【引用格式】彭蕾，陈哲，张语欣，等. 瑞利复杂度–色散熵平面：一种新的水声信号非线性特征提取方法[J]. 数字海洋与水下攻防，2025，8（5）：570-574.

瑞利复杂度–色散熵平面：一种新的水声信号非线性特征提取方法

彭　蕾[1]，陈　哲[2,*]，张语欣[2]，王清麟[2]，黄一凡[2]

（1. 井冈山大学 电子与信息工程学院，江西 吉安 343009；
2. 桂林电子科技大学 信息与通信学院，广西 桂林 541004）

摘　要　针对传统熵特征提取算法无法全面表征信号复杂度的问题，提出一种瑞利复杂度–色散熵平面（Rényi Complexity-Dispersion Entropy Plane，RCDEP）特征提取方法。首先，在瑞利熵框架下重新定义色散熵。接着，将瑞利色散熵引入到统计复杂度框架中，通过定义概率密度分布的失衡度并使之与瑞利色散熵相乘得到瑞利复杂度。最后，将瑞利复杂度与瑞利色散熵组成二维特征平面。仿真分析结果表明：RCDEP 能同时量化时间序列的随机性和相关结构的存在性。实验分析结果表明：水声目标在特征平面的起点、收敛斜率、终点均可作为分类的显著特征，通过多尺度分析，货船、游船、拖船的 RCDEP 特征差异明显，可分性强。

关键词　瑞利熵；复杂度–熵平面；色散熵

中图分类号　TB56　　**文献标识码**　A　　**文章编号**　2096-5753(2025)05-0570-05

DOI　10.19838/j.issn.2096-5753.2025.05.006

Rényi Complexity-Dispersion Entropy Plane：Novel Algorithm for Nonlinear Feature Extraction of Underwater Acoustic Signals

PENG Lei[1]，CHEN Zhe[2,*]，ZHANG Yuxing[2]，WANG Qinglin[2]，HUANG Yifan[2]

（1. School of Electronics and Information Engineering，Jinggangshan University，Ji’an 343009，China；
2. School of Information and Communication，Guilin University of Electronic Technology，Guilin 541004，China）

Abstract　To address the limitation of traditional entropy feature extraction algorithms in comprehensively characterizing signal complexity，a feature extraction method called the Rényi complexity-dispersion entropy plane（RCDEP）is proposed in this paper. First，dispersion entropy is redefined within the framework of Rényi entropy. Next，Rényi dispersion entropy is incorporated into the statistical complexity framework，where Rényi complexity is derived by defining the imbalance degree of the probability density distribution and multiplying it with Rényi dispersion entropy. Finally，a two-dimensional feature plane is constructed by combining Rényi complexity and Rényi dispersion entropy. Simulation results demonstrate that the starting point，convergence slope，and endpoint of

收稿日期：2025-07-19

作者简介：彭蕾（1983-），女，硕士，副教授，主要从事水声信号处理、计算机网络等研究。

*通信作者：陈哲（1993-），男，博士，副教授，主要从事水声信号处理、特征提取、深度学习等研究。

基金项目：江西省教育厅科学技术研究一般项目“基于时序模式表征的水声信号熵特征提取方法研究”（GJJ2201640）；广西技术创新引导专项“基于双频多波束声呐的水下人造物高分辨探测研究”（桂科 AC25069006）；广西科技基地和人才专项“基于深度学习的声呐图像识别方法研究”（桂科 AD21220098）。

RCDEP can serve as discriminative features for signals，enabling simultaneous quantification of the randomness of time series and the presence of correlation structures. Experimental analysis reveals distinct RCDEP features among cargo ships，tankers，and tugboats，exhibiting strong separability.

Key words　Rényi entropy；complexity-entropy plane；dispersion entropy

0　引言

水面舰艇、潜艇等航行器辐射的噪声信号蕴含着极其丰富的目标特征信息，如空化噪声特性、船体结构的机械振动频率、目标的声纹等。因此，对水声目标信号进行特征提取，是获取目标关键特性、提升声呐系统感知能力的核心手段，在海防预警、海上交通监测等领域具有重要价值[1-4]。

