

基于条件证据理论的雷达辐射源识别方法

盖明久¹, 关欣², 衣晓², 时宝¹

(1. 海军航空工程学院 应用数学研究所, 山东 烟台 264001;
2. 海军航空工程学院 信息融合研究所, 山东 烟台 264001)

摘要: 基于观测证据与先验信息和谐的思想, 利用条件证据理论, 提出了一种融合先验信息的雷达辐射源识别方法. 首先将雷达辐射源观测数据通过灰关联分析表示为 D-S 数据的随机集形式, 然后计算观测证据与先验知识之间的和谐度, 最后利用条件证据理论将需要融合的证据进行组合. 该方法可在复杂战场环境下充分利用不同来源的信息, 提高雷达识别的可靠性.

关键词: 随机集; 随机条件事件; 灰关联度; 辐射源识别

中图分类号: TP212 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-2400(2006)05-0833-05

Research on combining radar emitter recognition with a priori knowledge

GAI Ming-jiu¹, GUAN Xin², YI Xiao², SHI Bao¹

(1. Research Inst. of Applied Mathematics, Naval Aeronautical Eng. Inst., Yantai 264001, China;
2. Research Inst. of Information Fusion, Naval Aeronautical Eng. Inst., Yantai 264001, China)

Abstract: Based on the concept of the concordance existing between the measurement evidences and the prior knowledge, and on the conditioning Dempster-Shafer evidence theory, this paper provides a novel radar emitter recognition approach which reflects the influences of prior knowledge. The first step for this approach is to change the measurements on the radar emitter into the form of bodies of D-S evidence by the application of gray correlation analysis. Furthermore, we apply the conditioning D-S evidence theory to combine these evidences, and calculate the concordance. This method can help us to increase the reliability of radar emitter recognition under complex battle circumstances.

Key Words: random set; random conditional event; gray correlation grade; emitter recognition

雷达辐射源识别是电子情报侦察、电子对抗措施和威胁告警等系统要解决的关键问题^[1,2]. 它可以通过对所测出的敌方雷达工作参数和特征参数进行分析, 获取敌方雷达的体制、用途和型号等信息, 了解其战术运用特点、活动规律和作战能力, 也是高层次信息融合中态势评估和威胁估计的主要依据. 随着雷达技术的迅猛发展以及各种新体制雷达的应用, 雷达信号的密度、复杂程度都大幅度提高, 这就增加了雷达信号的不确定性因素, 使得雷达辐射源识别成为一个非常困难的课题.

现代雷达通常有若干种工作模式, 对于不同的工作模式, 其信号的各个参数一般不相同. 由各种渠道获得的辐射源特征参数以及由此形成的数据库存在着不完整、不确定性, 特别是模糊性. 目前国内外对雷达辐射源识别普遍采用模式识别技术, 通过直接与数据库比较查询的方法来实现. 其优点是实现简单, 但对于参数不全、参数畸变的雷达辐射源识别精度较差, 有的甚至无法进行识别, 不能适应电磁信号日益复杂的情况. 为了提高雷达辐射源识别的准确性和识别效率, 需要采用人工智能技术对未知辐射源进行分析和识别. 现有的方法包括专家系统法、神经网络法、DS 推理方法等^[3-5], 但这些方法都没有考虑在特定环境下不同类型的雷达出现的先验概率. 充分利用这些先验信息, 可剔除敌方实施电子干扰等所带来的信号噪声, 有效提高在

电磁高度密集、复杂的情形下雷达辐射源识别的正确性. 基于这一考虑, 笔者应用 Mahler 提出的证据与先验知识和谐性的概念和条件 Dempster-Shafer 证据理论(CDS)^[6], 提出了一种融合先验信息的新的雷达辐射源识别方法.

