

# 空间目标 RCS 序列的 Kolmogorov 熵分析

曹占辉<sup>1</sup>,李永华<sup>2</sup>,李言俊<sup>1</sup>

CAO Zhan-hui<sup>1</sup>,LI Yong-hua<sup>2</sup>,LI Yan-jun<sup>1</sup>

1. 西北工业大学 航天学院,西安 710072

2. 西安卫星测控中心,西安 710043

1. College of Astronautic, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

2. Xi'an Satellite Control Center, Xi'an 710043, China

E-mail: caozhui@163.com

**CAO Zhan-hui, LI Yong-hua, LI Yan-jun. Kolmogorov entropy of space object RCS. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(14):225-227.**

**Abstract:** RCS of space object is nonstationary time-series and is difficult to analyze using the traditional method. The Kolmogorov entropy of chaos is put into the analysis of space object RCS for the first time. The result using real data shows that the space object RCS is chaotic. The Kolmogorov entropy can be used for space object recognition.

**Key words:** space object; RCS; Kolmogorov entropy

**摘要:**空间目标雷达散射截面(RCS)序列为非平稳序列,经典的数学方法很难对其进行分析。针对空间目标 RCS 序列的产生机理,首次引入了混沌理论的 Kolmogorov 熵理论对空间目标 RCS 序列进行分析。实测数据处理结果表明,空间目标 RCS 序列具有混沌特性,其 Kolmogorov 熵可作为空间目标识别的有效特征。

**关键词:**空间目标;RCS;Kolmogorov 熵

**DOI:**10.3778/j.issn.1002-8331.2008.14.064   **文章编号:**1002-8331(2008)14-0225-03   **文献标识码:**A   **中图分类号:**V556.6

随着人造物体进入太空的增加,空间垃圾日益增多,这给航天器的安全带来了极大的威胁。因此,探测和判断是正常工作卫星还是空间垃圾,对空间目标的分类、识别和编目具有重要意义。

到目前为止,我国航天测控网所使用的主要窄带雷达。利用该雷达所探测到的数据不仅包含了目标的精确轨道信息和位置信息,而且还包含目标的运行姿态信息,这是因为卫星的雷达散射截面(Radar Cross Section, RCS)与卫星的结构、运行姿态及观测角度等因素密切相关。这就使得利用卫星 RCS 序列来进行分类和识别成为可能。由于空间目标 RCS 序列很不规则,为非平稳序列,经典的数学方法,如随机游程检验<sup>[1]</sup>,非参数检验<sup>[2]</sup>,小波功率谱<sup>[3]</sup>等方法很难对其进行分析和特征提取。近年来兴起的混沌理论在时间序列分析上的应用越来越引起广泛的兴趣。Kolmogorov 熵理论作为混沌理论的一部分,用来刻画对象的复杂程度,并已成功应用到很多领域<sup>[4,5]</sup>。本文将利用混沌的 Kolmogorov 熵理论来研究空间目标 RCS 序列,为空间目标 RCS 序列的分析寻找一种新的技术途径。

## 1 空间目标 RCS 序列特性

影响空间目标 RCS 值变化的因素很多,如:卫星的形状结

构(包括卫星主体、天线、太阳能电池板和星载遥感器)、雷达照射角的变化、卫星轨道的变化、卫星姿态的变化、外部引力和其它作用力的影响等。目标 RCS 值是这些参量的非常复杂的函数。要想建立一个 RCS 变化的精确数学模型是非常困难的。

对于一个固定的观测参量来说(如雷达观测视角),卫星 RCS 的变化可认为是一平衡随机过程。这是由于卫星组件(如星体、天线和太阳能电池板等)存在着不确定的随机调整以及其它观测、测量噪声等的影响造成的。这就是说,雷达视角也许是目标 RCS 均值和标准差的预测器,但不能预测 RCS 的精确值。

正常运行的卫星要调整其太阳能电池板、天线、遥感器、星体的指向,同时还要进行轨道调整,而这些调整将导致雷达观测视角、卫星姿态等发生变化,RCS 将表现为这些因素(之一或几个)的非随机函数。文献[6]证明了空间目标 RCS 序列具有分形特性,而分形与混沌又是密切相关的,也就是说,分形即混沌,因此空间目标 RCS 序列具有混沌特性。

在一定的观测条件下,对于像三轴稳定卫星一类的目标,如果在跟踪期间(一小段时间内)雷达波束的指向可以认为基本不变,正常情况下其 RCS 值应该为一常数,但是,由于上述因素的影响,目标 RCS 将会出现较大的波动。对于自旋稳定卫星或翻滚目标,其 RCS 序列将呈现周期性或者有某种趋势。

