

doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2014.10.024

引用格式:索中英,程嗣怡,任谨慎.航空雷达故障诊断的 β 上近似属性约简及规则融合[J].电讯技术,2014,54(10):1446-1450.[SUO Zhong-ying,CHENG Si-yi,REN jin-shen. β Upper Approximation Reduction and Rule Fusion of Airborne Radar Fault Diagnosis[J].Telecommunication Engineering,2014,54(10):1446-1450.]

航空雷达故障诊断的 β 上近似属性约简及规则融合*

索中英^{1,2,**},程嗣怡²,任谨慎¹

(1.空军工程大学 理学院,西安 710051;2.空军工程大学 航空航天工程学院,西安 710038)

摘 要:航空雷达故障诊断的一个主要目标是求出某种程度上可能发生的故障类型,为此,首先引入 β 上近似属性约简,定义了 β 上近似决策辨识集和辨识矩阵,给出了求取 β 上近似约简集的方法;其次,提出了一种基于包含度的规则融合方法,该方法充分挖掘属性值信息,可以得到全部属性条件下的带可信度的决策规则,有效解决了在各类故障样本数目相差较大的情形下的规则融合问题;最后,以某型航空雷达的整机测试为例,在基于 β 上近似约简对其测试参数进行约简的基础上,应用基于包含度的规则融合方法,得到了全部属性取值条件下的航空雷达故障诊断规则。结果表明:该方法直观有效、计算简便,为航空雷达故障诊断提供了新的思路和途径。

关键词:航空雷达;故障诊断;粗糙集; β 上近似属性约简;规则融合

中图分类号:TN95;V243.2 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-893X(2014)10-1446-05

β Upper Approximation Reduction and Rule Fusion of Airborne Radar Fault Diagnosis

SUO Zhong-ying^{1,2},CHENG Si-yi²,REN Jin-shen¹

(1. Science College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;
2. Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract:The acquisition of decisions with some extent reliability is one of important aids in airborne radar fault diagnosis. The β upper approximation reduction is firstly introduced, moreover β upper approximation discernibility sets and discernibility matrix are defined and the acquirement approach of β upper approximation reduction is given. Secondly, the rule fusion method is offered to sufficiently mine the attribute-value information and the decision-making rules with reliability cover all values of the attributes are obtained, which efficiently solve the rule fusion problem in the condition of the very different number among all fault kinds. Finally, taking a test of an airborne radar as an example, this paper cuts test parameter based on β upper approximation reduction and applies the rule fusion method to obtain the airborne radar fault diagnosis rules which cover all values of the attributes. Results show that the methods in this paper are visually effective and easy calculation, which offer a new though and approach for airborne radar fault diagnosis.

Key words:airborne radar;fault diagnosis;rough sets; β upper approximation reduction; rule fusion

1 引 言

装备的故障诊断是指在装备的使用过程中,利用其历史数据、设备的当前信息以及当前的环境条件,准确及时判断其运行状态,为使用和维护提供决

* 收稿日期:2013-05-12;修回日期:2014-08-29 Received date:2013-05-12;Revised date:2014-08-29
基金项目:陕西省自然科学基金资助项目(2012JQ8019)
Foundation Item:The Natural Science Foundation of Shaanxi Province for Basic Research(2012JQ8019)
** 通讯作者:suozhongying@sohu.com Corresponding author:suozhongying@sohu.com

策性依据。航空雷达等航空电子装备的组成结构复杂,各功能模块间的信息交互越来越多^[1],因此故障之间的传播越来越难判断,当航空雷达的某项功能指标或某个交互信息偏离设计范围时,很难通过信号流模型、故障模式分析等方法来对故障进行定位。

相较于基于数学模型和基于信号处理的故障诊断方法,基于知识的故障诊断方法是一种很有前途的方法。它的智能化技术和丰富的专家知识给用户提供了一个简单易用而又可靠的系统^[2]。而神经网络、统计学习方法、遗传算法以及支持向量机等基于知识的方法得到的知识是人们不能理解的隐性知识,与其相比粗糙集方法得到的知识是人们可以理解的关联规则,这些关联规则符合人们的经验,更适合在管理决策中应用^[3]。

