

# 基于图像区域 Lyapunov 指数的海面 舰船目标检测\*

何四华<sup>1)†</sup> 杨绍清<sup>3)</sup> 石爱国<sup>1)</sup> 李天伟<sup>1)</sup>

1) 海军大连舰艇学院航海系, 大连 116018)

2) 海军 92493 部队, 葫芦岛 125001)

3) 海军大连舰艇学院信息与通信工程系, 大连 116018)

(2008 年 5 月 28 日收到, 2008 年 8 月 4 日收到修改稿)

为了检测海面背景中的舰船目标, 分析了目标存在时背景信号混沌特征的变化, 提出了一种基于图像区域 Lyapunov 指数的目标检测新方法. 新方法定义了图像灰度距离的概念, 基于改进的 Wolf 方法将一维信号 Lyapunov 指数提取方法扩展到图像信号, 利用图像区域最大灰度距离 Lyapunov 指数的变化检测淹没在混沌背景信号中的目标信号. 实验结果表明海面背景图像信号具有一定的混沌特征, 利用新方法能有效检测出海面背景下的舰船目标, 检测结果优于基于统计分析的方法.

关键词: Lyapunov 指数, 灰度距离, 混沌特征, 目标检测

PACC: 0545

## 1. 引 言

海面背景在很大程度上影响了图像信号中舰船目标的检测性能. 传统的对海面背景的研究从分析它们的灰度分布、谱特性入手, 把它建成一种随机过程模型, 利用统计分析手段来提取和分析海面背景特性, 并以此为基础进行目标的检测. 文献 [1] 研究了多孔径合成雷达图像的海面船只检测方法, 但是运动检测成本高, 只有目标点, 不利于目标的识别. 文献 [2] 研究了基于灰度直方图的船只检测技术, 把检测区域分为干扰区和非干扰区, 对阈值的选择比较敏感, 且对传感器要求较高. 文献 [3] 提出了一种基于高斯混合模型的动态背景建模和目标检测算法, 但是需要场景的先验知识. 文献 [4] 针对强海杂波背景特性提出了一种提取分形尺度误差的电视图像检测分割算法, 但对信噪比较低的图像效果不理想. 现有的基于统计分析的方法难以准确和全面地描述复杂的海面背景特性, 要突破这一局限性, 获得对复杂现象更有效的描述, 迫切要求使用新技术.

对图像来说, 其灰度值可以看成是入射光分量

和反射光分量两部分的乘积, 其中入射光取决于光源, 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, 反射光的强弱也很不相同. 众多研究已经表明, 海浪表面高度变化具有混沌特征<sup>[5-6]</sup>, 这使得海浪表面图像的灰度变化也应该具有一定的混沌特征. 而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, 利用这一特点我们可以将淹没在混沌背景信号中的目标信号检测出来. 目前, 利用混沌这种非线性动力系对对小信号极强的敏感性以及对噪声强免疫力的特点<sup>[7-9]</sup>进行目标检测主要应用于雷达等一维信号中<sup>[5-6]</sup>, 用于二维图像中的目标检测是一种新的思路.

对于混沌系统的混沌特性, 目前人们大多从混沌产生的机理、相空间重构、Lyapunov 指数、分形维数以及测度熵等方面进行研究, 其中 Lyapunov 指数和分形维数是目前应用较多的混沌特征参数<sup>[7]</sup>. 1985 年 Wolf 等<sup>[10]</sup>首先提出了从时间序列估计 Lyapunov 指数的轨道跟踪法, 它直接基于相轨线、相平面和相体积等的长期演化来估计 Lyapunov 指数.

\* 国家自然科学基金(批准号: 60572160)资助的课题.

† E-mail: sihua.he@163.com

1993 年 Rosenstein 等<sup>[11]</sup>基于轨道跟踪法思想,提出了计算最大 Lyapunov 指数的小数据量法. 2000 年我们对 Wolf 方法进行改进<sup>[12]</sup>,提出了一套简单易行的相空间重构方法,并针对轨道跟踪法计算量大、精度不高等问题提出了一种新的计算最大 Lyapunov 指数的方法,算法的计算量小,所需存贮空间小,收敛速度较快,能获得较高的精度. 基于改进的 Wolf 方法,将一维信号 Lyapunov 指数提取方法扩展到图像信号也将具有明显的优势.

依据改进的 Wolf 方法,研究二维图像信号中海面等自然背景的混沌特征,分析人造目标出现引起背景混沌特征的变化,利用这种特征变化进行目标检测将具有重要的研究意义.

## 2. 最大 Lyapunov 指数提取方法

提取混沌信号的混沌特征通常先要进行信号的相空间重构,然后再根据重构轨迹来计算信号的混沌特征.

### 2.1. 相空间重构

对于一  $N$  点标量时间序列  $\{u(t_0 + k \cdot \Delta t) : k = 0, 1, \dots, N-1\}$ , 可以用 Takens 嵌入定理<sup>[13]</sup>去重构相空间  $R^m$

$$X_i = (x(t_i), x(t_i + l \cdot \Delta t), \dots, x(t_i + (m-1) \cdot l \cdot \Delta t))$$

$$(i = 1, 2, 3, \dots, M), \quad (1)$$

$$x(t_r) = u(t_0 + (r-1) \cdot \Delta t) (r = 1, 2, \dots, N), \quad (2)$$

$$\tau = l \cdot \Delta t,$$

$$\tau_w = (m-1)\tau,$$

式中  $X_i$  是重构相空间  $R^m$  中  $M$  点重构轨迹中的第  $i$  个点, 而  $M = N - (m-1) \cdot l$ ,  $m$  是嵌入维,  $\tau$  是时间延迟,  $\tau_w$  是时间窗, 其中  $\Delta t$  为采样周期,  $l$  为采样间隔, 时间延迟  $\tau$  根据 Liebert 和 Schuster<sup>[14]</sup>提出的自相关系数法, 选取自相关函数下降到初始值的  $1 - 1/e$  时所对应的延迟时间. 嵌入维数  $m$  根据 G-P 算法<sup>[15]</sup>进行选取, 最后由  $\tau_w = (m-1)\tau$  确定时间窗  $\tau_w$ .

