◇ 李启虎院士八十华诞学术论文 ◇

基于成像声呐DIDSON的水域内鱼群数量 估计方法^{*}

荆丹翔1 周晗昀1 韩 军17 张 进2

(1 浙江大学海洋学院 舟山 316021)

(2 上海海洋大学海洋科学学院 上海 201306)

摘要 为准确估计整片水域中的鱼群数量,提出一种利用成像声呐进行数量估计的方法。将成像声呐固定在 调查船下,并使波束发射方向与船前进方向一致,通过走航调查方式采集水下信息,对采集的数据进行声呐图 像构建、噪声去除、目标提取,其中噪声去除采用固定数据窗口的迭代最小二乘法,目标提取采用基于三倍标 准差准则的阈值分割法。接着利用扩展卡尔曼滤波结合最近邻的多目标跟踪算法对图像中的个体目标进行一 一计数,同时统计声呐扫描过的水域面积,获得目标个数的平均面密度值,最后结合水域占地面积,估算出整 片水域中的鱼群数量。利用该方法实现对滴水湖鱼群数量的估计,通过与人工计数结果比较,发现基于声呐图 像处理的数量统计方法具有较高精度,两者的统计值相差约10%。

关键词 成像声呐,数量估计,噪声去除,目标提取,目标跟踪

中图法分类号: S932.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-310X(2019)04-0705-07 DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2019.04.030

Fish abundance estimation based on an imaging sonar

JING Danxiang¹ ZHOU Hanyun¹ HAN Jun¹ ZHANG Jin²

(1 Ocean College, Zhejiang University, Zhoushan 316021, China)

(2 College of Marine Sciences, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China)

Abstract In order to estimate the fish abundance accurately in a body of water, a method of fish quantity estimation using an imaging sonar is proposed. The imaging sonar is fixed under the survey ship, making the beam lunching direction the same with the ship's moving direction, and sonar data is collected by means of the investigation on navigation. The image reconstruction, noise reduction and target extraction are conducted in turn. Fixed data window recursive least squares (FDWRLS) algorithm is adopted to reduce the speckle noise in sonar images, and threshold segmentation method based on thrice standard error principle is utilized to extract multiple targets. Therefore, multiple fish targets can be tracked using the nearest neighbor (NN) algorithm combined with extended Kalman filtering (EKF) and the targets are counted one by one. Meanwhile, the area detected by the sonar is added together to obtain the average areal density of fish. Finally, the fish abundance in this body of water is estimated with the parameter of water area. A field experiment is conducted in Dishui Lake to validate the effectiveness of the proposed method. Manual counting results of two datasets picked up from the sonar data are compared with the ones by the proposed method, it is shown that the fish abundance estimation method based on sonar image processing provides a higher accuracy rate, and the deviation between them is approximately 10%.

Key words Imaging sonar, Abundance estimation, Noise reduction, Target extraction, Target tracking

²⁰¹⁹⁻⁰²⁻¹⁰ 收稿; 2019-03-25 定稿

^{*}浙江省自然科学基金项目(LY17C190007)

作者简介: 荆丹翔 (1990-), 男, 江苏镇江人, 博士研究生, 研究方向: 水声信号处理。

[†]通讯作者 E-mail: jhan@zju.edu.cn

0 引言

传统的鱼群数量估计采用商业捕捞的形式,既 耗费人力物力,又有损渔业资源。随着数字电路技 术的发展,20世纪70年代研制了用于水下鱼群探 测的分裂波束式回波探测仪,其利用回波积分或回 波计数法对渔业资源进行评估^[1]。虽然这种鱼探 仪探测覆盖范围广,但主要利用回波强度(Target strength, TS)进行估算,回波信号投影形成的声学 图像精度很低,大部分鱼探仪在水平方向的波束宽 度大于5°(-3 dB时),对目标在距离上的测量存 在很大误差,同时由于脉冲长度的限制也导致鱼探 仪对目标的投影存在偏差^[2]。Zwolinski等^[3]通过 试验测得基于水声学的鱼群数量估计的标准差约 20%,而当鱼群密集产生声学阴影时,偏差更大,约 50%^[4]。

