

复杂光照环境下的标识线图像增强方法

吴静, 樊绍胜, 胡成扬

引用本文

吴静, 樊绍胜, 胡成扬. 复杂光照环境下的标识线图像增强方法[J]. 计算机科学, 2024, 51(6A): 230300187-5.

WU Jing, FAN Shaosheng, HU Chengyang. Mark Line Image Enhancement Method in Complex Illumination Environment [J]. Computer Science, 2024, 51(6A): 230300187-5.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于改进图像增强及CNN的复杂环境车牌识别算法](#)

Complex Environment License Plate Recognition Algorithm Based on Improved Image Enhancement and CNN

计算机科学, 2024, 51(6A): 220200162-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220200162>

[基于深度学习的图像数据增强研究综述](#)

Survey of Image Data Augmentation Techniques Based on Deep Learning

计算机科学, 2024, 51(1): 150-167. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230500103>

[基于对比学习的低光照图像增强](#)

Contrastive Learning for Low-light Image Enhancement

计算机科学, 2023, 50(6A): 220600171-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220600171>

[基于亮度校正和融合通道先验的内窥镜图像增强算法](#)

Endoscopic Image Enhancement Algorithm Based on Luminance Correction and Fusion Channel Prior

计算机科学, 2023, 50(6A): 220300265-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220300265>

[基于虚拟曝光方法的单幅逆光图像增强](#)

Single Backlit Image Enhancement Based on Virtual Exposure Method

计算机科学, 2022, 49(6A): 384-389. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210400243>

复杂光照环境下的标识线图像增强方法

吴 静 樊绍胜 胡成扬

长沙理工大学电气与信息工程学院 长沙 410114

(996244214@qq.com)

摘 要 自动驾驶汽车在行驶过程中需要识别道路标识线以确保行驶在车道上,变电站巡检机器人通过识别道路标识线实现准确巡检。但由于复杂光照环境的影响,道路标识线信息难以准确提取。传统的图像增强方法无法对所有复杂光照环境下的道路标识线图像都产生良好的增强效果,对此提出一种复杂光照环境下的道路标识线图像增强方法。利用 HSV 色域空间的亮度图像的亮度差进行分层处理,对高亮度差的图像使用自适应伽马校正的方法进行图像增强,对低亮度差的图像先使用直方图锥形拉伸扩大图像灰度级,再利用自适应伽马校正提升图像对比度。实验结果表明,该算法能有效解决低光照、曝光等复杂光照环境所导致的道路标识线难以识别的问题,是一种有效的图像增强方法。

关键词: 图像增强;伽马校正;直方图锥形拉伸;HSV 色彩空间;复杂光照

中图分类号 TP391

Mark Line Image Enhancement Method in Complex Illumination Environment

WU Jing, FAN Shaosheng and HU Chengyang

School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China

Abstract In the process of driving, autonomous vehicles need to recognize road sign lines to ensure that they stay in the lane. Substation inspection robots realize accurate inspection by recognizing road sign lines. However, due to the influence of complex lighting environment, road sign line information is difficult to be accurately extracted. However, the traditional image enhancement methods can not produce good enhancement effect on all road sign line images in complex lighting environment, so this paper proposes a road sign line image enhancement method in complex lighting environment. The luminance difference of the luminance image in the HSV color gambit space is processed by layers. The image with high luminance difference is enhanced by the method of adaptive gamma correction. For the image with low luminance difference, histogram conical stretching is first used to enlarge the image gray level, and then adaptive gamma correction is used to enlarge the image contrast. Experimental results show that this algorithm can effectively solve the problem of road sign line recognition caused by low illumination, exposure and other complex lighting environment, and is an effective image enhancement method.