### 2.2. 一种改进的 Wolf 方法

假设重构相空间中第  $i$  个点  $X_i$  的最近邻为  $X_{ip}$ , 即满足:  $\|X_{ip} - X_i\| = \min_j \|X_j - X_i\|$ , 其中  $\|\cdot\|$  为欧氏范数. 在这里需要对两点的的时间间隔做出规定, 假设  $\tau_w/\Delta t < |j-i| < B\tau_w/\Delta t$ ,  $1 < B < 10$ .  $\tau_w/$

$\Delta t < |j-i|$  可以保证  $X_i$  和  $X_{ip}$  是在不同的轨道上, 而  $|j-i| < B\tau_w/\Delta t$  可以保证一次计算  $\lambda_1$  所需的点数很少, 这样不仅节省了大量的计算时间, 而且大大地减少了计算时所需的存贮空间.  $B$  可以选择为一个常数, 用以避免最近邻之间的距离为零, 不可太大和太小.  $B$  太小会使最近邻之间的距离受到噪声的影响很大, 而  $B$  太大又会使两个最近邻完全失去相关性, 同样可能会出现距离为零的情况.

为了能在扩散的最大方向<sup>[12]</sup>上计算  $\lambda_1(i)$ , 可用下式来求  $\lambda_1(i)$ :

$$\lambda_1(i) = \frac{1}{jh \cdot \Delta t} \log \frac{\|X_{ip+jh} + X_{i+jh}\|}{\|X_{ip} - X_i\|}$$

$$= \max_h \left\{ \frac{1}{h \cdot \Delta t} \log \frac{\|X_{ip+h} - X_{i+h}\|}{\|X_{ip} - X_i\|} \right\}. \quad (3)$$

这里需要附加两个条件

$$1 < h < a\tau_w/\tau (0 < a < 1), \quad (4)$$

$$\arccos \left[ \frac{(X_{ip} - X_i) \cdot (X_{ip+h} - X_{i+h})}{\|X_{ip} - X_i\| \cdot \|X_{ip+h} - X_{i+h}\|} \right] < b \cdot (80^\circ)$$

$$(0 < b < 1, b \propto m). \quad (5)$$

由于时间相隔小于  $\tau_w$  时的两点可以认为是同一条轨道上, 所以(4)式保证了由最近邻演化后的两点仍然分别保持在各自的轨道上, 其中  $a$  也为常数. 然而虽然有了(4)式的限制, 但还不能保证  $X_{ip+jh} - X_{i+jh}$  与  $X_{ip} - X_i$  的方向是基本一致的, 用方向上相差比较大的  $X_{ip+jh} - X_{i+jh}$  与  $X_{ip} - X_i$  来计算  $\lambda_1(i)$  同样是没有意义的. (5)式就是为了防止在有较大扭曲的轨道中计算  $\lambda_1(i)$ ,  $m$  越大扭曲的程度越大, 因而限制的角度应相应增大, 也即限制的条件应适当放松, 但最大不能超过  $80^\circ$ . (5)式使(3)式对  $\lambda_1(i)$  的计算更加合理. 由此可见, 利用(3)式及其两个附加条件计算的  $\lambda_1(i)$  真正代表了系统局部最大的 Lyapunov 指数, 其中参数  $b$  与嵌入维  $m$  成正比, 它们可以用简单的线性关系来表示.

最后, 可得

$$\lambda_1 = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} \lambda_1(i). \quad (6)$$

## 3. 基于图像区域 Lyapunov 指数的海面舰船目标检测方法

视频图像序列的数据庞大, 如果针对每个像素点分析其混沌特征, 势必会有很大的计算量. 为了提高计算效率, 可以将每一帧图像进行区域分块, 分

析每一区域的混沌特征,得到目标所在的图像区域,计算种子点,进行区域生长,得到目标图像.具体步骤如下:

步骤 I 图像序列区域分块 取图像序列  $f(x, y, t_0 + t)$ , 其中  $t_0$  为时间起点标记,  $t = 1, 2, \dots, N, N+1$  ( $N+1$  为图像序列的帧数). 计算相邻帧间灰度差  $\Delta f(x, y, t_0 + t) = f(x, y, t_0 + t + 1) - f(x, y, t_0 + t)$  ( $t = 1, 2, \dots, N$ ). 对  $\Delta f(x, y, t_0 + t)$  进行区域分块, 可以分为  $5 \times 5, 7 \times 7, 9 \times 9$  等, 分为  $u \times v$  个区域, 有

$$F = \begin{Bmatrix} \Delta f_{11} & \Delta f_{12} & \dots & \Delta f_{1v} \\ \Delta f_{21} & \Delta f_{22} & \dots & \Delta f_{2v} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \Delta f_{u1} & \Delta f_{u2} & \dots & \Delta f_{uv} \end{Bmatrix},$$

其中  $\Delta f_{ij} = \{\Delta f_{ij}(1), \Delta f_{ij}(2), \dots, \Delta f_{ij}(N)\}$  ( $i = 1, 2, \dots, u, j = 1, 2, \dots, v$ ).

