

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209045

基于 Retinex 图像增强的搜救机器人设计^{*}

陆文佳 崔贝贝 许乾 邵明航 李海正

(河南工业大学电气工程学院 郑州 450001)

摘要: 在地震、矿难等突发灾难发生时的恶劣现场环境下,抢险搜救任务的紧迫性及危险性突显了对智能搜救机器人的迫切需求。针对搜救机器人在废墟狭窄空间中行走困难,且在低照度环境下,图像处理时间长、细节丢失的情况。首先基于仿生学设计了机器人的三维模型,并对机器人的运动进行控制;其次为提高搜救工作中图像的光照一致性,加入了一种基于 Retinex 视网膜的结构感知平滑模型,为搜救机器人提供了高可见输出,建立图像评价模型剔除低质量图像;最后通过算法加速求解器减少图像处理时间以满足在树莓派上实时输出优质图像的需求。实验结果表明,当六足机器人工作在微光环境下,树莓派图像处理时间仅需 0.23 s 大大减小了输出延迟,峰值信噪比为 14.752 dB 显示的细节更饱满,证明提高了机器人的性能,在未来地质调研,地震搜查,艰难地形的侦查方面有很大的应用前景。

关键词: 仿生机器人;搜救;Retinex 图像增强;加速求解器;树莓派

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.20

Design of search and rescue robot based on Retinex image enhancement

Lu Wenjia Cui Beibei Xu Qian Shao Minghang Li Haizheng

(College of Electrical Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In the harsh on-site environment when sudden disasters such as earthquakes and mining accidents occur, the urgency and danger of rescue and search and rescue tasks highlight the urgent need for intelligent search and rescue robots. It is aimed at the situation that the search and rescue robot has difficulty walking in the narrow space of the ruins, and in the low-light environment, the image processing time is long and the details are lost. Firstly, the 3D model of the robot is designed based on bionics, and the motion of the robot is controlled; secondly, in order to improve the illumination consistency of the image in the search and rescue work, a structure-aware smooth model based on Retinex retina is added, which provides a high-quality search and rescue robot. The output can be seen, and an image evaluation model is established to eliminate low-quality images. Finally, the algorithm accelerates the solver to reduce the image processing time to meet the needs of real-time output of high-quality images on the Raspberry Pi. The experimental results show that when the hexapod robot works in a low-light environment, the image processing time of the Raspberry Pi is only 0.23 s, which greatly reduces the output delay, and the peak signal-to-noise ratio is 14.752 dB. It has great application prospects in future geological surveys, seismic searches, and difficult terrain detection.

Keywords: bionic robot; search and rescue; Retinex image enhancement; accelerated solver; Raspberry Pi

0 引言

当今世界上存在千万种生物,都是经过亿万年的适应进化、发展而来,因此生物特性趋于完美,具有了最合理的结构特点、灵活的运动特性、以及良好的适应性和生存能力。仿生机器人是仿生学与机器人领域应用需求的结合产物。从机器人的角度来看,仿生机器人则是机器人发展的

高级阶段。生物特性为机器人的设计提供了许多有益的参考,使得机器人可以从生物体上学习如自适应、鲁棒性、运动多样性和灵活性等一系列良好的性能。本文旨在处理仿生巡检机器人在低可见度环境下工作存在图像质量差、图像处理时间长的问题。

传统的图像增强方法基本上可以分为两类:基于直方图均衡化的方法和基于 Retinex 理论的方法。其中直方图

收稿日期:2022-02-20

^{*} 基金项目:中国高等教育部(202110463002S)、河南工业大学科学基金(2020BS059, 2018BS068)、河南省高校青年骨干教师培养计划(2019GGJS095)项目资助