传统方法将水声目标信号视为随机信号，基于随机建模理论，通过相关分析、功率谱分析、时频分析等信号处理手段，将信号的时域、频域、时频域特征参数作为检验统计量，实现水声目标的检测与识别。近年来，许多研究表明现有的随机建模理论与水声目标信号的实际物理模型存在偏差，而由非线性角度探寻水声信号随时间变化的内在机制成为新的研究热点[5-10]。熵是一种典型的非线性特征，将不同类别水声目标信号看作不同水声系统产生的输出，并利用熵对系统输出进行特征分析，理论上就可以实现水声信号的检测与识别。李亚安率先计算了 4 类舰船的多尺度排列熵，初步验证了熵特征在水声信号处理中的有效性[11]。李余兴、李国辉等先后分析了游船、摩托艇、油轮等水面舰艇的多尺度色散熵（Dispersion Entropy，DispEn）、多尺度斜率熵特征，并在实测数据集中表现出较好的可分性[12-14]。然而，在香浓熵定义中，同一熵值可对应不同的概率分布。因此，现有熵特征提取方法无法全面表征时间序列的复杂度。

为了全面度量水声信号的非线性，本文提出一种瑞利复杂度–色散熵平面（Rényi Complexity-Dispersion Entropy Plane，RCDEP）特征提取方法。首先，在瑞利熵[15]框架下重新定义色散熵。接着，将瑞利色散熵引入到统计复杂度框架中，通过定义概率密度分布的失衡度并使之与瑞利色散熵相乘得到瑞利复杂度。最后，将瑞利复杂度与瑞利色散熵组成二维特征平面，同时量化时间序列的随机性和相关结构的存在性。

1　瑞利复杂度–色散熵平面

1.1　瑞利色散熵

色散熵[16-17]由 ROSTAGHI 和 AZAMI 于 2016 年提出，本节使用瑞利熵重新定义色散熵。对时间序列 $\{x_1, x_2, \cdots x_N\}$，令 μ 和 σ^2 分别表示均值和方差，使用正态累积分布函数进行数据归一化，如式（1）所示。

$$y_i = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\int_{-\infty}^{x_i} \mathrm{e}^{\frac{-(t-\mu)^2}{2\sigma^2}}\mathrm{d}t \tag{1}$$

利用式（2）将归一化序列映射为 c 个离散符号，得到符号序列如下所示：

$$z_i^c = \mathrm{round}(c \cdot y_i + 0.5) \tag{2}$$

$$z = \left\{z_1^c, z_2^c, \ldots, z_N^c\right\} \tag{3}$$

定义嵌入维数 m 和延迟时间 d，d 通常取 1，生成嵌入向量，如式（4）所示，其中 $1 \le i \le N - \mathrm{m} + 1$。

$$z_i^{m,c} = \left(z_i^c, z_{i+1}^c, z_{i+2}^c, \ldots, z_{i+m-1}^c\right) \tag{4}$$

统计每个模式 $\pi_{v_0 v_1 \ldots v_{m-1}}$ 出现的频次，计算概率分布 P，P 中各元素的取值由下式得到：

$$p(\pi_{v_0 v_1 \ldots v_{m-1}}) = \frac{\text{模式}\pi\text{出现的次数}}{N - m + 1} \tag{5}$$

最后，瑞利色散熵定义为

$$H_\alpha = \frac{1}{1-\alpha}\ln\left(\sum_{j=1}^{c^m} p_j^\alpha\right) \tag{6}$$

式中，α 是一个偏置参数，其取值方位为 $\alpha > 0$ 且 $\alpha \ne 1$。

显然，当概率密度分布服从均匀分布时，熵取最大值 $H_{\max}^\alpha$，因此式（6）可进一步归一化为 $H_\alpha = \frac{1}{1-\alpha}\ln\left(\sum_{j=1}^{c^m} p_j^\alpha\right) / H_{\max}^\alpha$。

1.2 瑞利复杂度

为了解决一个熵值可对应不同概率分布的问题，本节定义瑞利失衡度 $Q_\alpha[P]$ 和瑞利复杂度 $C_\alpha[P]$。$Q_\alpha[P]$ 可由式（7）得到，式中 $D_\alpha[P,P_e]$ 表示 P 与均匀分布 P_e 之间的距离，该距离采用詹森–瑞利散度（Jensen-Rényi Divergence，JRD）定义，过程如式（8）所示。

$$Q_\alpha[P]=D_\alpha[P,P_e]/Q_\alpha^* \tag{7}$$

$$\mathrm{JSD}_\alpha(P\|P_e)=\frac{1}{2}\mathrm{KL}_\alpha(P\|\frac{P+P_e}{2})+\frac{1}{2}\mathrm{KL}_\alpha(P_2\|\frac{P+P_e}{2}) \tag{8}$$

