复杂阴影背景下的USV自动水域边界检测

魏阳杰

东北大学计算机科学与工程学院, 沈阳 110004

* E-mail: weiyangjie@ise.neu.edu.cn

收稿日期: 2017-07-11; 接受日期: 2017-11-15; 网络发表日期: 2017-12-29

国家重点研发计划(编号: 2016YFC0101500)和中央高校基本科研业务专项资金(N161602002)资助项目

摘要 准确的水域边界检测是无人水面平台(unmanned surface vehicle, USV)自主导航和避障的关键技术. 然而, 当前基于光学图像的导航避障方法在实际USV系统中的可行性和准确性都偏低, 其中, 户外复杂自然光照引起的图像阴影是主要的误差源之一. 本文提出了一种结合光学阴影处理和能量优化的自动水域边界检测方法, 并且在实际的USV系统中得到了验证. 首先, 详细分析了阴影不敏感的本征图像的基本原理, 并用于复杂光照条件下的背景分割; 接着, 使用光学阴影验证方法区分了不同目标区域, 并利用阴影区域和非阴影区域的亮度差值定位水域边界; 然后, 将水域边界检测问题转化为全局能量优化问题, 并为了提高算法的鲁棒性提出了算法的补充条件; 最后, 使用实际USV系统采集的多组光学图像验证了算法的有效性和鲁棒性.

关键词 无人水面平台, 阴影, 水域边界检测, 能量优化

1 引言

光学传感器是无人水面平台(unmanned surface vehicle, USV)自主导航和避障等领域常用的工具之一^[1-3]. 然而, 在野外复杂的自然光照条件下, 当前基于光学图像的自动导航避障方法很难为USV系统提供实时准确的可行区域信息^[4]. 因此, 研究如何在光学图像中自动准确地提取可行区域是提高USV自主性的热点问题之一.

理论上, USV系统的可行区域提取等价于可行水域边界检测问题. 当前, 常规的水域边界检测方法多是基于图像处理中的边缘检测^[5-7]和阈值分割^[8]. 但是, 当USV运行在实际野外环境中时, 光照、风扰、阴影

等很多因素都可能降低水域边界检测算法的精度, 其中, 最常见的就是自然光照下的各种光学阴影. 原因: (1) 基于边缘检测的水域边界检测方法是把图像中的亮度突变归类为水域边缘. 然而, 阴影覆盖区域图像的亮度会发生变化, 根据边缘检测的原理, 这些区域的边缘很容易被误检测为水域边界. (2) 基于阈值分割的可行区域检测是通过比较水面区域像素亮度值与设定阈值的方法分割出水面区域. 当图像中存在阴影时, 被阴影覆盖的水面区域亮度值会明显下降, 特别是只有部分水面区域被阴影覆盖时, 不均匀的亮度分布必然会降低阈值分割的准确性. 除了传统的边缘检测和阈值分割, 近年来有些学者还提出了水平集^[9]和纹理分析^[10]等新方法检测水域边界, 但是, 这些

引用格式: 魏阳杰. 复杂阴影背景下的USV自动水域边界检测. 中国科学: 技术科学, 2018, 48: 101-109

Wei Y J. Automatic waterline detection for USV with complicated shadow background (in Chinese). Sci Sin Tech, 2018, 48: 101-109, doi: [10.1360/N092017-00217](https://doi.org/10.1360/N092017-00217)

方法仍然很难回避户外光照条件下阴影对检测结果的影响^[11-16]。即使少数算法中考虑了阴影的作用, 算法的准确性和鲁棒性也很难满足实际 USV 系统的应用需求^[17]。因此, 为了提高现有USV系统中水域边界检测方法的准确性、自主性和鲁棒性, 在水域边界检测方法中融入阴影特性分析和建模是非常重要的。