均衡化^[1]是最简单、应用最广泛的方法,田光远等^[2]提出一种基于区域均衡的图像增强算法,在保证检测效果的同时又能兼顾检测效率然而该方法牺牲了图像原始色彩。Aditya等^[3]提出利用基于直方图的增强技术对立体图像进行预处理并进行滤波,以提高视差图的可靠性。在创建视差图之前,采用直方图均衡化和低通中值滤波相结合的增强技术对立体图像进行处理。还有许多基于Retinex的方法,Li等^[4]提出了一个鲁棒Retinex模型,将弱光图像增强作为一个优化问题。他们另外在照明贴图上了应用了 l_1 范数来约束照明的分段平滑性。吉勇等^[5]提出的暗原色先验理论和单尺度的Retinex理论的基础上水下散射成像模型图像增强算法进行优化,然而,这些传统的方法在增强图像中容易造成颜色失真和大量噪声。孙凤山等^[6]提出了基于混沌映射与差分进化自适应TLBO算法的THz图像增强模型提高参数求解精度,消除局部伪影现象。基于监督的方法Priyadurshini等^[7]提出学习深度卷积神经网络,直接将低光图像增强作为机器学习问题。该网络通过惩罚弱光图像与其对应的正常光图像之间的误差来学习。Ren等^[8]提出了一个由内容流网络和边缘流网络组成的双流框架。Wei等^[9]提出了一种基于Retinex理论的神经网络方法,将弱光图像分解为光照图和反射率图两个分量,然后对具有地面真实光照和反射率图的两个分量进行增强。基于监督学习的方法在图像增强上取得了显著的进展,但由于需要对微光图像和正常光线图像进行学习,使得它们难以应用于现实场景。基于无监督的方法,无需对低光和正常光图像学习,增强低光图像。为此,Rother等^[10]提出了一种基于深度自动编码器的方法,该方法以无监督的方式学习从低光图像增强,其中低光图像是在不同的黑暗条件下合成的。以往的方法也试图利用生成对抗网络(GAN)。Hu等^[11]提出了一种两阶段无监督的方法,将微光图像增强分解为前增强和后细化问题。解决了对黑暗图像的性能较差,噪声放大问题。Jiang等^[12]提出了可以端到端进行训练的启蒙式学习方法,与基于监督学习的方法相比,它取得了具有竞争力的性能。Shyam等^[13]通过改变特征检测器的特征接受阈值的影响,并在特征检测之前以微光图像增强的形式添加预处理改善特征匹配。Zhang等^[14]进一步提出了解耦网络,其中分别用对比度增强和图像去噪网络处理光照增强和降噪。

为实现输出图像高还原度与实时性的要求,本文设计一款多场景运用的仿生巡检机器人,通过设计仿生机器人的结构与运动方式,开展机器人在环境亮度不足情况下的图像增强试验,并研究其性能优势。

1 仿生机器人结构描述

从结构学角度看,八足蜘蛛机器人结构复杂,参数众多,完全按照其生理特点进行仿生反而显得冗余,因此此次设计的仿蜘蛛机器人为六足结构,三对足对称分布在机器

人的两侧,并将机器人的腿设计成串联机构。如图1所示,单腿由运动链组成,驱动装置安装在每个关节中以逐渐传递动作。

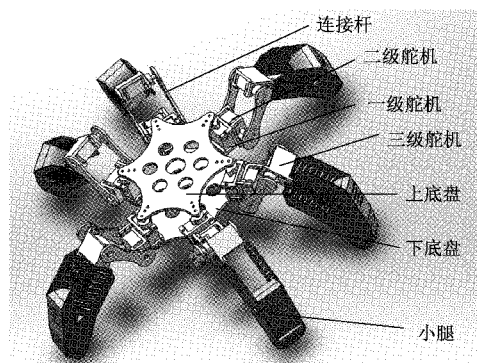


图1 仿蜘蛛六足机器人三维结构

参照现实中的蜘蛛设计仿生机器人的三对脚,每只脚都由基关节,股骨关节和胫骨关节组成。六足机器人在每一条腿上有3个自由度,如图2所示。

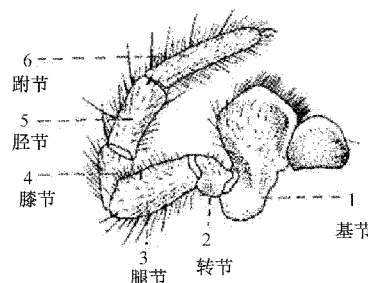


图2 蜘蛛足实例图

经过简化,提取蜘蛛足的关键部位,其结构如图3所示,以圆圈部分代表接头,矩阵部分代表连杆。六足机器人的关节由舵机代替实现传动。

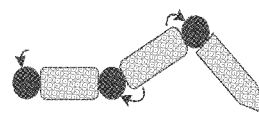


图3 仿生机器人足示意图

本文采用高精度数字舵机。舵机的输出为角度,输出值无累计误差。舵机的主要参数如下:电源电压6~8.4V;响应速度:7.4V时0.16sec/60°;阻塞力矩:7.4V时15kg·cm。六足机器人常见的步态有2步、3步和6步。

