

一种海上养殖网箱的无人巡检方法研究

吕新蕾^{1,2}, 孟娟^{1,2}, 杜海³, 赵云鹏³, 刘圣聪⁴

(1. 大连海洋大学 信息工程学院, 辽宁 大连 116023; 2. 设施渔业教育部重点实验室, 辽宁 大连 116023;

3. 大连理工大学 海岸和近海工程国家重点实验室, 辽宁 大连 116024;

4. 大连天正实业有限公司, 辽宁 大连 116011)

摘要: 针对海上养殖网箱人工巡检的成本高、风险大的问题, 以海上河鲀养殖网箱监测为应用背景, 提出了一种无人化网箱巡检的新方法, 该方法利用无人机俯视图观测法, 并结合日常网箱养殖状态信息, 可高效地完成基础养殖数据采集任务; 在无人机拍摄的视频数据基础上, 提取关键帧, 利用卷积神经网络 HED (Holistically-nested edge detection) 进行边缘检测作为图像预处理, 起到降低图像冗余信息, 得到清晰网箱边缘信息的作用, 在此基础上将边缘图二值化并提取目标区域, 提出了相应的自适应阈值选取规则, 最后根据改进的 Tamura 纹理特征对网箱养殖区进行数据有效性的判断; 该方法结合深度学习方法与传统图像检测技术, 具有较强的环境自适应性和较高的准确性; 最终以大连天正实业有限公司大李家红鳍东方鲀养殖场的养殖网箱作为实验对象, 海上河鲀养殖网箱提取的准确率为 97%, 信息的有效性判断准确率为 97.1%。

关键词: 养殖网箱; 无人机巡检; 边缘检测; 纹理特征

Study on a Method of Unmanned Inspection for Marine Aquaculture Cage

Lü Xinlei^{1,2}, Meng Juan^{1,2}, Du Hai³, Zhao Yunpeng³, Liu Shengcong⁴

(1. College of Information Engineering, Dalian Ocean University, Dalian 116023, China;

2. Key Laboratory of Environment Controlled Aquaculture (MOE), Dalian 116023, China;

3. State Key Laboratory of Coastal and Offshore Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

4. Dalian Tianzheng Industry Co., Ltd., Dalian 116011, China)

Abstract: Aiming at the problem of high cost and high risk of manual inspection of cages in marine aquaculture, a new method of unmanned cage inspection is proposed based on the application background of monitoring of cages in marine aquaculture. This method can efficiently complete the data collection of basic aquaculture by using UAV overlooking observation method and combining with the information of daily cage culture conditions. On the basis of video data captured by UAV, key frames are extracted, and image pre-processing is carried out by using the Holistically-nested edge detection network (HED), which reduces the redundant information of the image and obtains the edge of the cage. On this basis, the edge image is binarized and extracted the target region, and the corresponding adaptive threshold selection rules are proposed. At last, according to the improved Tamura texture features, the validity of the data in the cage farming area is judged. This method combines depth learning method with traditional image detection technology, and has strong environmental adaptability and high accuracy. Finally, the aquaculture cage of Dali Red Fin Oriental Fugu Farms in Dalian Tianzheng Industrial Co., Ltd., was taken as the experimental object. The accuracy of extracting the aquaculture cage of puff-dolphin at sea was 97%, and the accuracy of judging the validity of the information was 97.1%.

