

基于多尺度卷积神经网络的立体匹配算法研究

段中兴^{1,2}, 齐嘉麟¹

(1. 西安建筑科技大学 信息与控制工程学院, 西安 710065

2. 西部绿色建筑国家重点实验室, 西安 710065)

摘要: 针对传统障碍物检测中的立体匹配算法存在特征提取不充分, 在复杂场景和光照变化明显等区域存在误匹配率较高, 算法所获视差图精度较低等问题, 提出了一种基于多尺度卷积神经网络的立体匹配方法; 首先, 在匹配代价计算阶段, 建立了一种基于多尺度卷积神经网络模型, 采用多尺度卷积神经网络捕获图像的多尺度特征; 为增强模型的抗干扰和快速收敛能力, 在原有损失函数中提出改进, 使新的损失函数在训练时可以由一正一负两个样本同时进行训练, 缩短了模型训练时间; 其次, 在代价聚合阶段, 构造一个全局能量函数, 将二维图像上的最优问题分解为 4 个方向上的一维问题, 利用动态规划的思想, 得到最优视差; 最后, 通过左右一致性检测对所得视差进行进一步精化, 得到最终视差图; 在 Middlebury 数据集提供的标准立体匹配图像测试上进行了对比实验, 经过实验验证算法的平均误匹配率为 4.94%, 小于对比算法中的实验结果, 并提高了在光照变化明显以及复杂区域的匹配精度, 得到了高精度视差图。

关键词: 多尺度; 卷积神经网络; 匹配代价; 代价聚合

Research on Stereo Matching Algorithm Based on Multiscale Convolutional Neural Network

Duan Zhongxing^{1,2}, Qi Jialin¹

(1. School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China;

2. State Key Laboratory of Green Building in Western China, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: Aiming at the problems of insufficient feature extraction in stereo matching algorithms in traditional obstacle detection, high mismatch rates in areas such as complex scenes and obvious lighting changes, and low accuracy of disparity maps obtained by the algorithm, a multi-scale based Stereo matching method of convolutional neural network is proposed. First, in the stage of calculating the matching cost, a multi-scale convolutional neural network model is established, and the multi-scale convolutional neural network is used to capture the multi-scale features of the image. In order to enhance the model's anti-interference and fast convergence capabilities, improvements are proposed in the original loss function, so that the new loss function can be trained simultaneously with two positive and one negative samples during training, which shortens the model training time. Secondly, in the cost aggregation stage, a global energy function is constructed to decompose the optimal problem on a two-dimensional image into a one-dimensional problem in four directions. Using the idea of dynamic programming, the optimal parallax is obtained. Finally, the obtained parallax is further refined through left-right consistency detection to obtain a final parallax map. A comparison experiment was performed on the standard stereo matching image test pair provided by the Middlebury dataset. The average error matching rate of the algorithm verified by the experiment was 4.94%, which is less than the comparison experiment results. The accuracy of matching in obvious illumination changes and complex regions is improved. A high-precision parallax map was obtained through experiment.

Keywords: multi-scale; convolutional neural network; matching cost; cost aggregation

0 引言

21 世纪以来, 机器人在各个行业都得到了迅速的发展, 如艰难环境的探索任务、无人机自主导航和三维立体建模^[1]。在建筑行业, 建筑工地中钢筋水泥的抓取与搬运, 往往采用人力的搬运, 但是由于受到体力和环境条件的限制, 使得整个工作过程效率太低, 一些恶劣天气时更会拖

延工期甚至对工人的生命安全也难以保障。机器人作为现代文明的重要产物, 也越来越多的用于建筑工地中。作为移动机器人系统中最重要的一环, 双目视觉系统成为了越来越多学者研究的热门话题。双目立体视觉通过模仿人的双目, 经过立体匹配算法可以获得目标的视差信息从而获得目标的深度信息, 这种方法已经应用于各种场合, 如目标识别与跟踪、自主导航等。

根据现有的研究, 立体匹配算法可以分为局部算法和全局算法。在局部算法中, 两个像素之间的匹配代价是通过局部计算每个像素的一个支持窗口 (例如 9×9), 并且通常会通过聚合基于像素的匹配代价来进行隐式平滑假设。