对于航空雷达的大部分故障而言,历史数据样本数目及其有限,并且由历史数据构造的决策信息系统通常是不协调的,为充分挖掘潜在信息,需要在保持信息分类能力不变的前提下进行数据约简、近似模式分类、识别并评估数据间的相关程度。在航空雷达故障诊断的数据约简过程中,通常只关心可能发生的不同故障不发生变化,此外考虑到数据传输以及记录中的错误,发生可能性很小的故障,是应该被忽略的,因此本文将 β 上近似属性约简应用于航空雷达故障诊断的数据约简,并在此基础上研究基于包含度的规则融合方法,为充分提取故障诊断规则提供理论依据。

2 相关概念及理论

在处理航空雷达故障诊断的不协调决策信息系统时,用比较少的属性得到与较多属性时相同的某种程度上的可能决策是人们所期望的,基于 β 上近似的约简正是用来解决这类问题的。

2.1 基于 β 上近似的属性约简

定义 1^[3] 设 U 为有限论域,对于任意 $X, Y \subseteq U$,称 $D(Y/X)$ 为包含度,若满足以下条件:

- (1) $0 \leq D(Y/X) \leq 1$;
- (2) 当 $X \subseteq Y$ 时, $D(Y/X) = 1$;
- (3) 当 $X \subseteq Y \subseteq Z$ 时, $D(X/Z) \leq D(X/Y)$ 。

定义 2^[3-4] 设 (U, A, F, d) 是决策信息系统,记

$$R_A = \{ (x_i, x_j) \mid f_i(x_i) = f_i(x_j) (a_i \in A) \},$$
$$R_d = \{ (x_i, x_j) \mid d(x_i) = d(x_j) \}$$

若 $R_A \not\subseteq R_d$,称 (U, A, F, d) 为不协调决策信息系统。

定义 3^[4-5] 设 (U, A, F, d) 为不协调决策信息系统, $P(U)$ 为 U 的幂集, D 为 $P(U)$ 上的包含度, $B \subseteq A, \beta \in (0.5, 1]$, 对于 $X \subseteq U$, 记

$$D(D_j/[x_i]_B) = \frac{|D_j \cap [x_i]_B|}{|[x_i]_B|}$$

$$\bar{R}_B^\beta(X) = \{ x_i \mid D(X/[x_i]_B) > 1 - \beta \} = \\ \cup \{ [x_i]_B \mid D(X/[x_i]_B) > 1 - \beta \},$$

称 $\bar{R}_B^\beta(X)$ 为 X 的 β 上近似。

记 $U/R_d = \{ D_1, D_2, \dots, D_r \}$,

$$\mu_B(x_i) = \\ (D(D_1/[x_i]_B), D(D_2/[x_i]_B), \dots, D(D_r/[x_i]_B))$$
$$M_B^\beta(x) = \{ D_j \mid x \in \bar{R}_B^\beta(D_j) \} = \{ D_j \mid D(D_j/[x]_B) > 1 - \beta \}$$

定义 4^[3] 设 (U, A, F, d) 为不协调决策信息系统, $\bar{R}_B^\beta = (\bar{R}_B^\beta(D_1), \bar{R}_B^\beta(D_2), \dots, \bar{R}_B^\beta(D_r))$, 若 $\bar{R}_B^\beta = \bar{R}_A^\beta$, 称 B 为 β 上近似协调集。若 B 为 β 上近似协调集。且 B 的任何真子集都不是 β 上近似协调集, 称 B 为 β 上近似约简集。

定义 5 设 (U, A, F, d) 为不协调决策信息系统,

$$D_{M_{\beta}^A}([x_i]_A, [x_j]_A) = \\ \begin{cases} \{ a_l \in A \mid f_l(x_i) \neq f_l(x_j) \}, & M_A^\beta(x_i) \neq M_A^\beta(x_j) \\ \emptyset, & M_A^\beta(x_i) = M_A^\beta(x_j) \end{cases}$$

称 $D_{M_{\beta}^A}([x_i]_A, [x_j]_A)$ 为对象 x_i 与 x_j 的 β 上近似决策辨识集, 称 $Q_{M_{\beta}^A} = (D_{M_{\beta}^A}([x_i]_A, [x_j]_A) \mid [x_i]_A, [x_j]_A \in U/R_A)$ 为决策信息系统的 β 上近似决策辨识矩阵。