1 和谐性与条件证据组合公式

1.1 先验知识和证据之间的和谐性

设 U 是一个有限论域. 为方便起见, 笔者采用两种等价的方式表示 U 上的 D-S 证据. 一种方式是将证据表示成焦元的线性加权和的形式. 具体地说, 对于给定的证据 $B = \{(S_1, m_1), \dots, (S_a, m_a)\}$, 将其表示为 $B = \sum_{S \subseteq U} b_S S$, 其中, 当 $S = S_i$ 时, $b_{S_i} = m_B(S_i)$, $i = 1, \dots, a$; 而当 S 不是 B 的焦元时, $b_S = 0$. 另一种方式, 是将证据表示为 U 的随机集. 设表示 B 的随机集是 Σ , 则 Σ 的质量分布为 $m_\Sigma(S_i) = P(\Sigma = S_i) = m_i$, $i = 1, \dots, a$. 类似地, 用随机集 Γ 表示关于论域 U 的先验知识, 则随机条件事件 $(\Sigma | \Gamma)$ 表示了先验知识 Γ 对于证据 Σ 的影响.

定义 1(随机条件事件的定义) 称定义在论域 U 的条件事件代数上的随机事件为随机条件事件. 具体地说, 设 $(\Omega, \sigma(\Omega), P)$ 是一个给定的概率空间, Σ, Γ 是 U 的两个随机子集, 则随机条件事件 $(\Sigma | \Gamma)$ 定义为

$$(\Sigma | \Gamma)(\omega) = (\Sigma(\omega) | \Gamma(\omega)) \quad , \quad \forall \omega \in \Omega \quad . \quad (1)$$

随机条件事件的质量分配函数定义为

$$m_{(\Sigma | \Gamma)}((S | X)) = P((\Sigma | \Gamma) = (S | X)) \quad , \quad \forall S, X \subseteq U \quad . \quad (2)$$

关于条件事件代数的理论可以参见文献[7]. Goodman, Nguyen 和 Walker^[8]说明了条件事件具有形式 $(S | X)$, 并且必须满足性质 1.

性质 1 $(S | X) = (T | Y)$ 的充分必要条件是 $X = Y$ 并且 $S \cap X = T \cap Y$.

下面给出随机条件事件和谐的定义.

定义 2 随机条件事件 $(\Sigma | \Gamma)$ 的和谐是该随机条件事件在重言式集合 $\{(S | S), S \subseteq U\}$ 上的限制, 并称其质量分配函数为和谐度, 记为 $m_\Gamma(S | \Sigma)$, 即

$$m_\Gamma(S | \Sigma) = m_{(\Sigma | \Gamma)}((S | S)) / \sum_{T \subseteq U} m_{(\Sigma | \Gamma)}((T | T)) \quad , \quad \forall S \subseteq U \quad . \quad (3)$$

注 1: 和谐性又称为强一致性. 由性质 1 知: $(\Sigma(\omega) | \Gamma(\omega)) = (S | S)$ 当且仅当 $\Gamma(\omega) \subseteq \Sigma(\omega)$, $\Gamma(\omega) = S$. 所以说, 将随机条件事件 $(\Sigma | \Gamma)$ 的取值限制在重言式集合上, 等价于要求 $\Gamma \subseteq \Sigma$.

1.2 和谐度的计算

注意到 $m_{(\Sigma | \Gamma)}(S | S) = P((\Sigma | \Gamma) = (S | S)) = P(\Gamma \subseteq \Sigma, \Gamma = S)$, 所以

$$\sum_{T \subseteq U} m_{(\Sigma | \Gamma)}((T | T)) = \sum_{T \subseteq U} P(\Gamma \subseteq \Sigma, \Gamma = T) = P(\Gamma \subseteq \Sigma) \quad .$$

根据式(3), 有 $m_\Gamma(S | \Sigma) = P(\Gamma = S, \Gamma \subseteq \Sigma) / P(\Gamma \subseteq \Sigma) = P(\Gamma = S | \Gamma \subseteq \Sigma)$.

当 Σ 和 Γ 相互独立时, 有

$$m_\Gamma(S | \Sigma) = \frac{P(\Gamma = S, \Gamma \subseteq \Sigma)}{\sum_{T \subseteq U} P(\Gamma = T, \Gamma \subseteq \Sigma)} = \frac{P(\Gamma = S) P(S \subseteq \Sigma)}{\sum_{T \subseteq U} P(\Gamma = T) P(T \subseteq \Sigma)} = \frac{\delta_\Sigma(S) m_\Gamma(S)}{\sum_{T \subseteq U} \delta_\Sigma(T) m_\Gamma(T)} \quad , \quad (4)$$

其中 $\delta_\Sigma(S) = P(S \subseteq \Sigma) = \sum_{S \subseteq T} m_\Sigma(T)$ 是随机集 Σ 的共性测度.