收稿日期: 2020-02-15; 修回日期: 2020-03-16。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51678470)。

作者简介: 段中兴(1969-), 男, 湖南株洲人, 教授, 主要从事智能检测与视觉, 智能系统与智能信息处理方向的研究。

通过聚合匹配代价来计算最优视差。传统的局部算法包括平方差之和算法 (SSD)、绝对误差和算法 (SAD) 和基于灰度值的归一化互相关算法^[2] (NCC)。与全局算法相比, 局部算法通常速度更快, 但由于局部算法的有限性, 因此准确性较低。相反, 全局算法做出明确的平滑假设, 并通过解决基于能量的优化问题来搜索最优视差。目前常用的全局方法包括基于动态规划^[3], 置信度传播^[4] 和图割^[5] 的全局计算方法。尽管这些全局算法取得了较好的实验结果, 但是同时也需要复杂的计算以及庞大的计算量。目前, 很多学者在立体匹配算法的研究中取得了一定的成果。文献 [6-7] 提出了一种基于树形结构代价聚合的非局部立体匹配算法 (Non-Local Filter, NLF), 在代价聚合阶段利用目标的颜色信息求解最优视差; 文献 [8] 提出了一种半全局立体匹配算法 (Semi-Glob Matching, SGBM), SGBM 也基于构造全局代价函数, 但是它沿 8 个方向执行优化, SGBM 取得了较高的准确性, 而计算复杂度相比全局算法却低得多, 但是相比局部算法, 在一些实时性要求较高场合仍有待提高。

由于建筑工地环境往往存在遮挡物以及室外环境受光照影响较大, 现有立体匹配算法往往不能达到最佳的匹配效果, 计算获得的视差图在光照变化大、纹理较弱以及深度不连续区域的误匹配点较多。研究表明, 卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 凭借其可以有效获取目标深层次特征的能力, 主要应用于自然语言处理、图像识别和视频领域等^[9-10], 近年来, 在立体匹配算法中也取得了实质性的发展^[11]。Zbontar 等人^[12] 立体匹配算法中, 利用 CNN 计算图像的匹配代价, 相较传统算法提高了视差图精度, 但是未考虑到目标图的多尺度信息; 文献 [13] 提出了一种基于图像金字塔思想的方法, 将原图经过多次降采样后的子图输入网络, 提高了视差图精度, 但是计算复杂度太高。

针对以上方法存在的优缺点, 本文提出了一种基于多尺度卷积神经网络的立体匹配算法。第一步, 在各个尺度上, 通过不同卷积核实现图像的特征提取, 构建了一种具有多尺度的 CNN 模型来计算匹配代价; 第二步, 利用半全局立体匹配算法的思想, 建立全局能量函数, 利用动态规划的思想在不同方向上执行优化搜索最佳视差; 第三步, 利用左右一致性检测对得到的视差图中的遮挡点进行处理, 进行进一步优化与校正, 最终生成精度较高的视差图。

1 基于多尺度卷积神经网络的立体匹配

1.1 基于 CNN 的立体匹配算法

CNN 结构主要有由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层组成。卷积层实现对目标特征提取, 利用多个卷积核提取多角度的空间信息。池化层在保留主要特征的同时减少参数和计算量, 防止过拟合, 提高模型泛化能力。全连接层出现在最后一层, 主要对卷积层和池化层所提取的特征做加权。