本文提出了一种结合阴影处理和全局能量优化的光学水域边界检测方法。首先, 引入了对阴影不敏感的本征图像进行背景分割, 从而尽量减少阴影对图像亮度分布的影响; 接着, 根据阴影形成的物理原理, 将水域边界分割问题转化为微分能量方程的形式, 并使用迭代优化方法寻找能量方程的全局最优解。与传统水域边界检测方法不同, 本文根据阴影形成的物理原理分割图像的背景区域; 在检测水域边界时, 既考虑了阴影区域和非阴影区域不同的亮度特性, 也设计了不同区域划分时的能量优化方程, 更重要的是本文提出使用全局优化的方式求解水域边界, 很好地避免了局部方法可能带来的边缘效应。因此, 与传统的基于图像亮度或者纹理结构的检测方法相比, 本文所提方法的鲁棒性和实用性更强。

2 静态图像的本征图像

室外环境中, 白天的光源可以分为太阳直射光和辐射光。当照射到物体表面的光线被部分或者全部遮挡, 就形成了物体阴影。其中, 自阴影是当物体被照射时部分直射光线被遮挡后形成的; 投射阴影是光线被遮挡时物体的阴影投射到其他物体表面形成的。尽管许多文献中都提出了关于阴影亮度特性转换的方法^[18,19], 但是, 这些方法大都需要设置一些已知条件, 而且算法的复杂度较高。2009年, 田建东等人^[20]提出了一种对阴影不敏感的本征图像, 该图像很好地评估了阴影区域和非阴影区域的亮度特性, 具体原理如下所述。

首先, 非阴影区域的像素亮度值 T_H 可以表示为

$$T_H = \alpha_H t_H + \beta_H, \quad (1)$$

式中, t_H 表示阴影区域的亮度值; H 表示RGB图像的通道, 其中, 在阴影区域 H 表示 r , g 和 b ; 在非阴影区域 H 表示 R , G 和 B ; α_H 和 β_H 表示模型参数。

对式(1)两侧作如下数学变化:

$$T_H - \frac{\beta_H}{1 - \alpha_H} = \alpha_H \left(t_H - \frac{\beta_H}{1 - \alpha_H} \right), \quad (2)$$

然后, 对式(2)两侧取对数可以得到:

$$\begin{aligned} & \log \left(R - \frac{\beta_1}{1 - \alpha_1} \right) + \log \left(G - \frac{\beta_2}{1 - \alpha_2} \right) \\ & - \eta \cdot \log \left(B - \frac{\beta_3}{1 - \alpha_3} \right) \\ & = \log \left(r - \frac{\beta_1}{1 - \alpha_1} \right) + \log \left(g - \frac{\beta_2}{1 - \alpha_2} \right) \\ & - \eta \cdot \log \left(b - \frac{\beta_3}{1 - \alpha_3} \right), \end{aligned} \quad (3)$$

式中,

$$\eta = \frac{\log(k_1)}{\log(k_2)} + \frac{\log(k_2)}{\log(k_3)}.$$

定义 $\varphi = [1 \quad 1 - \lambda]$, 式(3)可以转化为

$$\begin{aligned} & \varphi \left(\log \left(R - \frac{\beta_1}{1 - \alpha_1} \right) + \log \left(G - \frac{\beta_2}{1 - \alpha_2} \right) \right. \\ & \left. - \lambda \cdot \log \left(B - \frac{\beta_3}{1 - \alpha_3} \right) \right) \\ & = \varphi \left(\left(\log \left(r - \frac{\beta_1}{1 - \alpha_1} \right) + \log \left(g - \frac{\beta_2}{1 - \alpha_2} \right) \right. \right. \\ & \left. \left. - \lambda \cdot \log \left(b - \frac{\beta_3}{1 - \alpha_3} \right) \right) \right). \end{aligned} \quad (4)$$

从式(4)可见, φ 变换后, 阴影区域和非阴影区域的像素亮度值相等。因此, 如果将一幅彩色图像作 φ 变换, 得到的目标图像的阴影区域和非阴影区域的亮度值将不再有差别, 即对阴影不敏感, 这种目标图像被称为本征图像。为了减少阴影对水域边界检测方法精度的影响, 本文将本征图像引入水域边界检测算法中。

