

文章编号 1004-924X(2018)01-0193-07

基于空时混沌分析的海面小弱目标检测

李正周^{1,2*}, 曹 雷², 邵万兴¹, 陈文豪¹, 刘 冰¹

(1. 重庆大学 通信工程学院, 重庆 400044;
2. 中国科学院 光束控制重点实验室, 四川 成都 610209)

摘要: 为了提升海杂波中小弱目标检测能力, 通过研究海杂波在空域和时域上的动态特性, 提出基于空时混沌分析的海面小弱目标检测方法。首先, 在海杂波混沌动力系统相空间重构的基础上提取海浪序列图像的空域混沌参数和时域混沌参数, 验证海杂波在空域与时域具备混沌性; 然后, 采用径向基函数神经网络学习海杂波的空域混沌重构函数、时域混沌重构函数和空时耦合系数, 联合空域和时域混沌特性综合重构海杂波在时间与空间上的传播规律。多种复杂度海面目标检测试验结果表明, 与空域混沌和时域混沌方法相比, 预测误差可降低 10%, 检测概率可提高 20%, 基于空时混沌重构的海杂波抑制能力与小目标检测性都得以显著提升。

关键词: 目标检测; 小弱目标; 海杂波抑制; 空时混沌; 空时耦合

中图分类号: TN99 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20182601.0193

Detection of small target in sea clutter based on spatio-temporal chaos analysis

LI Zheng-zhou^{1,2*}, CAO Lei², SHAO Wan-xing¹, CHEN Wen-hao¹, LIU Bing¹

(1. College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. Key Laboratory of Beam Control, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China)

* Corresponding author, E-mail: lizhengzhou@cqu.edu.cn

Abstract: To improve the performance of the clutter suppression and small target detection, a detection algorithm for a small target in sea clutter was proposed, based on the spatio-temporal chaos analysis. First, the sea clutter phase space was reconstructed as a chaotic dynamical system, and the chaotic parameters of the sea clutter sequence image were extracted to verify that the sea clutter owns chaotic properties in the spatial and temporal domains. Furthermore, the spatial chaotic reconstruction function, the temporal chaotic reconstruction function, and the space-time coupling coefficient were estimated by the radial basis function neural network. Finally, the spatial and temporal chaotic functions were integrated jointly to reconstruct the spreading regularity of the moving sea clutter. Some experiments were induced on the small target in various fluctuating sea clutter, and the experimental results show that the proposed algorithm, can improve the performance of the sea clutter suppression and enhance the small target detection ability, with the prediction error

收稿日期: 2017-05-12; 修订日期: 2017-07-15.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61675036); 中国科学院光束控制重点实验室基金资助项目 (No. 2017LBC006); 重庆市基础科学与前沿技术研究专项资助项目 (No. cstc2016jcyjA0193)

reduced by 10% and the detection probability increased by 20%.

Key words: target detection; dim targets; sea clutter suppression; spatio-temporal chaos analysis; space-time coupling effect

1 引言

海面目标的检测与跟踪一直是海洋安防的重要任务。相对于地面和云层等静态背景而言,移动的海面及连绵起伏的波浪反光使图像的信噪比和对比度等信息都随着浪高、距离和太阳位置的不同而不断变化^[1]。动态的海浪即有类似正弦波结构的涌浪,也有不规则结构的风浪,致使海面背景处于杂乱状态,表现为在空域与时域上具有较强的非平稳性和时变性。加之,当海面杂波或鱼鳞光较强时,大量的浪峰强度接近甚至等于或大于目标,降低了海面背景下小弱目标的可检测性^[2]。因此,有效估计和压制海浪成为提高海面小弱运动目标检测性能的关键技术。

统计海浪概率分布特性来区分目标是较为传统的检测手段,如海杂波因其较强的起伏特性而具有的“拖尾”现象^[3],利用 Log-Normal 分布、Weibull 分布^[4]、K 分布以及复合高斯分布^[5]等进行描述。它们能在一定程度上逼近海杂波的概率分布形式,但这种宏观统计概括难以描述海杂波这种非线性、非平稳性信号的波动及波形。因此,使用分布所建立的海杂波模型虽然可以较好地检测出较大的目标,但却很难检测出海杂波背景下的小弱目标。