本文基于 CNN 的立体匹配整体分为两步, 第一步为网

络训练, 第二步为视差计算, 算法流程如图 1 所示。

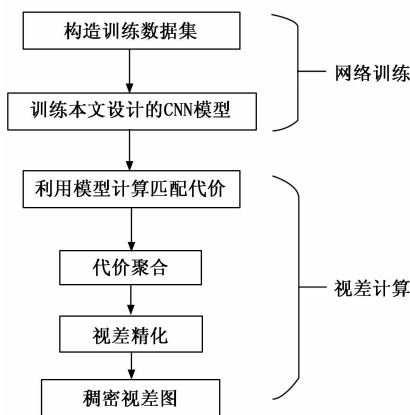


图 1 基于 CNN 的立体匹配流程

1.2 多尺度卷积

Siamese Networks^[14] 架构是双目视觉中立体匹配最常用的结构之一, 如图 2 所示。输入为双目相机拍摄经坐标变换后的原始左右标准图像块, 经过多个卷积和全连接过程后就可以得到图像的匹配代价。由于双目相机采集到的障碍物目标的尺度大小不一, 并且多数存在光照变化大、纹理过渡区域不明显和深度不连续的问题。本文设计了一种基于多尺度 CNN 网络结构, 如图 3 所示。

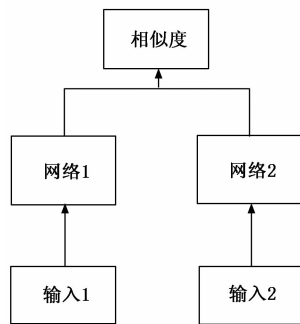


图 2 Siamese Networks 的一般结构

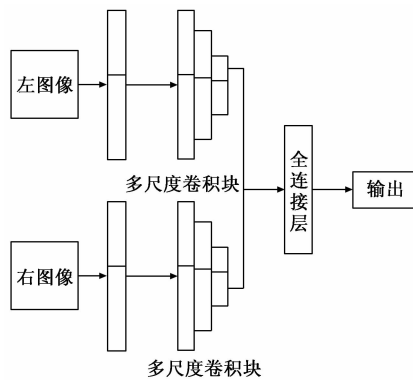


图 3 本文的网络结构

在该网络结构中, 利用多尺度卷积神经网络 (Multi-Scale Convolutional Neural Network, MSCNN) 的思想, 采用多尺度卷积块 (Multi-Scale Block, MSB), 从图像中

学习与尺度相关的特征，实现对同一障碍物对象提取不同尺度上的特征信息，其具体结构如图 4 所示。

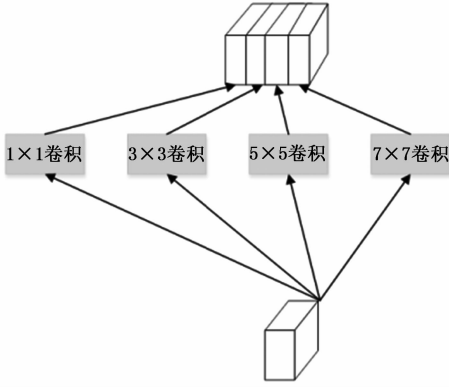


图 4 多尺度卷积块

在多尺度卷积神经网络中，多尺度卷积块利用 4 个并列不同大小的卷积核来获取目标的尺度信息，本文经过实验发现，采用 1×1 、 3×3 、 5×5 和 7×7 的卷积核可以更好的从局部特征获得上下文语义信息并减少参数数量。

1.3 损失函数

L 是双目立体匹配算法中 Siamese 结构常用的损失函数，和其他模型不同，它的输出代表两个向量的相似程度，如式 (1) 所示：

$$L = (1 - y) \cdot \gamma(p, q) + y \cdot \max\{0, m - \gamma(p, q)\} \quad (1)$$

式中， p 和 q 分别代表左图和右图中的某一像素点； $\gamma(p, q)$ 为神经网络的输出，代表分别以 p 和 q 为中心的图像块的相似程度； y 为训练时的标签值，当左右图中的图像块匹配正确，即为正例时，取 1，反之，为反例时取 0； m 代表边界值。然而，在训练时，该式对每个样本都进行反向传播调整参数，导致训练过程繁琐增加了训练时间。本文在此基础上进行了改进，给出了一种新的损失函数，使模型在训练时的收敛速度加快。式 (2) 为本文所用的损失函数：

$$L = \max\{0, m - \gamma_+(p, q) + \gamma_-(p, q)\} \quad (2)$$

式中， $\gamma_+(p, q)$ 代表左右两图中的图像块匹配正确（正例）时的输出， $\gamma_-(p, q)$ 代表左右两图中的图像块匹配错误（负例）时的输出。该损失函数在训练时由一正一负两个样本同时进行训练，加快模型收敛速度，并且去掉原有损失函数中的标签值，样本不再拥有确切的标签，提高模型的鲁棒性和拓展性。根据实验，本文将边界值 m 设为 1。该损失函数可以提高匹配正确图像的相似度，并降低匹配错误图像的相似度。