Keywords Image enhancement, Gamma correction, Histogram conical stretching, HSV color space, Complex illumination

光照强度的不同,会导致摄像设备在图像采集时采集到亮度过高、亮度过低和亮度不均等复杂光照环境下的标识线图像。当光照强度过高时,采集到的图像存在曝光问题,图像中的标识线和路面背景融为一体,呈现接近纯白图像,具有灰度值普遍偏高、对比度低等特点;当光照强度过低时,采集到的图像会出现灰度值普遍偏低、对比度低等特点;在夜晚,由于人造光源位置的影响,标识线图像不同区域的亮度差异大,呈现光照亮度不均匀、局部对比度低等特点。以上情况均会使得图像中的标识线信息无法准确提取出来,导致使用道路标识线工作的智能化设备无法达到自身目的,比如:自动驾驶汽车无法行驶在准确车道上,变电站巡检机器人偏离巡检路径等。

为了准确得到图像中的标识线信息,需要对标识线图像进行图像增强,得到特征丰富的高质量标识线图像。传统的图像增强算法分为基于物理模型的增强算法和非物理模型增强算法两大类^[1]。1971年提出的 Retinex 算法^[2],以及后来

以 Retinex 为理论的改进算法^[3],比如多尺度的 Retinex 算法 MSR,解决 MSR 算法中色彩失真缺陷的带色彩恢复的多尺度 Retinex 算法 MSRCR^[4]等,均是基于物理模型的增强算法的代表,此类算法对低光照环境下的标识线图像的增强效果较好,而对强光照环境下的标识线图像的增强效果不明显。非物理模型增强算法分为两类:空域增强算法和滤波增强算法。其中空域增强算法的代表有直方图均衡化^[5]和自适应伽马校正^[6]等,但此类算法处理后的标识线图像存在色彩饱和度和低的问题,且在光照强度过大达到曝光程度时,同样无法达到增强的效果;而滤波类的增强算法处理曝光环境下的标识线图像时,标识线图像会出现色彩失真和细节特征丢失等问题^[7]。综上所述,传统的图像增强算法无法适用于所有复杂光照环境下的标识线图像。

针对复杂的光照环境,本文提出一种基于复杂光照环境下的标识线图像增强算法。首先将输入的图像变换到 HSV 色域空间^[8],计算亮度图像的灰度直方图。根据亮度图像灰

度直方图的特征,分为高亮度差图像和低亮度差图像。对高亮度差图像直接进行自适应伽马校正;对低亮度差图像先进行灰度级划分,再利用直方图锥形拉伸^[9]扩充图像的灰度级,最后利用自适应伽马校正对图像进行对比度增强。最终的实验结果表明,经本文算法处理后的道路标识线图像更清晰,质量更好,能准确提取到道路标识线信息。

1 图像亮度差的分层处理

HSV 图像中的 v 分量(亮度)反映了环境的光照强度,故将图像转换为 HSV 图像。灰度直方图是表示图像灰度级和灰度频率的函数,故取亮度图像计算其灰度直方图。利用灰度直方图的特点,将图像划分为高亮度差图像和低亮度差图像。

本文以亮度图像灰度直方图的特点,将图像划分为高亮度差图像和低亮度差图像。假设图像亮度灰度值范围为 $m_i \sim m_j$,其灰度频率为 $h_i \sim h_j$,灰度值范围阈值为 x ,当 $m_j -$

$m_i < x$ 时视其为低亮度差图像,当 $m_j - m_i > x$ 时视其为高亮度差图像。但灰度值在量化时会出现量化误差,导致图像中出现灰度异常值,会干扰亮度灰度值的取值范围,因此要优先去除这些异常值。本文设亮度灰度直方图频率最大值 h_i 为基准值,某一亮度灰度值频率为 h_o ,去除异常点阈值为 $y(y < 1)$,当 $h_o/h_i < y$ 时,视其亮度灰度值为异常值,在计算灰度值范围时要去除这些异常值。

通过多次对黄色标识线图像的研究,本文设灰度值范围阈值为 50,去除异常点阈值为 0.01。当光照强度大时,亮度图像亮度均值大,灰度直方图集中在高灰度值区域,甚至在曝光环境下,其亮度灰度直方图集中在灰度值 240 以上;当光照强度不足时,亮度图像亮度均值小,灰度直方图集中在低灰度值区域。