Keywords: aquaculture cage; UAV patrol; edge detection; texture characteristics

0 引言

因自然资源量消耗逐年增大, 为缓解生态环境、水土资源和发展空间等各方面压力, 深海养殖模式逐渐成为全球渔业的一个发展趋势。在多种深海养殖方式中, 网箱养

殖投资收益快, 饲养周期短、管理方便、起捕容易、适应性强且便于推广, 受到了广大渔民的青睐^[1]。

然而, 海上养殖的状态监测难度也因养殖网箱离岸距离的增加而增加。目前多数的海上养殖网箱仍采用最为传统的观测方式, 即根据专家经验对现场网箱或影像进行识别。尽管人工渔场观测方式已经有了几十年经验的积累, 然而人工的参与也必然引起主观判断和行为失误的风险以及人员伤亡的问题。此外, 采用纯人工检测的方式并不适用于较大的海上网箱养殖现场 (养殖区域往往可达上千亩), 因其检测效率并不十分理想, 且海上人工检测时间越长出现风险的可能性也越大^[2-3]。随着国内制造业和电子业的高速发展, 一些先进的电子科技产品也在养殖中得到广泛应用, 这其中包括无人机的使用^[4]。网箱检测的现场工作人员可以通过控制无人机的飞行轨迹来获取网箱影像,

收稿日期: 2019-08-31; 修回日期: 2019-09-15。

基金项目: 国家自然科学基金 (51822901); 国家自然科学基金 (31872610); 国家自然科学基金 (51579037)。

作者简介: 吕新蕾 (1994-), 女, 内蒙古赤峰人, 硕士研究生, 主要从事养殖设备观测技术方向研究。

赵云鹏 (1980-), 男, 辽宁鞍山人, 教授, 主要从事海洋工程方向的研究。

通讯作者: 孟娟 (1981-), 女, 山东烟台人, 硕士生导师, 副教授, 主要从事视频图像智能化处理方向的研究。

通过观看影像信息来判断养殖状态是否正常。

为进一步提升海上养殖网箱检测的自动化水平，同时也为了降低海上作业的风险，提高观测结果的客观准确程度，本文将无人机观测技术^[5-8]、卷积神经网络以及传统图像处理技术的应用迁移到海上网箱养殖巡检中，提出了一种新型的海上养殖网箱的无人机视觉巡检方法。实验结果表明，该方法在养殖网箱无人化检测中表现良好，有着重要的现实意义，同时也为智慧海洋的发展提供了新思路。

1 卷积神经网络的结构及原理

为提高整体工作的自适应性，选用深度学习中的卷积神经网络 HED (holistically-nested edge detection) 对养殖网箱进行边缘检测。该网络基于 VGG (Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition) 网络进行改进，将 VGG-net 最后的池化层与全连接层去掉，侧输出层 (side-output layer) 与每组卷积池化的最后一个卷积层相连，为更好地利用每个侧输出层的结果，引出 6 个损失函数同时训练，并且在训练过程中增加了一个“权重融合函数 (Weight-fusion)”的学习，将学习结果融合得到最终边缘检测图。网络结构如图 1 所示。

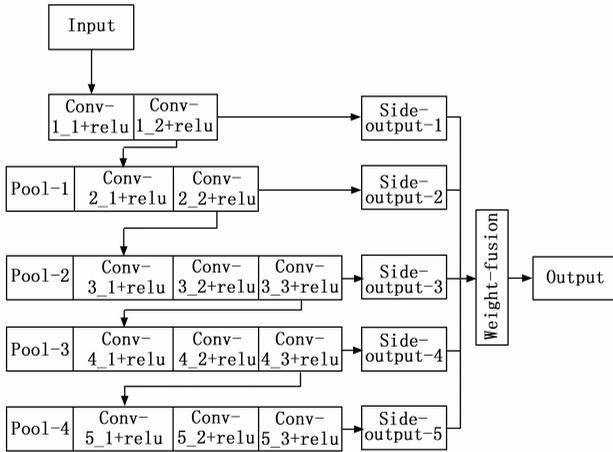


图 1 HED 网络结构图

HED 网络充分利用了卷积神经网络在提取特征方面的优势以及深度学习方法的强大学习能力，该方法已在文献 [9] 中被证实边缘处理效果优于 Canny 算子。

2 海上养殖网箱养殖区域提取

2.1 图像预处理

海上养殖网箱内部养殖区域的提取，是网箱内部鱼群状态检测的基础。为保证计算机准确提取到网箱养殖区，过滤背景环境对提取结果的影响，需要将数据图像进行一系列的预处理。

边缘检测是整个预处理中的第一步，图像边缘包含丰富的特征信息，在特征提取的研究中有着举足轻重的地位，也是图像处理和计算机视觉中重要的研究基础。传统边缘检测技术多种多样，但大多传统边缘检测算子受指定阈值大小的影响，且对光照等噪声敏感，在海上养殖网箱无人