另外,经典信号理论将海浪视为非平稳随机信号,拟通过空域滤波、时域滤波等白化处理为高斯白噪声。空域滤波器^[6-7]将空域相关性较强的海杂波视为低频信号,通过分离出低频成份来突出目标等高频分量。然而,海浪同时具有低频和高频成份,这类空域滤波法会因难以拟合非规则结构的海浪而失效。三阶递归滤波^[8]等时域滤波器对速度等运动参数敏感,局限于缓慢运动的海面,对既有形变又快速运动的海浪效果不佳。此外,还有结合空域和时域的多特征来检测和识别海面目标^[9]。由于海杂波往往在时间和空间上不断变化,具有很强的空时非平稳性,而将海杂波视为随机过程的统计分析方法难以充分描述出海杂波内在的物理本质,亟需改善海面背景小目标检

测的性能。

Haykin 首次指出 X 波段海杂波的 Lyapunov 指数最大值为正数,具有混沌特性,并通过大量 IPIX 相参雷达对海杂波做了不规则动态特性的试验,进一步丰富了海杂波的混沌性^[10-11]。对光学海浪序列图像来说,其灰度值是入射光分量和反射光分量两部分的乘积。入射光取决于光源,一般比较均匀;而反射光取决于反射体本身的性质,反射体性质和结构特点不同,反射光的强弱也不相同。海浪表面高度变化具有混沌特性,这使得海浪表面图像的灰度变化也具有一定的混沌特性,并通过提取光学海杂波时间序列数据的关联维数和最大 Lyapunov 指数得以试验验证^[12]。舰船等人造目标性质和结构固定,反射光比较稳定,在图像中出现时使得海面图像灰度变化的混沌特征发生改变,利用这一特点可以将淹没在混沌海杂波背景中的目标信号检测出来^[13-14]。然而,现有研究成果集中以海杂波时间序列为研究对象,较少考虑和挖掘海杂波的空间特性。事实上,海杂波的空间效应是不能忽略的,连绵不断的移动海面在空间上呈现出规律性传播。因此,研究海杂波在空域和时域上动态特性,并以此压制海杂波有望提升海杂波中小弱目标检测的能力。

2 海杂波空时混沌参数提取

作为黏性流体,连绵不断的移动海面在时间与空间上呈现出的近似周期性传播,具有较强的相关性。海杂波是由多种因素相互作用的混沌现象,往往需要通过相空间重构将其拓展到三维或者更高维的空间中去,以便把时间序列中蕴藏的信息充分地显露出来。根据 Takens 延迟嵌入定理,只要选取合适的延迟时间和嵌入维数,相空间重构后的动力系统与原始系统在微分同胚的基础上是拓扑等价的,即单变量序列重构混沌奇异吸引子相空间是可能的。

时域上,海浪水质点受重力作用下在平稳点上下周期性振动,并会随着风力扰动表现出混沌性。按时间先后顺序提取序列图像同一像素处灰

度值作为海浪时间强度数据 $x_t(n, i)$, 当其满足混沌特性时, 选取适当的延迟时间和嵌入维数则能够重构序列数据的相空间。设海浪图像灰度为 $x(n, i)$, 假设其重构的时域相空间相点 $y_t(n, i)$ 为:

$$y_t(n, i) = \{x(n, i), x(n + \tau_t, i), \dots, x(n + (m_t - 1)\tau_t, i)\}, \quad (1)$$