式中，KL_α 为瑞利熵框架下的 Kullback 散度。由式（9）得到，该式可度量分布 P_1 与分布 Q_1 的差距。

$$\mathrm{KL}_\alpha(P_1\|Q_1)=\frac{1}{\alpha-1}\ln(\sum_{j=1}^{N}p_j^\alpha\cdot q_j^{1-\alpha}) \tag{9}$$

式（7）中，Q_α^* 是一个归一化常数，取值只与状态数有关。瑞利复杂度 $C_\alpha[P]$ 由瑞利失衡度 $Q_\alpha[P]$ 和瑞利色散熵 H_α 相乘得到，表达式如下：

$$C_\alpha[P]=Q_\alpha[P]\cdot H_\alpha \tag{10}$$

最后，将瑞利复杂度 $C_\alpha[P]$ 与瑞利色散熵 H_α 组成二维特征平面得到 RCDEP，该特征即可同时量化时间序列的随机性和相关结构的存在性。

1.3 多尺度分析

由于实测水声信号结构复杂，单一尺度分析往往难以全面表征水声信号。因此，在进行实测水声数据处理时，往往需要进行多尺度分析[18]。多尺度分析的基本思想是通过序列粗粒化将原始时间序列分为多个子序列，再对每个子序列进行特征分析，最后将所有序列的特征分析结果进行组合，得到多尺度分析结果。序列粗粒化过程如式（11）所示，式中，s 是人为定义时间尺度，s 越大，子序列的长度越短。$y^{(s)}$ 为尺度 s 下的子序列。

$$y_j^{(s)}=\frac{1}{s}\sum_{i=(j-1)s+1}^{js}x_i,\ 1\le j\le N/s \tag{11}$$

2 仿真信号分析

为了验证本文方法的有效性，本节使用 RCDEP 对高斯白噪声（White Gaussian Noise，WGN）和分形布朗噪声（Fractional Brownian Noise，FBN）进行分析。WGN 是最大熵基准，可以验证算法能否正确识别和量化完全随机性；FBN 更贴近真实复杂信号，可以验证算法对相关性和多尺度结构的表征能力。FBN 是分形布朗运动的增量序列，其统计特性由赫斯特指数 H 表征，当 H>0.5 时，序列具有持续性，即序列持续上升后，继续上升的趋势增强；当 H<0.5 时，序列具有反持续性。本节分别生成 H=0.2，0.4，0.6，0.8 的分形布朗噪声，为了避免分析结果的偶然性，每类噪声均独立生成 40 组，噪声数据长度为 10 000 点。

根据参考文献[16]–[17]，选取嵌入维数 $m=4$，时间延迟 $d=1$，离散类别数 $c=4$，将 α 初始化为 0.01，并以步长 0.1 不断增加至 6.01，几类噪声的 RCDEP 特征如图 1 所示。图 1 中，色带代表 40 组数据瑞利复杂度结果的标准差，色带越窄，结果一致性越好，反之，一致性越差。色带中心的标记点为 40 组分析结果的均值。可以看到，对 5 类噪声，结果的一致性均较好。当 $\alpha=0.01$ 时，白噪声的 (H_α,C_α) 在 (1,0) 附近，随着 α 增加，逐渐收敛到 (0.96,0.05)，表明白噪声的随机性很强，且数据中无相关结构。当赫斯特指数 H 取不同值时，随着 α 增大，FBN 由不同的起点以不同的斜率收敛到不同的终点，反映了不同噪声相关结构的差异。信号在 RCDEP 平面的起点、收敛斜率、终点均可作为区分彼此的特征，从这个角度，5 类噪声的可分性明显。

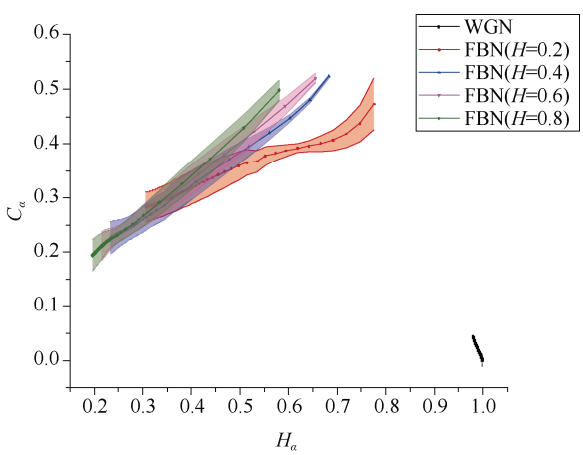

图 1 白噪声和分形布朗噪声的 RCDEP 特征

Fig. 1 RCDEP features of WGN and FBN

图 2 给出了 $\alpha=1.01$ 时 5 类噪声的特征散点图。可以看到，5 类噪声有序分布在平面中的不同区域，进一步表明 RCDEP 算法能有效区分 5 类噪声。

