的使用次数
P_AB.m	计算产生式 $N_i \rightarrow N_j N_k$ 的概率值
P_w.m	计算产生式 $N_i \rightarrow w$ 的概率值
TRAN.m	计算状态转移概率值

3 实验仿真与分析

为了验证该算法的估计能力,我们利用图 5 所示的“水星”MFR 部分产生式进行仿真分析。

$$\begin{aligned}
 & TM_p \rightarrow TM, TM_p | TM, FTM_p | TM, FTM_p | FTM, TM_p | TM, \\
 & FTM_p \rightarrow FTM, FTM_p | FTM, TM_p | FTM, FTM_p | TM, FTM_p | FTM,
 \end{aligned}$$

图 5 “水星”MFR 的部分产生式

Fig.5 Mercury MFR's part production rules

为了定量的评价该算法,我们将误差平方和 L 和状态估计正确率 P_{true} 定义为性能判别指标:

$$L = \sum_{i=1}^N (P_i^e - P_i^i)^2 \quad (11) \quad P_{true} = \frac{C_r}{C_{all}} \quad (12)$$

式中: N 为产生式的个数; P_i^i 表示第 i 条产生式的原始概率值; P_i^e 表示估计得到的第 i 条产生式的概率值; C_{all} 为 MFR 真实的状态数; C_r 为估计正确的 MFR 状态数。

3.1 算法性能分析

假设 MFR 有 2 个状态,分别对应文法 G_1 和 G_2 。令 $N = \{TM_p, FTM_p, RR\}$, $S = RR$, $\Sigma = \{TM_c, FTM_c\}$ 。由 Markov 链 ($A = (0.7, 0.3; 0.4, 0.6)$) 随机产生 50 个雷达状态,每个状态依据文法 G_1 或 G_2 随机产生一个终结符序列,然后利用该算法对产生式概率和状态转移概率进行计算。图 6 和图 7 分别给出了初始 $L_0 = 0.72$ 时不同迭代次数对估计结果的影响。经过 50 次迭代后得到的状态转移矩阵为 $A = (0.7359, 0.2641; 0.6710, 0.3290)$,得到的文法产生式概率见表 2。

表 2 原始语法(G)与估计结果(G)比较

Tab.2 The comparison between source and estimated grammar

产生式	G_1	\hat{G}_1	G_2	\hat{G}_2
$RR \rightarrow TM_p FTM_p$	1	1	1	1
$TM_p \rightarrow TM_{p1} TM_p$	0.8000	0.8523	0.2000	0.1770
$TM_p \rightarrow TM_{p1} TM_p$	0.2000	0.1477	0.8000	0.8230
$TM_{p1} \rightarrow TM_c$	1	1	1	1
$FTM_p \rightarrow FTM_{p1} FTM_p$	0.2000	0.1592	0.8000	0.8296
$FTM_p \rightarrow FTM_c$	0.8	0.8408	0.2000	0.1704
$FTM_{p1} \rightarrow FTM_c$	1	1	1	1

由图 6 和图 7 可以看出,在经过大约 5 次迭代后,该方法估计得到的文法与原始文法的误差平方和为 0.059,对 MFR 工作状态的估计正确率可达到 92%左右。结果表明该方法估计的 MFR 文法概率与原始文法概率十分接近,如果截获的雷达信号足够多,算法的精度还可以得到进一步的提升。

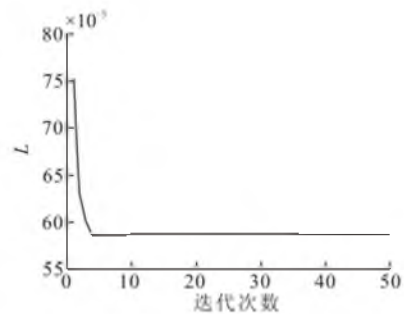


图 6 误差平方和

Fig.6 Sum of squared error

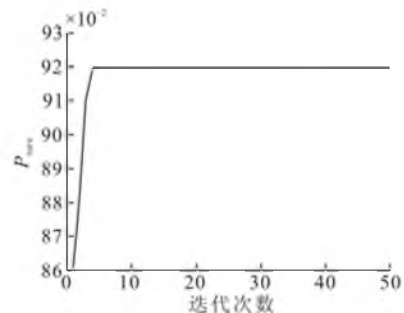


图 7 状态估计正确率

Fig.7 The correct probability of the state estimation

3.2 初值的影响分析

该实验研究不同语法概率初值对算法结果的影响。我们利用3组不同的初始值对算法进行验证,每组初始值与原始值的误差平方和 L_0 分别为0.58, 0.72和1.44,实验结果见图8。

