

基于区域加权的图像清晰度评价算法^{*}郑博文^{1,2} 刘绍锦^{1,2} 沈铖武^{1,2} 谢忠旭^{1,2} 刘旭^{1,2}

(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所 长春 130033; 2. 中国科学院大学 北京 100049)

摘要: 针对光电成像系统对焦过程中清晰度评价函数的灵敏度低、局部极值点较多的问题,在对传统清晰度评价函数研究的基础上,提出一种基于区域加权的图像清晰度评价算法。此算法首先在传统 Laplacian 评价函数基础上引入了阈值,提升算法的抗噪性及清晰度比率,其次利用图像梯度图计算区域清晰度加权因子,优化算法的平缓区波动量。实验结果表明,与大多数传统清晰度评价函数相比,该算法清晰度比率提升约 2.7 倍,灵敏度提升约 1.9 倍,平缓区波动量可以减少为传统 Laplacian 评价函数的 1/6,并且在图像内容复杂时的评价性能更加可靠,具有清晰度比率与灵敏度高、局部极值点少的优点。

关键词: 成像系统;清晰度评价;自动对焦;区域加权;图像梯度

中图分类号: TP751.1; TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Image clarity evaluation algorithm based on region weighting

Zheng Bowen^{1,2} Liu Shaojin^{1,2} Shen Chengwu^{1,2} Xie Zhongxu^{1,2} Liu Xu^{1,2}(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Aiming at the problems of low sensitivity and many local extreme points of the clarity evaluation function during the focusing process of the photoelectric imaging system. This paper proposes an image clarity evaluation algorithm based on regional weighting. First, the algorithm adopts a threshold based on the traditional Laplacian evaluation function to improve the anti-noise and the ratio of clarity. Then, the algorithm also uses the image gradient map to calculate the regional clarity weighting factor which can optimize the variance of flat part of focusing curve. Experimental results show that compared with the most traditional clarity evaluation functions, the clarity ratio of this algorithm is increased by about 2.7 times, the sensitivity increases by about 1.9 times and the variance of flat part of focusing curve can be reduced to 1/6 of the traditional Laplacian evaluation function. In general, this algorithm has the advantages of high clarity ratio and sensitivity, low variance of flat part of focusing curve and has better evaluation performance when the image content is complex.

Keywords: imaging systems; clarity evaluation; auto-focus; regional weighting; image gradient

0 引言

随着数字图像处理技术的发展,自动对焦技术已经广泛应用在单反相机、显微镜、视觉测量仪^[1-3]等光电成像设备中。为了满足光电成像设备的智能化、集成化、低成本的需求,自动对焦已经从效率较低、结构复杂的主动式对焦^[4],发展到了目前的基于图像的自动对焦法^[5]。

基于图像的自动对焦法涉及到3个核心内容分别为:对焦窗口提取算法^[6]、清晰度评价函数、对焦搜索算法^[7]。良好的清晰度评价函数可以使对焦搜索算法快速搜索到最

佳对焦位置,因此清晰度评价函数的选取对自动对焦的整体性能起着关键作用。清晰度评价函数主要包括梯度函数^[8]、频域函数^[9]、熵函数^[10]等。频域函数主要利用傅里叶变换或小波变换提取图像中高频分量获得评价价值,此类函数性能较好,但计算复杂度较高,不适合光电成像设备的快速对焦需求。熵函数则利用信息熵统计图像中灰度值差异,此类函数一般灵敏度差,容易受外界光照等因素影响,因此应用较少。梯度函数包括 Brenner、Tenengrad、Laplacian 等函数,此类函数原理简单、实时性好,是光电成像设备中最常用的清晰度评价函数。