式中: n 表示图像帧序, i 表示图像像素位置, 而 τ_t 和 m_t 分别表示时域相空间的延迟时间和嵌入维数。同时, 海浪也会在风等外力作用下向海平面扩散或传播出去, 表现为按传播方向连绵不断的移动海面。相对于海浪时间强度数据, 沿海浪传播方向提取海浪空域强度数据序列要稍复杂一些。鉴于海面是由波浪的波峰和波谷组成的表面, 波峰通常比波谷具有较高的亮度, 在图像中显示为高亮像素区域, 而波谷为低亮像素区域。应用分水岭变换法将波面分割为不同的区域, 然后根据检测区域的图像纹理方向性, 检测出与波峰波谷带垂直的方向, 即为海浪运动的方向^[15]。沿着海浪的传播方向, 提取海杂波图像像素的灰度值, 形成空域强度数据序列 $x_s(n, i)$ 。当空域强度数据序列具有混沌性时, 可选取适当的延迟时间和嵌入维数重构空域序列数据的相空间。对于海杂波空域相空间的相点 $y_s(n, i)$, 其重构轨迹为:

$$y_s(n, i) = \{x(n, i), x(n, i + \tau_s), \dots, x(n, i + (m_s - 1)\tau_s)\}, \quad (2)$$

式中 τ_s 和 m_s 分别表示空域相空间的延迟时间和嵌入维数。

对于时域相空间的延迟时间 τ_t 和空域相空间的延迟时间 τ_s , 均可通过自相关法计算数据序列的自相关函数进行求解。为便于描述, 将海浪时间强度数据序列 $x_t(n, i)$ 和空域强度数据序列 $x_s(n, i)$ 统一记为 $x(i) = \{x(i), x(i + 1), \dots, x(i + m)\}$, 时域相空间相点 $y_t(n, i)$ 和空域相空间相点 $y_s(n, i)$ 统一表述为 $y(i)$ 。数据序列的自相关函数定义为:

$$R(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} x(i)x(i + \tau), \quad (3)$$

式中: N 表示数据序列的长度。当自相关函数下降到初始值的 $\left[1 - \frac{1}{e}\right]$ 时所对应的 τ_t 或 τ_s 值为延迟时间。

嵌入维数是恢复原始系统的非线性动力学特性所需要的最小维数。定义海浪序列 $x(i)$ 由 m 维增加到 $(m + 1)$ 维引起的两邻近点间距离变化为^[1]:

$$E_1(m) = E(m + 1) / E(m), \quad (4)$$

如果数据序列是确定的, 当 $m > m_0$ 时, $E_1(m)$ 停止变化, 那么嵌入维数为 $m_0 + 1$; 如果数据序列是随机的, 则 $E_1(m)$ 不会达到饱和。

通常情况下, 对于混沌序列数据, 关联维数会随嵌入维数的增加而增大, 但在增大到一定程度后就不再变化, 处于饱和状态。相反, 如果关联维始终没有出现饱和现象, 那么这个序列是完全随机的。关联维 D_2 的定义为:

$$D_2 = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\ln C(r)}{\ln r}, \quad (5)$$

式中 $C(r)$ 是重构相空间 $y(i)$ 的关联积分。

$$C(r) = \frac{1}{N(N-1)} \times$$

$$\sum_{p=1}^N \sum_{q=1, q \neq p}^N H(r - \|y(p) - y(q)\|), \quad (6)$$

其中: $\|\cdot\|$ 是 Euclidean 范数, H 为 Heaviside 阶跃函数。对于处于饱和状态的 D_2 曲线, 运用最小二乘法直线拟合, 除去斜率为 0 或者 ∞ 的直线外, 得到一条最佳拟合直线, 那么该直线的斜率即为关联维数。

3 海杂波空时混沌重构

水质点在连续不断的外力作用下离开平衡位置做近似周期性振动, 这种振动按一定的方向传播形成一种在空域和时域传播的波动, 这种波动称为海浪。海浪所具有的这种波动特性使其能够通过分别通过空域序列数据和时域序列数据内在的动力进行模型重构和估计海浪波形。

通过时域数据序列混沌相空间重构可得到海浪在该时域相空间中的一条相轨迹, 相点正是沿着这条相轨迹进行转移, 可记为:

$$y_t(n + 1, i) = F_t\{y_t(n, i)\}, \quad (7)$$

式中: $y_t(n, i)$ 表示时域相空间的相点, 可用海杂波数据序列表示为:

$$\{x(n + 1, i), \dots, x(n + (m_t - 1)\tau_t + 1, i)\} = F_t\{x(n, i), \dots, x(n + (m_t - 1)\tau_t, i)\}, \quad (8)$$