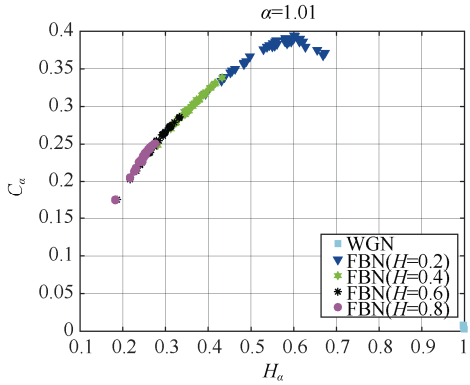

图 2　$\alpha=1.01$ 时白噪声和分形布朗噪声的特征散点图

Fig. 2　Scatter plots of characteristics of WGN and FBN when $\alpha=1.01$

3　水声信号分析

本文分析的实测水声信号来源于 DeepShip 数据库，该数据库是一个专门用于船舶水下辐射噪声研究的开源数据集，由加拿大维多利亚大学的研究团队于 2021 年发布，采样率为 50 Hz。本节对货船、游船、拖船 3 类水声目标进行特征分析，每类目标至少包含 2 艘不同船只。为了便于统计分析，对每段音频进行截取，每 3 s 为 1 个样本，每类目标各随机选取了 100 个样本。由于实测水声信号结构复杂，单一尺度特征分析难以对其进行全面表征，因此，本节将 RCDEP 与 1.3 节的多尺度分析结合，从多个时间尺度对水声信号进行处理。

根据参考文献[16]–[17]，选取嵌入维数 $m=4$，时间延迟 $d=1$，离散类别数 $c=4$，时间尺度 $s=20$，将 α 初始化为 0.01，并以步长 0.1 不断增加至 6.01，3 类目标的 RCDEP 特征如图 3 所示。随着 α 增大，货船以 $(0.81,0.4)$ 为起点较为平缓地收敛到 $(0.41,0.35)$，拖船由 $(0.78,0.38)$ 收敛到 $(0.35,0.26)$，游船则由 $(0.97,0.08)$ 快速收敛到 $(0.65,0.3)$。图 3 表明，3 类水声目标在 RCDEP 特征平面中的起点、收敛速度、终点均存在显著差异。为了进一步展现这种差异，图 4 给出了固定 $\alpha=2.01$ 时，3 类水声目标的特征散点图，可以看到，3 类目标分布在特征平面的不同区域，可分性较强。

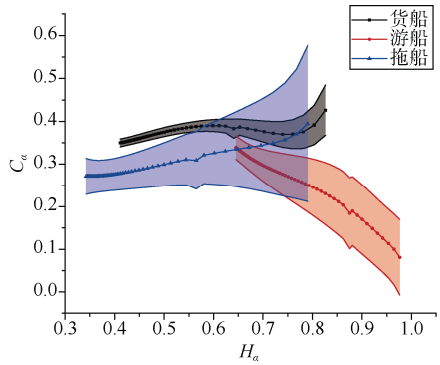

图 3　3 类水声目标的 RCDEP 特征

Fig. 3　RCDEP features of 3 types of underwater acoustic targets

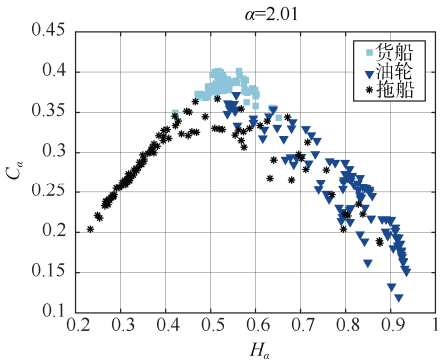

图 4　$s=20$, $\alpha=2.01$ 时 3 类水声目标的 RCDEP 特征

Fig. 4　RCDEP features of 3 types of underwater acoustic targets when $s=20$, $\alpha=2.01$

图 5 为 $s=100$, $\alpha=2.01$ 时 3 类水声目标的特征散点图，与图 4 的结果相似，3 类目标在特征平面的分布差异明显。与图 4 相比，货船的复杂度变化不大，而色散熵则有所提升，另外 2 类目标的变化不明显。这种特征随时间尺度增大的变化，也可以作为区分不同目标的有效特征。