2 基于多尺度 CNN 结构的匹配代价计算

采用监督学习的方法在本文所设计的网络结构上对标准立体匹配图像进行训练，训练好的模型用于计算匹配代价。同时，对训练使用的图像进行翻转、裁剪等操作，加入训练样本中，使模型训练更加充分。

由于立体匹配算法所使用的均为经过相机标定后的标准双目图像，所以图像中对应的像素点均位于同一水平线

上。在左图中提取以像素点 p 为中心的一个图像块，同时提取以右图中对应视差为 d 的像素点 $p - d$ 为中心的图像块，利用训练好的网络，计算输出结果。计算得到的匹配代价如式 (3)：

$$C_{CNN}(p, d) = -\gamma[\psi_{m \times n}^l(p), \psi_{m \times n}^r(p - d)] \quad (3)$$

式中， $\psi_{m \times n}^l(p)$ 表示左图像中以像素 p 为中心像素的一个大小为 $m \times n$ 的图像块， $\psi_{m \times n}^r(p - d)$ 表示右图像中以像素 $p - d$ 为中心像素的一个大小为 $m \times n$ 的图像块。利用胜者为王策略^[15] (Winner Take All, WTA) 求出令匹配代价最小时的视差 d ，即可得到基础视差图。

3 代价聚合

由多尺度卷积模型计算得到的匹配代价计算只考虑到了图像的局部关联，视差图含有的噪声较多，无法直接用来获取目标的最优视差值，所以代价聚合就显得尤为重要。

为了提高立体匹配的精度，本文构造了一个全局能量函数，将式 (3) 获得的初始匹配代价作为数据项；其次，构造正则化约束，也称平滑项^[16]；若相邻两像素点的视差值相差 1，给定惩罚因子 P_1 ；若大于 1，给定 P_2 。本文构造的能量函数如公式 (4) 所示：

$$E(D) = \sum_p C_{CNN}(p, d) + \sum_p (\sum_{q \in N_p} P_1 T[|D_p - D_q| = 1] + \sum_{q \in N_p} P_2 T[|D_p - D_q| > 1]) \quad (4)$$

式中， p 为图中任一像素点， q 为其相邻像素点； T 为截断函数，当括号中函数值为真时，取 1；反之，取 0。

由于目标图像是二维的，采用动态规划在目标视差图中求解最优视差值是一个 NP 难的问题。本文将二维图像上的最优问题分解为 4 个方向上的一维问题，利用动态规划的方法求解每个一维问题上的最优解，如式 (5) 所示：

$$L_r(p, d) = C(p, d) + \min \begin{pmatrix} L_r(p - r, d) \\ L_r(p - r, d - 1) + P_1 \\ L_r(p - r, d + 1) + P_1 \\ \min_i L_r(p - r, i) + P_2 \end{pmatrix} - \min_k L_r(p - r, k) \quad (5)$$

式中， r 表示指向像素点 p 的方向； $p - r$ 表示在 r 方向上 p 的上一个像素点； $L_r(p, d)$ 表示像素点 p 在方向 r 上视差为 d 的匹配代价。同时，为了防止匹配代价溢出，像素点 p 的匹配代价需减去像素点 $p - r$ 取不同视差值的最小代价值。

4 视差精化

经过匹配代价和代价聚合获得精度较高的视差图之后，采用左右一致性检测^[17]，对遮挡点进行处理，进一步提高视差图精度。具体方法为：对左图中像素点 p ，令代价聚合计算后的最优视差为 d_1 ，其右图中对应像素点 $p - d_1$ 的视差记为 d_2 ，如果 $|d_1 - d_2| > \delta$ ， δ 为阈值，则标记像素点 p 为挡点。对于遮挡像素点 p ，分别在其左右找到第一个非