因此, 海杂波像素点 $x(n + (m_t - 1)\tau_t + 1, i)$ 与序

列 $x_i(n, i)$ 相关, 可通过函数表达为:

$$\hat{x}_i(n + (m_i - 1)\tau_i + 1, i) = f_i\{x_i(n, i)\}, \quad (9)$$

该公式表明海杂波像素点可以通过时域相空间的序列数据进行预测和估计。

同样地, 空域数据序列相空间重构可得到海浪在该空域相空间中的一条相轨迹, 相点可沿着这条相轨迹进行状态转移。

$$y_s(n, (i+1)) = F_s\{y_s(n, i)\}, \quad (10)$$

式中 $y_s(n, i)$ 表示空域混沌相空间的点, 可用海杂波数据序列表示为:

$$\{x(n, i+1), \dots, x(n, i+(m_s-1)\tau_s+1)\} = F_s\{x(n, i), \dots, x(n, i+(m_s-1)\tau_s)\}, \quad (11)$$

因此, 海杂波像素点 $x(n, i+(m_s-1)\tau_s+1)$ 可通过空域序列数据 $x_s(n, i)$ 进行函数表征, 即:

$$\hat{x}_s(n, i+(m_s-1)\tau_s+1) = f_s\{x_s(n, i)\}, \quad (12)$$

该公式表明海杂波像素点可以通过空域相空间的序列数据进行预测和估计。

对于空域和时域都具有混沌性的海杂波, 即能通过时域混沌重构又能通过空域混沌重构来预测与估计海杂波图像, 因此可同时利用海杂波在时域与空域的混沌特性预测海杂波强度, 即表示为^[16-17]:

$$\hat{x}(n + (m_i - 1)\tau_i + 1, i + (m_s - 1)\tau_s + 1) = \epsilon f_s\{x_s(n, i)\} + (1 - \epsilon) f_i\{x_i(n, i)\}, \quad (13)$$

式中 ϵ 表示海杂波空域混沌与时域混沌的耦合强度, 是一个非负参量。

从上述公式可知, 海杂波估计与预测的关键在于构建式(13)中的时域预测函数 f_i 和空域预测函数 f_s , 以及耦合强度参数 ϵ , 即如何从大量的海杂波序列数据中计算出解析表达式以提高海杂波估计能力。本文采取径向基函数神经网络^[18]分别对时域预测函数 $f_i\{x_i(n, i)\}$ 和空域预测函数 $f_s\{x_s(n, i)\}$ 进行估计, 然后再估计耦合强度参数 ϵ 。空域耦合系数 ϵ 表示空域相空间估计的数据与实际信号的相似程度, 采用相关系数进行估计:

$$\epsilon = \sum_{i=1}^n \frac{\hat{x}_s(n, i)x(n, i)}{\sqrt{\hat{x}_s(n, i)x(n, i)}}. \quad (14)$$

4 试验结果与分析

试验图像采集于我国某海域, 天气晴朗, 风力较大, 海面上有动态起伏的波浪与较强的鱼鳞光,

是空域与时域上的非平稳性信号, 如图 1 所示。红外小目标淹没于波浪里, 目标可检测性降低。

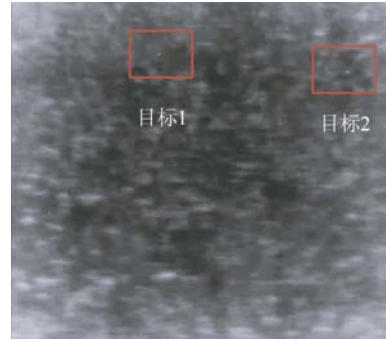


图 1 红外海面小目标

Fig. 1 Infrared small targets on sea surface

经测试, 该海杂波序列图像的空域自相关函数和时域自相关函数如图 2 所示, 空域延迟时间 τ_s 和时域延迟时间 τ_t 分别为 4 pixel 和 5 frame。