近年来,一款利用声学透镜发射独立波束形成 声学影像的多波束系统——双频识别声呐(Dualfrequency identification sonar, DIDSON)^[5], 因其 可以在昏暗或浑浊水域中生成几乎等同于光学影 像质量的高清晰度图像,被广泛用于渔业管理、结构 检测、管道泄漏、水底探测、水下搜寻、水下安检等 领域^[6]。在渔业管理方面,这款声呐主要用于水下 鱼类的观测与计数,例如Tiffan等^[7]利用DIDSON 在哥伦比亚河流域对秋季洄游的大马哈鱼进行观 测, Han 等^[8] 对鱼类进行自动的个体计数与体长 测量, Zhang 等^[9] 对中华鲟的游泳模式和体长进行 观测研究。DIDSON及其他鱼探仪因探测范围广、 精度高、可操作性强的特点极大提升了渔业资源评 估的效率和准确率,但是基于回波计数、回波积分 等原理的鱼探仪在鱼类个体跟踪、计数、三维空间 分布等领域显得力所不及, 而现阶段基于识别声呐 的渔业探测尚停留在个体目标计数、体长测量以及 行为观测阶段,并没有形成一套完整的资源评估体 系^[10]。本文在前人研究工作的基础上,提出一种高 精度的鱼群数量估计方法,即通过对波束扫描范围 内的目标计数,获得目标数量的面密度值,从而估算 整片水域的鱼群数量。

1 声呐图像处理

1.1 图像构建

当声呐在高频模式下工作,采集的每帧数据都 是96×512的二维数组,而实际的声呐探测范围是

扇形,因此需要进行坐标变化。如图1所示,假设 矩形 ABCD 为一帧数据,扇环 A'B'C'D' 为转换后 的图形,其中 O' 是扇环对应的圆心, P(x,y) 是矩形 ABCD 中需要转换的一个像素点, P'(x',y') 为转 换后的点。依据直角坐标系和极坐标系的关系,得 到转换公式为

$$\begin{cases} x' = \rho \cdot \cos \theta + OO', \\ y' = \rho \cdot \sin \theta, \end{cases}$$
(1)

式(1)中, ρ 是O'P'的长度, $\rho = L_{winStart} + L_{winLength}$ ×y/512,其中 $L_{winStart}$ 和 $L_{winLength}$ 是波束采样的 起始距离和探测距离,可以从声呐配置信息中提取; θ 是对应的极角, $\theta = \angle B'O'O + x \cdot \Delta \theta$,其中 $\Delta \theta$ 是 波束间隔,为0.3°。

由于公式(1)对应的是非线性变换,因此需要 对扇形图中空白区域进行填充。假设扇形区中需 要插值的点为(*x*, *y*),对应的像素值*v*可以通过公 式(2)插值获得。

$$v = \sum_{i=1}^{n} \frac{v_i}{d_i^2} \bigg/ \sum_{i=1}^{n} \frac{1}{d_i^2},$$
(2)

式 (2) 中, v_i 为围绕在点 (x, y) 周围的已知点 (x_i, y_i) 对应的像素值, $d_i^2 = (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2$, 通常情 况下 n 的取值为4。



Fig. 1 Coordinate transformation



图2展示了声呐图像构建的过程,其中图2(a) 是96×512的原始图,图2(b)是经过坐标转换后的 图像,图2(c)是插值后的图像。

1.2 噪声去除

由于声呐接收的信号是水下各散射体的回波 相干叠加而成,因此声呐图像中会出现随机分布的 黑白斑点,即斑点噪声^[11]。斑点噪声作为一种乘性 噪声,会影响系统成像质量,对后续的工作如边缘检 测、图像分割、阈值设定、目标识别等造成很大干扰。 同时由于声学图像的信噪比相对于光学图像更低, 导致常规的去除手段难以达到预期目标。为了有 效去除斑点噪声,本文设计了一种固定数据窗口的 迭代最小二乘 (Fixed data window recursive least squares, FDWRLS)算法。