遮挡点 p_l 和 p_r ，将 p_l 和 p_r 中视差较小的值赋予遮挡像素点 p ，即 $d(p) = \min\{d(p_l), d(p_r)\}$ 。

5 实验结果与分析

实验平台为配置 Linux 系统的台式电脑，内存搭配 2 个 12G 的 GPU 和 1 个 24G 的 CPU。在 Middlebury 数据集进行了实验与结果分析。对比方法采用引言部分所介绍的 CNN^[12]、NLF^[6-7] 和以及 SGBM 算法^[8]。

5.1 评价指标

由于文献 [12] 和文献 [6-8] 均使用误匹配率和算法运行时间对算法性能进行评价，本文与对比算法保持一致，采用算法误匹配率和算法运行时间作为评价指标。分别在光照变化大、纹理较弱区域、深度不连续区域和全部区域，计算生成视差图中像素点的误匹配率。

误匹配率反映了立体匹配算法的准确度，误匹配率越小说明该区域的匹配精度越高，误匹配率的定义如式 (6) 所示：

$$\frac{1}{N} \sum_{p \in P} (|D_z(p) - D(p)| > \theta) \quad (6)$$

式中，N 表示图像像素点的总个数；P 表示所有像素点的集合； D_z 表示图像的真实视差，D 表示本文计算得到的视差；其中，阈值 $\theta \geq 1$ 。

5.2 实验数据集与分析

选用 Middlebury 数据集^[18]进行测试实验。Middlebury 数据集包括 Venus、Tsukuba、Cones 和 Teddy 四组标准立体匹配测试图像对，四幅图像都具有部分光照变化明显、纹理较弱以及深度不连续的特点。四幅测试图像实验结果的视差图如图 5 所示。

3 种对比算法与本文算法在四幅标准测试图像中的误匹配率和运行时间如表 1~4 所示。

表 1 Venus 图像中的实验结果

算法	误匹配率/%			运行时间 /s
	光照变化大	深度不连续	全部	
NCC	9.52	32.54	15.51	0.12
SGBM	1.01	11.28	1.54	1.55
CNN	0.28	2.62	0.46	0.46
本文算法	0.22	2.48	0.35	0.51

表 2 Tsukuba 图像中的实验结果

算法	误匹配率/%			运行时间 /s
	光照变化大	深度不连续	全部	
NCC	14.32	34.14	15.65	0.15
SGBM	3.28	8.93	4.02	1.81
CNN	1.53	7.96	1.96	0.56
本文算法	1.36	4.34	1.68	0.62

4 种算法的平均误匹配率和运行时间如表 5 所示。

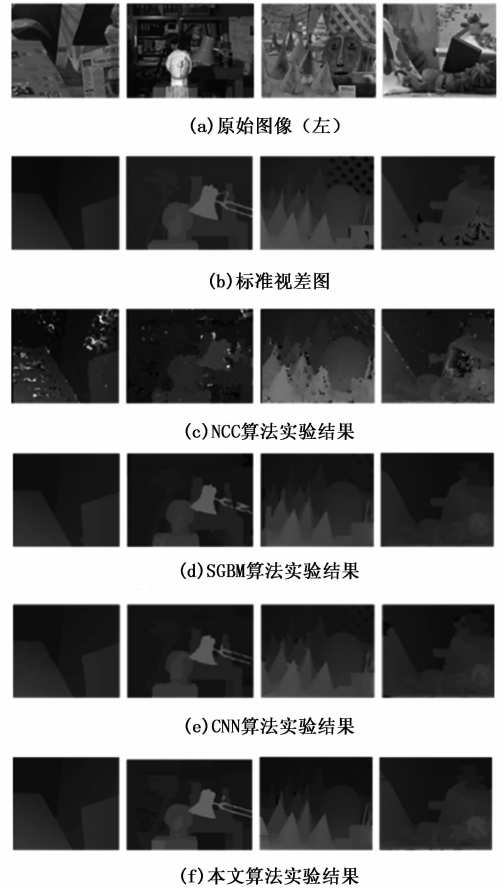


图 5 4 种算法实验结果生成的视差图

表 3 Cones 图像中的实验结果

算法	误匹配率/%			运行时间 /s
	光照变化大	深度不连续	全部	
NCC	15.24	38.67	23.76	0.27
SGBM	3.05	8.87	9.74	2.73
CNN	2.87	8.10	8.45	0.78
本文算法	2.67	7.32	8.26	0.82