实验六足机器人的步态是自然界六足机器人最常见的两种步态。两步法的原理是将机器人的六条腿分成两组。每组有3条腿,都是摇摆或支撑阶段。在机器人运动过程中,一组是摆动阶段,另一组是支撑阶段。在机器人运动过程中,一组是摆动阶段,另一组是支撑阶段。这两组在一个周期内在摆动阶段和支撑阶段来回切换。机器人身体一侧的前脚、后脚和另一侧的中脚分成一组,形成一个三角形,并使机器人的重心投影在三角形中。

1.1 机器人运动控制

六足机器人总共有 18 个活动自由度。机器人的运动控制比较复杂,为了降低整个系统的设计难度,有必要单独设计一个运动控制器来控制机器人的基本运动。舵机实现了六足机器人的控制。因此,运动控制器的功能是控制 18 路舵机转动,并根据预先设定的步态,使机器人能够稳定地移动。运动控制器的主控芯片为树莓派 4B,可输出 40 个舵机控制信号,并集成舵机过流保护电路。具体物理框图如图 4 所示。

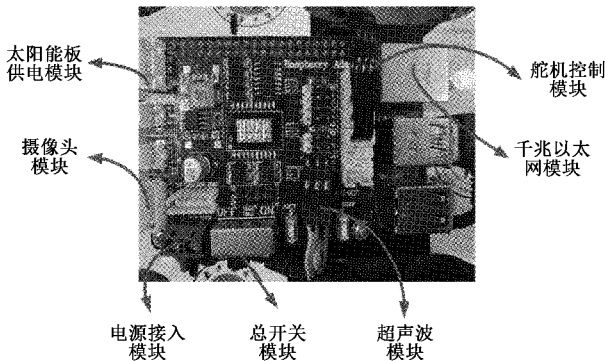


图 4 机器人运动控制器

运动控制器配有专门的动作调试软件,协助调试机器人运动。运动控制器通过 UART 与动作调试软件通信,通过动作调试软件的图形界面控制机器人的运动。动作调试软件可以独立调节各个转向器的初始偏差来抵消转向器关节的安装误差,同时控制整个腿或整个机器人的运动。动作调试软件的界面如图 5 所示。动作调试软件可以对机器人的各种动作进行编辑和调试。调试成功后,可以将动作保存为动作组,然后下载到动作控制器的动作库中。运动控制器为中央控制计算机保留接口,调用动作库来控制机器人的运动。

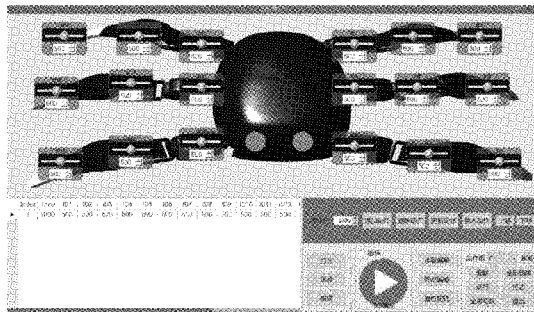


图 5 动作调试软件界面

1.2 机器人控制系统

Raspberry Pi,中文名为“树莓派”,是一款只有信用卡大小的计算机。它是一款基于 ARM 的微型电脑主板,它可以连接到许多执行器和传感器并快速完成所有繁重的计算。树莓板有很多协议来连接其他硬件设备,如串行端口、spi 或 i2c,对于大多数使用的设备来说,它非常灵活,可连

接键盘、鼠标和网线,同时拥有视频功能。具体型号及说明如表 1 所示。

表 1 树莓派各型号说明

序号	型号	说明
1	A	256 MB 版本,但没有网络接口。
2	A+	4 个 USB 接口缩小到 1 个。
3	B	512 MB 版本,带 100 M 网络接口。
4	B+	相对于 B 功耗更低,更多的针脚,使用 Micro SD 插口。
5	2B	性能是 B+ 的六倍,1 GB 的内存,4 个 USB 2.0 的接口。
6	3B	蓝牙 4.1 适配器,搭载 64 位四核处理器。
7	3B+	增加 5 GHz 双频 Wi-Fi,USB 千兆以太网,处理器提升。
8	4B	处理器提升,蓝牙 5.0 适配器,千兆以太网。

本系统采用 Linux 免驱 USB 摄像头完成对目标物体的图像采集,树莓派作为系统主控处理和识别摄像头,PC 通过无线信号与树莓派连接显示图像处理后的结果。同时由树莓派产生驱动信号^[15],经过驱动电路后控制机器人运动。超声波模块通过 GPIO 口与树莓派连接,测量机器人底盘与目标物体之间的距离,使得能在摄像头最佳焦距内完成对目标物体的识别。