收稿日期:2024-02-24

^{*} 基金项目:吉林省科技发展计划项目(20220201096gx)资助

研究人员指出了多种梯度函数理想情况下的性能优劣^[11],但在光电成像设备的工作环境中,光线、成像设备等多种因素会影响评价函数的性能。因此近年来,研究人员对梯度函数进行了改进。王焯茹等^[12]提出降低图像采样频率的思想优化评价函数的性能,此种方式增加了离焦图像之间的评价价值差别,一定程度上克服了调焦范围与灵敏度之间的矛盾。包丞啸等^[13]提出一种基于大津分割法与局部最大梯度的自动对焦算法,在对焦过程中统计最大梯度的非零值个数以及局部梯度方差,利用这两种指标的趋势客观地进行清晰度评价。曾海飞等^[14]提出一种基于阈值的多方向 Tenengrad 函数的方法,先提取图像中的边缘点,然后通过多方向梯度算子,获取不同方向的梯度,最终提高评价函数抗噪性能。

研究人员大多从梯度算子的角度改进清晰度评价函数,容易造成评价函数实时性欠佳的问题。真实环境下噪声及图像内容复杂程度是影响评价函数性能的两个关键因素,因此本文提出了阈值处理及区域加权的方式。结果表明,本文改进算法在图像内容复杂时仍具有较高的灵敏度,相比其他传统评价函数性能更好。

1 清晰度评价原理

1.1 理想清晰度评价函数曲线

光电成像系统的镜头在焦平面处成像的清晰程度最高,边缘梯度幅值最大,随着离焦距离的不断增加,图像的清晰度逐渐下降,边缘梯度幅值也逐渐减小。因此,理想清晰度评价函数曲线是一种单峰性、无偏性的平滑曲线。评价函数曲线可以划分为陡峭区与平缓区,理想的评价函数曲线如图 1 所示,图中 a、b 之间的曲线所在的区域为陡峭区,此区域距离最佳对焦位置较近,图像相对清晰;其余位置为平缓区,图像相对模糊。

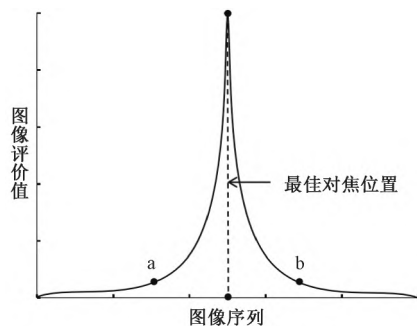


图 1 理想清晰度评价函数曲线

Fig. 1 Ideal clarity evaluation function curve

1.2 传统梯度评价函数

传统梯度函数通过算子模板获取图像的梯度,进而求出图像的清晰度评价价值,目前具有代表性的有 Brenner 函数^[15]、能量梯度函数(energy of gradient, EOG)函数、灰度差分函数(sum of modulus of gray difference, SMD)函

数、Tenengrad 函数、Laplacian 函数等。

算子模板性质、评价函数的计算方式影响着梯度函数的性能,上述函数均可以在无噪声、图像内容简单时体现良好的性能,但当图像中出现噪声、内容复杂时,梯度函数的评价曲线会出现波动。

2 改进算法的原理及分析

2.1 阈值 Laplacian 评价函数

传统 Laplacian 梯度函数利用二阶微分 Laplacian 算子获取评价价值,如式(1)所示, $G(i, j)$ 为图像中 (i, j) 处的像素点邻域与 Laplacian 算子的卷积值, F 表示图像清晰度评价价值。

$$F = \sum_i \sum_j G(i, j)^2 \quad (1)$$

梯度函数本质上是对图像梯度的一种度量的方式, Laplacian 算子虽然没有提供梯度的方向信息,但增大了梯度幅值,提高了中心像素的响应。然而,传统 Laplacian 函数也会增大图像中噪声的影响,因此改进算法先为其添加阈值,如式(2)所示。

$$G(i, j) = \begin{cases} G(i, j), & G(i, j) > T \\ 0, & G(i, j) \leq T \end{cases} \quad (2)$$