定义一帧声呐图像为X,每个像素值为 x_{ij} ,其 中 $i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N, M$ 和N分别是 图像的水平、垂直分辨率。由于一组声呐图像是基 于时间序列的,因此将t时刻的声呐图像记为X(t), 其中的每个像素记为 $x_{ij}(t)$ 。由于斑点噪声是一种 乘性噪声,因此将某一个测量值 $y_{ij}(t)$ 记为^[12]

$$y_{ij}(t) = x_{ij}(t) \times n_{ij}(t), \qquad (3)$$

式(3)中, $n_{ij}(t) \ge x_{ij}(t)$ 对应的非高斯随机斑点噪声,且是归一化的随机变量。FDWRLS算法的核

心即为通过给定的测量值 $y_{ij}(t)$ 恢复真实的像素值 $x_{ij}(t)$ 。

$$\ln(y_{ij}(t)) = \ln(x_{ij}(t)) + \ln(n_{ij}(t)).$$
 (4)

将公式(4)记为

$$d_{ij}(t) = w_{ij}(t) + v_{ij}(t), (5)$$

式 (5) 中, $d_{ij}(t) = \ln(y_{ij}(t))$, $w_{ij}(t) = \ln(x_{ij}(t))$, $v_{ij}(t) = \ln(n_{ij}(t))$ 。

FDWRLS 算法采用有限脉冲响应模型为^[13]

$$d(t) = \boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{w}(t) + v(t), \qquad (6)$$

式(6)中,d(t)和v(t)分别是t时刻的测量值和噪声测量值,u(t)是输入数据向量,w(t)是待估计的参数向量。将w(t)的估计值记为 $\hat{w}(t)$,设定固定数据窗口长度值为L,通过如下的最小化准则获得从时刻t - L + 1到t的最小方差估计值^[14]:

$$\hat{\boldsymbol{w}}(t|t-L+1) = \arg\min_{\boldsymbol{w}} \sum_{i=t-L+1}^{t} \left(d\left(i\right) - \boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}(i)\boldsymbol{w} \right)^{2}.$$
(7)

利用迭代最小二乘法计算公式(7)。假设从时 刻t - L到t - 1的估计值 $\hat{w}(t - 1|t - L)$ 及其对应 的协方差P(t - 1|t - L)已知,则首先通过一次向 下更新操作去除t - L时刻的测量值d(t - L),可得

$$\boldsymbol{P}(t-1|t-L+1) = \boldsymbol{P}(t-1|t-L) + \frac{\boldsymbol{P}(t-1|t-L)\boldsymbol{u}(t-L)\boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}(t-L)\boldsymbol{P}(t-1|t-L)}{1-\boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{P}(t-1|t-L)\boldsymbol{u}(t-L)}, \quad (8)$$
$$\hat{\boldsymbol{w}}(t-1|t-L+1) = \hat{\boldsymbol{w}}(t-1|t-L) - \boldsymbol{P}(t)\boldsymbol{u}(t)\left(d(t-L)-\boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}(t-L)\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}(t)\right). \quad (9)$$

接着通过一次向上更新操作加入t时刻的测量值d(t),获得当前时刻的估计值:

$$\boldsymbol{P}(t|t-L+1) = \boldsymbol{P}(t-1|t-L+1) - \frac{\boldsymbol{P}(t-1|t-L+1)\boldsymbol{u}(t)\boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{P}(t-1|t-L+1)}{1+\boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{P}(t-1|t-L+1)\boldsymbol{u}(t)}, \quad (10)$$

$$\hat{\boldsymbol{w}}(t|t-L+1) = \hat{\boldsymbol{w}}(t-1|t-L+1) + \boldsymbol{P}(t|t-L+1)\boldsymbol{u}(t)\left(d(t) - \boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}(t)\hat{\boldsymbol{w}}(t-1|t-L+1)\right). \quad (11)$$

在给定初始估计值 $\hat{\boldsymbol{w}}$ (L-1|0)和对应协方差 $\boldsymbol{P}(L-1|0)$ 的前提下,即可通过公式(8)~(11)的 迭代运算获得不同时刻下的估计值。