化检测任务中自适应性较弱。不利于后续实际检测应用^[10-11]使用 HED 进行网箱边缘检测，可以有效地避免太阳光照及海面反光对检测造成的影响，得到边缘清晰、连贯的目标主体边缘轮廓，更准确地提取有效网箱养殖区域。

首先将图片作为原始数据输入到训练好的 HED 网络模型，由于该网络可以端到端进行检测，故图像通过整体嵌套的网络模型后可直接得到最终的边缘图 I_e ，得到网箱边缘图后需要结合传统数字图像处理技术进行二值化处理^[12-13]，为进一步提取网箱内部的养殖区域 (兴趣区域 ROI) 做准备。由于本文数据经过 HED 处理后得到的边缘图 I_e ，很好地抑制了背景图以及太阳光照等干扰，为充分利用网箱框体边缘图，二值化过程中将阈值自定义为 1，则二值图几乎保留 I_e 中所有边缘像素点。从而使得二值图更为连续。

2.2 连通域筛选

由于分析对象为网箱内部养殖区，而二值图像的像素只有两种状态即黑 (0)、白 (255)，故将二值图的像素值进行取反操作，得到白色块为初始图像连通域。因为后续方法的分析判断中仅将完整显示的养殖网箱内部区域作为有效区，因此剔除所有与边界相连的连通域，处理后的图像中仍会存在许多小面积区域，其中多数为网箱框体的空洞结构造成，这些区域在处理中被视作噪声。为消除这些噪声点，需要选取合适的阈值 t ，判断阈值 t 与之面积大小筛选出的连通域即为提取的网箱养殖区。阈值 t 的定义如下：

假设图像中的连通域目标集合表示为 $S = \{A_1, A_2, A_3, \dots, A_n\}$ ，其中 A_i 为第 i 个连通域目标的像素面积，则定义阈值 t 为式 (1)：

$$t = \frac{(\sum_{i=1}^n A_i) / n + \max(A)}{2} \quad (1)$$

最终所得养殖区域的连通域面积特征应满足 $A_i > t$ 。

3 纹理特征判断

3.1 特征纹理分析

纹理特征反映了物体的自身属性，可以通过对纹理特征异同分析，从而判断不同物体或图像。纹理由纹理基元排列组合而成，基元排列的疏密、周期性、方向性等的不同，能使图像的外观产生极大地改变。Tamura 等人提出的纹理特征分析法将 6 个心理学角度对应于纹理特征中 6 种属性，即粗糙度、对比度、方向度、线性度、规则度和粗略度。其中前 3 个指标对于图像处理中的纹理判断具有很高的价值^[14]。本文引用 Tamura 纹理特征分析方法中的粗糙度分量，通过分析网箱内外的粗糙度数值变化，从而判断养殖网箱内是否有鱼群活动。

粗糙度是最基本的纹理特征，当两种纹理特征模式基元尺寸不同时，具有较大基元尺寸的模式给人感觉更粗糙。其计算步骤为：

1) 计算图像中给定大小的活动窗口像素平均强度值；

2) 对每个像素分别计算在水平和垂直方向上互不重叠的窗口之间的平均强度差;