2 巡检机器人图像增强算法

为保证巡检机器人在微光环境下工作时实时输出高质量图像,则需优化机器人处理图像的方法,通过估计其照明地图增强弱光图像。与传统的基于 Retinex 的方法不同,它将图像分解成反射率与光照成分,只估算一个光照因素,这缩小了方案的空间,减少了计算时间,提高了计算效率,达到预期的结果。

2.1 算法原理

首先通过在 R、G 和 B 通道中找到每个像素的最大强度来构造光照图。然后利用光照结构对光照图进行细化,提出了一种基于增广拉格朗日的乘子的算法来精确求解精细化问题,同时加入了一种加速求解器来集中减少计算量。该方法建立在 Retinex 模型上,它解释了弱光图像的形成^[16]。

$$L = R \circ T \quad (1)$$

其中, L 和 R 分别为捕获的图像和期望的恢复; T 表示光照映射, \circ 操作符表示元素乘法。在本文中,假设对于彩色图像,3 个通道共享相同的光照贴图。使用 $T(\hat{T})$ 来交替表示单通道和二通道照明映射。式(1)具有明确的物理意义,即观察到的图像可以分解为所需光照增强场景和光照地图的乘积^[17]。

对光线不足的图像进行变亮,通过对式(1)稍作变换,

得到:

$$R = L/T \tag{2}$$

显然, T 的估计是恢复 R 的关键, 这样问题就简化成只需要对 T 的估计。而估计只能提高全局照度。在本文中, 为了处理非均匀光照, 对 R、G、B 采用交替初始估计:

$$\hat{T}(x) \leftarrow \max_{c \in \{R,G,B\}} L^c(x) \tag{3}$$

对于每个像素 x , 上述操作的原理是光照在一定位置处 3 个通道的最大值, 为保证得到初始映射 $\hat{T}(x)$ 不会恢复饱和, 加入一个很小的常数 ϵ 避免分母为 0:

$$R(x) = L(x)/(\max_c L^c(x) + \epsilon) \tag{4}$$

另一种广泛使用的模型是与雾霾图像相似的基于观察到反向弱光图像^[18]:

$$1 - L = (1 - R) \cdot \tilde{T} + \alpha(1 - \tilde{T}) \tag{5}$$

α 为大气光照, 反向弱光 $1 - L$ 视觉效果与雾霾图像相似, 但和式(1)相比物理意义比较模糊, 常用于估计去除雾霾图像的公式^[18]为:

$$\tilde{T}(x) \leftarrow 1 - \min_c \frac{1 - L^c(x)}{\alpha} = 1 - \frac{1}{\alpha} + \max_c \frac{L^c(x)}{\alpha} \tag{6}$$

将式(6)代入式(5)得到:

$$R(x) = \frac{L(x) - 1 + \alpha}{1 - \frac{1}{\alpha} + \max_c \frac{L^c(x)}{\alpha} + \epsilon} + (1 - \alpha) \tag{7}$$

我们可以看到, 当 $\alpha = 1$ 时, 式(4)和(7)都达到相同的结果。但是, 如果 α 远离 1, 式(7)和(4)之间的等价性就会被打破。虽在过去几十年中已经开发了各种方法来提高图像精度, 但这些改进中的大多数基本上通过考虑目标像素周围的小区域内的相邻像素来考虑照明的局部一致性, 而在实际巡检中需要保持图像整体结构和平滑的纹理细节, 为了解决这个问题, 基于最初的照明 \hat{T} , 需要解决如下优化问题:

$$\min_T \| \hat{T} - T \|_F^2 + \alpha \| W \cdot \nabla T \|_1 \tag{8}$$

系数 α 分别涉及平衡 $\| \cdot \|_F$ 与 $\| \cdot \|_1$, 另外 W 是权矩阵, ∇T 是一阶导数滤波器, 其中第 1 项负责初始映射 \hat{T} 与光照映射 T 的保真度, 第 2 项考虑结构的平滑度。

2.2 图像增强算法求解器

虽然上述算法复杂度已经相当低, 但考虑巡检机器人图像处理的实时性, 以及尽可能减小巡检机器人输出图像的延迟性, 式(9)为加入算法加速器:

$$\lim_{\epsilon \rightarrow 0} \sum_x \sum_{d \in \{h,v\}} \frac{W_d(x)(\nabla_d T(x))^2}{|\nabla_d T(x)| + \epsilon} = \| W \cdot \nabla T \|_1 \tag{9}$$