阈值 T 与光电成像设备工作中产生的噪声有关^[12],因此先采集了 5 组分辨率为 100×100 的空白图像,然后利用 Laplacian 算子构建了梯度图,统计并绘制每一组的直方图。图 2 中横轴是 $G(i, j)$,纵轴是像素点的梯度值为 $G(i, j)$ 的 5 组图像的总个数。梯度统计图如图 2 所示,约 99.5% 的梯度值分布在 $0 \sim 8$,因此可以将 T 设置为 8,认为 $G(i, j) \leq 8$ 是由噪声点或孤立点引起的。

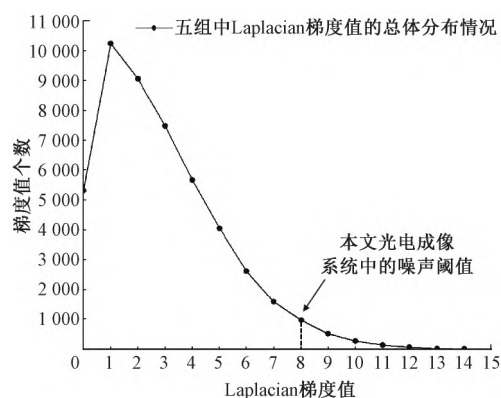


图 2 本文光电成像系统中噪声梯度分析

Fig. 2 Noise gradient analysis in photoelectric imaging systems

2.2 区域加权图像清晰度算法

1) 问题分析

图像内容是影响梯度函数评价性能的重要因素,当图像中具有多景深物体时,或者图像中内容稀疏区域较多时,评价函数曲线会出现大幅波动,甚至出现伪峰。

如图 3 所示,图中(a)是边缘梯度幅值较大的区域,离

焦与对焦的图像清晰度评价价值差别明显,此区域的评价曲线会呈良好的单峰性;图 3 中其他区域内容稀疏,梯度幅值小,离焦与对焦差别也很小,所以此区域评价曲线受噪声影响很大进而会出现大幅波动,未体现出应有的单峰性。整体图像的评价曲线会受到所有区域的综合影响,出现局部极值点,进而对光电成像系统的对焦性能产生负面影响。

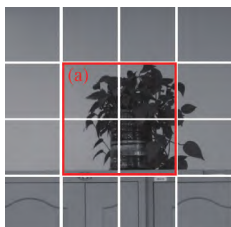


图 3 示例图像

Fig. 3 Example image

2) 改进算法

针对上节所描述的问题,提出区域加权算法以减少内容稀疏区域最终的评价价值占比。该算法核心思想为求取子区域清晰度加权因子 β 。算法流程如下:首先由 2.1 节的阈值 Laplacian 函数计算图像的梯度图,设梯度图分辨率为 $M \times N$,并将其划分为 K 个分辨率为 $X \times Y$ 的子区域,每个子区域大小相同,各个参数间的计算关系如式(3)所示、区域划分情况如图 4 所示,图中的 m, n 均为整数,用以代表区域的坐标,并且满足 $0 < m \leq M, 0 < n \leq N$ 。

$$K = \frac{M}{X} \times \frac{N}{Y} \quad (3)$$

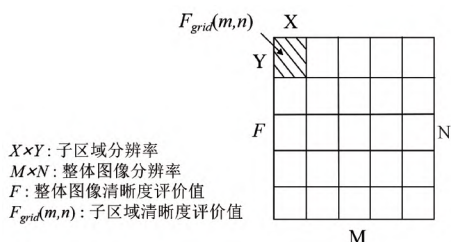


图 4 改进算法中子区域示意图

Fig. 4 Sub regions diagram in the improved algorithm

然后,根据式(1),梯度和可以表示为图像的清晰度评价价值,因此利用 Laplacian 算子求出整体图像梯度和 F ,再计算 (m,n) 位置的区域梯度和 $F_{grid}(m,n)$ 。根据式(4)和(5)计算出整体梯度均值 $\bar{F}$ 和区域的梯度均值 $\bar{F}_{grid}(m,n)$ 。

$$\bar{F} = \frac{1}{M \times N} F \quad (4)$$

$$\bar{F}_{grid}(m,n) = \frac{1}{X \times Y} F_{grid}(m,n) \quad (5)$$

而后,每一子区域的清晰度加权因子 $\beta(m,n)$ 可由式(6)计算得出。利用梯度均值得到的 $\beta(m,n)$ 能够评估子区域梯度幅值及内容的丰富程度。当子区域的 $\beta(m,n) > 1$ 时,认为此区域图像内容丰富,聚焦与离焦时的图像梯度差