3) 计算整幅图像中最佳尺寸的平均值得到该图的粗糙度。

3.2 网箱纹理特征判断

养殖网箱内的红鳍东方鲀有日常到水面环游的现象, 为自动判断养殖区域是否有鱼群游动, 以网箱内的鱼场图像纹理特征作为检测依据对养殖区域关键数据进行筛选。鉴于本文主要研究视觉辅助巡检时渔场“粗状态”的检测, 故本文主要采用 Tamura 纹理特征中最为基本、也最为重要的特征——粗糙度来进行河鲀水面游动的判断。由于粗糙度仅在 ROI 区域中进行分析判断, 因此对文献^[15]中的 Tamura 纹理粗糙度计算公式进行了改进。

如公式 (2) ~ (5) 所示:

$$A_k^n(x, y) = \sum_{i=2^{k-1}}^{x+2^k-1} \sum_{j=y-2^{k-1}}^{y+2^{k-1}-1} ROI^n(I(i, j)) / M_{ROI^n},$$

$$n = 1, 2, \dots, N, k = 1, 2, \dots, K \quad (2)$$

$$E_k^n(x, y) = \max(ROI^n(|A_k(x-2^{k-1}, y) - A_k(x+2^{k-1}, y)|),$$

$$ROI^n(|A_k(x, y-2^{k-1}) - A_k(x, y+2^{k-1})|)) \quad (3)$$

$$k_i(x, y) = \operatorname{argmax}_k(E_k^n(x, y)) \quad (4)$$

$$F^n = \sum_{(x, y) \in ROI^n} 2^{(k_i(x, y))} / M_{ROI^n} \quad (5)$$

其中: $I(i, j)$ 为图像 I 在点 (i, j) 处的像素值, k 为分析窗口的尺度, K 为设定的最大窗口值, $ROI^n(\cdot)$ 为图像 I 中第 n 个兴趣区域, M_{ROI^n} 为 ROI^n 区域内像素的个数, F^n 为第 n 个兴趣区域内的粗糙度值。从式 (5) 可以看出, 粗糙度的计算完全依赖于区域内窗口颗粒尺寸的统计均值, 因此粗糙度可以较好地反映纹理中的粒度, 当两种纹理模式只是基元尺寸不同时, 具有较大尺寸或重复范元较少的模式更粗糙, 而日常巡检时鱼在水面环游与其周围海水波面纹理粒度是不同的, 对比养殖网箱附近相同窗口大小的海面粗糙度数值, 对所提区域给出状态判断。设 G 为网箱养殖区域粗糙度 F^n 与其相邻海面粗糙度 F'^n 差的绝对值, f 为两者中较小的值, 即:

$$G = |F^n - F'^n| \quad (6)$$

$$f = \min(F^n, F'^n) \quad (7)$$

若 $G > \frac{1}{2}f$ 则网箱内有鱼群游动, 所选养殖区为有效区域。

4 实验结果与分析

4.1 实验区与数据获取

本文所需数据来自于大连天正实业有限公司大李家红鳍东方鲀养殖场。大李家红鳍东方鲀养殖场占海域面积 2 000 余亩, 人工巡检任务量巨大, 采用无人机巡检技术后将大幅度提高现场检测的效率。本文研究数据是使用无人机搭载像素为 $1\,920 \times 1\,080$ 的摄像机按照预先设定的路径从养殖网箱的上空实时获取养殖区域的视频, 如图 2 所示。为保证数据的多样性, 在数据采集过程中无人机有明显的高度、角度及距离的变化。为方便研究及降低数据的重复