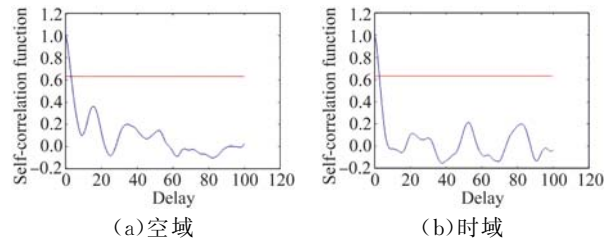


图 2 海杂波自相关函数

Fig. 2 Autocorrelation function of sea clutter

该序列图像的参数 $E_1(m)$ 随空域嵌入维数和时域嵌入维数的变化曲线如图 3 所示, 参数 $E_1(m)$ 随着嵌入维数的增加而增长, 当空域嵌入维数和时域嵌入维数分别等于 7 和 6 时达到饱和。

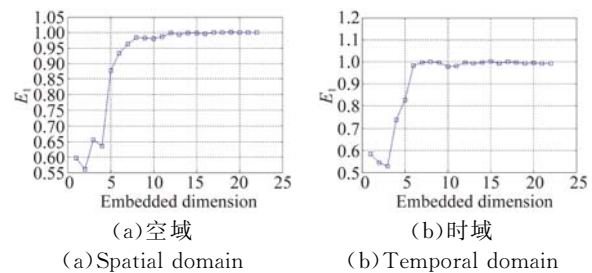


图 3 海杂波嵌入维数

Fig. 3 Embedded dimension of sea clutter

关联维 D_2 随空域嵌入维数和时域嵌入维数的变化曲线如图 4 所示, 关联维 D_2 随着嵌入维数的增加而增加, 当空域嵌入维数和时域嵌入维数分别等于 10 和 12 时达到饱和, 经拟合可得空

域关联维数和时域关联维数分别等于 0.40 和 0.45,表明该红外序列图像均具有混沌性。

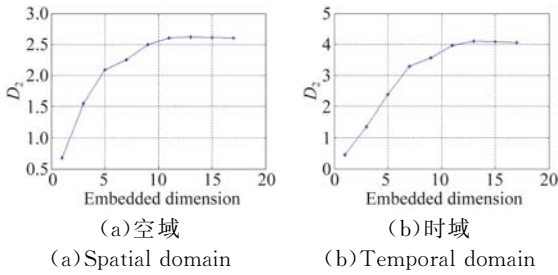


图 4 海杂波关联维数
Fig. 4 Correlation dimension of sea clutter

图 5 是采用时域混沌、空域混沌和空时混沌方法预测海浪对消后的图像。与时域混沌和空域混沌相比,空时混沌压制后的图像波浪处残留少,背景白化程度得以显著提升,而时域或者空域混沌抑制后的图像还存在较强的海杂波干扰。