图 1 显示了在不同光照环境下道路标识线的图像及其亮度灰度直方图。

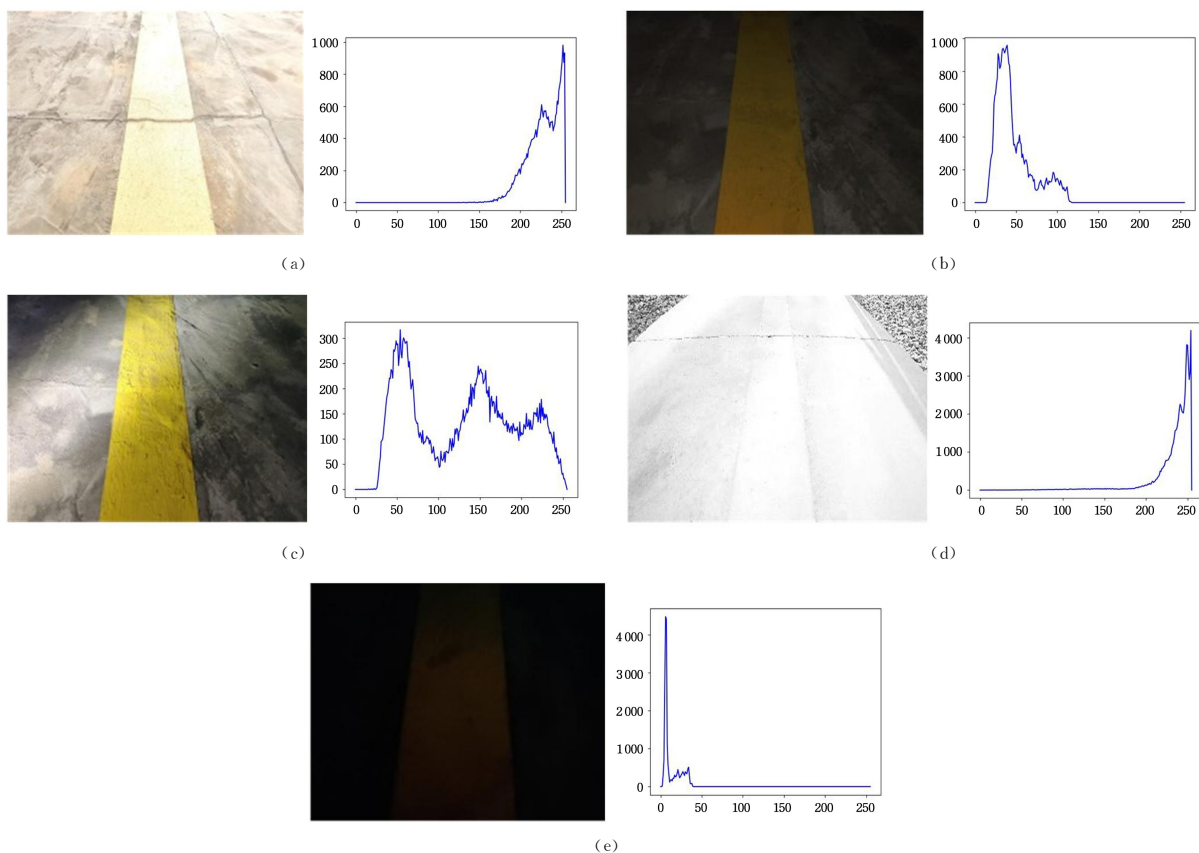


图 1 不同光照环境下机器人道路标识线的图像及其亮度灰度直方图

Fig. 1 Image of robot road sign line and its brightness gray histogram under different lighting environment

图 1(a)、图 1(b)和图 1(c)的灰度级范围分别为 74, 84 和 201,均大于本文所设的灰度值范围阈值,被视为高亮度差图像;图 1(d)和图 1(e)的灰度级范围分别为 38 和 30,均小于本文所设的灰度值范围阈值,被视为低亮度差图像。