表 4 Teddy 图像中的实验结果

算法	误匹配率/%			运行时间 /s
	光照变化大	深度不连续	全部	
NCC	22.76	42.68	36.56	0.19
SGBM	6.13	16.32	12.22	4.95
CNN	6.01	14.30	11.60	0.96
本文算法	5.74	14.06	10.80	1.13

表 5 4 种算法的平均误匹配率和运行时间

算法	平均误匹配率/%	平均运行时间/s
NCC	25.11	0.25
SGBM	7.20	2.76
CNN	5.51	0.69
本文算法	4.94	0.77

由实验结果表明,在 Middlebury 数据集中,本文提出的算法相比 NLF 算法误匹配率降低了 10.3%,相比 SGBM 算法降低了 31.4%,在光照变化明显和障碍物边界等深度不连续区域的视差图精度也高于对比算法中的视差图的精度,提高了移动机器人在复杂场景中对障碍物识别的准确度,有利于对障碍物的精准定位。同时,为了全面验证本文算法性能,对算法运行时间进行比较。相比 NCC 和 SG-BM 算法,本文显著的缩短了算法运行时间,使移动机器人在障碍物检测的过程中具有较高的实时性。由于本文属于半全局立体匹配算法,所以时间相比文献中的 CNN 算法较长,但也仅为毫秒级别的影响。

同时,为了验证本文算法的实用性,利用双目相机对障碍物进行实拍测试,获取了精度较高的视差图,如图 6 所示。

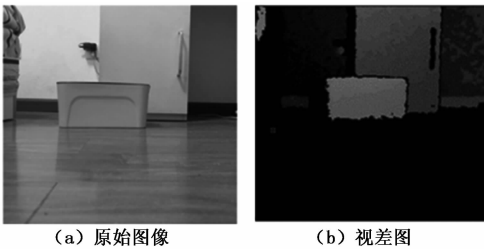


图 6 自建数据的实验结果

通过立体匹配得到的视差图像中包含了物体在实际空间中的深度信息,为便于观察,利用自建数据实验得到的视差图生成了障碍物的三维点云,如图 7 所示。

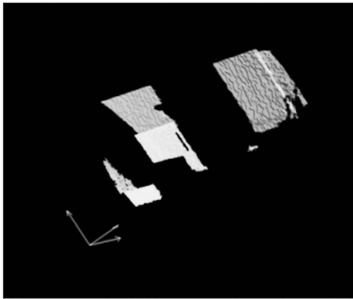


图 7 视差图的三维点云图像

从障碍物重建结果可以看出,由于视差图中障碍物边界区域精度较高,所以生成的点云图像中障碍物轮廓清晰,实现了移动机器人对障碍物的精确定位,验证了本文算法的实用性。

综上,本文算法有效地提高了立体匹配算法的视差图精度,在障碍物边界区域(深度不连续区域)和复杂区域的提升较为明显。在建筑工地这类环境复杂,静态障碍物较多的场合,提高了对目标障碍物深度信息获取的精确度,对复杂场景中障碍物三维重建及定位等工作具有重要的意义。