1.3 条件证据理论

定义 3 设 Γ 是有限论域 U 的随机子集, B 和 C 是 U 上的两个 D-S 证据, 其中 $B = \sum_{S \subseteq U} b_S S$, $C =$

$\sum_{T \subseteq U} c_T T$. 则 B 和 C 关于 Γ 的条件赞同定义为

$$\alpha_\Gamma(B, C) = \sum_{S, T \subseteq U} b_S c_T \alpha_\Gamma(S, T) \quad , \quad (5)$$

其中
$$\alpha_r(S, T) = \begin{cases} \beta_r(S \cap T) / (\beta_r(S) \beta_r(T)) & , \text{ 如果 } \beta_r(S) \neq 0 \neq \beta_r(T) \\ 0 & , \text{ 其他 } \end{cases} \quad (6)$$

定义 4 B 和 C 关于 Γ 的条件积定义为

$$B \cdot_r C = \sum_{S, T \subseteq U} b_S c_T \alpha_r(S, T) S \cap T \quad (7)$$

B 和 C 关于 Γ 的条件 Dempster-Shafer 组合定义为

$$B \circ_r C = B \cdot_r C / \alpha_r(B, C) \quad , \quad \alpha_r(B, C) \neq 0 \quad (8)$$

注 2:文献[6]中给出了 CDS 的概率基础,并讨论了随机条件事件代数形式下 CDS 的表现形式.

2 融合先验信息的雷达辐射源识别方法

2.1 问题描述

传统的辐射源识别就是将被测量的辐射源信号参数与预先积累的已知辐射源参数进行比较,以确定该辐射源本来属性的过程.假设已知模板库中有 n 个雷达类,每一类雷达信号都是一个由射频(RF)、脉冲重复频率(PRF)、脉冲宽度(PW)等 k 个特征参数构成的特征矢量.假设第 i ($i = 1, \dots, n$) 类雷达在第 j ($j = 1, \dots, k$) 个特征参数方向上的可能取值有 n_{ij} 个,分别记为 $\theta_{ij}^m, m = 1, \dots, n_{ij}$,则第 i 类雷达共有 $\prod_{j=1}^k n_{ij}$ 个特征向量,于是 n 个雷达类共有 $N = \sum_{i=1}^n (\prod_{j=1}^k n_{ij})$ 个特征向量,即在已知模板库中共有 N 种雷达信号.

侦收到的雷达信号经过特征提取也是一个含有 k 个特征参数的矢量,记为 $X_0 = \{X_0(j) \mid j = 1, 2, \dots, k\}$,其中 $X_0(j)$ 是观测样本中的第 j 个特征参数.在战场环境中,任一部雷达辐射源开机总是有一段持续时间.假设在雷达开机时间内,侦察到 t 个观测样本 $\{X_0^{(1)}, X_0^{(2)}, \dots, X_0^{(t)}\}$.

设关于雷达类型的有限论域是 $U = \{R_1, \dots, R_n\}$,其中 R_i ($i = 1, \dots, n$) 表示第 i 类雷达.针对某一特定的战场环境,用随机集 Γ 表示关于这 n 种雷达出现频率的先验知识.通常来说,不同类型的雷达是可以互相识别的,但当敌方雷达释放干扰信号时就会带来不确定信息.所以,适当地给 $\Gamma = U$ 一个较小的质量分配,用来表示信息的不确定性.其他的质量分配分别为 $m_r(R_i) = P(\Gamma = R_i), i = 1, \dots, n$,并且满足

$$\sum_{i=1}^n m_r(R_i) + m_r(U) = 1.$$

这一节所讨论的问题就是根据侦收到的雷达信号,以及雷达模板库提供的信息并结合先验知识 Γ ,判别雷达的本来属性.