2 自适应伽马校正

2.1 自适应伽马校正原理

自适应伽马校正使用适当尺寸的卷积核对输入图像的灰度图做卷积操作,求出像素点的局部灰度均值,再将该值代入 γ 因子的拟合函数,求出伽马因子的值,从而实现不同输入图像的动态伽马校正。伽马校正的计算公式如式(1)所示。

$$S = \gamma^x \quad (1)$$

γ 因子的拟合函数采用基于最小绝对残差的高斯函数,如式(2)所示。

$$\gamma = a * e^{-[(m-b)/c]^2} \quad (2)$$

其中, m 为坐标为 (x, y) 的像素点的局部灰度均值,如式(3)所示。多次实验证明, $a = 16.85, b = -356.1, c = 283.8$ 时效果最好。

$$m = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N f(i, j) k(i, j) \quad (3)$$

其中, N^2 表示卷积核尺寸, $f(i, j)$ 和 $k(i, j)$ 分别表示输入图像和卷积核中第 i 行 j 列的像素点灰度值和卷积核因子。本文

采取 3×3 卷积核的效果最佳,自适应伽马校正原理如图 2 所示。

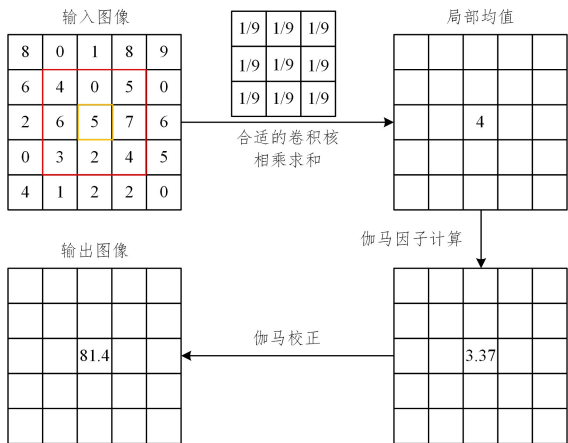


图 2 自适应伽马校正处理过程

Fig. 2 Adaptive gamma correction process

2.2 自适应伽马校正处理结果

对图 1 中的高亮度差图像(图 1(a)~图 1(c))和低亮度差图像(图 1(d)、图 1(e))分别使用自适应伽马校正结果如图 3 所示。

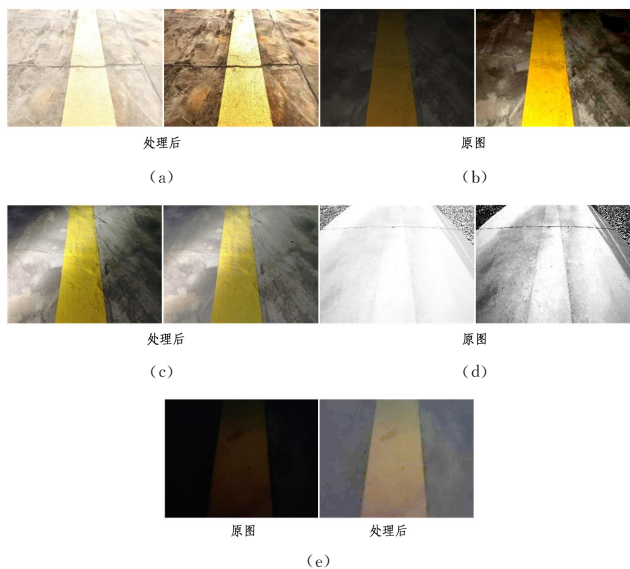


图 3 原图与使用自适应伽马校正的对比

Fig. 3 Comparison between the original image and adaptive gamma correction

由图 3 可以看出,自适应伽马校正对高亮度差图像进行图像增强时,道路标识线与背景的对比如较大,色彩饱和度较高,总体来说增强效果较好;而对低光照、曝光等低亮度差图像进行图像增强时,道路标识线与背景的对比如较小,且在曝光时会发生色彩失真的情况,总体来说增强效果较差。