6 结束语

本文提出一种基于多尺度卷积神经网络的立体匹配计算方法,首先,利用多尺度卷积神经网络模型对图像的匹配代价进行初步计算,为提高模型的收敛速度以及稳定性,

提出了一种新的损失函数;其次,在代价聚合阶段建立一个全局能量函数,利用动态规划的思想求解最优视差;最后,利用左右一致性检测对所得视差图上的遮挡点进行更正,进一步提高视差图的精度。实验使用 Middlebury 数据集中的标准立体匹配标准图像对测试算法性能,所有图像对均包含环境复杂光照变化大和纹理较弱区域,实验证明本文算法在光照变化明显、深度不连续以及纹理较弱等复杂环境下所获视差图精度更高,验证了该方法的有效性,并且算法运行速度较快,满足实时性要求。综上,本文算法提高了障碍物检测中立体匹配的精度和效率,在一定程度上提高了移动机器人对障碍物识别的准确度。但是真实的应用场景往往还有更加恶劣的环境以及动态的障碍物需要考虑,这也是后续需要研究的重点。

参考文献:

- [1] 林景亮, 陈岳林. 基于双目视觉的三维人脸重建方法 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29 (1): 397-400.
- [2] 张如如, 葛广英, 申哲, 等. 基于 HALCON 的双目立体视觉工件尺寸测量 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (1): 59-63.
- [3] 余铎, 王耀南, 毛建旭, 等. 基于视觉的移动机器人目标跟踪方法 [J]. 光电子·激光, 2019, 40 (1): 227-235.
- [4] 黄长强, 赵克新, 韩邦杰, 等. 一种近似动态规划的无人机机动决策方法 [J]. 电子与信息学报, 2018, 40 (10): 2447-2452.
- [5] 陈华榕, 钱康来, 王斌. 结合支持向量机和图割的视频分割 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29 (8): 1398-1395.
- [6] Yang Q. A non-local cost aggregation method for stereo matching [A]. Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2012: 1402-1409.
- [7] Yang Q. Stereo matching using tree filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37 (4): 834-846.
- [8] Xir Y, Zeng S, Chen L. A novel disparity refinement method based on semi-global matching algorithm [A]. IEEE International Conference on Data Mining Workshop [C]. IEEE, 2015, 1135-1142.
- [9] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks [A]. Advances in neural information processing systems (NIPS) [C]. Canada: NIPS, 2015, 91-99.
- [10] 常亮, 邓小明, 周明全, 等. 图像理解中的卷积神经网络 [J]. 自动化学报, 2016, 42 (9): 1300-1312.
- [11] Zagoruyko S, Komodakis N. Learning to compare image patches via convolutional neural networks [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Boston: IEEE, 2015: 4353-4361.
- [12] Zbontar J, LeCun Y. Stereo matching by training a convolutional neural network to compare image patches [J]. Machine

Learning Research, 2016, 17 (1): 2287 - 2318.

[13] Chen J, Yuan C. Convolutional neural network using multi-scale information for stereo matching cost computation [A]. IEEE International Conference on Image Processing [C]. Phoenix: IEEE, 2016: 3424 - 3428.

[14] Zhong Z, Su S, Cao D, et al. Detecting ground control points via convolutional neural network for stereo matching [J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76 (18): 18473 - 18488.

[15] 严邓涛, 霍智勇, 戴伟达, 等. 基于全连接神经网络和边缘感知视差传播的立体匹配算法研究 [J]. 南京邮电大学学报 (上接第 205 页)

4) 日志信息存储模块功能检测:

以上测试的几种 USB 设备信息都被记录在 USB 设备过滤器的外部 FLASH 当中, 记录的数据由“接入时间—接入设备名称—接入设备的 PID 和 VID—接入设备的生产商—接入设备的序列号—USB 设备过滤器设备号”构成, 通过使用“特殊 U 盘”实现将日志文件拷贝到个人 PC, 可查看 USB 设备过滤器最近接入设备的记录。测试效果图如图 11 所示。



图 11 日志信息存储模块功能检测图

测试结果表明: 在物理层检测 USB 端口电压变化来判断是否有 USB 设备接入, 通过对 USB 设备的枚举, 识别 USB 设备的准确率高, 对黑白名单内设备的执行决策准确, 达到了 USB 设备过滤器的设计目的。