2.2 融合先验信息的雷达辐射源识别

利用灰关联分析^[9],将观测到的雷达信号及雷达模板库提供的信息表示成 D-S 证据的形式.基本思路是:以侦察设备上报的雷达目标观测数据向量为参考序列,从已知模板库中的雷达辐射源数据中选出与参考序列具有一定相似性数据作为比较序列.计算每个比较序列与参考序列的灰关联度.将属于第 i 类雷达的各比较序列与参考序列的灰关联度之和记为 $\tilde{\gamma}_i, i = 1, \dots, n$.定义观测向量与第 i 类雷达 R_i 的灰关联度为

$$\gamma_i = \tilde{\gamma}_i / \sum_{i=1}^n \tilde{\gamma}_i \quad , \quad i = 1, \dots, n \quad (9)$$

由此得到观测样本所提供的证据 Σ 的质量分布为 $m_\Sigma(R_i) = \gamma_i, i = 1, \dots, n$.需要指出的是,可能存在 j 使得 $m_\Sigma(R_j) = \gamma_j = 0$,即不一定每一个 R_j 都是 Σ 的焦点.详细的过程参见文献[10].

接下来,由公式(4)计算 Σ 和先验知识 Γ 之间的和谐度 $m_r(S \mid \Sigma), S \in \{R_1, \dots, R_n, U\}$,以此判断被侦察雷达辐射源的类型.

如果侦察设备提供了 t 个观测样本,则可以得到 t 个相互独立的观测证据 $\Sigma_1, \dots, \Sigma_t$.首先结合先验知识,利用 CDS 组合理论对这 t 个证据进行条件融合,再对融合后的证据计算与先验知识 Γ 之间的和谐度.

3 实例分析

假设在某种战场环境下,3 种新型雷达 R_1, R_2, R_3 出现的概率相同.假设存在某种迹象表明 R_2 和 R_3 是

同一种雷达的可能性是 0.2, 而 R_1 和 R_2 是同一种雷达的可能性是 0.1, R_1, R_2 及 R_3 就是一种雷达的可能性也是 0.1. 将这些信息通过给论域 $U = \{R_1, R_2, R_3\}$ 的子集分配一个先验质量分布 m_Γ 表示如下:

$$m_\Gamma(\{R_1\}) = 0.2 \quad , \quad m_\Gamma(\{R_2\}) = 0.2 \quad , \quad m_\Gamma(\{R_3\}) = 0.2 \quad , \\ m_\Gamma(\{R_2, R_3\}) = 0.2 \quad , \quad m_\Gamma(\{R_1, R_2\}) = 0.1 \quad , \quad m_\Gamma(\{R_1, R_2, R_3\}) = 0.1 \quad .$$

如果得到一个和 Γ 相互独立的观测证据 $\Sigma: B = \{(\{R_2, R_3\}, 0.95), (U, 0.05)\}$, 即 $m_\Sigma(\{R_2, R_3\}) = 0.95$, $m_\Sigma(U) = 0.05$, 有

$$\delta_\Sigma(\{R_1\}) m_\Gamma(\{R_1\}) = 0.05 \times 0.2 = 0.01 \quad ; \\ \delta_\Sigma(\{R_2\}) m_\Gamma(\{R_2\}) = \delta_\Sigma(\{R_3\}) m_\Gamma(\{R_3\}) = \delta_\Sigma(\{R_2, R_3\}) m_\Gamma(\{R_2, R_3\}) = 1 \times 0.2 = 0.2 \quad ; \\ \delta_\Sigma(\{R_1, R_2\}) m_\Gamma(\{R_1, R_2\}) = \delta_\Sigma(\{R_1, R_2, R_3\}) m_\Gamma(\{R_1, R_2, R_3\}) = 0.05 \times 0.1 = 0.005 \quad ; \\ \sum_{T \subseteq U} \delta_\Sigma(T) m_\Gamma(T) = 0.01 + 3 \times 0.2 + 2 \times 0.05 = 0.62 \quad .$$

于是由公式(4), 各和谐度分别为

$$m_\Gamma(\{R_1\} | \Sigma) = 0.016 \quad ; \\ m_\Gamma(\{R_2\} | \Sigma) = m_\Gamma(\{R_3\} | \Sigma) = m_\Gamma(\{R_2, R_3\} | \Sigma) = 0.323 \quad ; \\ m_\Gamma(\{R_1, R_2\} | \Sigma) = m_\Gamma(\{R_1, R_2, R_3\} | \Sigma) = 0.008 \quad .$$