3 引入直方图锥形拉伸的自适应伽马校正

3.1 直方图锥形拉伸法原理

摄像设备采集图像过后需要经过量化处理才能供计算机显示和处理,但量化过程是一个多对一的不可逆的过程,在量化过程中往往会出现量化误差,而对图像按灰度分布密度进行非均匀采样是解决量化误差的有效方法之一。直方图锥形拉伸算法是对图像直方图进行非均匀填充,将直方图灰度级

转换到非均匀域,即当灰度值频率越高时,在该灰度值区域内填充的灰度值数量就越多,当灰度值频率越低时,在该灰度值区域内填充的灰度值数量就越少;然后根据灰度值点数构建新的灰度直方图;最后根据新的灰度直方图重建图像。摄像设备采集到的图像的灰度直方图一般呈现单峰状或多峰状,在进行直方图非均匀化拉伸时,其峰值处拉伸的幅度较大,其他区域拉伸的幅度略小。总体来说,拉伸幅度的分布呈现锥形,因此直方图非均匀拉伸也叫直方图锥形拉伸。

直方图锥形拉伸是将直方图原来均匀的 n 分层的灰度值不均匀拉伸为 k 分层的过程。设图像的灰度值范围是 $m_0 \sim m_n$,对应的灰度频率值为 $H_{m_0} \sim H_{m_n}$,一般来说,灰度直方图的灰度值被均匀划分为 n 等分,则直方图包络曲线下的总面积:

$$S = \sum_{i=0}^{n-1} [(H_{m_i} \sim H_{m_{i+1}}) / 2] \quad (4)$$

设需要将直方图拉伸为 k ($k > n$) 分层,即拉伸后的灰度范围为 $g_0 \sim g_k$,则 $m_i \sim m_{i+1}$ 中需要进行插值处理,即对 $m_i \sim m_{i+1}$ 重新分段。设每一区间的分段数为 k_i ,为了确保重新分区后每一小区间的面积相等,且总面积为 S ,每个区间的面积为 S' ,则:

$$S' = \frac{[(H_{m_i} \sim H_{m_{i+1}}) / 2]}{k_i} = \frac{[(H_{m_{i+1}} \sim H_{m_{i+2}}) / 2]}{k_{i+1}} \quad (5)$$

并且需满足:

$$n + k_0 + k_1 + \dots + k_{n-1} = k \quad (6)$$

由式(6)可知,每一区间的分段数 k_i 与灰度分布成正比,即灰度分布高的区间分段数比灰度分布低的区间多。

将直方图的非均匀化后的灰度频率按点在区间 $g_0 \sim g_k$ 内均匀化,即可实现直方图锥形拉伸的效果。这里所说的锥形拉伸是指各小区的内插区间呈锥形分布,灰度分布高的区间比分布低的区间拉伸幅度大。设拉伸后的 m_i 对应灰度值变为 m_i' ,则有:

$$m_i' = g_0 + \sum_{l=0}^{i-1} k_l \quad (7)$$

3.2 引入直方图锥形拉伸的自适应伽马校正

本文研究的是低光照、曝光等低亮度图像,需要拉伸的灰度区间只有一部分,而其他区间的灰度值也需要计算。若直方图中需要拉伸的区间的灰度值为 $H_{m_0} \sim H_{m_n}$,拉伸后的区间的灰度值为 $H_{g_0} \sim H_{g_k}$,假设 $H_{g_0} < H_{m_0}$,并且 $H_{g_k} > H_{m_n}$,那么有灰度在区间 $[0, H_{g_0}]$ 和 $[H_{g_k}, 255]$ 上的灰度值没有确定。

本文先计算图像灰度直方图,需要拉伸的区间的灰度值为 $H_{m_0} \sim H_{m_n}$,利用直方图锥形拉伸法拉伸后的灰度值区间为 $H_{g_0} \sim H_{g_k}$ 。对每个灰度值都减去最小灰度值 H_{g_0} ,则灰度值范围变为 $[0, (H_{g_k} - H_{g_0})]$,再对每个灰度值除以 $(H_{g_k} - H_{g_0})$,即对图像进行归一化操作,则灰度值范围变为 $[0, 1]$,接着使用自适应伽马校正增大图像对比度,最后将各灰度值乘 255,将归一化后的图像还原到 $[0, 255]$ 的灰度区间,这样就可以得到整个灰度区间的灰度值,即得到新的道路标识线图像。