3 基于阴影处理的水域边界检测

本文中提出了一种结合阴影处理和全局能量优化的水域边界检测方法。按照算法处理顺序, 本文算法可以分为两个步骤, 即: 背景分割和水域边界检测。

3.1 背景分割

当USV系统在野外水面上行驶时, 采集到的光学

图像中可能包含水面、岸边树木、其他船只、天空等各种景物. 因此, 为了提高水域边界检测算法的精度和实时性, 本文在检测水域边界之前, 使用了上节提到的本征图像去除不包含水域边界的背景区域.

首先, 根据式(4)将采集的原始彩色图像转化为本征图像, 如图1为一幅USV采集的彩色图像, 图2为图1的本征图像. 式(4)中, α 和 β 值是根据文献[21]计算 $20^\circ \sim 70^\circ$ 天顶角的光谱辐照度平均值来估计的, 这里, $\beta_1=25$, $\beta_2=20$ 和 $\beta_3=14$; $\alpha_1=1.6$, $\alpha_2=1.4$ 和 $\alpha_3=1.2$. 对比图1和图2可见, 原始图像中水面上的岸边树木投射阴影和树冠中树叶自阴影造成了明显的亮度差; 经过本征图像转换后, 树冠和水面阴影区域的亮度分布变得均匀, 且亮度值明显高于背景区域, 即天空和不含阴影的水面区域. 因为水域边界不可能在背景区域中, 而且, 背景区域和目标区域有明显的亮度差, 所以, 通过本征图像估计阈值, 并通过简单的阈值分割去除原始图像中的背景区域在理论上是可行的.

为了评估背景分割阈值, 首先计算图2中本征图像的亮度直方图, 结果如图3所示. 从图3可见, 在亮度值 $0 \sim 255$ 之间有两个明显的统计峰值, 两个峰值间即为分割阈值区域. 在阈值区域选定阈值 ρ 后, 可以很容易地把原始图像分割为背景区域和目标区域, 分割方法是: 当本征图像中某个像素点的亮度值小于阈值时, 定义原始彩色图像中该像素点RGB值为 $(0, 0, 0)$, 否则该像素点的RGB值不变. 分割结果如图4所示, 其中, 黑色区域为背景区域. 可见, 通过背景分割, 不含有水域边界的区域已经在原始图像中被去除.

3.2 水域边界检测

从图4可见, 背景分割后剩余的目标图像中主要包含两种阴影: 自阴影和投射阴影. 其中, 自阴影是茂密的树叶部分遮挡直射光线后在树冠区域造成的零散暗色区域块; 水域表面的暗色区域是岸边树木的投射阴影; 理论上, 投射阴影与岸边树木之间的边界即为真实的水域边界. 但是, 从图4可以很容易发现: 由于各种阴影的存在, 背景分割后的目标区域亮度特性仍然很复杂, 水面纹理也并不明显. 因此, 很难使用传统的阈值或者纹理结构等方法检测出水域边界. 通过观察水域边界两侧的亮度特性, 可以发现如下规律:

(1) 水域边界上方区域(定义为 R_u)中零散分布的是小区域的自阴影, 除了自阴影之外, R_u 中大部分区域都

图1 原始采集图像

图2 原始图像的本征图像

图3 本征图像的直方图

图4 背景分割结果图

是不包含自阴影的岸边景物图像.

(2) 水域边界下方区域(定义为 R_d)全部由水面图像构成, 并且水面上布满了岸边树木的投射阴影.

(3) R_u 和 R_d 的分界线即为水域边界.