可见, 仅以该证据和先验知识, 还不足以判断雷达的类型. 如果进一步假设得到一个新的证据 $\Sigma': C = 0.80\{R_2\} + 0.20U$, 并且 Σ, Σ', Γ 相互独立, 则存在于 Σ, Σ' 之间的条件赞同为

$$\alpha_\Gamma(B, C) = 0.76\alpha_\Gamma(\{R_2, R_3\}, \{R_2\}) + 0.19\alpha_\Gamma(\{R_2, R_3\}, U) + 0.04\alpha_\Gamma(U, \{R_2\}) + 0.01\alpha_\Gamma(U, U) \quad .$$

注意到对于 $\forall S \subseteq U$, 只要 $\beta_\Gamma \neq 0$, 就有 $\alpha_\Gamma(S, U) = \alpha_\Gamma(U, S) = \beta_\Gamma(S) / (\beta_\Gamma(S) \beta_\Gamma(U)) = 1$. 另外, 有

$$\alpha_\Gamma(\{R_2, R_3\}, \{R_2\}) = \beta_\Gamma(\{R_2, R_3\} \cap \{R_2\}) / (\beta_\Gamma(\{R_2, R_3\}) \beta_\Gamma(\{R_2\})) = 1 / \beta_\Gamma(\{R_2, R_3\})$$

以及 $\beta_\Gamma(\{R_2, R_3\}) = 0.6$. 经过简单的计算可得 $\alpha_\Gamma(B, C) = 1.51 > 1$, 因此可以将 Σ, Σ' 进行融合. 由式(7)得

$$B \cdot_\Gamma C = 1.27\{R_2, R_3\} \cap \{R_2\} + 0.19\{R_2, R_3\} \cap U + 0.04U \cap \{R_2\} + 0.01U \cap U = \\ 1.31\{R_2\} + 0.19\{R_2, R_3\} + 0.01U \quad .$$

上式两边除以 $\alpha_\Gamma(B, C)$, 得 B, C 融合以后的证据 Λ 为

$$B \cdot_\Gamma C = 0.86\{R_2\} + 0.13\{R_2, R_3\} + 0.01U \quad .$$

接下来计算随机条件事件 $(\Lambda | \Gamma)$ 的和谐度. 因为

$$\delta_\Lambda(\{R_1\}) m_\Gamma(\{R_1\}) = 0.01 \times 0.2 = 0.002 \quad ; \\ \delta_\Lambda(\{R_2\}) m_\Gamma(\{R_2\}) = 1 \times 0.2 = 0.20 \quad ; \\ \delta_\Lambda(\{R_3\}) m_\Gamma(\{R_3\}) = \delta_\Lambda(\{R_2, R_3\}) m_\Gamma(\{R_2, R_3\}) = 0.14 \times 0.2 = 0.028 \quad ; \\ \delta_\Lambda(\{R_1, R_2\}) m_\Gamma(\{R_1, R_2\}) = \delta_\Lambda(\{R_1, R_2, R_3\}) m_\Gamma(\{R_1, R_2, R_3\}) = 0.01 \times 0.1 = 0.001 \quad ,$$

所以由公式(4), 各和谐度分别为

$$m_\Gamma(\{R_2\} | \Lambda) = 0.78 \quad ; \quad m_\Gamma(\{R_1\} | \Lambda) = 0.007 \quad ; \\ m_\Gamma(\{R_3\} | \Lambda) = m_\Gamma(\{R_2, R_3\} | \Lambda) = 0.108 \quad ; \\ m_\Gamma(\{R_1, R_2\} | \Lambda) = m_\Gamma(\{R_1, R_2, R_3\} | \Lambda) = 0.037 \quad .$$

于是, 根据证据 B, C 及先验知识 Γ , 可以判断雷达是 R_2 型的.

4 结束语

基于观测证据与先验信息和谐性的概念, 利用条件证据理论, 笔者提出了一种融合先验信息的雷达辐射源识别方法. 这种方法结合灰关联分析的思想将雷达辐射源观测数据提供的信息用 D-S 证据的形式表现出来, 在此基础上计算观测证据与先验知识之间的和谐度, 以及利用 CDS 将需要融合的证据进行组合. 该方法可在复杂战场环境下充分利用不同来源的信息, 提高雷达识别的可靠性. 值得一提的是, 在比雷达辐射源识别更为复杂的目标识别问题中, 信息往往来源于不同的传感器, 如雷达、多普勒系统, 或来自用自然语言描述的专家意见等, 将这些异类信息进行融合存在着更大的不确定性. 如果存在关于目标的先验知识, 则利用