图 4 展示了对图 1 中的高亮度差图像(图 1(a)~图 1(c))和低光照、曝光等低亮度差图像(图 1(d)和图 1(e))使用两种方法处理的对比图。方法一:只使用自适应伽马校正;方法二:先使用直方图锥形拉伸,再使用自适应伽马校正。

如图 4 所示,对高亮度差图像进行方法二处理时,图像的增强效果与方法一的增强效果相近;甚至在对图 1(c)进行图

像增强时,几乎没有效果,反而使用方法一的增强效果更好。在对低光照、曝光等低亮度差图像进行方法二处理时,图像的增强效果明显比方法一的增强效果好。故本文提出在进行

图像增强时,先进行对比度分层,对高亮度差图像进行自适应伽马校正,对低光照、曝光等低亮度差图像先使用直方图锥形拉伸再使用自适应伽马校正的方法。

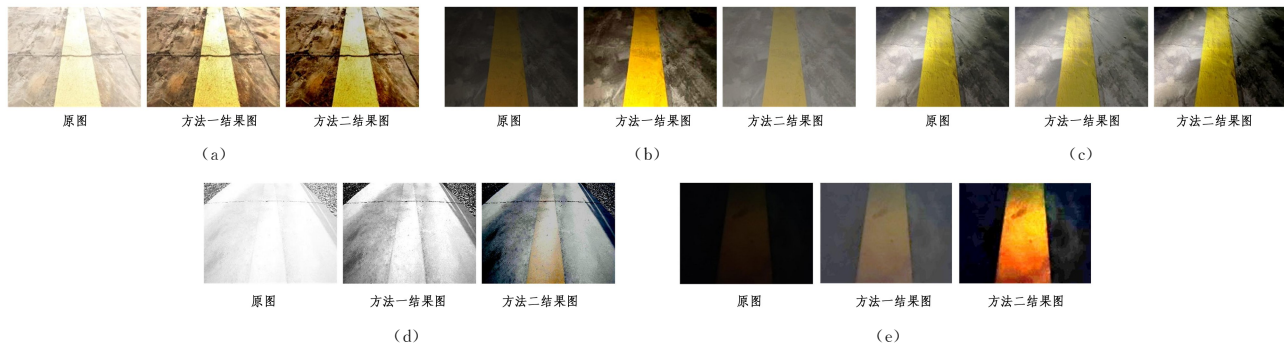


图4 方法一和方法二的处理结果对比

Fig. 4 Comparison of processing results between method 1 and method 2

4 实验结果与分析

采用直方图均衡化、带色彩恢复的多尺度 Retinex 算法 MSRCR 和本文算法分别对不同光照环境下的道路标识线进行实验,实验平台为 Windows10 操作系统中的 Pycharm 软件,运行环境为 Python3.7,硬件系统运行内存为 32 GB RAM,处理器型号为 Intel(R) Xeon(R) Gold 5220 CPU @ 2.20 GHz 2.19 GHz。

本文选取不同光照环境下得到的不同亮度差图像进行实验,将论文提出的增强算法与不同的图像增强方法进行比较。结果如图 5 所示,从左至右分别表示原图、直方图均衡化、带色彩恢复的多尺度 Retinex 算法 MSRCR 以及本文算法的处理结果。