度, 将拍摄到的视频数据每间隔 6 帧取一帧保存为图片形式, 并将未进入养殖区的图像删除, 剩余图像作为后续算法验证的实验数据。

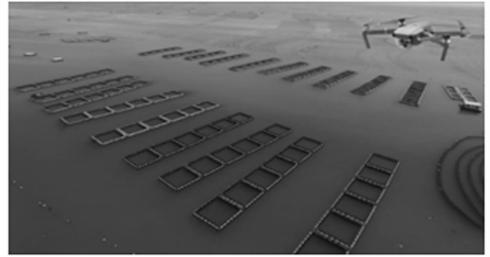


图 2 无人机采集数据

4.2 网箱养殖区域提取

为验证方法的适用性及准确性, 目标区域提取实验使用本文第二节所介绍的方法对实验数据进行处理, 即, 首先使用 HED 网络提取网箱边缘, 再将网箱边缘数据进行二值化及形态学滤波处理, 经过对图像取反操作并剔除与图像边界相连的不完整部分后, 得到较多连通域, 根据公式 (1) 进行目标面积筛选, 得到网箱养殖区域连通域, 将其内部原始信息还原, 从而提取到网箱的养殖区域。

由于数据样本较多, 选取具有代表性的数据, 给出实验过程关键步的效果图, 如图 3~图 5 所示, 无人机飞行过程中由于拍照位置、海面区域特点的变化, 使得海面背景图像光照、灰度分布不均匀, 经过深度网络多级特征提取后, 边缘检测的输出结果完全突显了网箱框架的轮廓, 而影响识别的太阳倒影、水面颜色等也得到了很好的抑制。最终结果图清楚地显示了所提取的养殖区域。(说明: 为了分析的方便性和处理效率, 本文所设计的无人机巡检时仅对图像中完整的网箱区域进行识别与检测)

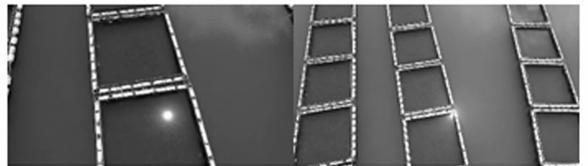


图 3 数据样本



图 4 边缘检测图

为验证本文所提的网箱养殖区域提取方法的准确性, 将实验中每帧图片自动提取完整区域的数量与人工判断的数量(样本数量)做对比统计, 以人工判断的完整网箱的数量为正确参考, 从而计算得到该方法提取网箱的准确度。结果见表 1。

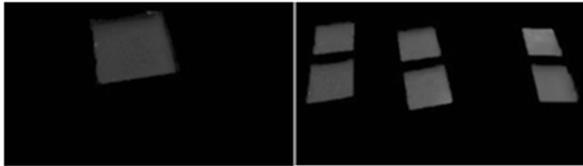


图 5 网箱养殖区域提取

表 1 养殖区域提取数据统计表

网箱数量(个/幅)	样本数量	提取错误数量	准确度/%
1~3	86	3	96.5
4~6	54	0	100
7~9	40	2	95.0
>9	20	1	95.0
合计	200	6	97.0

4.3 纹理特征分析

纹理特征分析在提取出网箱养殖区域之后进行, 实验区有部分网箱内的河鲀已被打捞完毕, 则该部分网箱内为无鱼群游动的状态, 为验证使用粗糙度判断网箱内部状态的有效性, 选取了多个养殖区域图像, 根据公式(2)~(5)计算网箱区域内及周边海面区域粗糙度, 其数值对比如图6~图7所示。其中图6为有效养殖区与其相邻海面粗糙度数值的对比, 图7中的养殖区域无鱼群游动, 为无效养殖区与海面粗糙度数值的对比。