步骤 II 计算图像序列区域最大灰度距离 对于像素  $\alpha, \beta, \gamma$ , 其灰度值分别为  $I_\alpha, I_\beta, I_\gamma$ , 依据 (7) 式用  $d(\alpha, \beta)$  来表示像素  $u$  与  $w$  间的灰度距离, 有

$$d(\alpha, \beta) = |I_\alpha - I_\beta|. \quad (7)$$

显然可以得到满足距离定义的  $d(\alpha, \beta) \geq 0$ ,  $d(\alpha, \beta) = d(\beta, \alpha)$ ,  $d(\alpha, \beta) + d(\beta, \gamma) \geq d(\alpha, \gamma)$  三个条件.

海面背景中舰船目标出现时图像区域的灰度距离变化较大, 而海杂波区域的灰度距离变化具有一定的连续性. 因此, 依据 (8) 式得到每一图像区域  $\Delta f_{ij}(t)$  的最大灰度距离  $d_{ij}(t)$  能够更好地反映目标出现引起背景灰度变化的特征

$$d_{ij}(t) = \max(d(\alpha, \beta)) (\alpha, \beta \in \Delta f_{ij}(t)). \quad (8)$$

得到图像区域最大灰度距离序列矩阵

$$D = \begin{Bmatrix} d_{11} & d_{12} & \dots & d_{1v} \\ d_{21} & d_{22} & \dots & d_{2v} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ d_{u1} & d_{u2} & \dots & d_{uv} \end{Bmatrix},$$

其中  $d_{ij} = \{d_{ij}(1), d_{ij}(2), \dots, d_{ij}(N)\}$ .

步骤 III 利用改进的 Wolf 方法计算最大灰度距离序列的最大 Lyapunov 指数 改进的 Wolf 方法是跟踪系统的两条轨道, 分析轨道相邻点的距离变化来获取最大 Lyapunov 指数的. 对于具有混沌特征海面背景, 最大灰度距离的变化与改进的 Wolf 方法轨道相邻点的距离变化相对应. 因此, 海面背景最大灰度距离序列  $d_{ij}$  应该具有混沌特征.

利用自相关系数法和 G-P 算法确定时间延迟  $\tau$  和嵌入维  $m$ , 依据 (3) 和 (6) 式利用改进的 Wolf 方法计算每一图像区域最大灰度距离序列  $d_{ij}$  的最大 Lyapunov 指数, 得到最大 Lyapunov 指数矩阵

$$\lambda 1 = \begin{Bmatrix} \lambda 1_{11} & \lambda 1_{12} & \dots & \lambda 1_{1v} \\ \lambda 1_{21} & \lambda 1_{22} & \dots & \lambda 1_{2v} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \lambda 1_{u1} & \lambda 1_{u2} & \dots & \lambda 1_{uv} \end{Bmatrix}.$$

步骤 IV 目标区域最大 Lyapunov 指数的范围限定, 获得潜在目标 海空背景具有混沌特征, 它们的最大 Lyapunov 指数  $\lambda 1_{ij} > 0$ , 潜在目标区域不具有混沌特征, 最大 Lyapunov 指数  $\lambda 1_{ij} \leq 0$ . 限定最大 Lyapunov 指数的范围  $\lambda 1_{ij} \leq 0$  确定目标区域, 得到潜在种子点  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_\epsilon\}$ , 其中  $\epsilon$  为潜在种子点个数.

步骤 V 区域生长, 获得潜在目标区域 依据潜在种子点, 进行区域生长确定目标存在的潜在区域  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_\epsilon\}$ .

步骤 VI 滑窗检测, 得到舰船目标 利用滑窗检测器, 完成帧间信号积累. 保存前  $n-1$  帧目标的潜在区域, 目前潜在区域  $n$  帧目标积累个数超过预先设定的门限  $\theta$  时, 就发出一个目标起始的信号, 得到检测目标  $T = \{T_1, T_2, \dots, T_\rho\}$ , 其中  $\rho$  为检测到的目标个数.

步骤 VII  $t_0 = t_0 + 1$  重复步骤 I—VI.

具体算法的流程如图 1 所示.

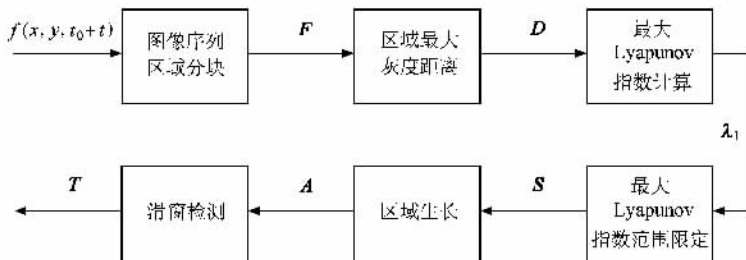


图 1 算法流程

## 4. 实验结果与分析

选取实际拍摄的 2 组海面图像序列进行实验, 图像序列分辨率为  $352 \times 240$ , 序列 1 目标距离为 1000 m, 目标较大, 序列 2 目标距离为 5000 m, 目标较小.

### 4.1. 序列 1 实验结果与分析

选取实际拍摄的距离较近的 500 帧海面图像序列进行实验, 图像序列分辨率为  $352 \times 240$ , 背景有海面和目标.