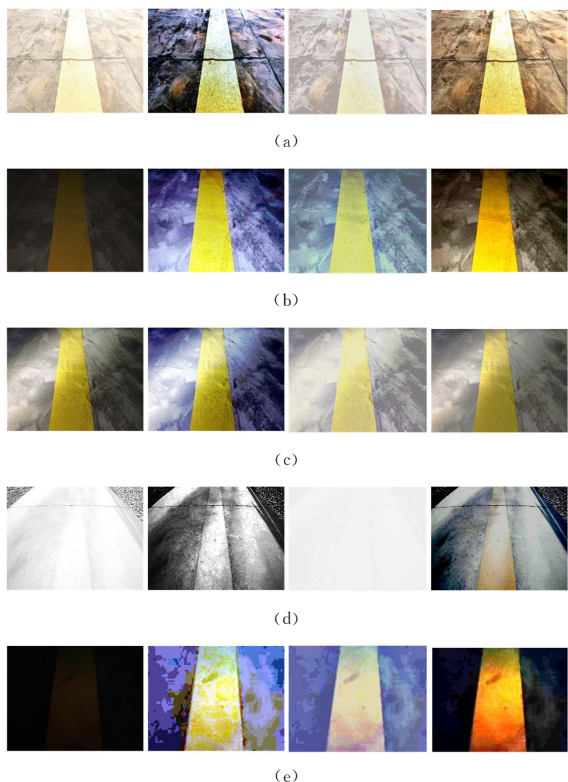


图5 不同光照环境下的不同算法的处理结果对比

Fig. 5 Comparison of processing results of different algorithms in different lighting environments

4.1 图像增强效果的主观评价

就人的视觉感受而言,图 5 中直方图均衡化对低光照、曝光等低亮度差的标识线图像的增强效果较差,颜色出现失真现象,对高亮度差的图像有一定的增强效果;带色彩恢复的多尺度 Retinex 算法 MSRCR 对亮度值大的标识线图像基本没有增强效果,甚至在曝光严重时,图像变为纯白图像,对亮度值小的图像增强效果较好;本文算法对所有复杂光照环境下道路标识线图像的增强效果最好,尤其在低光照和曝光环境下效果比其他算法更好,且比其他算法更符合人的直观感受。

4.2 图像增强效果的客观评价

为了评估不同的图像增强方法对图像的改善作用,对不同光照环境下图像的信息熵^[10]、对比度^[11]、清晰度进行处理前后的评估。信息熵是衡量图像中所包含的信息量的大小,熵越大说明包含的信息越多。图像信息熵的计算公式如下:

$$H = \sum_{i=0}^{255} p_i \log p_i \quad (8)$$

其中, p_i 表示图像中灰度值为 i 的像素所占的比例。

图像的对比度用标准差描述,值越大表明图像明暗渐变层越多,图像细节越突出、越清晰。图像对比度的计算公式如下:

$$STD = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [H(i,j) - \bar{H}]^2} \quad (9)$$

$$\bar{H} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N H(i,j) \quad (10)$$

其中, $H(i,j)$ 表示图像某一像素点, \bar{H} 表示图像均值。

清晰度采用体现图像灰度值变化率的空间频率(SF)^[12]描述,数值越大图像越清晰。计算公式如下:

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \quad (11)$$

$$RF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N |f(i,j) - f(i,j-1)|^2} \quad (12)$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N |f(i,j) - f(i-1,j)|^2} \quad (13)$$

其中, f 表示像素点的灰度值, M 和 N 分别表示图像的行、列, RF 和 CF 分别表示图像的行、列频率。

对不同光照环境下的导航线图像均采用直方图均衡化、Retinex 和论文算法处理,处理前后的图像信息熵、对比度、清晰度如表 1 所列。

表 1 不同光照环境下不同增强方法的图像信息熵、对比度、清晰度

Table 1 Image information entropy, contrast and sharpness of different enhancement methods in different lighting environments