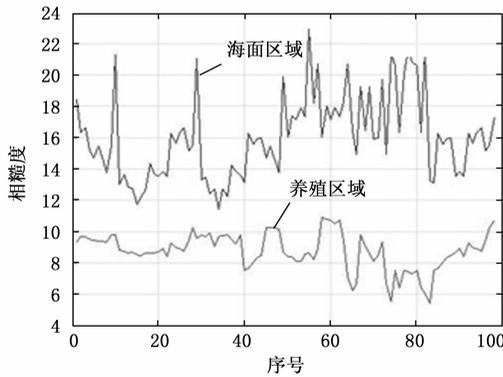


图 6 粗糙度数值对比图

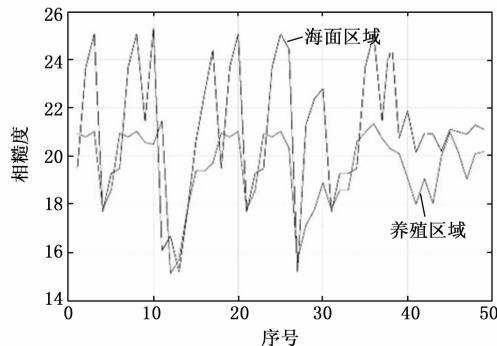


图 7 粗糙度数值对比图

从图6中可以清楚看到因海水反光、波纹等影响, 粗糙度数值波动幅度较大, 但因网箱内有鱼群游动, F^n 与 F'^n 的差值 G 仍大于 $\frac{1}{2}f$, 而图7中网箱内鱼群打捞完毕后其粗糙度与海面粗糙度数值差异较小, 即使差值最大的几组数据其差值 G 仍小于 $\frac{1}{2}f$ 。从而验证了本文所采用的粗糙度检测方法可以较好地反应养殖区海面是否有鱼群游动, 通过粗糙度数值判断结果对比实际情况, 得到海上养殖网箱的无人机巡检方法的信息准确度。具体数据统计见表2。

表 2 养殖区粗糙度数据统计表

网箱数量	有效网箱数量	粗糙度判断有效网箱数量	判断错误数量	准确度/%
1-3	64	64	0	100
4-6	56	55	1	98.2
7-9	116	113	3	97.4
>9	110	104	6	94.5
合计	346	336	10	97.1

5 结束语

本文基于计算机视觉技术提出了一种海上养殖网箱无人机视觉巡检的方法, 用以解决海上网箱养殖时无人机巡检过程中有效数据的提取和异常状态的初步判断问题。为助力海洋牧场的无人巡检工作, 本文所提方法从无人机海上巡航实际角度出发, 以养殖观测技术为支撑, 融合当下发展迅速的深度学习及传统的图像处理方法, 为海上网箱养殖的自动化监测提供了一个新的解决思路。实验数据来源红鳍东方鲀养殖场, 但本文所提方法具有通用性, 对于其他鱼类养殖网箱的检测亦具有重要的参考价值。研究过程中, 紧密结合海上养殖经验和无人机海上运行实际状态特点, 所提出的方法完全针对海上巡检时图像背景光度分布复杂、低对比度、有用信息占比小等实际问题, 因此具有较好的现实意义。

通过对红旗东方鲀网箱养殖现场图像进行验证与结果分析, 得到完整网箱提取的准确率为 97%, 网箱初步状态判断的准确率为 97.1%, 表明该方法可以有效地用于养殖现场的初步判断和数据选择, 从而完成海上养殖巡检时有效信息采集, 可为海上养殖积累高质量、有效的大数据提供技术参考, 并为下一阶段的网箱养殖健康状态评测奠定坚实的技术基础。

参考文献:

[1] 侯海燕, 鞠晓晖, 陈雨生. 国外深海网箱养殖业发展动态及其对中国的启示 [J]. 世界农业, 2017 (5): 162-166.
 [2] 闫国琦, 倪小辉, 莫嘉嗣. 深远海养殖装备技术研究现状与发展趋势 [J]. 大连海洋大学学报, 2018, 33 (1): 0123-0129.
 [3] Martínezcordero F J, Sanchezzazueta E, Hernández C. Investment analysis of marine cage culture by applying bioeconomic reference points: A case study of the spotted rose snapper (Lut-

janus guttatus) in Mexico [J]. *Aquaculture Economics & Management*, 2017, 22 (2): 1-20.

[4] 谭 骏, 刘旭楠, 文仁强. 无人机遥感在台风灾情监测中的应用——以海水养殖蚝排灾情监测为例 [J]. *中国渔业经济*, 2014, 32 (2): 98-102.