定理 1 设 (U, A, F, d) 为不协调决策信息系统, 对于任意 $D_{M_{\beta}^A} \in Q_{M_{\beta}^A}$, β 上近似属性约简集 B 满足 $B \cap D_{M_{\beta}^A} \neq \emptyset$ 。

该定理给出了寻找属性约简集的办法, 即首先建立辨识矩阵 $Q_{M_{\beta}^A}$, 找出使条件 $B \cap D_{M_{\beta}^A} \neq \emptyset$ 成立的最小集合 B , B 就是 β 上近似约简的属性集。

2.2 基于包含度的规则融合方法

在基于 β 上近似属性约简的基础上, 可以得到一些决策规则, 但是这些规则只反映了部分属性条件下的决策, 并未给出所有条件属性下的决策。规则融合即是通过已有的少数规则, 给出所有不同条件下的决策^[6-7]。本节在充分挖掘属性值信息的基础上, 构造基于包含度的规则融合方法, 该方法可以得到全部属性条件下的规则。

利用包含度实现规则融合的方法步骤如下:

- (1) 由 M_B^β 将 U 划分, 得到 $U/M_B^\beta = \{ D_1, D_2, \dots,$

$D_r\}$;

(2) 对于 $B=\{a_1,a_2,\cdots,a_m\}$, 记 $U_{a_kl}=\{x_i(x_i\in U)|a_k(x_i)=v_l,v_l\in V_{a_k}\}$;

(3) 对于任意 $v_l\in V_{a_k}(k\leqslant m),D_j(j\leqslant r)$, 分别计算 $D(D_j/U_{a_kl})=\frac{|U_{a_kl}\cap D_j|}{|D_j|}$;

(4) 对于任意给定的 $E=(v_i)_{1\times m}$, 记 $D(D_j/E)=\min_k D(D_j/U_{a_{ki}})$;

(5) 将 $D(D_j/E)$ 进行归一化处理, 记规则可信度 $\gamma_{E,D_{j_0}}=\frac{D(D_{j_0}/E)}{\sum_j D(D_j/E)}$, 由此得到规则: If $\bigwedge_{k=1}^m(a_k,v_i)$, then $D_{j_0}(\gamma_{E,D_{j_0}})$ 。

3 实例分析

某型航空雷达系统主要由发射机(d_1)、接收机(d_2)、信/数处理机(d_3) 3 个外场可更换单元组成。依据经验 9 个参数可实现该型航空雷达 3 个外场可更换单元的故障定位, 分别为闭锁信号 a_1 、螺线电流 a_2 、平均发射功率 a_3 、DAG 控制 a_4 、检波信号 a_5 、和路信号 a_6 、差路信号 a_7 、调制脉冲 a_8 和角度信号 a_9 。

收集航空雷达的测试故障样本, 可得某型航空雷达的故障决策信息系统^[8]如表 1 所示。

记该航空雷达故障诊断决策信息系统为 (U,A,F,d) , 其中 $U=\{x_1,x_2,\cdots x_{10}\}$ 为测试样本集, $A=\{a_1,a_2,\cdots,a_9\}$ 为测试参数集; $F=\{f_l:U\rightarrow V_l(l\leqslant m)\}$, 其中 V_l 是 $a_l(l\leqslant m)$ 的值域, 此处取 $V_l=0,1$, 其中 1 代表测试参数未通过测试, 0 代表测试参数通过测试; $d=\{d_1,d_2,d_3\}$ 称为故障类

别集; N 表示相应的样本个数。

表 1 某型航空雷达故障决策信息系统

Table 1 Fault decision-making information system of an airborne radar

U	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7	a_8	a_9	N	d
x_1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	18	d_1
x_2	1	1	0	0	0	1	0	0	0	2	d_2
x_3	1	0	0	1	0	1	0	0	0	13	d_1
x_4	0	1	1	0	1	1	0	0	0	28	d_1
x_5	0	0	0	1	1	0	0	1	0	16	d_2
x_6	0	0	1	0	0	1	1	0	0	3	d_2
x_7	0	0	1	0	0	1	1	0	0	3	d_3
x_8	1	0	0	0	0	1	0	1	0	9	d_3
x_9	1	1	0	0	0	0	0	1	1	4	d_2
x_{10}	1	1	0	0	0	0	0	1	1	6	d_3