因此式(8)的近似问题就可以写成:

$$\min_T \| \hat{T} - T \|_F^2 + \alpha \sum_x \sum_{d \in \{h,v\}} \frac{W_d(x)(\nabla_d T(x))^2}{|\nabla_d T(x)| + \epsilon} \tag{10}$$

尽管目标函数发生了变化, 但相对于原来的从初始光照估计 \hat{T} 中提取光照结构的目标与原来的目标是一致的。因此问题可以通过:

$$(I + \sum_{d \in \{h,v\}} D_d^T \text{Diag}(\tilde{W}_d) D_d) t = \tilde{t} \tag{11}$$

式中: $(I + \sum_{d \in \{h,v\}} D_d^T \text{Diag}(\tilde{W}_d) D_d)$ 是对称正定的拉普拉斯矩阵, 因此通过文献[19]中提到的方法, 求解它比原式(8)更快。

2.3 图像质量评价

应用于图像的任何处理都可能导致重要的信息或质量损失, 在图像质量与处理时间之间需要做一个权衡, 图像质量评价方法可分为客观和主观两种。主观方法以人的判断为基础, 不参考明确的标准。客观方法基于使用明确的数值标准进行比较。给定原始图像 f 和增强后图像 g , 大小均为 $M \times N$, f 和 g 之间的 PSNR 定义为:

$$\text{PSNR}(f, g) = 10 \lg \left(\frac{255^2}{\text{MSE}(f, g)} \right) \tag{12}$$

MSE(f, g) 为:

$$\text{MSE}(f, g) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_{ij} - g_{ij})^2 \tag{13}$$

当 MSE 趋于 0 时, PSNR 值趋于无穷大; 这说明 PSNR 值越高, 图像质量越好。在尺度的另一端, 较小的 PSNR 值意味着图像之间的数值差异很大。SSIM 是一个质量度量, 用来衡量两个图像之间的相似性。与传统的误差总和不同, SSIM 的设计是将任何图像失真建模为相关性损失、亮度失真和对比度失真 3 个因素的组合。SSIM 的定义为:

$$\text{SSIM}(f, g) = l(f, g)c(f, g)s(f, g) \tag{14}$$

式中: $l(f, g), c(f, g), s(f, g)$ 为:

$$\begin{cases} l(f, g) = \frac{2\mu_f\mu_g + c_1}{\mu_f^2 + \mu_g^2 + c_1} \\ c(f, g) = \frac{2\sigma_f\sigma_g + c_2}{\sigma_f^2 + \sigma_g^2 + c_2} \\ s(f, g) = \frac{\sigma_{fg} + c_3}{\sigma_f\sigma_g + c_3} \end{cases} \tag{15}$$

式(15)中的第 1 项是亮度比较函数, 它测量两幅图像的平均亮度 (μ_f 和 μ_g) 的接近程度。只有当 $\mu_f = \mu_g$ 时, 该因子才最大且等于 1。第 2 项是对比度比较函数, 它测量两幅图像对比度的接近程度。这里, 对比度由标准差 σ_f 和 σ_g 来衡量。只有当 $\sigma_f = \sigma_g$ 时, 该项才是最大的, 并等于 1。第 3 项是结构比较函数, 用于衡量两个图像 f 和 g 之间的相关系数。 σ_{fg} 是 f 和 g 之间的协方差。SSIM 指数的正值在 $[0, 1]$ 中。值 0 表示图像之间没有相关性, 1 表示 $f = g$ 。正常数 c_1, c_2 和 c_3 用于避免零分母。

为了建立峰值信噪比 (PSNR) 与结构相似性 (SSIM) 之间的关系, 首先需要推导出 PSNR 与 SSIM 之间的关系, 利用该关系将 PSNR 与 SSIM 建立起来。式(14)中的 MSE

改写为：

$$MSE = \sigma_f^2 + \sigma_g^2 - 2\sigma_{fg} + (\mu_f - \mu_g)^2 \quad (16)$$

其中, σ_f^2 与 σ_g^2 为原始图像 f 和增强后图像 g 的方差, σ_{fg} 为原始图像 f 和增强后图像 g 的协方差:

$$\begin{aligned} \sigma_f^2 &= \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_{ij} - \mu_f)^2 \\ \sigma_{fg} &= \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_{ij} - \mu_f)(g_{ij} - \mu_g) \end{aligned} \quad (17)$$