用公式(5)中的元素变量代替向上、向下迭代 操作中的矩阵量,可以得到 w_{ij} 的估计值 \hat{w}_{ij} ,以及 对应的方差 p_{ij} 。

因此每个像素的估计值为

$$\hat{x}_{ij}(t) = \exp\left(\hat{w}_{ij}\left(t\right)\right),\tag{12}$$

式(12)中,exp(·)是以自然常数 e 为底的指数函数。 最后将每个像素点重新组成声呐图像,即为滤波后 的图,

$$\hat{\boldsymbol{X}}(t) = \begin{bmatrix} \hat{x}_{11}(t) & \cdots & \hat{x}_{1N}(t) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{x}_{M1}(t) & \cdots & \hat{x}_{MN}(t) \end{bmatrix}.$$
 (13)

图 3^[15] 显示了利用迭代最小二乘法滤波后的 声呐图, 其中图 3(a) 是原图, 带有很多的斑点噪声, 图 3(b) 是滤波后的声呐图, 对比发现滤波效果很明显。



图 3 迭代最小二乘法滤波去燥 Fig. 3 Noise removal by FDWRLS algorithm

1.3 目标提取

由于水下环境复杂,固定阈值的目标提取方法 不能完美提取所有的目标,不当的阈值设定会造成 目标提取的严重偏差,因此本文利用三倍标准差准 则设计了一种自适应的阈值分割法进行目标提取。

假设第k帧图像中位置(x, y)处对应的像素值为v(x, y),且服从均值为 μ 、方差为 σ^2 的高斯分布,

$$v(x,y) \sim N(\mu,\sigma^2). \tag{14}$$

依据三倍标准差准则,v(x,y)分布在区间 [-3 σ ,3 σ]之外的概率小于0.3%^[16],因此设定图像 阈值 $T_h = \mu + \beta \cdot 3\sigma$,其中 β 为阈值系数。平均值 μ 和方差 σ^2 通过下列公式获得:

$$\mu_k = \frac{1}{N} \sum_x \sum_y v(x, y), \tag{15}$$

$$\sigma_k^2 = \frac{1}{N} \sum_x \sum_y (v(x, y) - \mu_k)^2, \qquad (16)$$

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{k} \mu_k, \tag{17}$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{M} \sum_k \sigma_k^2,\tag{18}$$

其中: μ_k 、 σ_k^2 是第k帧图像中所有像素值的均值和 方差, N 是像素点个数。通过计算连续 M 帧图像所 对应均值和方差的平均值,获得随环境实时改变的 $\mu 和 \sigma^2$, 从而获得自适应的阈值 T_h 。由于这连续 M 帧图像随着k的改变而实时滑动, 因此 T_h 也会实时 改变, 达到自适应的目的。当 $v(x,y) > T_h$ 时, 该点 被判定为目标, 否则为背景。

2 数量估计

2.1 目标跟踪计数

鱼群数量估计的关键是个体目标计数,由于同 一个目标会出现在连续多帧图像中,为了避免重复 计数,必须对目标进行跟踪处理,即将不同帧图像中 同一目标关联为一个有效目标。本文设计了一种计 算量小、易于实现的多目标跟踪计数算法,通过扩展 卡尔曼滤波(Extended Kalman filtering, EKF)更 新目标状态,利用最近邻(Nearest neighbor, NN)算 法将当前时刻目标状态与已确定的目标轨迹关联。

首先定义系统的观测量为

$$\boldsymbol{Z}\left(k\right) = \begin{bmatrix} r\\ \alpha \end{bmatrix},\tag{19}$$

式(19)中,r是目标的斜距, α是方向角。

系统的量测方程为

$$\boldsymbol{H}: \begin{cases} r = \sqrt{x^2 + y^2} + \delta r, \\ \alpha = \tan \frac{x}{y} + \delta \alpha, \end{cases}$$
(20)