3.1 基于 β 上近似的测试参数约简

由于

$$U/R_A=\{\{x_1,x_2\},\{x_3\},\{x_4\}\{x_5\}\{x_6,x_7\}\{x_8\}\{x_9,x_{10}\}\}$$
$$U/R_d=\{\{x_1,x_3,x_4\}\{x_2,x_5,x_6,x_9\},\{x_7,x_8,x_{10}\}\}=\{D_1,D_2,D_3\}$$

即 $R_A\not\subset R_d$, 因此 (U,A,F,d) 为不协调决策信息系统。

计算 $\mu_A(x)$, 结果表明 $D(D_2/\{x_1,x_2\})$ 相较于 $D(D_1/\{x_1,x_2\})$ 很小, 考虑到数据传输以及记录中可能发生的错误, 因此当条件属性 $(a_1,a_2,a_3,a_4,a_5,a_6,a_7,a_8,a_9)=(1,1,0,0,0,1,0,0,0)$ 时忽略决策为 d_2 的可能。然而 $D(D_2/\{x_9,x_{10}\})$ 与 $D(D_3/\{x_9,x_{10}\})$ 接近, 因此不能忽略当 $(a_1,a_2,a_3,a_4,a_5,a_6,a_7,a_8,a_9)=(1,1,0,0,0,0,0,1,1)$ 时决策为 d_2 的可能, 即应使得 $1-\beta<0.4$ 。不妨取 $\beta=0.7$, 计算 $M_A^\beta(x)$, 结果如表 2 所示。

表 2 决策信息系统的分布函数和 β 分布

Table 2 Distributed function and β distribution of the decision-making information system

函数	$\{x_1,x_2\}$	$\{x_3\}$	$\{x_4\}$	$\{x_5\}$	$\{x_6,x_7\}$	$\{x_8\}$	$\{x_9,x_{10}\}$
$\mu_A(x)$	(9/10,1/10,0)	(1,0,0)	(1,0,0)	(0,1,0)	(0,1/2,1/2)	(0,0,1)	(0,4/10,6/10)
$M_A^\beta(x)$	d_1	d_1	d_1	d_2	$\{d_2,d_3\}$	d_3	$\{d_2,d_3\}$

依据定义 5, 求取航空雷达故障诊断决策信息系统的 β 上近似决策辨识矩阵, 如表 3 所示。

表 3 决策信息系统的辨识矩阵

Table 3 Discernibility matrix of the decision-making information system

U	x_5	x_6	x_7	x_9	x_{10}	x_8
x_1	$a_1a_2a_4a_5a_6a_8$	$a_1a_2a_3a_7$	$a_1a_2a_3a_7$	$a_6a_8a_9$	$a_6a_8a_9$	a_2a_8
x_2	$a_1a_2a_4a_5a_6a_8$	$a_1a_2a_3a_7$	$a_1a_2a_3a_7$	$a_6a_8a_9$	$a_6a_8a_9$	a_2a_8
x_3	$a_1a_5a_6a_8$	$a_1a_3a_4a_7$	$a_1a_3a_4a_7$	$a_2a_4a_6a_8a_9$	$a_2a_4a_6a_8a_9$	a_4a_8
x_4	$a_2a_3a_4a_6a_8$	$a_2a_5a_7$	$a_2a_5a_7$	$a_1a_3a_5a_6a_8a_9$	$a_1a_3a_5a_6a_8a_9$	$a_1a_2a_3a_5a_8$
x_5		$a_3\sim a_8$	$a_3\sim a_8$	$a_1a_2a_4a_5a_9$	$a_1a_2a_4a_5a_9$	$a_1a_4a_5a_6$
x_8		$a_1a_3a_7a_8$	$a_1a_3a_7a_8$	$a_2a_6a_9$	$a_2a_6a_9$	

由定理 1 可知 $\{a_1, a_2, a_8\}$ 为该决策信息系统的 β 上近似属性约简集,基于 $\{a_1, a_2, a_8\}$ 的约简的决策信息系统如表 4 所示。

表 4 约简的决策信息系统

Table 4 Reduction of the decision-making information system

U	a_1	a_2	a_8	d	N
x_1	1	1	0	d_1	18
x_2	1	1	0	d_2	2
x_3	1	0	0	d_1	13
x_4	0	1	0	d_1	28
x_5	0	0	1	d_2	16
x_6	0	0	0	d_2	3
x_7	0	0	0	d_3	3
x_8	1	0	1	d_3	9
x_9	1	1	1	d_2	4
x_{10}	1	1	1	d_3	6