取第 130 帧图像, 利用传统的边缘检测算法

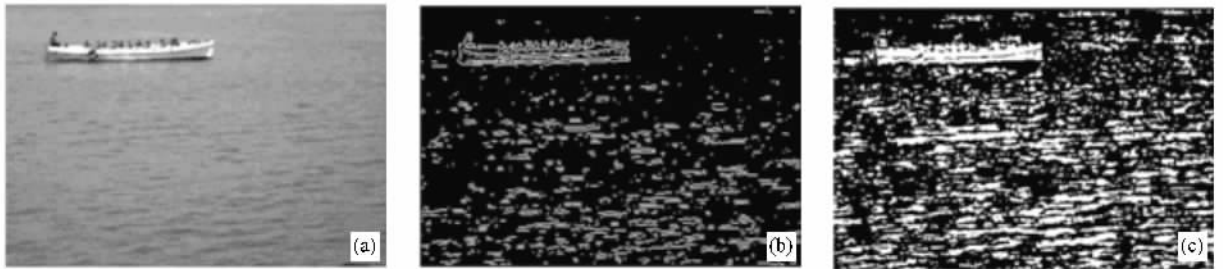


图 2 边缘检测和阈值分割结果 (a) 第 130 帧图像 (b) sobel 边缘检测 (c) otsu 阈值分割

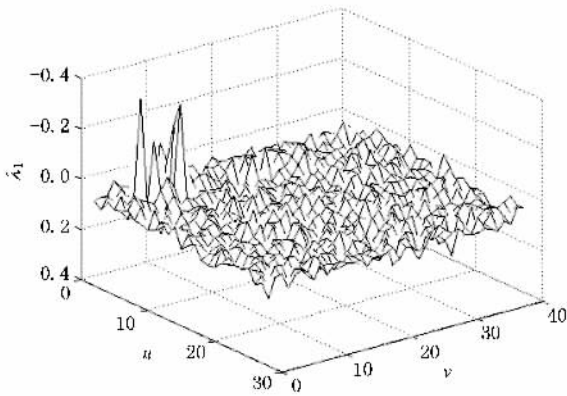


图 3 第 130 帧图像区域最大灰度距离序列的最大 Lyapunov 指数

从表 1 中可以看到, 海面背景图像表现出一定的混沌特征, 它们的最大 Lyapunov 指数  $\lambda_1 > 0$ . 当有运动目标出现时, 图像的混沌特征发生了变化, 目标图像某些区域最大 Lyapunov 指数  $\lambda_1 \leq 0$ . 限定阈值范围  $\lambda_1 \leq 0$ , 利用选取的 500 帧图像序列依据本文算法进行目标检测结果如图 4 所示.

图 4 (a)(b)(c) 为图像序列 1 中的 3 帧灰度图

sobel 算子自动阈值检测和最大类间方差 (otsu) 阈值分割的结果如图 2 所示. 虽然边缘检测算法和阈值分割方法检测速度较快, 但是检测结果除了舰船目标外还存在大量的海杂波.

图像区域分块越大, 用于计算最大 Lyapunov 指数图像序列长度越短, 参与运算的数据量就越少, 运算所需时间越短. 但图像区域分块不能大于目标大小, 为了反映序列的混沌特征, 一般图像序列长度不应小于  $100^{[11]}$ . 因此, 利用本文算法取图像区域大小  $9 \times 9$ , 分成  $27 \times 40$  个区域, 取图像序列长度 100 帧, 计算第 130 帧图像区域最大灰度距离序列的最大 Lyapunov 指数如图 3 所示, 部分最大 Lyapunov 指数如表 1 所示.

像 (d)(e)(f) 为对应图像区域的最大 Lyapunov 指数, 海面背景表现出一定的混沌特征, 目标出现区域

表 1 第 130 帧图像区域最大灰度距离序列的部分最大 Lyapunov 指数

图像区域	最大 Lyapunov 指数	图像区域	最大 Lyapunov 指数
(4, 5) 目标	-0.3335	(6, 9) 目标	-0.307130
(1, 10)	0.067256	(1, 30)	0.050322
(3, 10)	0.007032	(3, 30)	0.066174
(5, 10)	0.062066	(5, 30)	0.031757
(7, 10)	0.067980	(7, 30)	0.082687
(9, 10)	0.084125	(9, 30)	0.078559
(11, 10)	0.099675	(11, 30)	0.073198
(13, 10)	0.082319	(13, 30)	0.117550
(15, 10)	0.076572	(15, 30)	0.082211
(17, 10)	0.042638	(17, 30)	0.057229
(19, 10)	0.077853	(19, 30)	0.086168
(21, 10)	0.114980	(21, 30)	0.097058
(23, 10)	0.105380	(23, 30)	0.123560
(25, 10)	0.101210	(25, 30)	0.106450
(27, 10)	0.118900	(27, 30)	0.077742