式 (20) 中: δr 为斜距的量测误差, $\delta \alpha$ 为方向角的量测误差, (x, y) 是目标在声呐图像中的位置。

第i个目标在k时刻的系统状态向量为

$$\boldsymbol{X}_{k}(i) = [x_{k,i} \, \dot{x}_{k,i} \, y_{k,i} \, \dot{y}_{k,i}], \qquad (21)$$

式 (21) 中, $(x_{k,i}, y_{k,i})$ 是第 i 个目标在 k 时刻的位置, $(\dot{x}_{k,i}, \dot{y}_{k,i})$ 是对应的速度。

首先计算第*i*个目标在前一时刻状态 量 $X_{k-1}(i)$ 的预测值 $\hat{X}_{k|k-1}(i)$, 其中*i* = 1,2,..., m_{k-1} , m_{k-1} 是k-1时刻的状态个数,预测方程为

$$\widehat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}(i) = \boldsymbol{F}\boldsymbol{X}_{k-1}(i), \qquad (22)$$

式(22)中,**F**是状态转移矩阵,目标在短时间内可 以被近似为匀速直线运动,因此状态转移矩阵为

$$\boldsymbol{F} = \begin{bmatrix} 1 \ \Delta t \ 0 \ 0 \\ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \\ 0 \ 0 \ 1 \ \Delta t \\ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \end{bmatrix},$$
(23)

式 (23) 中, Δt 是采样时间间隔。接着计算预测值 $\widehat{X}_{k|k-1}(i)$ 与当前时刻观测量 $Z_k(j)$ 的权值 w(i,j), 其中 $j = 1, 2, \cdots, n_k, n_k$ 是当前时刻观测量的个数, 权值用 $\widehat{X}_{k|k-1}(i)$ 与 $Z_k(j)$ 的距离值代替。找到最 小权值 $w_{\min} = \min \{w(i,j)\}$,以及对应的编号 i 和 j,判断 w_{\min} 是否小于设定的门限值 ε , 若 $w_{\min} < \varepsilon$, 则将预测量 $\widehat{X}_{k|k-1}(i)$ 与观测量 $Z_k(j)$ 作为一对匹 配值,并在 {w(i,j)} 中去掉这对组合,然后重复操 作 m_{k-1} 次。如果 n_k 个观测量中还存在未匹配的 量,即表示出现了新的目标;如果 m_{k-1} 个状态量 中还有未匹配的状态,即表示此预测量对应的目标 消亡了,总目标个数加一。获得了前一个时刻预测 量 $\widehat{X}_{k|k-1}(i)$ 与当前时刻观测量 $Z_k(j)$ 的对应关系 后,即可利用 EKF 计算当前时刻的状态量 $X_k(i)$, $i = 1, 2, \dots, m_k$,具体过程如下^[17]:

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1}(i) = \boldsymbol{F}\boldsymbol{P}_{k-1}(i) \boldsymbol{F}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{\Gamma}_{k}(i) \boldsymbol{Q}_{k-1}(i) \boldsymbol{\Gamma}_{k}(i)^{\mathrm{T}}, \qquad (24)$$

$$\boldsymbol{K}_{k}(i) = \boldsymbol{S}_{k}(i) \left(\frac{\partial \boldsymbol{H}}{\partial \boldsymbol{X}} \boldsymbol{S}_{k}(i) + \boldsymbol{R}_{k}(i)\right)^{-1}, \quad (25)$$

$$\boldsymbol{S}_{k}(i) = \boldsymbol{P}_{k|k-1}(i) \left(\frac{\partial \boldsymbol{H}}{\partial \boldsymbol{X}}\right)^{\mathrm{T}}, \qquad (26)$$

$$\mathbf{X}_{k}(i) = \widehat{\mathbf{X}}_{k|k-1}(i) + \mathbf{K}_{k}(i) \Big(\mathbf{Z}_{k}(i) - \mathbf{H} \Big\{ \mathbf{h}(k) \, \widehat{\mathbf{X}}_{k|k-1}(i) \Big\} \Big), \qquad (27)$$

$$\boldsymbol{P}_{k}(i) = \left(I - \boldsymbol{K}_{k}(i) \frac{\partial \boldsymbol{H}}{\partial \boldsymbol{X}}\right) \boldsymbol{P}_{k|k-1}(i) + \boldsymbol{K}_{k}(i) \boldsymbol{R}_{k}(i) \boldsymbol{K}_{k}(i)^{\mathrm{T}}, \qquad (28)$$