别较大;当 $\beta(m,n) < 1$ 时,认为此区域图像内容稀疏,聚焦与离焦时的图像梯度差别较小。

$$\beta(m,n) = \frac{\bar{F}_{grid}(m,n)}{\bar{F}} \quad (6)$$

$$F = \sum_{m=0}^{M/X} \sum_{n=0}^{N/Y} \beta(m,n) \times F_{grid}(m,n) \quad (7)$$

最后,改进算法的清晰度评价价值 F 可由式(7)得出,计算方式上相当于在阈值 Laplacian 评价函数的基础上加权获取了新评价价值。计算流程上改进算法先求取了图像梯度图,再进行分区域的操作,因此避免了进行多次卷积操作而引起的耗时增加的问题。

3) 算法分析及 K 值选取

为了分析 K 值对于改进算法影响,本文利用不同 K 值绘制图 3 序列的清晰度评价曲线,如图 5 所示。

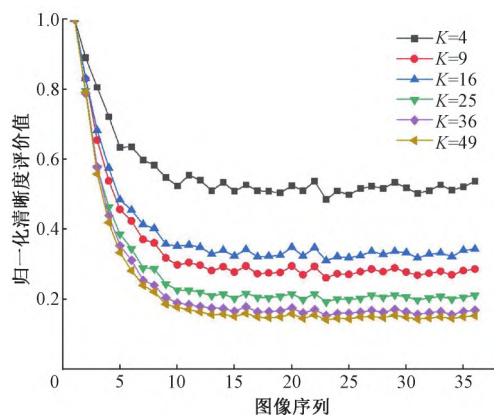


图 5 不同区域个数 K 的评价曲线图

Fig. 5 Evaluation curves of the number of K in different regions

随着 K 值的增加,评价函数的陡峭程度提升,波动量减少,说明 K 值的增加会优化评价函数性能,但客观上算法耗时也在增加。因此评价过程中可以设置合理的区域个数,在优化评价函数性能的同时保证实时性。 K 值选取一般与图像中内容有关,当图像分辨率小且图像中目标占比较大时,采用较小的 K 值;当图像内容复杂时且有多景深物体时,采用较大的 K 值。

本文实验环境中,经计算,当 $K > 36$ 时,评价函数的波动量已经不足 0.1%,可以满足后续的对焦搜索算法的要求,若继续增加区域个数,波动量优化量将会小于 0.1%。由此可知,区域个数的增加对评价函数性能的提升程度呈现减小趋势,因此评价复杂图像时,将 K 设置在 36 左右,可以在保证实时性良好的同时较大幅度优化评价函数性能。

3 实验验证及结果分析

为了验证改进算法的性能,将改进算法与 Brenner、EOG、Tenengrad、SMD、Laplacian 五种传统评价函数进行对比实验,分别对真实场景下采集的图像序列进行评价,并利用下文所述的 4 种指标进行算法性能验证。

3.1 评价函数性能指标

本文选取了实时性指标、清晰度比率、灵敏度、平缓区波动量 4 种指标,每个指标含义如下:

1) 实时性指标 T

实时性指标 T 是算法处理一帧图像的耗时,一般与图像分辨率、算子卷积或乘法次数有关, T 越小,代表函数的实时性能越好。

2) 清晰度比率 R [16]