因此 SSIM 可以重写为:

$$\frac{1}{SSIM} = \frac{255^2 \times \alpha(f, g) \times e^{-PSNR \times \ln(10)/10} + \beta(f, g)}{l(f, g) s(f, g)} \quad (18)$$

其中,

$$\begin{aligned} \alpha(f, g) &= \frac{1}{2\sigma_f\sigma_g + c_2} \\ \beta(f, g) &= \frac{2\sigma_f\sigma_g - (\mu_f - \mu_g)^2 + c_2}{2\sigma_f\sigma_g + c_2} \\ s(f, g) &= \frac{\sigma_{fg} + c_3}{\sigma_f\sigma_g + c_3} \end{aligned} \quad (19)$$

为了抵消 SSIM 公式中出现常数的影响,假设 $c_2 \ll \sigma_f, \sigma_g$ 并且 $c_3 \ll \sigma_f, \sigma_g$, 因此在标准偏差值非空的情况下,可以丢弃常量^[3]. 由式(18)和(19)推导出:

$$PSNR = 10 \lg \left(\frac{2\sigma_{fg}(l(f, g) - SSIM)}{255^2 SSIM} + \left(\frac{\mu_f - \mu_g}{255} \right)^2 \right) \quad (20)$$

取 $l(f, g) = 1$, 即 $\mu_f = \mu_g$ 因此式(20)重写为:

$$PSNR = 10 \lg \left[\frac{255^2}{2\sigma_{fg}} \right] + 10 \lg \left[\frac{SSIM}{1 - SSIM} \right] \quad (21)$$

如式(21)所示, PSNR 和 SSIM 之间是有一个联系. 这说明 SSIM 的值与 PSNR 的值不是独立的. 如图 6 所示, 在式(21)中 σ_{fg} 在区间 $[0, 255^2]$ 区间的变化, 可以看出, 所有的曲线都具有相的形状, 它们都等于一个附加因子.

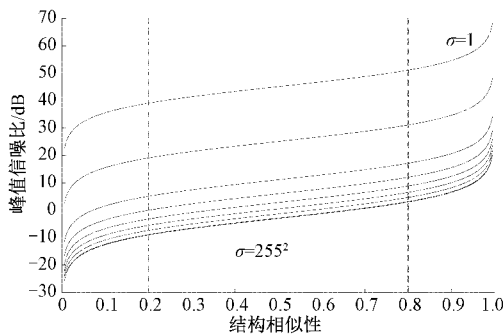


图 6 PSNR 与 SSIM 关系图

2.4 算法实现

建立如图 7 所示算法流程程序, 步骤如下:

- 1) 给定弱光输入 L , 正系数 α , 伽马变换参数 γ ;
- 2) 初始化构造权重矩阵并赋初值;
- 3) 通过式(3)估计左侧的初始光照图;

4) 通过基于 T 的细化光照图 \hat{T} 精确结算器求解式(11)加速器方程;

5) 通过 $T \leftarrow T^\gamma$ 对光照映射 T 进行伽马校正;

6) 通过 $L = R \circ T$, 利用光照映射 T 增强弱光输入 L ;

7) 重新组合更新图像去除噪声;