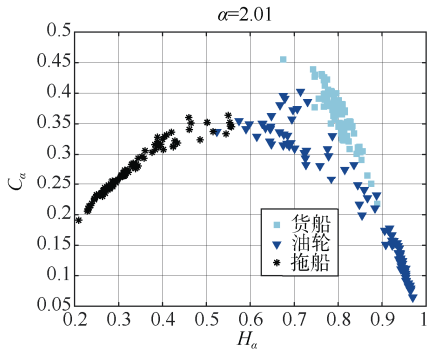

图 5　$s=100$, $\alpha=2.01$ 时 3 类水声目标的 RCDEP 特征

Fig. 5　RCDEP features of 3 types of underwater acoustic targets when $s=100$, $\alpha=2.01$

4 结束语

针对传统熵特征提取算法无法全面表征信号复杂度的问题，本文提出一种 RCDEP 特征提取方法。RCDEP 能同时量化时间序列的随机性和相关结构的存在性，特征曲线的起点、收敛斜率、终点均可作为区分信号的特征。货船、游船、拖船的 RCDEP 特征差异明显，可分性强，验证了该方法在实际应用中的可行性。

未来，可结合神经网络进一步分析不同水声目标的 RCDEP 特征。

参考文献

[1] 程玉胜，李智忠，邱家兴. 水声目标识别[M]. 北京：科学出版社，2018.

[2] 杜立彬，王政凯，吕志超，等. 基于辐射噪声特征的舰船目标识别分类方法综述[J]. 数字海洋与水下攻防，2023，6（5）：613-621.

[3] 李亚安，陈哲，李惟嘉. 混沌理论及其在水声信号处理中的应用[M]. 北京：科学出版社，2023.

[4] 张舟一帆. 基于深度学习的水下目标识别算法研究[J]. 数字海洋与水下攻防，2025，8（2）：194-203.

[5] CHEN Z，LI Y A，CAO R J，et al. A new feature extraction method for ship-radiated noise based on improved CEEMDAN，normalized mutual information and multiscale improved permutation entropy[J]. Entropy，2019，21（6）：624.

[6] 李余兴，李亚安，陈晓. 基于 EEMD 的舰船辐射噪声特征提取方法研究[J]. 振动与冲击，2017，36（5）：114-119.

[7] 李余兴，李亚安，陈晓，等. 基于 VMD 和中心频率的舰船辐射噪声特征提取方法研究[J]. 振动与冲击，2018，37（23）：213-218.

[8] 李亚安. 基于混沌理论的水下目标特征提取及检测研究[D]. 西安：西北工业大学，2001.

[9] 李亚安，徐德民，张效民. 基于混沌理论的水下目标信号特征提取研究[J]. 兵工学报，2002，23（2）：279-281.

[10] 刘磊，鲍习中，陈新华，等. 多尺度样本熵在水面舰船识别中的应用研究[J]. 网络新媒体技术，2014，3（5）：28-31.

[11] 陈哲，李亚安. 基于多尺度排列熵的舰船辐射噪声复杂度特征提取研究[J]. 振动与冲击，2019，38（12）：225-230.

[12] LI Y X，GENG B，JIAO S B. Dispersion entropy-based Lempel-Ziv complexity：a new metric for signal analysis[J]. Chaos，Solitons & Fractals，2022，161：112400.

[13] LI Y X，MU L X，GAO P Y. Particle swarm optimization fractional slope entropy：a new time series complexity indicator for bearing fault diagnosis[J]. Fractal and Fractional，2022，6（7）：6070345.

[14] LI Y X，TANG B Z，YI Y M. A novel complexity-based mode feature representation for feature extraction of ship-radiated noise using VMD and slope entropy[J]. Applied Acoustics，2022，196：108899.

[15] RÉNYI A. On measures of information and entropy[J]. Proceedings of the 4th Berkeley Symposium on Mathematics，Statistics and Probability，1960，1961（1）：547-561.

[16] ROSTAGHI M，AZAMI H. Dispersion entropy：a measure for time-series analysis[J]. IEEE Signal Processing Letters，2016，23（5）：610-614.

[17] AZAMI H，ESCUDERO J. Amplitude-and fluctuation based dispersion entropy[J]. Entropy，2018，20（3）：20030210.

[18] COSTA M，GOLDBERGER A L，PENG C K. Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series[J]. Physical Review Letters，2002，89（6）：068102.

（责任编辑：曹晓霖）