图像	增强方法	信息熵	对比度	清晰度
图 1(a)	原图	6.36	0.103	12.76
	直方图均衡化	7.58	0.230	30.46
	MSRCR	6.14	0.095	15.92
	论文算法	7.84	0.253	30.38
图 1(b)	原图	5.81	0.074	3.28
	直方图均衡化	7.66	0.264	16.08
	MSRCR	7.73	0.254	16.10
	论文算法	7.85	0.294	16.96
图 1(c)	原图	7.60	0.250	12.23
	直方图均衡化	7.36	0.277	16.27
	MSRCR	6.59	0.144	11.66
	论文算法	7.84	0.279	18.62
图 1(d)	原图	5.54	0.102	25.58
	直方图均衡化	7.45	0.301	40.22
	MSRCR	2.79	0.007	1.48
	论文算法	7.91	0.340	45.10
图 1(e)	原图	3.85	0.028	1.07
	直方图均衡化	6.95	0.259	18.65
	MSRCR	6.97	0.276	19.64
	论文算法	7.51	0.290	21.74

由表 1 可知,在不同光照环境下,带色彩恢复的多尺度 Retinex 算法 MSRCR 对低光照图像的增强效果较好,对强光照图像的增强效果较差,直方图均衡化对所有图像均有增强效果;而本文提出的图像增强算法对图像的信息熵、对比度和清晰度提升的客观评估结果最佳。就客观评价而言,本文算法是一种较好的、有效的算法。

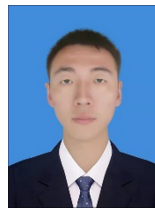
结束语 从实验结果的主观评价和客观评价来看,本文提出的复杂光照环境下的道路标识线增强算法能有效改善低光照、曝光等复杂光照环境下的道路标识线图像的图像质量,使增强后的图像更加符合人眼的视觉感受,且突出了图像中道路标识线的信息。与其他算法相比,本文算法对道路标识线增强效果最好,能够对所有复杂光照环境的图像进行增强,是一种有效的复杂光照环境下的道路标识线图像增强算法。

参 考 文 献

- [1] LI Y Y, DU Y L, LONG W, et al. Adaptive de-fogging algorithm for in-vehicle video based on no-reference image to obtain visibility[J]. Engineering Science and Technology, 2019, 51(3): 192-197.
- [2] XIE F Y, TANG M, ZHANG R. A review of Retinex-based image enhancement methods[J]. Data Acquisition and Processing, 2019, 34(1): 1-11.
- [3] HUANG Z H, TANG C, XU M, et al. Both speckle reduction

and contrast enhancement for optical coherence tomography via sequential optimization in the logarithmic domain based on a refined Retinex model[J]. Applied Optics, 2020, 59(35).

- [4] WANG C Z, NIU H M. Histogram equalization and MSRCR based image enhancement algorithm for sand and dust degradation [J]. Computer Engineering, 2022, 48(9): 223-229.
- [5] DING C, DONG L L, XU W H. A review of "histogram" equalization image enhancement techniques[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(23): 12-17.
- [6] YANG J X, XU Y W, YUE H J, et al. Low-light image enhancement based on Retinex decomposition and adaptive gamma correction[J]. IET Image Processing, 2020, 15(5).
- [7] LI H, WANG R Y, GENG Z X, et al. Low-illumination image enhancement algorithm based on multi-scale gradient-domain guided filtering[J]. Computer Applications, 2019, 39(10): 3046-3052.
- [8] SONG Q Q, YANG G P. Lane line detection based on HSV colour threshold segmentation[J]. Computers and Digital Engineering, 2021, 49(9): 1895-1898.
- [9] WANG R B, YU T H, GUO L, et al. Identification and tracking method of lane marking lines under strong lighting conditions [J]. Computer Applications, 2006(S1): 32-34, 43.
- [10] CHEN Y C. Fast low-light image enhancement based on tone mapping[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(9): 234-239.
- [11] LIU G, LV Q B, LIU Y Y. Single-image defogging algorithm based on adaptive dark primary colour[J]. Journal of Photonics, 2018, 47(2): 179-186
- [12] SHAH P, MERCHANT S N, DESAI U B. Multifocus and multi-spectral image fusion based on pixel significance using multi-resolution decomposition[J]. Signal, Image and Video Processing, 2013, 7(1): 95-109.



WU Jing, born in 1997, master, is a member of CCF (No. O6995G). His main research interest is artificial intelligence image processing.



FAN Shaosheng, born in 1966, professor. His main research interest is electric robot.