8) 输出图像增强结果并将低质量图像剔除。

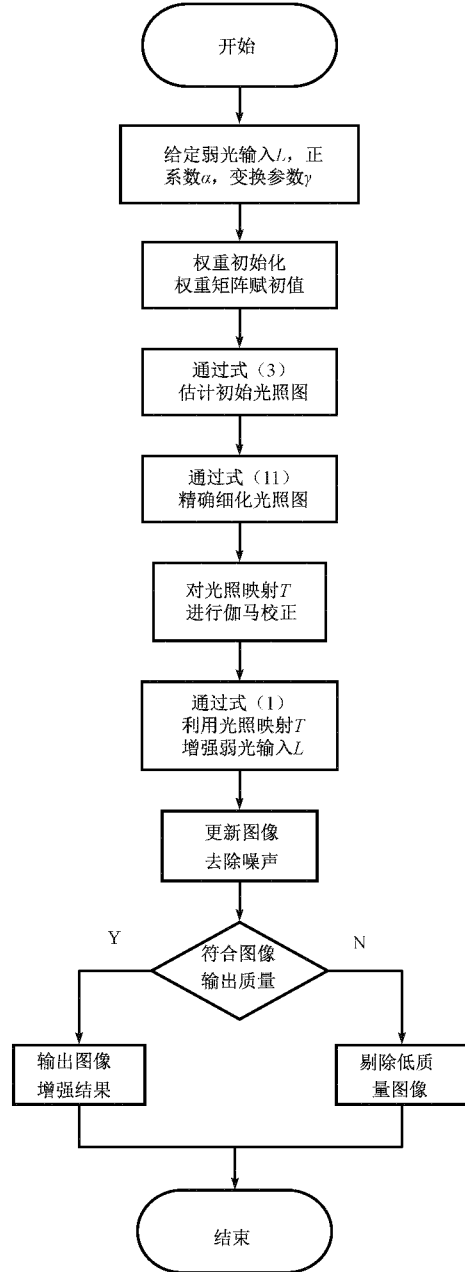


图 7 图像增强算法流程^[20]

实验测试使用配置 Intel i7 处理器、970 M 显卡、6 GB 显存和 16 GB 运行内存的平台上进行, 从摄像机拍摄的原始图像到图像增强后输出的优化结果, 运行时间只需 0.018 s, 结果如图 8 所示, 验证了在搜救机器人上实时性的输出需求。



图 8 机器人实物图与图像增强后的图像

3 图像增强算法试验

实验在硬件设备为树莓派 4B, 配置为 ARM Cortex-A72 1.5 GHz (四核), 内存为 4 GB, 系统为 Ubuntu Server 18.04。实验所用的图片为机器人在不同亮度环境下拍摄的 4 幅图像如图 9 所示。

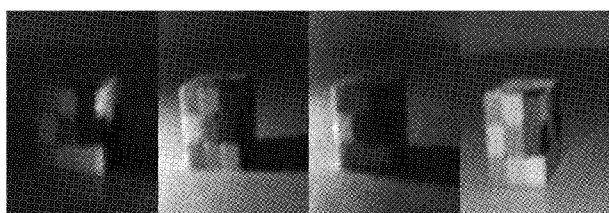


图 9 机器人摄像头拍摄的原始画面

本文算法优化后系统输出后的图像如图 10 所示。

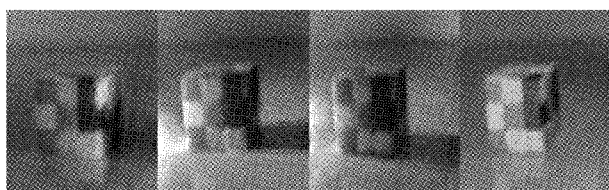


图 10 算法优化后输出的图像

为验证算法快速解决图像亮度不足及不均匀照度的优越性,从定性的角度将原始图像与算法优化后的图像进行比较。机器人在微光环境不同照度下拍摄的原始画面与优化后输出的增强画面对比,从人眼主观上可以看出在巡检过程中魔方颜色有较好的辨识度,图像整体对比度得到了提升,重点对图像背景阴影信息有了很好的增强效果,还原了真实场景,未产生过增强,保持图像整体结构和平滑的纹理细节同时产生的噪声像素在人眼接受范围内。

计算优化后图像的峰值信噪比与结构相似性,结果如表 2 所示。

表 2 图像详细数据

输入与输出图像	峰值信噪比 (PSNR)	结构相似性 (SSIM)	协方差 σ_{fr}
图像 1	12.333	0.631	1.0531×10^4
图像 2	14.799	0.647	1.5212×10^4
图像 3	14.459	0.747	1.0457×10^4
图像 4	16.761	0.704	1.3822×10^4

客观评价原始图像与优化后图像的质量,从表 2 中可知图像的 SSIM 在区间 $[0.2, 0.8]$ 内,协方差 σ_{fr} 在曲线 1002 附近,均符合优质图像的标准,而第 1 幅图与第 4 幅图的 PSNR 的数值波动是该算法在处理均匀照度时对环境亮度高的图像的良好选择。

为更准确反映算法增强性能与处理时间,利用常见的评价指标从定量的角度对机器人拍摄到的 550 组图像在树莓派 4B 上进行处理并对其取平均值与不同算法作对比,结果如表 3 所示。

表 3 算法时间成本比较

算法	峰值信噪比 (PSNR)	结构相似性 (SSIM)	耗时/s
KinD ^[14]	17.683	0.763	5.32
KinD++ ^[14]	17.726	0.756	6.25
RetinexNet ^[9]	16.771	0.562	3.65
本文算法	14.752	0.654	0.23