**基金项目:**国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No. 60575103)。

**作者简介:**曹占辉(1977-),男,博士研究生,研究方向:图像与雷达信号处理;李永华(1977-),女,博士,研究方向:雷达信号处理;李言俊(1944-),男,教授,博士生导师,研究方向:控制理论与信号处理。

**收稿日期:**2007-08-23   **修回日期:**2007-11-14

## 2 Kolmogorov 熵<sup>[7]</sup>

考虑一个  $n$  维动力系统, 将它的相空间分割成一个个边长为  $\varepsilon$  的  $n$  维立方体盒子, 对于状态空间的一个吸引子和一条落在吸引域的轨道  $x(t)$ , 取时间间隔为一很小量  $\tau$ , 令  $P(i_0, i_1, \dots, i_m)$  表示起始时刻系统轨道在第  $i_0$  个格子中的联合概率, 则 Kolmogorov 熵定义为:

$$K = \lim_{\tau \rightarrow 0} \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \lim_{m \rightarrow \infty} \frac{1}{m\tau} \text{lb} \sum_{i_0, i_1, \dots, i_m} P^q(i_0, i_1, \dots, i_m) \quad (1)$$

Kolmogorov 熵是根据统计热力学中熵的概念而定义, 是用来描述动态系统混沌程度的一种度量, 是动力系统相空间轨道分裂数目渐近增长率的一个特征指标, 常用来度量系统混沌或无序的程度。

Kolmogorov 熵  $K$  在混沌的度量中很有用, 它可以度量系统运动的混乱程度以区分系统的规则运动、混沌运动和随机运动。由其值可以直接确定系统的运动特性, 如表 1 所示。Kolmogorov 熵越大, 信息损失率就越大, 系统的混沌程度越大, 或者说系统越复杂。

表 1 不同运动特性对应的 Kolmogorov 熵

Kolmogorov 熵	运动特性
$K \rightarrow 0$	规则运动
$K = a$ (常数 $a \neq 0$ )	混沌运动
$K \rightarrow \infty$	随机运动

Kolmogorov 熵  $K$  与 Lyapunov 指数有密切关系: 对于一维系统, 有  $K = \lambda_L^+$ , 即 Kolmogorov 熵恰为正的 Lyapunov 指数; 对于多维系统,  $K = \sum_j \lambda_j^+$ , 即 Kolmogorov 熵等于所有正的 Lyapunov 指数的和。

为了方便计算  $K$  熵, 首先引入  $q$  阶的 Renyi 熵的定义:

$$K_q = -\lim_{\tau \rightarrow 0} \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \lim_{m \rightarrow \infty} \frac{1}{m\tau} \text{lb} \sum_{i_0, i_1, \dots, i_m} P^q(i_0, i_1, \dots, i_m) \quad (2)$$

其中,  $K_0$  为拓扑熵,  $K_1$  为  $K$  熵,  $K_2$  为二阶 Renyi 熵。

由式(1)可知, 直接从一维时间序列计算  $K$  非常困难。P. Gressberger 提出了一种有实用价值的方法, 即计算二阶 Renyi 熵代替  $K$  熵值的计算。 $K_2 < K$ , 是  $K$  的一个近似值, 可以证明,  $K_2$  保持了  $K$  的主要性质, 可以作为判断系统在相空间运动性质的特征量。

对于离散时间序列, 固定时间延迟  $\tau$ , 嵌入维数为  $m$  和  $m+1$  的重构相空间的  $K_2$  熵与  $C(m, r)$  存在以下关系:

$$K_2(m, r) = \frac{1}{\tau} \text{lb} \frac{C(m, r)}{C(m+1, r)} \quad (3)$$

式中:  $\tau$  是时间延迟,  $C_m(r)$  为嵌入相空间维数为  $m$  时的  $C(r)$  值,  $C_{m+1}(r)$  为嵌入相空间维数为  $m+1$  时的  $C(r)$  值。从理论上讲, 当  $m \rightarrow \infty$  时,  $K_2 \rightarrow K$ 。实际上, 当  $m$  一定大时,  $K_2$  便趋于稳定, 可将此相对稳定值作为  $K$  的估计值。

计算流程图如图 1 所示。

## 3 算例

到目前为止, 很多关于空间目标 RCS 序列的文章大都采用仿真数据, 由于空间目标产生 RCS 的复杂性, 仿真数据与实际的 RCS 相比, 相差很大。本文所采用的原始数据由西安卫星测控中心提供。