根据文献[19]中的阴影形成原理, 阴影区域的判断方程如下^[21]:

$$\begin{cases} \text{Yes, if } [I_{sNSR} \ I_{sNSG} \ I_{sNSB}] - [I_{sSR} \ I_{sSG} \ I_{sSB}] \\ \subset [\varepsilon_1 \cdot \mathbf{R} \ \varepsilon_2 \cdot \mathbf{R}], \\ \text{No, if } [I_{sNSR} \ I_{sNSG} \ I_{sNSB}] - [I_{sSR} \ I_{sSG} \ I_{sSB}] \\ \not\subset [\varepsilon_1 \cdot \mathbf{R} \ \varepsilon_2 \cdot \mathbf{R}], \end{cases} \quad (5)$$

式中, $[I_{sNSR} \ I_{sNSG} \ I_{sNSB}]$ 表示非阴影区域的像素亮度向量; $[I_{sSR} \ I_{sSG} \ I_{sSB}]$ 表示阴影区域的像素亮度向量; $\mathbf{R}=[(\beta_1-1) \cdot r + \alpha_1, (\beta_2-1) \cdot g + \alpha_2, (\beta_3-1) \cdot b + \alpha_3]$; ε_1 和 ε_2 表示经验参数, 一般选择 $\varepsilon_1=0.8$, $\varepsilon_2=1.2$.

由式(5)可见, 阴影区域的亮度均值低于相应的非阴影区域的亮度均值. 观察图4可见, R_u 只包含少量的自阴影, 大部分区域并没有阴影; R_d 则几乎全部是阴影区域, 因此, 从理论上可知 R_u 和 R_d 之间必然存在亮度均值的差异. 本文中, 我们使用阴影和非阴影之间的亮度均值差来分割 R_u 和 R_d , 从而检测出水域边界. 这里, 我们使用数学方法建立了全局能量方程, 通过优化迭代的方法反解出能量最小时的分割线即为水域边界线.

首先, 实际USV系统距离河岸不可能特别近, 而从远处观察水域边界接近于直线. 所以, 本文中假设水域边界为直线. 根据水域边界方程, 可以定义如下的能量方程 E :

$$E = \iint_{y > ax+b} (I_s(x, y) - c_1)^2 dx dy + \iint_{y < ax+b} (I_s(x, y) - c_2)^2 dx dy, \quad (6)$$

式中, $I_s(x, y)$ 表示背景分割后图像 I_s 中像素点 (x, y) 的亮度值; a 和 b 表示水域边界直线 $y=ax+b$ 的两个参数; E 表示消耗能量; c_1 和 c_2 表示水域边界两侧区域 R_u , R_d 的亮度均值.

使用 H 函数代替式(6)中的判断条件:

$$H(z) = \begin{cases} 1, & \text{if } z \geq 0, \\ 0, & \text{if } z < 0. \end{cases} \quad (7)$$

于是, 式(6)转化为

$$E = \iint_{\Omega} (I_s(x, y) - c_1)^2 H(y - ax - b) dx dy + \iint_{\Omega} (I_s(x, y) - c_2)^2 H(ax + b - y) dx dy. \quad (8)$$

当能量 E 取最小值时, 需要满足如下的条件:

$$\frac{\partial E}{\partial a} = 0, \quad \frac{\partial E}{\partial b} = 0, \quad \frac{\partial E}{\partial c_1} = 0, \quad \frac{\partial E}{\partial c_2} = 0. \quad (9)$$

引入静态变量 t , $a(t)$ 和 $b(t)$ 都是随时间 t 变化的. 结合式(8)和(9)可以得到:

$$\begin{cases} \frac{da(t)}{dt} = - \int_0^w (I_s(x, a(t) + b) - c_1)^2 dx \\ + \int_0^w (I_s(x, a(t) + b) - c_2)^2 dx, \\ \frac{db(t)}{dt} = - \int_0^w (I_s(x, a + b(t)) - c_1)^2 dx \\ + \int_0^w (I_s(x, a + b(t)) - c_2)^2 dx, \end{cases} \quad (10)$$

式中, w 表示原始图像的宽度.