[5] Leira F S, Johansen T A, Fossen T I. A UAV ice tracking framework for autonomous sea ice management [A]. *International Conference on Unmanned Aircraft Systems [C]*. USA: IEEE, 2017: 581-590.

[6] Jeong S, Simeone O, Kang J. Mobile Edge Computing via a UAV-Mounted Cloudlet: Optimization of Bit Allocation and Path Planning [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 67 (3): 2049-2063.

[7] 王 衍, 洪海凌, 王同行, 等. 无人机遥感在台风灾害调查中的应用 [J]. *海洋开发与管理*, 2015 (12): 60-63.

[8] 亓文哲, 孟 臻, 张典利, 等. 我国植保无人机应用现状 [J]. *农药*, 2018, 57 (4): 247-254.

[9] Xie S, Tu Z. Holistically - Nested Edge Detection [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 125 (1/2/3): 3-18.

[10] 王振杰, 盛焕烨. 一种基于边缘梯度的图像分割方法 [J]. *计算机应用研究*, 2004, 21 (2): 254-257.

[11] Canny J. A Computational Approach to Edge Detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, PAMI-8 (6): 679-698.

[12] Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9 (1): 62-66.

[13] 刘志敏, 杨 杰. 基于数学形态学的图像形态滤波 [J]. *红外与激光工程*, 1999, 28 (4): 10-15.

[14] Tamura H, Mori S, Yamawaki T. Textural Features Corresponding to Visual Perception [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1978, 8 (6): 460-473.

[15] 金左轮, 韩 静, 张 毅, 等. 基于纹理显著性的微光图像目标检测 [J]. *物理学报*, 2014, 63 (6).

(上接第 184 页)

```
temp[0] = 0
temp[1] = 1
temp[2] = 2
temp[3] = 3
temp[4] = 4
temp[5] = 5
temp[6] = 6
temp[7] = 7
temp[8] = 8
temp[9] = 9
temp[10] = a
temp[11] = b
temp[12] = c
temp[13] = d
temp[14] = e
temp[15] = f
temp[16] = 10
temp[17] = 11
temp[18] = 12
temp[19] = 13
temp[20] = 14
temp[21] = 15
temp[22] = 16
temp[23] = 17
temp[24] = 18
temp[25] = 19
temp[26] = 1a
temp[27] = 1b
temp[28] = 1c
temp[29] = 1d
temp[30] = 1e
temp[31] = 1f
temp[32] = 20
temp[33] = 21
temp[34] = 22
temp[35] = 23
temp[36] = 24
temp[37] = 25
temp[38] = 26
temp[39] = 27
temp[40] = 28
temp[41] = 29
temp[42] = 2a
temp[43] = 2b
temp[44] = 2c
```

图 9 双口 RAM 与上位机之间的通信测试结果

```
*0001** 2019-08-12 16:32:44.9132 StN=00 TimeQuality=00 Master GPS
*0002** 2019-08-12 16:32:45.9136 StN=00 TimeQuality=00 Master GPS
*0003** 2019-08-12 16:32:46.9140 StN=00 TimeQuality=00 Master GPS
*0004** 2019-08-12 16:32:47.9144 StN=00 TimeQuality=00 Master GPS
*0005** 2019-08-12 16:32:48.9144 StN=00 TimeQuality=00 Master GPS
*0006** 2019-08-12 16:32:49.9148 StN=00 TimeQuality=00 Master GPS
*0007** 2019-08-12 16:32:50.9152 StN=00 TimeQuality=00 Master GPS
*0008** 2019-08-12 16:32:51.9156 StN=00 TimeQuality=00 Master GPS
*0009** 2019-08-12 16:32:52.9160 StN=00 TimeQuality=00 Master GPS
*0010** 2019-08-12 16:32:53.9160 StN=00 TimeQuality=00 Master GPS
*0011** 2019-08-12 16:32:54.9164 StN=00 TimeQuality=00 Master GPS
*0012** 2019-08-12 16:32:55.9168 StN=00 TimeQuality=00 Master GPS
*0013** 2019-08-12 16:32:56.9172 StN=00 TimeQuality=00 Master GPS
*0014** 2019-08-12 16:32:57.9176 StN=00 TimeQuality=00 Master GPS
*0015** 2019-08-12 16:32:58.9180 StN=00 TimeQuality=00 Master GPS
```