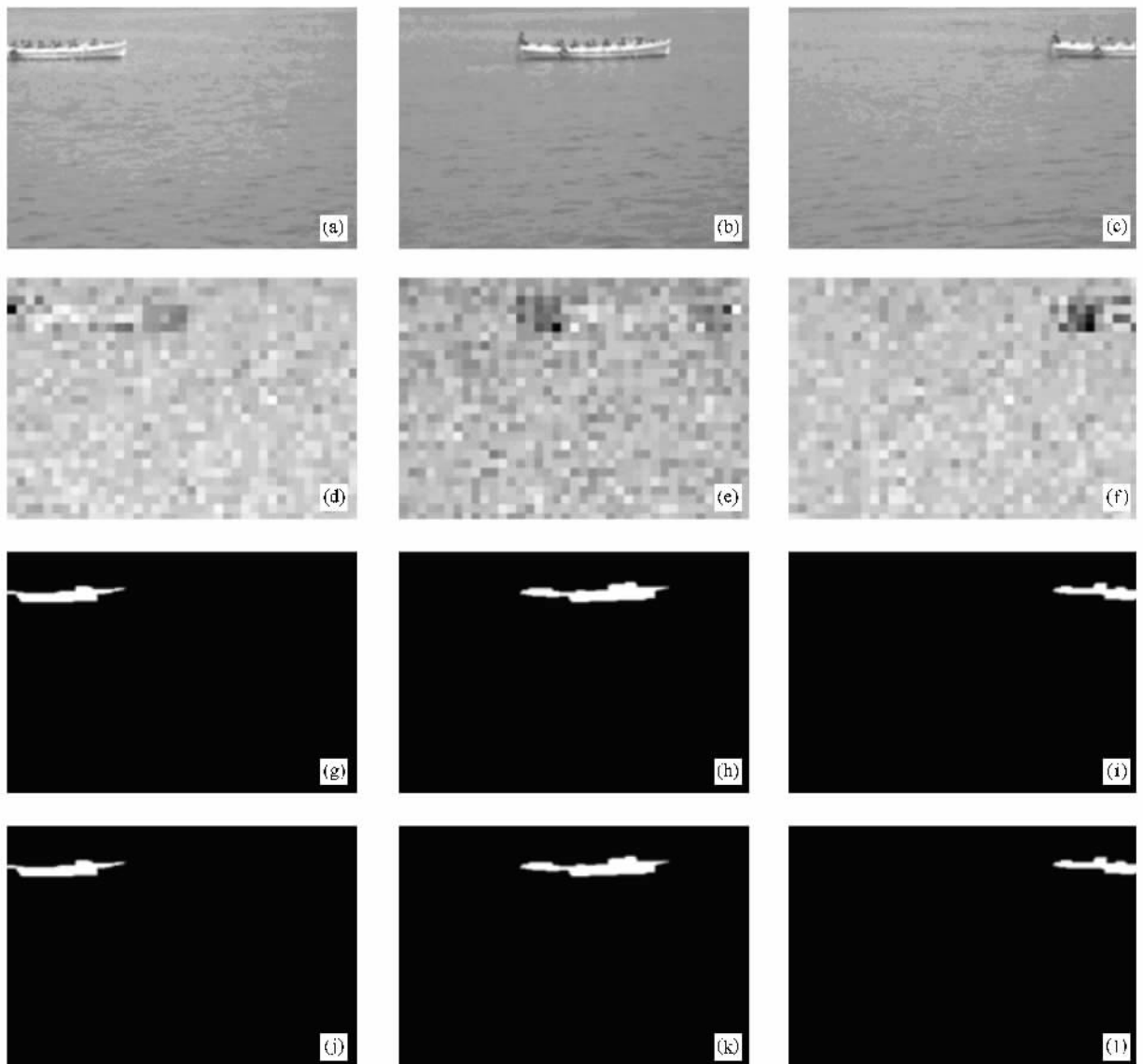


图4 图像区域 Lyapunov 指数的目标检测结果 (a)第 18 帧,(b)第 250 帧(c)第 464 帧(d)第 18 帧最大灰度距离序列的最大 Lyapunov 指数(e)第 250 帧最大灰度距离序列的最大 Lyapunov 指数(f)第 464 帧最大灰度距离序列的最大 Lyapunov 指数(g)第 18 帧目标潜在区域,(h)第 250 帧目标潜在区域(i)第 464 帧目标潜在区域(j)第 18 帧检测结果(k)第 250 帧检测结果(l)第 464 帧检测结果

的混沌特征发生了变化. 图 4(g)(h)(i)为最大 Lyapunov 指数阈值约束后得到的潜在目标区域,(j)(k)(l)为滑窗检测后得到的目标. 从检测结果可以看出,对于距离近、目标较大的图像序列,经过最大 Lyapunov 指数阈值约束后就能得到较理想的结果.

#### 4.2. 序列 2 实验结果与分析

选取实际拍摄的距离较远的 200 帧海面图像序列进行实验,图像序列分辨率为  $352 \times 240$ ,背景有海面、天空和目标.

对于第 48 帧图像,sobel 算子自动阈值检测和 otsu 阈值分割的结果如图 5 所示.

利用本文算法取图像区域大小  $9 \times 9$ ,图像序列长度为 100 帧,分成  $27 \times 40$  个区域,计算第 48 帧图像区域最大灰度距离序列的最大 Lyapunov 指数如图 6 所示,部分最大 Lyapunov 指数列于表 2 中.

从表 2 中可以看到,海面背景图像也表现出一定的混沌特征,它们的最大 Lyapunov 指数  $\lambda_1 > 0$ . 运动目标出现时,目标图像区域某些  $\lambda_1 \leq 0$ . 限定阈值范围  $\lambda_1 \leq 0$ ,依据本文算法进行目标检测结果如图 7 所示.