$$c_1(a(t), b(t)) = \frac{\iint_{\Omega} I_s \cdot H(y - a(t)x - b(t)) dx dy}{\iint_{\Omega} H(y - a(t)x - b(t)) dx dy}, \quad (11)$$

$$c_2(a(t), b(t)) = \frac{\iint_{\Omega} I_s \cdot H(a(t)x + b(t) - y) dx dy}{\iint_{\Omega} H(a(t)x + b(t) - y) dx dy}. \quad (12)$$

如果 $\exists T > 0$, $d(\sqrt{(a(t))^2 + (b(t))^2}) / dt = 0$, 那么, 当 $t \geq T$ 时 $\sqrt{(a(t))^2 + (b(t))^2}$ 表示常数.

因此, T 时刻的直线即为目标水域边界线:

$$L(T) = a(T)x + b(T). \quad (13)$$

为了求解上述水域边界线检测问题, 这里需要引入随时间 t 变化的优化迭代方法, 即通过改变直线 L 逼近最小能量 E , 当能量值最小时的边界线即为所求. 初始的分割线可以定义为 $y=a_0x+b_0$.

3.3 补充条件

前面提到的水域边界检测算法的原理是利用阴影区和非阴影区的亮度差异分割水域边界. 实际应用中, 当光线条件非常好时图像中并没有大面积的投射阴影区, 这时需要为本文算法增加补充条件用来处理没有投射阴影的特殊情况. 这里的补充条件需要添加在背景分割之后, 目的是判断剩余目标区域中是否存在投射阴影, 判断方法如下所述.

首先, 计算背景分割后目标区域的对称线, 然后, 对式(5)作了如下修改, 再比较对称线两侧区域的亮度值, 修改后的公式如下:

$$\begin{cases} \text{Yes, if } \left| \left[I_{sR_uR} I_{sR_uG} I_{sR_uB} \right] - \left[I_{sR_dR} I_{sR_dG} I_{sR_dB} \right] \right| \\ \subset [\varepsilon_1 \cdot R \varepsilon_2 \cdot R], \\ \text{No, if } \left| \left[I_{sR_uR} I_{sR_uG} I_{sR_uB} \right] - \left[I_{sR_dR} I_{sR_dG} I_{sR_dB} \right] \right| \\ \not\subset [\varepsilon_1 \cdot R \varepsilon_2 \cdot R], \end{cases} \quad (14)$$

式中, $\left[I_{sR_uR} I_{sR_uG} I_{sR_uB} \right]$ 表示对称线上侧区域 R_u 的像素亮度向量; $\left[I_{sR_dR} I_{sR_dG} I_{sR_dB} \right]$ 表示对称线下侧区域 R_d 的像素亮度向量; $R = [(\beta_1 - 1) \cdot r + \alpha_1, (\beta_2 - 1) \cdot g + \alpha_2, (\beta_3 - 1) \cdot b + \alpha_3]$; ε_1 和 ε_2 表示经验参数.

如式(14)的判断结果为“No”时, 表示对称线上下两侧区域的亮度均值接近, 即: 分割后的目标区域全部是阴影或者全部是岸边景物. 然而, 第一种情况是不符合逻辑的, 第二种情况在现实中却是存在的. 因此, 当式(14)的结果为“No”时, 目标区域中只有岸边景物, 没有投射阴影, 这时岸边景物的下边界即为目标水域边界.

如式(14)的判断结果为“Yes”时, 表示对称线上下两侧区域的亮度均值差别很大, 即: 分割后的目标区域同时存在阴影和岸边景物. 这时可以利用上述阴影区和非阴影区的亮度差异优化反解出分割水域边界.