3.2 规则融合

针对该航空雷达故障诊断决策信息系统 (U, B, F, d) , 其中 $B = \{a_1, a_2, a_8\}$, 利用包含度实现航空雷达故障诊断规则融合:

表 5 包含度的计算结果

Table 5 Calculational result of the inclusion degree

B	$D_{d_1} = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$		$D_{d_2} = \{x_5\}$		$D_{d_2 \vee d_3} = \{x_6, x_7, x_9, x_{10}\}$		$D_{d_3} = \{x_8\}$	
	$a_i = 1$	$a_i = 0$	$a_i = 1$	$a_i = 0$	$a_i = 1$	$a_i = 0$	$a_i = 1$	$a_i = 0$
a_1	0.54	0.46	0	1	0.625	0.375	1	0
a_2	0.79	0.21	0	1	0.625	0.375	0	1
a_8	0.00	1.00	1	0	0.625	0.375	1	0

表 6 全部属性条件下的带可信度的决策规则

Table 6 Decision-making rules with reliability under all attribute value

条件	D_{d_1}	D_{d_2}	$D_{d_2 \vee d_3}$	D_{d_3}
(1,1,1)	0.00	0.00	1.00	0.00
(1,1,0)	0.59	0.00	0.41	0.00
(1,0,1)	0.00	0.00	0.27	0.73
(0,1,1)	0.00	0.00	1.00	0.00
(0,1,0)	0.55	0.00	0.45	0.00
(0,0,1)	0.00	0.73	0.27	0.00
(0,0,0)	0.36	0.00	0.64	0.00
(1,0,0)	0.36	0.00	0.64	0.00

如果在基于 β 上近似属性约简的基础上直接利用基本粗糙集方法进行规则提取,则将得到 7 条确定性规则,而不能对属性取值在 $(0,1,1)$ 条件下的故障类型做出推断,随属性约简集包含属性个数的增加,此优势将越加显著;此外,利用 102 条数据得

(1) $U/M_B^\beta = \{\{x_1, x_2, x_3, x_4\} \{x_5\} \{x_6, x_7, x_9, x_{10}\} \{x_8\}\}$

$D_{d_1} = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ $D_{d_2} = \{x_5\}$
 $D_{d_2 \vee d_3} = \{x_6, x_7, x_9, x_{10}\}$ $D_{d_3} = \{x_8\}$

(2) 对于 $B = \{a_1, a_2, a_8\}$, 有
 $U_{a_{11}} = \{x_1, x_2, x_3, x_8, x_9, x_{10}\}$ $U_{a_{10}} = \{x_4, x_5, x_6, x_7\}$
 $U_{a_{21}} = \{x_1, x_2, x_4, x_9, x_{10}\}$ $U_{a_{20}} = \{x_3, x_5, x_6, x_7, x_8\}$
 $U_{a_{81}} = \{x_5, x_8, x_9, x_{10}\}$ $U_{a_{80}} = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_6, x_7\}$

(3) 分别计算包含度 $D(D_j/U_{a_{kl}}) = \frac{|U_{a_{kl}} \cap D_j|}{|D_j|}$,

结果如表 5 所示;
(4) 对于任意给定的 $E = (v_i)_{1 \times 3}$, 记 $D(D_j/E) = \min_k D(D_j/U_{a_{ki}})$;

(5) 将 $D(D_j/E)$ 进行归一化处理, 记 $\gamma_{E, D_{j_0}} = \frac{D(D_{j_0}/E)}{\sum_j D(D_j/E)}$.

由此得到规则: If $\bigwedge_{k=1}^m (a_k, v_i)$, then $D_{j_0}(\gamma_{E, D_{j_0}})$, 如表 6 所示。

到 7/8 条确定性规则也是不甚合理的,考虑到各种故障类型样本数目差距较大,因此基于包含度 $D(D_j/U_{a_{kl}}) = \frac{|U_{a_{kl}} \cap D_j|}{|D_j|}$ 来确定规则的可信度,使得故障诊断规则更加合理可信。