图 5 边缘检测和阈值分割结果 (a) 第 48 帧图像 (b) sobel 边缘检测 (c) otsu 阈值分割

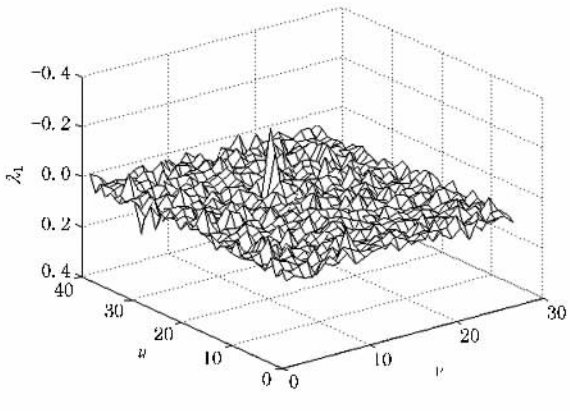


图 6 第 48 帧图像区域最大灰度距离序列的最大 Lyapunov 指数

表 2 第 48 帧图像区域最大灰度距离序列的部分最大 Lyapunov 指数

图像区域	最大 Lyapunov 指数	图像区域	最大 Lyapunov 指数
(13, 24 \setminus 目标)	-0.118920	(13, 25 \setminus 目标)	-0.207340
(1, 10)	0.048141	(1, 30)	0.051312
(3, 10)	0.051321	(3, 30)	0.057880
(5, 10)	0.040668	(5, 30)	0.038515
(7, 10)	0.071150	(7, 30)	0.018167
(9, 10)	0.029046	(9, 30)	0.076322
(11, 10)	0.014665	(11, 30)	0.056242
(13, 10)	0.045973	(13, 30)	0.060493
(15, 10)	0.024285	(15, 30)	0.049948
(17, 10)	0.063382	(17, 30)	0.048962
(19, 10)	0.043833	(19, 30)	0.082300
(21, 10)	0.052242	(21, 30)	0.119200
(23, 10)	0.072906	(23, 30)	0.052034
(25, 10)	0.053916	(25, 30)	0.041276
(27, 10)	0.065292	(27, 30)	0.072422

图 7 (a)(b)(c)为图像序列 2 中的 3 帧灰度图像 (d)(e)(f)为对应图像区域的最大 Lyapunov 指数,海面背景和舰船目标表现出不同的混沌特征。(g)(h)(i)为最大 Lyapunov 指数阈值约束后得到的潜在目标区域,其中包含一些虚假目标 (j)(k), (l)为滑窗检测后得到的目标,虚假目标被剔除,舰船目标被准确检测。从检测结果可以看出,对于距离远、目标较小的图像序列,经过最大 Lyapunov 指数阈值约束后可能存在虚假目标,经过滑窗检测后就能得到较理想的结果。

### 4.3. 与文献 3 方法的对比

在基于视频图像序列的目标检测方法中,文献 [3] 方法是一种应用广泛且有效的方法。利用本文

算法和文献 3 方法对序列 1 的 500 帧图像和序列 2 的 200 帧图像进行检测,得到结果见表 3。从表 3 中可以看出,在检测率和虚警率两个方面,本文算法均优于文献 3 算法。

表 3 两种方法检测结果比较

序列	方法	检测目标个数	检测率/%	虚警目标个数	虚警率/%
序列 1	文献 3 算法	500	100	11	2.2
序列 1	本文算法	500	100	0	0
序列 2	文献 3 算法	183	91.5	15	7.5
序列 2	本文算法	196	98.0	7	3.5