其中: $P_{k|k-1}(i)$ 是预测协方差矩阵, $P_{k-1}(i)$ 是前 一个时刻的协方差矩阵, $Q_{k-1}(i)$ 是前一个时刻的 系统过程噪声, $\Gamma_k(i)$ 是噪声协方差矩阵, $K_k(i)$ 是 卡尔曼增益矩阵, $R_k(i)$ 是系统测量噪声, $X_k(i)$ 是当前时刻的状态量, h(k) 是量测转移矩阵, 且 $h(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, $Z_k(i)$ 是当前时刻目标 i 对应的 观测量, $P_k(i)$ 是当前时刻的协方差矩阵。



图 4 个体目标的跟踪计数 Fig. 4 Tracking and counting of individual targets

当所有目标按照上述操作更新状态以及与对 应观测量关联后,就完成了该航段中个体目标的计 数。图4展示了个体目标跟踪计数的结果,其中3条 轨迹代表了3个目标。

2.2 鱼群数量估计

为了统计整片水域中鱼群的数量,本文设计一种基于面密度的数量估计方法。首先通过走航探测的方式,利用声呐对水下鱼群进行数据采集,如图5 所示。假设水域占地面积为*S*,鱼群数量的平均面 密度为ρ_s,则鱼群总量为

$$N = \rho_s \cdot S. \tag{29}$$



图5 走航探测示意图



走航探测中将采集的数据分成n个航段,因此 平均面密度 ρ_s 通过下式获得:

$$\rho_s = \sum_{i=1}^n N_i / \sum_{i=1}^n S_i, \tag{30}$$

式(30)中, N_i 是每个航段中个体目标的数量, 通过 目标跟踪计数算法获得, S_i 是对应的声呐扫描水域 面积。

建立如图 6 所示的空间坐标系,声呐波束发射 方向与扫描移动方向一致,都沿着 y 轴正方向, γ 是声呐波束与 Y 轴的夹角, β 是声呐的水平视角为 29°, h_i 是平均探测距离, L_i 是该航段的长度,则声 呐从 t_0 时刻移动到 t_1 时刻对应的扫描面积为

$$S_i = 2h_i \cdot \sin\frac{\beta}{2} \cdot L_i. \tag{31}$$

 L_i 通过船载 GPS 获得, h_i 通过式 (32) 获得:

$$h_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m h_{i,j},$$
 (32)

式(32)中,h_{i,j}为一帧图像的探测距离,m表示该航 段采集图像的总帧数。当声呐发射的波束触及水底 时,h_{i,j}为波束与水底相交处距离声呐镜头的直线 距离;当声呐发射的波束未触及水底时,h_{i,j}为声呐的探测范围。

在已知*S*的前提下,通过公式(29)~(32)即可获得鱼群总数的估计值。





3 试验及分析

3.1 数据采集与记录

选取上海市滴水湖为试验场地。将成像声呐固定在船舷后侧,置于水下约0.3 m处,波束发射方向与声呐前进方向一致,即沿着y轴正方向,声呐镜头呈45°倾斜向下,即如图5所示。声呐与笔记本电脑相连,并接入DGPS记录调查船航行轨迹。设置船速为2 kn,声呐工作频率为1.8 MHz,接收增益为20 dB,探测范围为12 m,采样频率为37.5 kHz。其中接收增益指声呐接收机的放大倍数,可根据目标信号强弱和信噪比大小进行调节。采样频率是针对每个采样点的采样频率,信号的脉冲宽度是微秒级,不同的脉宽对应不同的探测距离以及分辨力。

本次试验共记录12个航段,每个航段的路线长 度、探测面积以及目标个数统计如表1所示。

根据表1的数据计算获得鱼群的平均面密 度为0.0811尾/m²,结合水域的实际占地面积 $5.56 \times 10^6 m^2$,获得目标总个数为 4.51×10^5 。