清晰度比率 R 描述评价函数对离焦与对焦图像的区分程度, R 越大,评价函数的区分能力越好,其中 $F_{\max}, F_{\min}$ 为清晰度评价序列中的最大值和最小值。

$$R = \frac{F_{\max}}{F_{\min}} \quad (8)$$

3) 灵敏度 S [11]

灵敏度 S 描述评价函数在最佳对焦位置附近的陡峭程度, S 越大,代表评价函数越容易精确找到最佳对焦位置,公式为:

$$S = \frac{F_{\max} - F(v_{\max} + \epsilon)}{F(v_{\max} + \epsilon)} + \frac{F_{\max} - F(v_{\max} - \epsilon)}{F(v_{\max} - \epsilon)} \quad (9)$$

其中, $v_{\max}$ 为序列中评价函数值最大时的横坐标值, $F(v_{\max} + \epsilon)$ 表示 $v_{\max}$ 变化 ϵ 后的评价函数值, ϵ 为序列的采集步长整数倍, ϵ 通常取 2 [14]。

4) 平缓区波动量 V_f [11]

平缓区波动量 V_f 是平缓区采样点的标准差,可以定量描述评价函数的局部极值点的个数或平缓区的波动程度,其公式为:

$$V_f = \sqrt{\frac{1}{C} \sum_{c=1}^C (F_c - \bar{F}_{\text{samples}})^2} \quad (10)$$

其中, C 为采样点个数, F_c 为采样点的评价值, $\bar{F}_{\text{samples}}$ 为采样点评价值的均值。

3.2 评价函数对比实验

实验平台基于 Windows 10 的 64 位操作系统、硬件配置为 Intel Core i5-12490F 32GB 内存的 CPU。本文所有算法,均通过 Python 语言进行编写,视觉处理框架采用 OpenCV。采用的数据集图像是由 LABS-GE50-22M 工业相机在室内场景拍摄的目标,此类图像具有内容相对简单且目标距离成像系统较远的特点。

由于评价函数的量纲不一,为了方便比较,本文对评价函数进行归一化处理,表达式为:

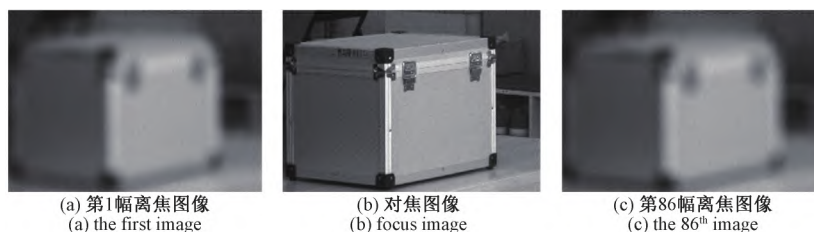
$$F'_j = \frac{F_j - F_{\min}}{F_{\max} - F_{\min}} \quad (11)$$

式中: F'_j 表示图像序列中第 j 幅图像归一化后的评价值, F_j 表示第 j 幅图像的评价值。

实验分为 3 组,实验对象分别为真实室内环境下按离焦-对焦-离焦顺序采集的 3 组图像序列。3 组图像序列的内容、分辨率各不相同。如图 6~8 所示, A、B 组的图像中目标与背景区别明显,并且目标占整幅图像的主要部分,没有其他明显的多景深物体。A 组分辨率 480×512 , 共 86 幅; B 组分辨率 672×450 , 共 77 幅。C 组图像中包含多个景深物体,并包含大量灰度变化平缓的区域,分辨率 2592×2048 , 共 71 幅。