图 10 NiosII 通过双口 RAM 与上位机之间通信测试结果

是可用的。图 9 的结果表明本文所设计的单时钟真双端口 RAM 可以通过 PCI 总线和上位机有效通信。图 10 是 GPS 接收机接收到的时标信息通过 NiosII 处理器处理之后的信息, NiosII 处理器将其存放在本文所设计的双口 RAM 中, 上位机在 LINUX 操作系统中将双口 RAM 中的数据读取出来, 然后在上位机上显示的结果, 此结果证明了 FPGA 和计算机的通信是可行的, 本文所设计的单时钟真双端口 RAM 是成功的。

6 结论

共享存储器作为数据交换的桥梁, 在数据通信系统中起着至关重要的作用, 在图像处理等数据量比较大的领域, 实现数据高效实时地传输是一个难点, 也是一个重点, 为了缓解数据传输的压力^[7], 数据共享存储器获得了越来越多的青睐。本文以 GPS 同步数据采集卡项目为应用实例, 充分利用现场可编程门阵列 FPGA 的片上存储器的资源,

成功地开发了基于 Avalon 总线的单时钟真双端口模式的 RAM 共享存储器, 本文所设计的双口 RAM 存储容量有 256 字节, 由于 PCI 总线接口芯片的数据和地址都是固定的 8 位, 本文设计的双口 RAM 固定了数据线和地址线为 8 位。为了避免数据在高速传输的时候出现丢包现象, 本文提出了奇偶页交换数据的思想, 由于要传输的报文信息的长度是 12 字节, 本文以 16 字节为一页, 分为奇偶页, 数据轮流交换。实现了 12 字节报文信息在 FPGA 和上位机之间高效且不丢包的实时传输。

参考文献:

[1] 杨兵见. 基于 SOPC 的 GPS 同步数据采集卡的研发 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2018.

[2] 周务平. 基于双口 RAMIDT7130 的 DSP 与单片机之间的数据通信 [J]. *中国西部科技*, 2009, 8 (25): 47.

[3] 张 颖. 基于 SOPC 的电力电子控制技术研究 [D]. 保定: 华北电力大学 (河北), 2010.

[4] 李 阔, Li Kuo. 基于 CH365 芯片的 PCI 总线接口卡的设计与实现 [J]. *现代电子技术*, 2007, 30 (15): 158-160.

[5] 费 鹏. 基于 Nios II 软核双口 RAM 的核信号采集系统设计 [D]. 成都: 成都理工大学, 2018.

[6] 秦鸿刚, 刘京科, 吴 迪. 基于 FPGA 的双口 RAM 实现及应用 [J]. *电子设计工程*, 2010, 18 (2): 72-74.

[7] 孙培燕, 李克俭, 蔡启仲, 等. FPGA 数据总线宽度不相等的双口 RAM 的设计 [J]. *科学技术与工程*, 2014, 14 (35): 249-253.

[8] 吴继华, 蔡海宁, 王 诚. Altera FPGA/CPLD 设计 #, # 高级篇 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2011.

[9] 王 诚. Altera FPGA/CPLD 设计. 基础篇 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2005.

[10] 刘 波. 精通 Verilog HDL 语言编程 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.

[11] 张铁弓, 李汉强. 基于 PDT 传输的 DSP 视频图像实时处理系统数据存储接口设计 [J]. *武汉理工大学学报 (交通科学与工版)*, 2005, 29 (1): 119-122.