综合上述水域边界检测方法的理论分析, 本文算法可以总结为以下6步:

(1) 初始化优化参数, 包括优化能量阈值 τ , a 和 b 的优化步长 α 和 β ;

(2) 使用式(4)把原始图像转化为本征图像, 并使用本征图像的直方图估计阈值分割背景区域;

(3) 使用式(14)判断是否包含投射阴影; 如不包含投射阴影, 提取目标区域的下边界作为目标水域边界, 算法结束; 否则, 转移到步骤(4);

(4) 初始化边界线 $L_0 = a_0 x + b_0$;

(5) 计算式(11)和(12), 得到边界线两侧区域亮度均值 c_1 和 c_2 ;

(6) 计算能量式(8), 如 $E(t) < \tau$, 算法结束; 否则, 使用 α 和 β 计算式(15), 返回步骤(5):

$$\partial L / \partial t = -E'(L). \quad (15)$$

4 实验

为了验证本文的水域边界检测方法, 我们的USV系统运行在内陆自然水域环境中, 并分别在不同时间和地点采集了一系列光学图像, 最后, 使用本文方法检测这些图像中的水域边界. 实验中使用的USV系统如图5所示, USV系统上安装的是美国MicroVision公司的VS250DH视觉传感器.

4.1 各种环境下的实验

使用图5所示的USV系统在不同时间、不同地点采集了3组实际光学图像, 并验证本文算法的准确性和鲁棒性. 具体的采集条件和水域边界检测结果如下所述.

实验一, 采集图像的时间是傍晚时分, 而且USV系统距离河岸非常近. 图6(a)~8(a)是USV系统采集的原始图像; 图6(b)~8(b)是本文算法的检测结果. 其中, 图6(a)采集时间已经接近日落, 因此, 几乎所有的光线都被岸上的景物遮挡. 由于光照差, 整幅图像非常暗, 以至于肉眼已经非常难分辨出水域边界的位置. 图7(a)采集时间比图6(a)稍早, 透过树木的散射光线非均匀地分布在图像中, 而且图像颜色被光晕影响严重, 尤其是接近太阳的位置已经完全不能分辨出蓝色的天空. 由于水面上亮度差别很大, 对比之下水域边界附近亮度更低. 图8(a)比图6(a)和图7(a)都稍亮, 但是, 图像中水面颜色与岸边景物的颜色非常接近. 从图6(b)~8(b)可见, 本文方法检测出的水域边界线与真实水域边界非常接近, 即使在原始图像中光晕严重、阴影严重以及水面上有其他船只的情况下, 水域边界检测精度也没有下降.

为了定量地验证本文算法的精度, 我们分别对图6(a)和图8(a)采取手动方式逐点提取出水域边界线, 并将其作为真实的水域边界, 提取结果如图9所示. 然后, 计算了检测结果与真实水域边界之间的平均误差 e , 单位为像素, 误差的计算公式如下:

$$e = \frac{\sum_{i=1}^n |L_{e,i} - L_{t,i}|}{n}, \quad (16)$$

式中, $L_{e,i}$ 表示本文算法检测出的第 i 个边界点的纵坐标; $L_{t,i}$ 表示第 i 个边界点的真实纵坐标; n 表示边界点数.

图 5 实际USV系统

图 6 日落时分水域边界检测结果

图 7 采集时间比图6早时的检测结果

图 8 投射阴影与景物颜色相近时的检测结果

图 9 对图6(a)和图8(b)分别提取真实的水域边界线结果

通过计算得到, 本文算法对图6(a)和图8(a)的平均检测误差分别为1.27像素和1.44像素. 可见, 本文算法的检测结果与真实边界非常接近, 平均误差都小于2像素.

实验二, 采集时间同样是日落时分, 但是USV距离河岸的距离比实验一稍远. 采集的图10(a)和图11(a)中, 岸边的树木只在采集图像的一侧, 而不是像实验一中那样树木占据整个河岸; 由于USV距离河岸较远, 图像中天空区域的比例明显比实验一中的比例大; 太阳在树木之后, 由于不均匀的光照, 水面上阴影处和非阴影处的亮度差别很大. 尤其是图10(a)中, 采集图像

时接近日落, 左侧投射在水面的树木阴影和岸上树木颜色亮度都非常暗, 而右侧是非常明显的河岸曲线. 图10(b)和图11(b)是本文算法的检测结果.