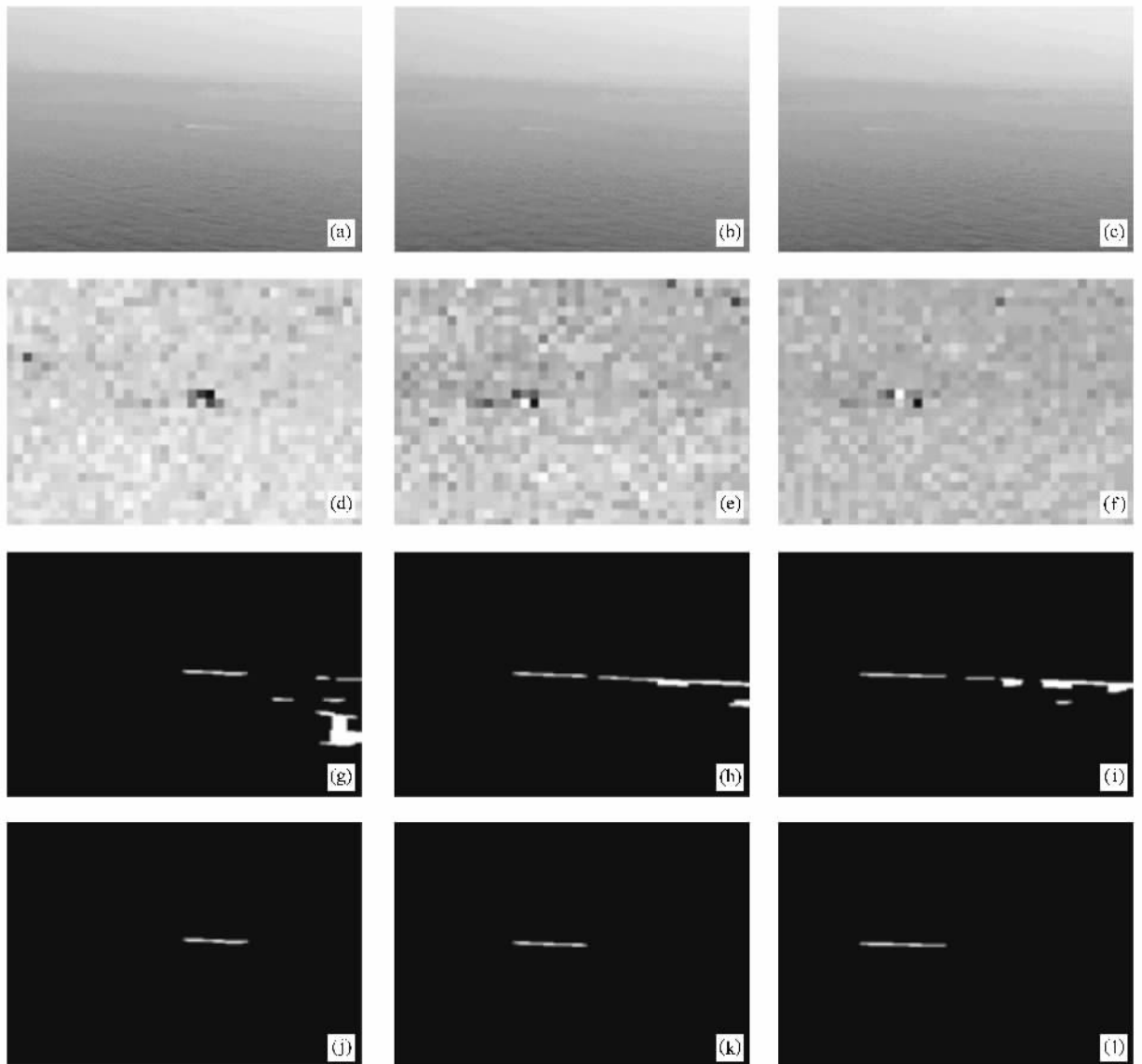


图 7 图像区域 Lyapunov 指数的目标检测结果 (a) 第 73 帧 (b) 第 143 帧 (c) 第 193 帧 (d) 第 73 帧最大灰度距离序列的最大 Lyapunov 指数 (e) 第 143 帧最大灰度距离序列的最大 Lyapunov 指数 (f) 第 193 帧最大灰度距离序列的最大 Lyapunov 指数 (g) 第 73 帧目标潜在区域, (h) 第 143 帧目标潜在区域 (i) 第 193 帧目标潜在区域 (j) 第 73 帧检测结果 (k) 第 143 帧检测结果 (l) 第 193 帧检测结果

## 5. 结 论

本文提出了一种新的适用于视频图像处理的基于区域 Lyapunov 指数的目标检测新方法, 并利用新方法进行了实际海面舰船目标的检测实验. 新方法

定义了图像灰度距离的概念, 基于改进的 Wolf 方法将一维信号 Lyapunov 指数提取方法扩展到图像信号, 通过计算图像区域最大灰度距离的最大 Lyapunov 指数, 分析运动目标存在时背景信号混沌特征的变化, 达到舰船目标检测的目的, 具有计算量小、所需存贮空间小、收敛速度快、精度高等优点.

与基于统计分析的方法相比较,新方法能更加准确和全面地描述复杂的海面背景特性,能更加有效地检测出海面背景下的舰船目标,可以显著提高舰船目标的检测概率,降低舰船目标的虚警概率,在目标

检测算法中具有较高的实用价值,为解决复杂多变海空背景中的光电目标自动检测与识别提供了一种新的途径.

- [ 1 ] Marivi T , Carlos L M , Jordi J M 2005 *IEEE Geosci. Remote S. Lett.* **2** 201
- [ 2 ] Cao Y L , Yang J Y , Ren M W , Yang W J 2000 *Mach. Vision Appl. Industrial Inspection* **VIII** 309
- [ 3 ] Lee D S 2005 *IEEE T. Pattern Analysis and Machine Intelligence* **27** 827
- [ 4 ] Su D , Zhang Q H , Xie S H 2006 *Computer Engineering and Applications* **16** 12 ( in Chinese ) [ 宿 丁、张启衡、谢盛华 2006 计算机工程与应用 **16** 12 ]
- [ 5 ] Haykin S , Li X B 1995 *IEEE Proceeding* **83** 95
- [ 6 ] Jiang B , Wang H Q , Li X , Guo G R 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 3985 ( in Chinese ) [ 姜 斌、王宏强、黎 湘、郭桂蓉 2006 物理学报 **55** 3985 ]
- [ 7 ] Ott E 2002 *Chaos in Dynamical Systems* ( New York : Cambridge University Press ) p56
- [ 8 ] Sprott J C 2003 *Chaos and Time Series Analysis* ( UK : Oxford University Press ) p103
- [ 9 ] Bryan K R , Coco G 2007 *Nonlin. Processes Geophys.* **14** 385
- [ 10 ] Wolf A , Swift J B , Swinney H L , John A V 1985 *Physica D* **16** 285
- [ 11 ] Rosenstein M T , Collins J J , Deluca C J 1993 *Physica D* **65** 117
- [ 12 ] Yang S Q , Zhang X H , Zhao C A 2000 *Acta Phys. Sin.* **49** 636 ( in Chinese ) [ 杨绍清、章新华、赵长安 2000 物理学报 **49** 636 ]
- [ 13 ] Takens F 1981 *Lecture Notes in Math.* **898** 361
- [ 14 ] Liebert W , Schuster H G 1989 *Phys. Lett. A* **142** 107
- [ 15 ] Grassberger P , Procaccia I 1983 *Physica D* **9** 189