图 2 为空间目标 RCS 序列图。运用公式(3)按照图 1 所示

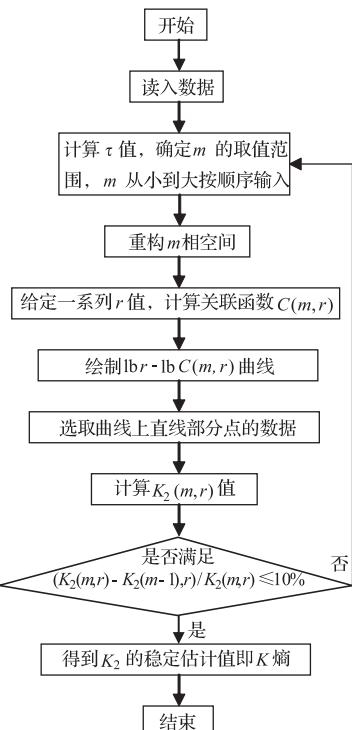


图 1 Kolmogorov 熵的计算流程图

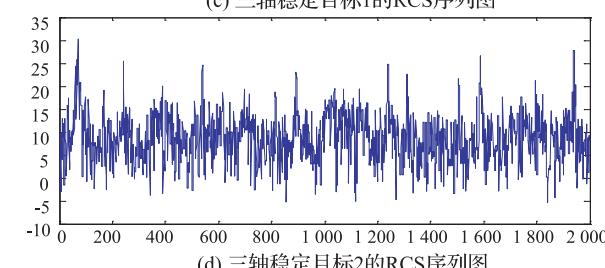
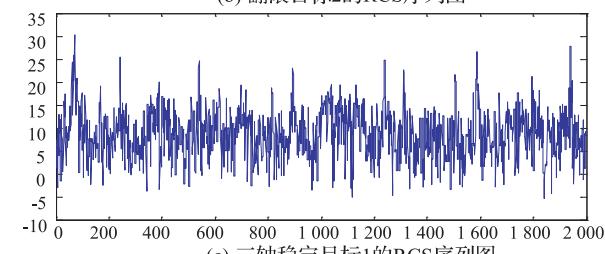
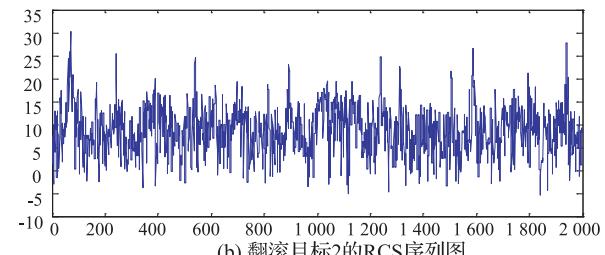
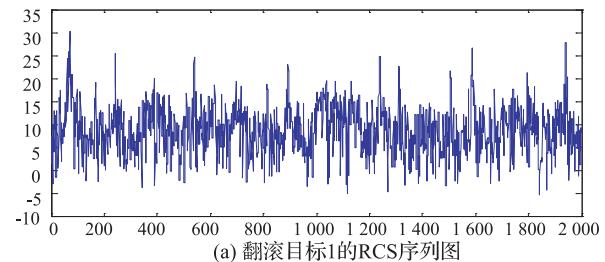


图 2 空间目标 RCS 序列图

的流程对 RCS 序列进行处理。图 3 描述了  $K_2$  与  $m$  变化的关系。从中可以知道,随着  $m$  的增加,  $K_2$  值趋于稳定,且当  $m$  达到一定值时,  $K_2$  值达到饱和,这时的  $K_2$  值即为 Kolmogorov 熵  $K$ ,计算结果如表 2 所示,这一点,进一步说明了空间目标 RCS 序列存在混沌特性。同时可以看到,三轴稳定目标的 Kolmogorov 熵比翻滚目标要大一些,说明三轴稳定目标的混沌更加复杂。