从实验结果可见, 本文算法在水面亮度分布不均匀时同样可以精确地检测出水域边界, 即使由于USV运动和风的干扰, 水面出现了大面积的波动纹理时, 本文算法的精度也没有受到影响. 这是因为本文在水域边界检测之前, 已经使用本征图像把布满纹理的区域作为背景分割出目标区域.

实验三, 我们采集图像时USV距离河岸很远, 采集时间是晴朗的中午. 最重要的是, 图像中没有投射阴

影, 只在树冠处有小面积的自阴影, 这时需要本文检测算法的补充条件判断后, 提取目标区域的下边界作为水域边界线. 图12(a)和13(a)是采集的原始图像; 图12(b)和图13(b)是本文算法的检测结果. 从实验结果可见, 本文算法在光照条件很好图像中没有投射阴影时, 能够根据算法补充条件自动判断图像中是否存在投射阴影, 并检测出水域边界线.

4.2 误差分析

本节中, 为了验证算法的精度和鲁棒性, 我们使用常规的边缘检测和阈值分割方法对相同图像检测水域

图 10 投射阴影在图像左侧时的检测结果

图 12 没有投射阴影且岸边景物在两侧时的检测结果

图 11 投射阴影在图像右侧时的检测结果

图 13 没有投射阴影且岸边景物在一侧时的检测结果

边界. 首先, 我们使用基于Canny算子的边缘检测方法检测图11(a)中的水域边界, 检测结果如图14(a)所示. 从图14(a)可见, 边缘检测方法的结果受到投射到水面上的投射阴影的影响, 只检测出了阴影边界, 而不是水域边界. 原因是, 投射阴影的存在改变了水面上的亮度分布, 基于亮度的边缘检测方法把投射阴影的边界误检测为水域边界. 然后, 我们应用超像素分割方法检测图7(a)中的水域边界线, 结果如图14(b)所示. 从实验结果可见, 当水面上投射阴影严重, 同时伴有光晕时, 超像素分割方法的检测结果同时受到阴影和光晕的影响. 因此, 无论传统的边缘检测还是超像素分割方法都不能避免地受到阴影的影响.

5 结论

本文提出了一种结合光学阴影和能量优化方法的水域边界检测方法, 并且使用实际航行在内陆复杂水域环境中的USV系统中得到了验证. 首先, 引用对阴影不敏感的本征图像作为背景分割的阈值评估工具, 从而尽量减少阴影对分割精度的影响; 然后, 根据阴影的物理形成原理划分目标区域, 并利用阴影区域和非

图 14 对图11(a)和图7(b)分别使用超边缘检测和像素分割时的检测结果

阴影区域的亮度差值定位水域边界线; 之后, 将水域边界检测问题转化为微分方程描述的能量优化问题, 并根据实际情况提出了水域边界检测方法的补充条件; 最后, 使用实际USV系统采集的光学图像验证了算法的有效性和鲁棒性.