3.2 结果分析与讨论

为了验证目标提取与跟踪计数算法的准确性, 选取两段声呐数据与人工计数比对。其中人工计 数,是通过人眼对每一帧图像中的目标进行一个一 个计数,并将三次计数结果的平均值作为该次计数 值。选取的第一段数据由144帧图像组成,第二段数 据由214帧图像组成,分别对每段数据中的目标个 数、总目标个数进行统计,统计结果如表2所示。其 中"目标个数"是指通过目标提取算法将每帧图像 中的目标个数累加的结果,"总目标个数"是指利用 目标跟踪算法统计的有效目标个数。

表1 各航段数据记录 Table 1 Data records of each route

航段编号	航段长度/m	探测面积 $/m^2$	目标数量
1	3109	892	297
2	4561	1349	518
3	1871	8156	626
4	3740	19401	1686
5	3828	17186	1869
6	3907	1101	759
7	4605	1400	1031
8	6703	30406	879
9	1827	4940	474
10	962	4535	324
11	7312	31693	1427
12	3901	17475	1346

表2 人工计数与自动计数统计

Table 2 Statistics through manual and au-tomatic counting

	数据1			数据2		
	目标个数	总目标个数	-	目标个数	总目标个数	
人工	5971	497		6226	999	
自动	5878	454		5978	897	
偏差	1.56%	8.65%		3.98%	10.21%	

从表2可以看出,通过目标提取算法获得的目标个数与人工计数结果偏差在4%以内,通过目标跟踪算法统计的总目标个数与人工计数结果偏差约10%,相比于基于回波探测的数量统计法,本文设计的算法提高了计数准确率。

总目标个数统计偏差产生的原因是多方面的。 首先本文利用 EKF 对目标状态进行估计,假设了状 态转移矩阵采用匀速直线运动模型,但在真实的水 下环境,鱼类运动模型多种多样,且互相转换,因此 需对目标运动建模展开深入探讨。其次,当目标在 水底运动时,目标强度极有可能与水底的碎石、水 草等杂物的强度值接近,出现目标时隐时现的情况, 导致目标提取错误或跟踪轨迹断裂而重复计数,因 此需结合水下目标强度特性展开具体分析。

对于整片水域中鱼群数量估计,也有很多因素 导致误差的产生。首先是来自成像声呐本身的缺 点,DIDSON自带0.42 m的近端探测盲区,当声呐 置于水下 0.3 m 处时, 共会产生 0.72 m 的探测盲区。 其次, 当水深超过声呐探测极限距离时, 水底也存在 探测盲区。同时, 鱼类对于调查船具有自动躲避特 性^[18], 因此通过走航采集的水下数据并不是鱼群均 匀分布下的状态。针对本试验中的声呐, 鱼类体长 大约 5 cm、小于 80 cm 时计数准确率更高, 因为体 长过小的鱼成像在声呐图像上容易被当成噪声滤 除, 体长过大的鱼在视场近端时, 成像容易被割断造 成计数错误。

本论文利用声呐采集鱼群信息,通过数据后处 理估算了整片水域中的鱼群数量,对于目标跟踪及 计数的准确性尚缺乏更客观的评价,因此后续可以 设计一个基于高清水下摄像头观测族馆鱼类的试 验,进行对比跟踪与计数分析。

4 结论

(1)本文提出了一种基于成像声呐的鱼群数量估计方法,通过声呐图像处理与多目标跟踪计数算法统计走航探测中的目标个数,计算目标数量的平均面密度,从而获得整片水域的鱼群数量。

(2)为了去除声呐系统特有的斑点噪声,设计 了固定数据窗口的迭代最小二乘算法。为了有效提 取复杂背景中的目标,设计了基于三倍标准差准则 的自适应阈值分割算法。

(3)通过对滴水湖的走航探测,估算出了整片 水域的鱼群数量,并选取两段数据与人工计数对比, 结果显示目标统计偏差在10%左右,相对于回波探 测法精度得到了很大提高。