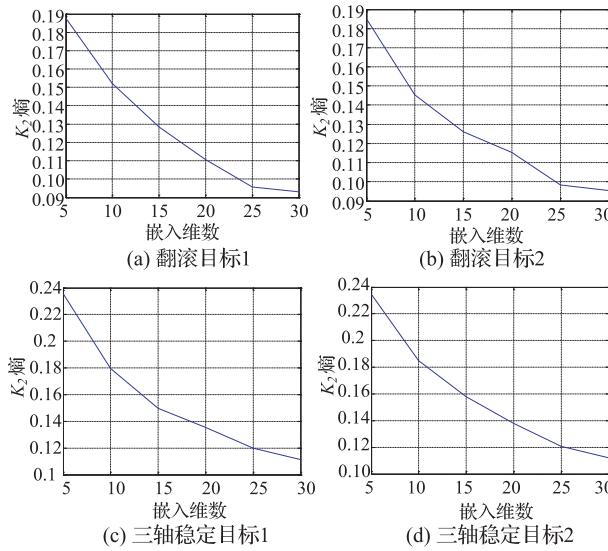


图 3 空间目标 RCS 序列的嵌入维数与熵的关系曲线

表 2 空间目标的 Kolmogorov 熵

目 标	Kolmogorov 熵
翻滚目标 1	0.093 0
翻滚目标 2	0.095 5
三轴稳定目标 1	0.111 0
三轴稳定目标 2	0.112 2

## 4 结论

空间目标 RCS 序列包含了丰富的目标特征信息,但如何提取有效的特征进行目标识别非常困难。本文以实测数据为研究对象,发现其具有混沌特性,为此首次引入了 Kolmogorov 熵理论对其进行分析和处理,最后分别得出了 Kolmogorov 熵。结果表明:对于同一类目标,它们的 Kolmogorov 熵比较接近,而不同种类的目标,其 Kolmogorov 熵差别较大;三轴稳定目标所产生的 RCS 序列要比翻滚目标所产生的 RCS 序列复杂,这与第一章所述的情况相符。由于数据的原因,本文只对部分目标进行了分析和验证,该方法的实用性还需要更多的数据来验证,这将在后续工作中作进一步研究。

## 参考文献:

- [1] 牛威,杜凯. 空间目标 RCS 动态测量及特性分析 [J]. 飞行器测控学报,2005,5(24):44-48.
- [2] 戴征坚. 一种基于窄带雷达特性的低轨卫星三轴稳定姿态判别法 [J]. 航天电子对抗,2001,4(14).
- [3] 卜正明,李相迎. 基于小波功率谱估计的空间目标 RCS 特性分析 [J]. 现代雷达,2004,2(26):47-50.
- [4] 余波,李应红. 关联维数和 Kolmogorov 熵在航空发动机故障诊断中的应用 [J]. 航空动力学报,2006,1(21):219-224.
- [5] 金宁德,聂向斌. 基于 Kolmogorov 熵时间序列分析的垂直上升管中油水两相流流型表征 [J]. 化工学报,2003,7(54):936-941.
- [6] 黎湘,庄钊文. 基于分形 IFS 的运动目标 RCS 序列分解 [J]. 电子学报,1999,9(27):12-15.
- [7] Benettin G, Galgani L, Sgreccia J M. Kolmogorov entropy and numerical experiments [J]. Phys Rev A, 1976, 14:2338-2345.

(上接 224 页)

系,很难对其建立一个具体的数学模型,而人工神经网络由于有很强的自学习、自适应以及非线性映射等能力,能够很好地解决这种非线性关系。

(2) 本文构建的基于改进 BP 神经网络的单味中药性味归经与降脂药效预测模型,其仿真性能好、预测结果精度高,实验证明该模型具有一定的实用价值。

(3) 样本的数量和质量对网络的训练效果有一定的影响,为了更进一步完善本模型,提高模型的精度和外推能力,今后可以考虑增加有代表性的样本数据并加以训练。

(4) 复方是中医用药的主要方法和特色之处,是将多种单味中药根据“君臣佐使”的原则进行配伍所构成的组方,今后可以考虑进行建模。

## 参考文献:

- [1] 孟庆刚,郭书文. 如何将数学方法应用于现代中医药学研究 [J]. 中国中医药信息杂志,2000,7(8):21-22.
- [2] 曹建铃. 数学方法在中医药研究中的应用 [J]. 陕西中医,2003,24(6):536-537.
- [3] 姚美村,乔延江,袁月梅,等. 基于人工神经网络方法的中药药效

- [4] 张东方,沙明,杨松松,等. 人工神经网络在中药领域中的应用现状及背景 [J]. 中草药,2003,34(1):89-91.
- [5] 白润才,殷伯良,孙庆宏. BP 神经网络模型在城市环境质量评价中的应用 [J]. 辽宁工程技术大学学报,2001,20(3):373-375.
- [6] 闻捷,方国华,方正杰,等. BP 神经网络在洪水灾害灾情等级评价中的应用 [J]. 水利科技与经济,2007,13(1):43-45.
- [7] 周鲁,唐向阳,付超,等. 解表类中药的模糊聚类分析 [J]. 华西药学杂志,2004,19(5):339-341.
- [8] 卢训丛. 中药性味归经理论的研究思路与方法 [J]. 中国中医基础医学杂志,2006,12(11):803-804.
- [9] 郭红霞,师义民. 中医脉象的 BP 神经网络分类方法研究 [J]. 计算机工程与应用,2005,41(32):187-189.
- [10] 许中华,杨伟丰,蒋伟进,等. BP 神经网络学习算法的改进与应用 [J]. 计算机工程与科学,2004,26(12):62.
- [11] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现 [M]. 北京:电子工业出版社,2005.
- [12] 阎平凡. 人工神经网络与模拟进化计算 [M]. 北京:清华大学出版社,2005.
- [13] 印会河. 中医基础理论 [M]. 北京:人民卫生出版社,1989.