4 结 论

航空雷达多数故障样本数目极其有限,属于典型的小样本集问题,研究如何充分挖掘小规模样本集中的规则就显得尤为重要了。另外,对于故障诊断而言,通常只关心某种程度上可能发生的不同故障不发生变化,因此针对某型航空雷达整机测试的实例,选择基于 β 上近似属性约简对测试参数进行约简,并且构造基于包含度的规则融合算法,提取该决策信息系统的所有条件属性下的带可信度的决策规则。可见,将基于 β 上近似的属性约简引入航空

雷达故障诊断,不失为一种有意义的尝试。

通常,决策信息系统的属性约简集并不唯一,例如实例分析中所涉及的某型航空雷达故障诊断决策信息系统存在多个基于 β 上近似的属性约简集,如何选择合适的约简集,需要更加具体的背景分析,是一个值得探讨的问题。此外,本文中以包含度 $D(D_j/U_{a_{kl}}) = \frac{|U_{a_{kl}} \cap D_j|}{|D_j|}$ 为基础来确定规则的可信度,鉴于本文中各类型故障样本数目 $|D_j|$ 相差较大,因此是较为合适的,而对于样本数目较为接近时,应该选择何种形式的包含度来确定规则可信度,以及各种包含度之间的异同亦是值得研究的问题。

参考文献:

- [1] 常凯,吴国庆. 雷达系统故障的诊断技术[J]. 河北师范大学学报,2012,36(5):481-484.
CHANG Kai, WU Guo-qing, An Exploration on Fault Diagnosis Technology of Radar System [J]. Journal of Hebei normal university, 2012,36(5):481-484. (in Chinese)
- [2] 苏艳琴,张光轶,徐廷学. 一种改进的灰熵关联故障诊断方法[J]. 电讯技术,2013,53(11):1523-1526.
SU Yan-qin, ZHANG Guang-yi, XU Ting-xue. An Advanced Fault Diagnosis Method Based on Grey Entropy Relation[J]. Telecommunication Engineering, 2013,53(11):1523-1526. (in Chinese)
- [3] 张文修,仇国芳. 基于粗糙集的不确定决策[M]. 北京:清华大学出版社,2006.
ZHANG Wen-xiu, QIU Guo-fang. Uncertainty decision based on rough set [M]. Beijing: Tsinghua University Press,2006(in Chinese)
- [4] Ziarko W. Variable precision rough set model[J]. Journal of Computer and System Sciences,1993,46(1):39-59.
- [5] Pawlak Z. Rough sets and intelligent data analysis[J]. Information Science, 2002,147(2):1-12.

- [6] 索中英. 基于粗糙集的航空发动机故障诊断规则提取方法研究[D]. 西安:空军工程大学,2009.
SUO Zhong-ying. Approach of aero-engine based on rough set [D]. Xi'an: Air Force Engineering University, 2009. (in Chinese)
- [7] 程嗣怡,索中英,吴华,等. 基于协调近似表示空间的航空发动机故障诊断[J]. 航空动力学报,2009,24(7):1644-1648.
CHENG Si-yi, SUO Zhong-ying, WU Hua, et al. Aero-engine fault diagnosis based on consistent-approximative denoted space[J]. Journal of Aerospace Power,2009,24(7):1644-1648. (in Chinese)
- [8] 马彦涛,肖明清. 基于粗糙集的复杂航空电子装备故障诊断[J]. 计算机测量与控制,2012,20(7):1757-1759.
MA Yan-tao, XIAO Ming-qing. Fault Diagnosis of complicated Avionics Based on Rough Set[J]. Computer Measurement & Control, 2012,20(7):1757-1759. (in Chinese)

作者简介:



索中英(1981—),女,山西忻州人,2009年获博士学位,现博士后在站,为讲师,主要研究方向为信息系统工程与智能决策;

SUO Zhong-ying was born in Xinzhou, Shanxi Province, in 1981. She received the Ph. D. degree in 2009. She is now a lecturer and currently studying in postdoctoral station. Her research concerns information systems engineering and intelligent decision.

Email:suozhongying@sohu.com

程嗣怡(1980—),男,江苏南京人,2007年获博士学位,现博士后在站,为讲师,主要研究方向为电子对抗理论与应用。

CHENG Si-yi was born in Nanjing, Jiangsu Province, in 1980. He received the Ph. D. degree in 2007. He is now a lecturer and currently studying in postdoctoral station. His research concerns electronic countermeasure theory and application.

Email:csy_316@163.com