文献[14]中的两种算法集成增强神经网络执行图像增强时不会引入大量噪声像素,提高了基础特征提取和匹配阶段的性能,但增加了运算时间成本,而在图 10 中主观判断下已能对图像细节有较好的分辨性,因此该性能差异可以忽略不计。文献[9]中算法,侧重于改善全局对比度,破坏了图像中存在的自然特征。主要原因是由于其不能从小像素提取并表示特征而产生的大像素化噪声特征影响了自然图像特征。在本文算法中通过降低特征接受阈值可以在图像处理中大幅提高计算性能,在巡检搜救任务中以快速的处理时间输出必要的图像增强细节纹理,保证了检测效果的同时又能兼顾检测效率。

4 结 论

本文设计了一款仿生搜救机器人能够在情况不明及环境亮度不足的地区取代人工执行搜救任务。运用基于 Retinex 视网膜的结构感知平滑模型解决了在环境亮度不足的情况下拍摄的画面细节丢失问题,能同时保持输入图像的对比度并消除颜色饱和度;并且加入了图像增强加速器使得机器人能实时输出优化后的图像;最后对图像质量进行了评价,筛选符合质量的图像。实验结果验证了系统设计的可行性与正确性,表明本文研究满足实际搜救现场非确定性、动态环境的任务需求,具有一定的应用价值。

参考文献

[1] CELIK T, TIAHJADI T. Contextual and variational contrast enhancement [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(12): 3431-3441.
 [2] 田光远,滕燕,聂文海,等. 变电站复杂光下基于区域均衡的图像增强[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(1): 21-26.

- [3] ADITYA K P, REDDY V K, RAMASANGU H. Enhancement technique for improving the reliability of disparity map under low light condition[J]. *Procedia Technology*, 2014, 14: 236-243.
- [4] LI M, LIU J, YANG W, et al. Structure-revealing low-light image enhancement via robust retinex model[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(6): 2828-2841.
- [5] 吉勇, 李晨, 屠大维, 等. 水下光场成像清晰度增强研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(4): 66-72.
- [6] 孙风山, 范孟豹, 曹丙花, 等. 基于混沌映射与差分进化自适应教与学优化算法的太赫兹图像增强模型[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(4): 92-101.
- [7] PRIYADARSHINI R, BHARANI A, RAHIMANKHAN E, et al. Low-light image enhancement using deep convolutional network[M]. *Innovative Data Communication Technologies and Application*. Springer, Singapore, 2021: 695-705.
- [8] REN W, LIU S, MA L, et al. Low-light image enhancement via a deep hybrid network[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 28(9): 4364-4375.
- [9] WEI C, WANG W, Yang W, et al. Deep retinex decomposition for low-light enhancement[J]. *ArXiv Preprint*, 2018, ArXiv:1808.04560.
- [10] ROTHER C, KIEFEL M, ZHANG L, et al. Recovering intrinsic images with a global sparsity prior on reflectance[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2011: 765-773.
- [11] HU J, GUO X, CHEN J, et al. A two-stage unsupervised approach for low light image enhancement[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(4): 8363-8370.
- [12] JIANG Y, GONG X, LIU D, et al. Enlightengan: Deep light enhancement without paired supervision[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2021, 30: 2340-2349.
- [13] SHYAM P, BANGUNHARCANA A, KIM K S. Retaining image feature matching performance under low light conditions [C]. 2020 20th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS), IEEE, 2020: 1079-1085.
- [14] ZHANG Y, ZHANG J, GUO X. Kindling the darkness: A practical low-light image enhancer[C]. *Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia*, 2019: 1632-1640.
- [15] 宋宝玉, 王波涛. 基于树莓派嵌入式平台的车道线检测算法[J]. *电子测量技术*, 2021, 44(23): 93-98.
- [16] BARRON J T, MALIK J. Color constancy, intrinsic images, and shape estimation [C]. *European Conference on Computer Vision*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2012: 57-70.
- [17] GROSSE R, JOHNSON M K, ADELSON E H, et al. Ground truth dataset and baseline evaluations for intrinsic image algorithms [C]. 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision, IEEE, 2009: 2335-2342.
- [18] HE K, SUN J, TANG X. Single image haze removal using dark channel prior[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 33(12): 2341-2353.
- [19] FARBMAN Z, FATTAL R, LISCHINSKI D, et al. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation[J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2008, 27(3): 1-10.
- [20] GUO X, LI Y, LING H. LIME: Low-light image enhancement via illumination map estimation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 26(2): 982-993.

作者简介

陆文佳, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与嵌入式。

E-mail: 1240695029@qq.com