1) 实时性指标分析

利用改进算法与 5 种传统评价函数分别对 A、B、C 组中的单幅图像进行评价运算,取 35 次运算的平均耗时作为最终实时性指标 T 。



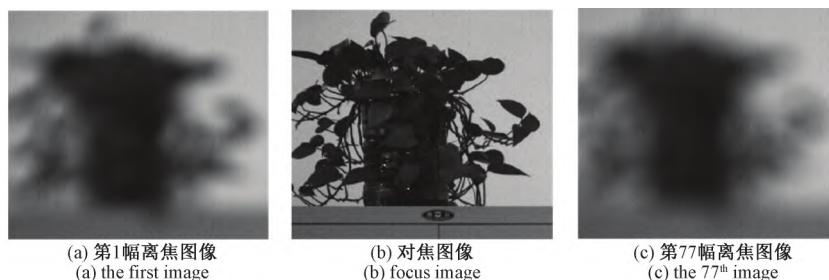
(a) 第1幅离焦图像
(a) the first image

(b) 对焦图像
(b) focus image

(c) 第86幅离焦图像
(c) the 86th image

图 6 A 组图像序列

Fig. 6 Group A image sequence



(a) 第1幅离焦图像
(a) the first image

(b) 对焦图像
(b) focus image

(c) 第77幅离焦图像
(c) the 77th image

图 7 B 组图像序列

Fig. 7 Group B image sequence



图 8 C 组图像序列

Fig. 8 Group C image sequence

如表 1 所示,改进算法耗时相比传统 Laplacian 函数略有增加,这是由于改进算法为计算区域加权因子 β 而进行了更多的乘法操作,但乘法操作不会过多的影响算法耗时,因此耗

时仅会增加 7.8%。相比于 Tenengrad、EOG、Brenner、SMD 函数,改进算法仅需要进行单次的卷积操作,因此耗时平均会减少 46.3%。总体上看,改进算法实时性指标良好。

表 1 各算法的实时性指标

Table 1 Real-time indicators of each algorithm

s

实验组	Tenengrad 函数	EOG 函数	SMD 函数	Laplacian 函数	Brenner 函数	改进算法
A 组	0.031 6	0.031 8	0.037 9	0.016 8	0.029 2	0.017 3
B 组	0.026 2	0.027 3	0.025 9	0.013 7	0.024 6	0.014 5
C 组	0.543 7	0.536 6	0.442 4	0.227 7	0.517 3	0.260 6

2) 清晰度比率与灵敏度分析

利用改进算法与 5 种传统评价函数分别对 3 组图像进

行清晰度评价,绘制了 A、B、C 组的清晰度评价曲线,分别如图 9(a)、(b)、(c)所示。

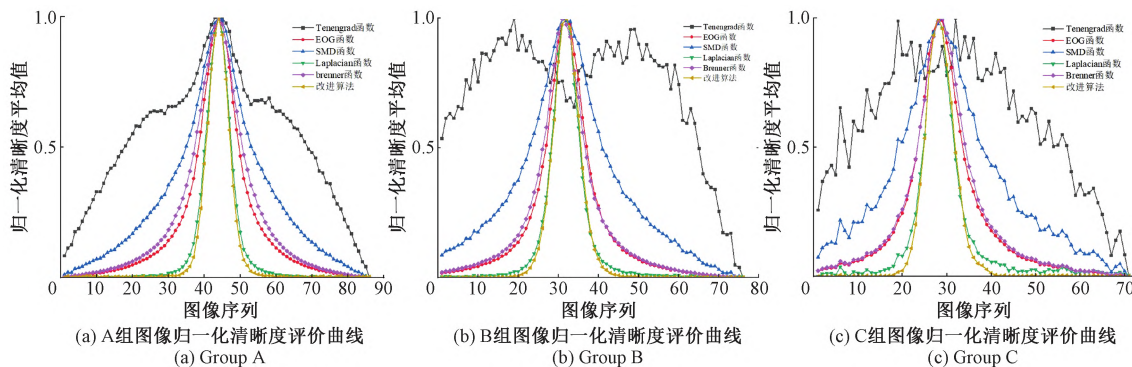


图 9 3 组图像的归一化评价曲线

Fig. 9 Normalized evaluation curves for three sets of images

A 组中,除了 Tenengrad 函数,其他函数均表现出了很好的单峰性及无偏性,只是陡峭程度有所不同。改进算法的曲线最为陡峭,依次为 Laplacian、EOG、Brenner、SMD 函数。