5 结束语

USB 设备过滤器的设计核心在于: 1) 对 USB 设备的准确识别以及对设备执行响应的事件; 2) 基于 STM32 的 USB 主机对 USB 设备过滤系统, 以增强普通设备上 USB 端口的安全性能。系统设计包括软件设计和硬件设计两大部分, 首先是进行 USB 设备过滤器系统的总体设计描述, 然后进行硬件电路设计, 包括 USB 设备插拔检测模块、USB 信号控制模块、日志信息存储模块以及数据实时传输模块。软件开发设计部分由 Keil_MDK5 和 STM32CUBEMX 两款应用软件来实现, 通过 STM32CUBEMX 可以快速生成基本配置代码, 再通过 Keil_MDK5 添加相应的功能代码, 可快速开发出自己的软件。通过对系统的调试与实验证明, 系统能够准确地对不同的 USB 设备执行相应的指令, 客户端主机的安全性得到保障, 系统接入不同客户端主机的兼容性很好。为了适用

(自然科学版), 2018, 38 (3): 83 - 88.

[16] Long Q, Xie Q W, Mita S, et al. A real-time dense stereo matching method for critical environment sensing in autonomous driving [A]. IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems [C]. 2014: 853 - 860.

[17] Tippett S, Lee D J, Lillywhite K, et al. Review of stereo vision algorithms and their suitability for resource-limited systems [J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2016, 11 (5): 5 - 25.

[18] Scharstein D, Szeliski R. Middlebury stereo vision [Z]. 2016.

于更多的应用场景, 需要将系统的主芯片替换为 GD32 系列。该系列芯片为国产芯片, 在 STM32 的基础上, 在主频方面做了相应的技术升级, 程序的执行速度变快; 在程序加密方面也做了技术创新, 使得芯片的安全性更加牢固。综合以上所介绍的几个技术改进方面, 将系统移植到 GD32 上, 总体的性能会有一定的提升。

参考文献:

[1] 谢俊. 基于 FPGA 的高速大容量税控智能盘的研究与原型设计 [D]. 北京: 北京工业大学, 2009.

[2] 黄显国, 曹洪军. μ PSD32XX 系列单片机开发税控器的 USB 接口设计 [J]. 软件导刊, 2006 (21): 87 - 89.

[3] 吕志强, 薛亚楠, 张宁, 等. USB 设备安全技术研究综述 [J]. 信息安全研究, 2018, 4 (7): 639 - 645.

[4] 齐锋, 陈庄, 蔡定雯, 等. 一种基于 USB Key 的双私钥安全因子身份认证方案 [J]. 信息安全研究, 2019, 5 (6): 500 - 506.

[5] 李明, 史国振, 娄嘉鹏. 基于密码服务平台的 USB Key 身份认证方案 [J]. 计算机应用与软件, 2018, 35 (9): 288 - 291.

[6] 郭燕, 李永堂, 李春杰. 基于 USB-Key 的 iSCSI 身份验证安全加固 [J]. 计算机科学, 2015, 42 (S1): 359 - 361.

[7] 王飞龙, 尹青, 郭玉东, 等. 基于 USB Key 的身份认证系统设计与实现 [J]. 信息工程大学学报, 2016, 17 (1): 65 - 70.

[8] 罗韬. USB 存储设备访问控制的设计与实现 [J]. 信息化研究, 2009, 35 (5): 23 - 25.

[9] 李雪静, 邓成中. 基于 STM32 的 USB 数据采集器的设计 [J]. 汽车实用技术, 2018 (17): 172 - 176.

[10] 罗瑶, 忠义, 朱磊, 等. STM32CubeMX 的高速 USB 通信模块设计 [J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2017, 17 (9): 46 - 48.

[11] 王太晓, 林晓焕, 周静雷. 基于 STM32 处理器的 USB 通信设计 [J]. 微处理机, 2015, 36 (1): 25 - 28.

[12] 龚跃玲, 汪玲彦. 基于 STM32 的 USBOTG 数据通信的实现 [J]. 微型机与应用 2011, 30 (10): 3234.

[13] 方旭. 基于 STM32 处理器和 PC 主机的 USB 通信协议的实现 [D]. 济南: 山东大学, 2009.

[14] 蔡磊. 基于 STM32F103 芯片的 USB 接口的研究与实现 [D]. 上海: 复旦大学, 2009.