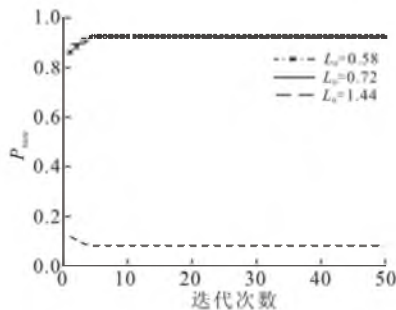


图8 不同初始值的 P_{true} 比较

Fig.8 The comparison of P_{true} of different initial value

从图8可以看出,该算法对语法产生式概率的初始值设置十分敏感。这种敏感性将导致2种问题的出现:①当语法 G_1 和 G_2 的初始值设置相互比较接近时,将 G_1 与 G_2 估计为一个语法;②当 G_1 的初值更接近 G_2 的原始值, G_2 的初值更接近 G_1 的原始值时,将 G_1 估计为 G_2 ,将 G_2 估计为 G_1 。第1种问题使得雷达状态估计结果产生很强的模糊性,即不同语法下的估计结果完全一样,无法做出有效的威胁判决。第2种问题导致MFR的状态估计正确率从0.92下降到0.08左右,即使得RWR出现较高的漏警率和虚警率。

4 结语

本文将MFR工作状态转换机制建模为马尔科夫链,并利用随机上下文无关语法对不同状态下的信号产生机制进行建模,在此基础上使用统计自然语言处理技术对MFR语法参数及其工作状态进行估计。仿真实验表明,该方法能够有效估计MFR的语法参数和工作状态。算法对初值的敏感性和鲁棒性做为我们下一步研究的重点。

参考文献(References):

- [1] 贲德. 机载有源相控阵火控雷达的新进展及发展趋势[J]. 现代雷达, 2008, 30(1): 1-4.
BEN De. Latest&development trends of airborne AESA fire-control[J]. Modern radar, 2008, 30(1): 1-4. (in Chinese)
- [2] Visnevski N. Syntactic modeling of mufti-function radars[D]. Canada: McMaster university, 2005.
- [3] Visnevski N, Haykin S, Krishnamurthy V. Hidden Markov models for radar pulse train analysis in electronic warfare[C]//IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing. Philadelphia, USA: IEEE press, 2005: 597-600.
- [4] 刘海军, 樊昀, 李悦, 等. 多功能雷达建模中的雷达字提取技术研究[J]. 国防科技大学学报, 2010, 32(2): 91-96.

- LIU Haijun, FAN Yun, LI Yue, et al. Research on extracting of radar words in modeling of multi-function radar[J]. Journal of national university of defense technology, 2010, 32(2): 91-96. (in Chinese)
- [5] Visnevski N, Krishnamurthy V, Wang A, et al. Syntactic modeling and signal processing of multifunction radars: a stochastic context-free grammar approach[J]. Proceedings of the IEEE, 2007, 95(5): 1000-1025.
- [6] Mustafa Fanaswala, Vikram Krishnamurthy. Detection of anomalous trajectory patterns in target tracking via stochastic context-free grammars and reciprocal process models[J]. IEEE journal of selected topics in signal processing, 2013, 7(1): 76-90.
- [7] Visnevski N, Dilkes F A, Haykin S. Non-self-embedding context-free grammars for multi-function radar modeling electronic warfare application[C]//IEEE international radar conference. Arlington, USA: IEEE press, 2005: 669-674.
- [8] Arasaratnam I, Haykin S, Kirubarajan T. Tracking the mode of operation of multi-function radars[C]//IEEE conference on radar. New York: IEEE press, 2006: 233-238.
- [9] 刘海军, 李悦, 柳征, 等. 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 Haijun, LI Yue, LIU Zheng, et al. Approach to multi-function radar identification based on stochastic grammars[J]. ACTA aeronautica & astronautica sinica, 2010, 31(9): 1809-1817. (in Chinese)
- [10] 马爽, 王莹桂, 柳征, 等. 基于序列比对的多功能雷达搜索规律识别方法[J]. 电子学报, 2012, 40(7): 1434-1439.
MA Shuang, WANG Yinggui, LIU Zheng, et al. A method for search schema recognition of multifunction radars based on sequence alignment[J]. Acta electronica sinica, 2012, 40(7): 1434-1439. (in Chinese)
- [11] 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.
- [12] Visnevski N, Krishnamurthy V, Haykin S, et al. Mufti-function radar emitter modelling: a stochastic discrete event system approach[C]//Proceedings of the 42nd IEEE conference on decision and control, Maui Hawaii: IEEE press, 2003: 6295-6300.
- [13] Lari K, Young S J. The estimation of stochastic context free grammars using the inside-outside algorithm[J]. Computer speech language, 1990, 4(1): 35-56.
- [14] Gonzalez R C, Thomason M G. 句法模式识别[M]. 濮群, 译. 北京: 清华大学出版社, 1984.
Gonzalea R C, Thomason M G. Syntactic pattern recognition [M]. PU Qun, translated. Beijing: Tsinghua university press, 1984. (in Chinese)
- [15] Chomsky N. On certain formal properties of grammars[J]. Information and control, 1959, 2(2): 137-167.
- [16] Dempster A P, Laird N M, Rubin D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm[J]. Journal of royal statistical soc B, 1977, 39(1): 1-38.

(编辑: 徐楠楠)