参考文献

- Lubis M Z, Manik H M. Review: acoustic systems (split beam echo sounder) to determine abundance of fish in marine fisheries[J]. Journal of Geoscience, Engineering, Environment, and Technology, 2017, 2(1): 76–83.
- [2] Misund O A, Aglen A, Frønæs E. Mapping the shape, size, and density of fish schools by echo integration and a high-resolution sonar[J]. ICES Journal of Marine Science, 1995, 52(1): 11–20.
- [3] Zwolinski J Z, Fernandes P G F G, Marques V, et al. Estimating fish abundance from acoustic surveys: calculating variance due to acoustic backscatter and length distribution error[J]. Canadian Journal of Fisheries & Aquatic Sciences, 2009, 66(12): 2081–2095.
- [4] Appenzeller A R, Leggett W C. Bias in hydroacoustic estimates of fish abundance due to acoustic shadowing: evidence from day-night surveys of vertically migrating

fish[J]. Canadian Journal of Fisheries & Aquatic Sciences, 1992, 49(10): 2179–2189.

- [5] Belcher E O, Matsuyama G, Trimble R. Object identification with acoustic lenses[C]//Proceeding IEEE Oceans, IEEE, Honolulu, Hawai, 2001(1): 6–11.
- [6] 陈星辰, 陈斌. 双频识别声呐水下影像监测系统及其应用 [J]. 中国水能及电气化, 2015(11): 22–25, 11.
 Chen Xingchen, Chen Bin. Dual-frequency identification sonar underwater image monitoring system and its application[J]. China Water Power & Electrification, 2015(11): 22–25, 11.
- [7] Tiffan K F, Rondorf D W, Skalicky J J. Imaging fall chinook salmon redds in the columbia river with a dualfrequency identification sonar[J]. North American Journal of Fisheries Management, 2004, 24(4): 1421–1426.
- [8] Han J, Honda N, Asada A, et al. Automated acoustic method for counting and sizing farmed fish during transfer using DIDSON[J]. Fisheries Science, 2009, 75(6): 1359–1367.
- [9] Zhang H, Wei Q, Kang M. Measurement of swimming pattern and body length of cultured Chinese sturgeon by use of imaging sonar[J]. Aquaculture, 2014, 434: 184–187.
- [10] 荆丹翔. 基于识别声呐的鱼群目标检测跟踪方法 [D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
- [11] Chaillan F, Fraschini C, Courmontagne P. Speckle noise reduction in SAS imagery[J]. Signal Processing, 2007, 87(4): 762–781.
- [12] Padmavathi G, Subashini P, Kumar M, et al. Comparison of filters used for underwater image pre-processing[J]. International Journal of Computer Science & Network Security, 2010, 10(1): 58–65.
- [13] Lee K J, Sung H, Park E, et al. Joint optimization for one and two-way MIMO AF multiple-relay systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(12): 3671–3681.
- [14] Ding F, Xiao Y. A finite-data-window least squares algorithm with a forgetting factor for dynamical modeling[J]. Applied Mathematics & Computation, 2007, 186(1): 184–192.
- [15] Cho H, Yu S C. Real-time sonar image enhancement for AUV-based acoustic vision[J]. Ocean Engineering, 2015, 104: 568–579.
- [16] 何世彪,杨士中. 3σ 准则在小波消噪中的应用 [J]. 重庆大学 学报 (自然科学版), 2002, 25(12): 58–61.
 He Shibiao, Yang Shizhong. Applied of 3σ-rule in reducing noise in signal by wavelet analysis[J]. Journal of Chongqing University (Natural Science Edition), 2002, 25(12): 58–61.
- [17] Jing D, Han J, Wang G, et al. Dense multiple-target tracking based on dual frequency identification sonar (DIDSON) image[C]//Oceans IEEE, Shanghai, 2016: 1–5.
- [18] Jůza T, Rakowitz G, Drastik V, et al. Avoidance reactions of fish in the trawl mouth opening in a shallow and turbid lake at night[J]. Fisheries Research, 2013, 147(10): 154–160.