参考文献

- 1 Roberts G N. Trends in marine control systems. *Annu Rev Control*, 2008, 32: 263–269
- 2 Kahveci N E, Ioannou P A. Adaptive steering control for uncertain ship dynamics and stability analysis. *Automatica*, 2013, 49: 685–697
- 3 Liu W X, Yang S, Liu M. A 6D-pose estimation method for UAV using known lines. In: Proceedings of IEEE International Conference on CYBER Technology in Automation, Control and Intelligent Systems. Shenyang, 2015. 953–958
- 4 Gourichon S, Meyer J A, Pirim P. Using colored snapshots for short-range guidance in mobile robots. *Int J Robot Autom*, 2015, 30: 154–162
- 5 Melgar I, Fombellida J, Gomez J, et al. Edge detection algorithms in intensity SAR images: Empirical comparison of performances and proposed improvements. In: Proceedings of World Automation Congress. Hawaii, 2008. 1–7
- 6 Fjortoft R, Lopes A, Marthon P, et al. An optimal multiedge detector for SAR image segmentation. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 1998, 36: 793–802
- 7 Oliver C J, Blacknell D, White R G. Optimum edge detection in SAR. *IEEE Proc Radar Sonar Navig*, 1996, 143: 31
- 8 Xie M H, Zhang Y F, Fu K. Seacoast line automatic extraction algorithm for the SAR images based on seed point increasing. *J Grad Stud Chin Acad Sci*, 2007, 24: 93–98
- 9 Silveira M, Heleno S. Separation between water and land in SAR images using region-based level sets. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 2009, 6: 471–475
- 10 Wei Y J, Zhang Y W. Effective waterline detection of unmanned surface vehicles based on optical images. *Sensors*, 2016, 16: 1590
- 11 Xu L, Qi F H, Jiang R J. Shadow removal from a single image. In: Proceedings of 6th Intelligent Systems Design and Applications. Jinan, 2006. 1049–1054
- 12 Finlayson G, Hordley S, Schaefer G, et al. Illuminant and device invariant colour using histogram equalisation. *Pattern Recognit*, 2005, 38: 179–190

- 13 Leone A, Distanto C. Shadow detection for moving objects based on texture analysis. *Pattern Recognit*, 2007, 40: 1222–1233
- 14 Salvador E, Cavallaro A, Ebrahimi T. Cast shadow segmentation using invariant color features. *Comput Vision Image Understand*, 2004, 95: 238–259
- 15 Barnard K, Finlayson G. Shadow identification using colour ratios. In: *Proceedings of 8th Color and Image Conference*. 2000, 97–101
- 16 Ramamoorthi R, Mahajan D, Belhumeur P. A first-order analysis of lighting, shading, and shadows. *ACM Trans Graph*, 2007, 26: 2
- 17 魏丹, 赵新强. 一种高分辨率SAR图像河流边界自动提取方法, 计算机应用与软件, 2015, 32: 213–216
- 18 Kimmel R, Elad M, Shaked D, et al. A variational framework for retinex. *Int J Comp Vision*, 2003, 52: 7–23
- 19 Finlayson G D, Drew M S, Lu C. Intrinsic images by entropy minimization. In: Pajdla T, Matas J, eds. *Computer Vision-ECCV 2004*. ECCV 2004. *Lecture Notes in Computer Science*, vol 3023. Berlin: Springer, 2004
- 20 Tian J D, Sun J, Tang Y D. Tricolor attenuation model for shadow detection. *IEEE Trans Image Process*, 2009, 18: 2355–2363
- 21 田健东. 基于物理成像机理的图像光照建模及处理方法研究. 博士学位论文. 沈阳: 中国科学院沈阳自动化研究所, 2011

Automatic waterline detection for USV with complicated shadow background

WEI YangJie

College of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China

Accurate boundary separation of water regions is a key technique of navigation and obstacle-avoidance for unmanned surface vehicles (USVs) system moving on water. However, in current obstacle-avoidance methods based on optical images with respect to USV, the feasibility and accuracy of them are comparatively low, with shadow resulting from complicated natural illumination being one of the main sources of error. In this paper, a new optical waterline separation method combining shadow processing and energy optimization is proposed, and its validation using an actual USV is discussed. In the proposed method, first, the basic principles of shadow-insensitive intrinsic image are analyzed, and its advantage is used to segment the background area from the original image with complicated shadow. Then, shadow verification is introduced to classify different regions, and the intensity contrast of shadow and non-shadow is used to locate the waterline. Subsequently, the problem of waterline detection is transformed into a problem involving global optimization of mathematical energy minimum, and a supplemental case is added to improve the precision and robustness of our proposed method. Finally, the experiments are conducted with a serial of practical images provided by an USV operating on outdoor water surfaces. The experimental results demonstrate the feasibility and robustness of our proposed method.

unmanned surface vehicle (USV), shadow, waterline detection, optimization of energy

doi: [10.1360/N092017-00217](https://doi.org/10.1360/N092017-00217)