## Detection of ship targets on the sea surface based on Lyapunov exponents of image block<sup>\*</sup>

He Si-Hua<sup>1,2)†</sup> Yang Shao-Qing<sup>3)</sup> Shi Ai-Guo<sup>1)</sup> Li Tian-Wei<sup>1)</sup>

1) ( Department of Navigation , Dalian Naval Academy , Dalian 116018 , China )

2) ( Unit 92493 of Chinese Navy , Huludao 125001 , China )

3) ( Department of Information Engineering , Dalian Naval Academy , Dalian 116018 , China )

( Received 28 May 2008 ; revised manuscript received 4 August 2008 )

### Abstract

The change of background's chaos feature when there are moving targets was analysed, and a new algorithm based on Lyapunov exponents of image block for moving targets detection on the sea surface, which is used for ship targets detection on the sea surface, was proposed. The new method defines the term of image gray level distance, extends the calculation method of Lyapunov exponents from single dimension signal to image signal based on the improved Wolf method, uses the change of the largest gray level distance Lyapunov exponents to detect ship targets submerged in chaos background. Experimental results show that the sea surface background has chaos feature. The proposed algorithm can detect ship targets effectively and can get better result than statistical analysis.

**Keywords** : Lyapunov exponents , gray level distance , chaos feature , target detection

**PACC** : 0545

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China ( Grant No. 60572160 ).

† E-mail : sihua.he@163.com



# 不同结构混沌系统的自适应同步和反同步\*

蔡 娜<sup>1)†</sup> 井元伟<sup>1)</sup> 张嗣瀛<sup>1)‡</sup>

1) 东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

2) 青岛大学复杂性科学研究所, 青岛 266071)

(2008 年 6 月 6 日收到, 2008 年 7 月 17 日收到修改稿)

针对不同结构混沌系统的同步与反同步问题进行了研究. 在系统参数已知时, 采用主动控制法实现混沌系统的同步与反同步, 并将主动控制器的设计方法进行了推广. 在参数未知时, 基于 Lyapunov 稳定性理论和自适应控制方法, 给出了自适应控制器和参数自适应律, 实现了参数均未知且结构不同的驱动系统和响应系统的同步与反同步. 在控制器的设计过程中, 将驱动系统和响应系统进行互换, 讨论了互换前后的控制器和自适应律之间的关系. 数值仿真结果说明了所提出设计方法的有效性.

关键词: 混沌同步, 反同步, 主动控制法, 自适应控制法

PACC: 0545

## 1. 引 言

1990 年, Pecora 和 Carroll<sup>[1]</sup> 利用驱动-响应概念提出了混沌系统的同步性问题. 这种同步是对混沌系统施加控制, 使该系统的轨道与另一混沌系统(或另一演化规律相同但是初值不同的同类混沌系统)的轨道渐近趋向一致. 由于其在保密通信等领域的广泛应用, 混沌同步问题受到了前所未有的关注. 现已成为非线性系统研究领域的热点之一. 至今, 除了最初的完全同步人们又提出了许多种混沌同步, 如广义同步<sup>[2]</sup>、相同步<sup>[3]</sup>、射影同步<sup>[4]</sup>、延迟同步<sup>[5]</sup>、反同步<sup>[6]</sup>等. 在周期混沌系统中, 反同步是一个值得关注的现象.

迄今为止, 人们已提出了许多方法用以实现混沌同步或反同步, 主要有主动控制法<sup>[6,7]</sup>、自适应控制方法<sup>[8,9]</sup>、线性反馈控制法<sup>[10]</sup>、滑模控制法<sup>[11,12]</sup>等. 由于实际应用中不同结构混沌系统的广泛存在, 对于不同结构混沌系统同步与反同步的研究已取得了一些研究成果. 例如, 李爽等<sup>[13]</sup>采用反馈控制和自适应控制相结合的方法实现了不同结构混沌系统的同步. Zhang 等<sup>[14]</sup>采用自适应的方法实现了参数未知的不同结构混沌系统同步. 文献 [15, 16] 给出了实现不同结构混沌系统反同步的充分条件. 本文主

要是基于以上研究成果, 利用主动控制法的简单有效且不需要确定 Lyapunov 函数的优点, 在参数已知的条件下, 采用该控制方法实现了两个不同结构混沌系统的同步与反同步. 并将主动控制器设计过程中需要确定的常数矩阵推广成一种与系统状态相关的形式. 在驱动系统和响应系统的参数均未知的条件下, 基于 Lyapunov 稳定性理论给出了自适应控制器, 以及系统未知参数的自适应律, 实现了混沌系统的自适应同步与反同步. 在控制器与自适应律的设计过程中将驱动系统与响应系统互换, 研究了互换前后的控制器和自适应律之间的关系. 数值仿真结果证明了本文所提出设计方法的有效性.

## 2. 基于主动控制法的同步与反同步控制器设计

### 2.1. 主动同步控制器设计及其仿真

考虑如下形式的两个混沌系统

$$\dot{x} = A_1 x + f_1(x), \quad (1)$$

$$\dot{y} = A_2 y + g_1(y), \quad (2)$$

其中  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$  与  $y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$  为系统的状态变量,  $A_1$  和  $A_2$  为系数矩阵,  $f_1(x)$  与  $g_1(y)$  为非线性向量函数. 在参数已知的条件下, 分

\* 国家自然科学基金(批准号: 62074009)资助的课题.

† E-mail: caina302@yahoo.com.cn