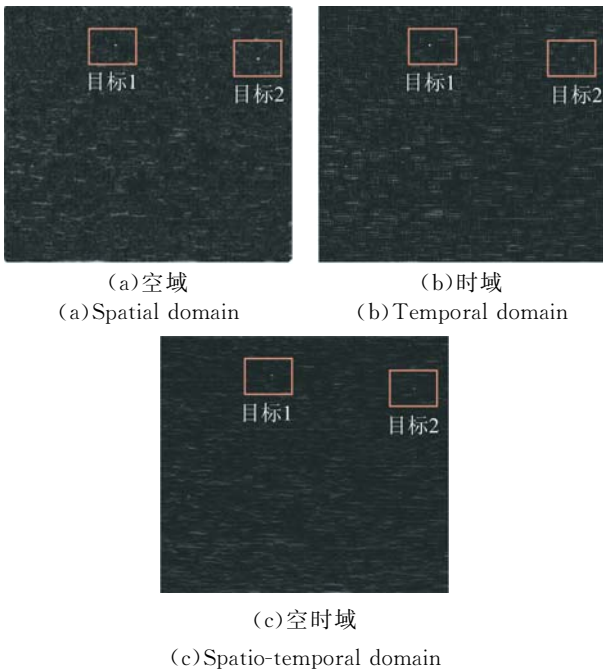


图 5 海浪混沌抑制图像
Fig. 5 Suppressed images based on chaos analysis

图 6 是多种起伏程度的海浪图像经混沌抑制之后预测误差性能曲线,采用熵来表征海浪起伏程度。空时域预测值与原始值的轨迹拟合得最好,误差最低,误差下降了 10%(归一化到 0.2);空域预测的误差最大,效果最差。预测误差随复杂程度的增加会有所上升。

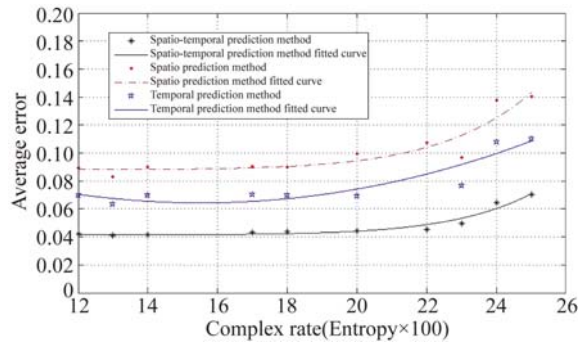


图 6 预测误差曲线
Fig. 6 Prediction error curve

对海杂波对消序列图像进行以虚警率为 0.01 的恒虚警检测,统计得到不同复杂度图像所对应的目标检测概率,如图 7 所示。由图可知,在满足混沌特性的图像复杂度范围内,基于空时混沌的海杂波预测对消方法检测率最高,而基于空域混沌的海杂波预测对消方法效果最差,但在高复杂度(如熵超过 24)时要约高于基于时域混沌的海杂波预测对消方法。较其它两种混沌方法,基于空时混沌的海杂波预测方法检测概率提高约 20%。

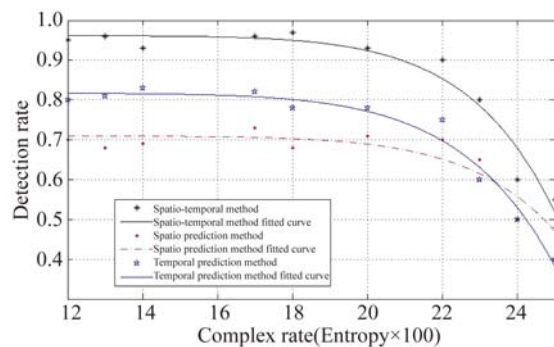


图 7 检测率性能曲线
Fig. 7 Performance curve of target detection

然后,海杂波复杂度过高(如复杂度超过 22)或者海浪较弱时,基于海杂波混沌的预测误差显著增加,目标检测性能下降明显。

5 结 论

本文提出的基于空时混沌的海面目标检测方

法利用连绵不断的移动海面在时间与空间上呈现出的规律性,联合空域和时域混沌特性综合重构海杂波,通过背景对消方式不仅提高输出信噪比,而且改善白化程度。对不同复杂度海面目标检测

试验结果表明,与空域混沌和时域混沌方法相比,基于空时混沌重构的海杂波抑制能力与小目标检测性都得以显著提升,预测误差可降低 10%,检测概率可提高 20%。

参考文献:

- [1] 曾文静, 万磊, 张铁栋, 等. 复杂海空背景下弱小目标的快速自动检测[J]. 光学精密工程, 2012, 20(2): 403-412.
ZENG W J, WAN L, ZHANG T D, *et al.*. Fast detection of weak targets in complex sea-sky background[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(2): 403-412. (in Chinese)
- [2] HAYKIN S, PUTHUSSERYPADY S. Chaotic dynamics of sea clutter[J]. *Chaos*, 1997, 7(4): 777-802
- [3] MELIEF H W, GREIDANUS H, VAN GENDEREN P, *et al.*. Analysis of sea spikes in radar sea clutter data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(4): 985-993.
- [4] DOYURAN U C, TANIK Y. Expectation maximization-based detection in range-heterogeneous Weibull clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(4): 3156-3166.
- [5] ROY L P, KUMAR R V R. Accurate K-distributed clutter model for scanning radar application[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2010, 4(2): 158-167.
- [6] 裴立力, 罗海波, 耿彦峰, 等. 基于小波变换的海面目标自动检测[J]. 兵工学报, 2008, 29(4): 401-404.
PEI L L, LUO H B, GENG Y F, *et al.*. Automatic sea target detection based on wavelet transform[J]. *Acta Armamentarii*, 2008, 29(4): 401-404. (in Chinese)
- [7] 徐芳, 刘晶红, 曾冬冬, 等. 基于视觉显著性的无监督海面舰船检测与识别[J]. 光学精密工程, 2017, 25(5): 1300-1311.
XU F, LIU J H, ZENG D D, *et al.*. Detection and identification of unsupervised ships and warships on sea surface based on visual saliency[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(5): 1300-1311. (in Chinese)
- [8] HAN S K, RA W S, WHANG I H, *et al.*. Linear recursive passive target tracking filter for cooperative sea-skimming anti-ship missiles[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2014, 8(7): 805-814.
- [9] 张仲瑜, 焦淑红. 多特征融合的红外舰船目标检测方法[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(S1): 29-34.
ZHANG ZH Y, JIAO SH H. Infrared ship target detection method based on multiple feature fusion[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(S1): 29-34. (in Chinese)
- [10] HAYKIN S, LI X B. Detection of signals in chaos[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1995, 83(1): 95-122.
- [11] LI B X, HAYKIN S. Chaotic detection of small target in sea clutter[C]. *Proceedings of 1993 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, IEEE, 1993: 237-240.
- [12] 李正周, 陈静, 沈美容, 等. 基于混沌神经网络的海上目标图像的海杂波抑制方法[J]. 光电子·激光, 2014, 25(3): 588-594.
LI ZH ZH, CHEN J, SHEN M R, *et al.*. Sea clutter suppression approach for target images at sea based on chaotic neural network[J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2014, 25(3): 588-594. (in Chinese)
- [13] 何四华, 杨绍清, 石爱国, 等. 基于图像区域 Lyapunov 指数的海面舰船目标检测[J]. 物理学报, 2009, 58(2): 794-801.
HE S H, YANG SH Q, SHI A G, *et al.*. Detection of ship targets on the sea surface based on Lyapunov exponents of image block[J]. *Acta Physica Sinica*, 2009, 58(2): 794-801. (in Chinese)
- [14] XIN ZH H, LIAO G SH, YANG ZH W, *et al.*. A deterministic sea-clutter space-time model based on physical sea surface[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(11): 6659-6673.
- [15] 张淑清, 贾健, 高敏, 等. 混沌时间序列重构相空间参数选取研究[J]. 物理学报, 2010, 59(3): 1576-1582.
ZHANG SH Q, JIA J, GAO M, *et al.*. Study on the parameters determination for reconstructing phase-space in chaos time series[J]. *Acta Physica Sinica*, 2010, 59(3): 1576-1582. (in Chinese)
- [16] LEUNG H, HENNESSEY G, DROSOPOULOS

- A. Signal detection using the radial basis function coupled map lattice[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2000, 11(5): 1133-1151.
- [17] EGOLF D A, MELNIKOV I V, PESCH W, *et al.*. Mechanisms of extensive spatiotemporal chaos in Rayleigh-Bénard convection [J]. *Nature*, 2000, 404(6779): 733-736.
- [18] LEI Y W, DING L X, ZHANG W SH. Generalization performance of radial basis function networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2015, 26(3): 551-564.

作者简介:



李正周(1974—),男,重庆垫江人,博士,教授,博士生导师,2004年于中国科学院光电技术研究所获得博士学位,主要从事目标探测技术与装备开发方面的研究。E-mail: lizhengzhou@cqu.edu.cn