CDS方法同样能够提高目标识别的可靠性。

参考文献:

- [1] 林象平. 雷达对抗原理[M]. 西安:西北电讯工程学院出版社,1985.
- [2] 桑炜森,顾耀平. 综合电子战新技术新方法[M]. 北京:国防工业出版社,1996.
- [3] 何友,王国宏,陆大经,等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京:电子工业出版社,2000.
- [4] Tessem B. Approximations for Efficient Computation in the Theory of Evidence[J]. Artificial Intelligence, 1993, 61(2): 315-329.
- [5] 何友,关欣,衣晓. 基于属性测度的辐射源识别方法研究[J]. 中国科学(E), 2004, 34(12): 1329-1336.
- [6] Mahler R. Combining Ambiguous Evidence with Respect to Ambiguous a Priori Knowledge. I: Boolean Logic[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybern Part A: Systems and Humans, 1996, 26(1): 27-41.
- [7] Goodman I, Mahler R, Nguyen H. Mathematics of Data Fusion[M]. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1997.
- [8] Goodman I, Mahler R, Nguyen H, et al. Conditional Inference and Logic for Intelligent Systems: a Theory of Measure-free Conditioning[M]. Amsterdam: North-Holland, 1991.
- [9] 邓聚龙. 灰色控制系统[M]. 武汉:华中理工大学出版社,1997.
- [10] 关欣,何友,衣晓. 基于灰关联分析的雷达辐射源识别方法研究[J]. 系统仿真学报,2004, 16(11): 2601-2603.

(编辑:郭华)

(上接第738页)

根据数学规划方法,可得 $\xi_{s_1} = 1, \xi_{s_2} = 1, \xi_{s_3} = 1, \xi_{s_4} = 1, \xi_{s_5} = 4$. 因此 $M_0(V_{s_1}) = 5, M_0(V_{s_2}) = 5, M_0(V_{s_3}) = 5, M_0(V_{s_4}) = 3, M_0(V_{s_5}) = 1$. 显然,所有严格极小信标都是最大可控,图2所示的网系统是非阻塞的。

4 结束语

针对一类资源共享系统 G-system^[1],提出了一个有效的死锁控制策略,这种方法只需要使每个基本信标最大可控就可使所有未标识信标受控.将来的工作是针对基本信标的控制深度变量来设计更为优化的方法,包括用混合整数规划方法(MIP)结合网系统的结构特性,使得在大规模离散事件系统的监督控制中,获得更多的许可行为。

参考文献:

- [1] Zouari B, Barkaoui K. Parameterized Supervisor Synthesis for a Modular Class of Discrete Event System[A]. Proc IEEE Int Conf Syst Man, Cybern[C]. Washington: IEEE, 2003. 1874-1879.
- [2] Barkaoui K, Pradat-peyre J F. On Liveness and Controlled Siphons in Petri Nets[A]. Proc Int Conf Application and Theory of Petri Nets 1996: 1091[C]. Osaka: Springer, 1996. 57-72.
- [3] Li Z W, Zhou M C. Elementary Siphons of Petri Nets and Their Application to Deadlock Prevention in Flexible Manufacturing Systems[J]. IEEE Trans on Syst, Man, Cybern(Part A: Systems and Humans), 2004, 34(1): 38-51.
- [4] Ezpeleta J, Colom J M, Martinez J. A Petri Net Based Deadlock Prevention Policy for Flexible Manufacturing Systems [J]. IEEE Trans on Robot Automat, 1995, 11(2): 173-184.
- [5] Barkaoui K, Abdallah I B. An Efficient Deadlock Avoidance Control Policy in FMS using Structural Analysis of Petri Nets [A]. Proc IEEE Int Conf Syst Man, and Cybern[C]. San Antonio: IEEE, 1994. 525-530.
- [6] Li Zhiwu, Ding Wei, Zhu Rongming. A Deadlock Prevention Policy for FMS Using Petri Nets in Case of Failures[J]. Journal of Xidian University, 2005, 32(6): 833-838.
- [7] Li Zhiwu, Ma Xiong. A Deadlock Prevention Policy for FMS Using Elementary Siphons[J]. Journal of Xidian University, 2006, 33(2): 262-267.

(编辑:郭华)