B 组中,多数曲线虽然平缓区均未出现明显局部极值点,但是在峰值区的表现具有一些差别,Laplacian、SMD、Brenner、EOG 函数在最佳对焦位置附近出现了波动,单峰性稍差,而改进算法在峰值区依然维持了良好单峰性及无偏性,这是由于改进算法通过区域加权因子扩大了清晰图像之间评价值的差别。

C 组中,由于图像中的多景深物体增加,所以 SMD、Laplacian 函数在平缓区出现了较多的局部极值点;EOG、

Brenner 函数的平缓区受影响稍小,但是在峰值区会出现波动从而导致最佳对焦位置不明确的现象;改进算法曲线整体受影响非常小,无偏性较好,峰值区与平缓区过渡平滑并且平缓区内无明显局部极值点。

整体来看,改进算法在峰值区的曲线与 Laplacian 函数几乎重合,保留了 Laplacian 函数灵敏度高的性质,同时受图像内容影响较小,平缓区的表现更好。

不同评价函数的清晰度比例和灵敏度如表 2 所示。在 3 组中,传统清晰度评价函数中的 Brenner 函数清晰度比率最高,改进算法的清晰度比率相比 Brenner 函数提升了约 2.7 倍,原因在于离焦图像的有效边缘像素点个数远低于对焦图像,因此改进算法会提取到模糊图像中更多孤

表 2 评价函数清晰度比率与灵敏度指标

Table 2 Evaluate the function clarity ratio and sensitivity index

实验组	指标	Tenengrad 函数	EOG 函数	SMD 函数	Laplacian 函数	Brenner 函数	改进算法
A 组	R	1.23	11.03	1.98	4.30	11.79	29.21
	S	0.056	0.233	0.125	0.491	0.196	0.629
B 组	R	1.19	28.31	3.09	13.50	34.21	103.92
	S	0.088	0.263	0.134	0.505	0.296	0.508
C 组	R	1.26	9.22	1.71	3.41	12.95	75.27
	S	0.362	0.266	0.163	0.530	0.234	0.489

立点并将其置 0,从而大幅提高了清晰度比率。传统清晰度评价函数中 Laplacian 函数灵敏度较高,改进算法与 Laplacian 函数的灵敏度相差不大。C 组中,改进算法灵敏度相比 Laplacian 函数减少了 7.7%,但相比 Brenner、EOG 函数提升了约 1.9 倍。整体来看,改进算法具有高清晰度比率的同时具有较高的灵敏度。

3) 平缓区波动量分析

按照式(10),在 A、B 组的平缓区选择 5 个样本点,C 组选择了 10 个样本点,分别计算并统计各个评价函数的

平缓区波动量。

如表 3 所示,Tenengrad 函数的曲线性能较差并且无明显平缓区,不宜比较其平缓区波动量,因此排除 Tenengrad 函数,3 组中改进算法平缓区波动量均为最低,相比其他评价函数,A、B 组中改进算法平缓区波动量平均下降幅度分别为 9%、42.4%,C 组中改进算法的平缓区波动量减少为 Laplacian 函数的 1/6,这验证了 2.2.3) 节子区域数目 K 的增加会优化评价函数曲线的结论,同时也表明了改进算法具有在图像内容复杂时评价性能更好的优点。

表 3 评价函数平缓区波动量指标

Table 3 Evaluate the volatility index in the flat zone of the function

实验组	Tenengrad 函数	EOG 函数	SMD 函数	Laplacian 函数	Brenner 函数	改进算法
A 组	—	0.266 0	0.239 9	0.244 3	0.272 3	0.231 9
B 组	—	0.145 7	0.197 0	0.081 2	0.167 3	0.076 2
C 组	—	0.005 1	0.027 3	0.005 4	0.006 1	0.000 9

4 结 论

自动对焦具有广泛的应用价值,光电成像系统对焦过程中,评价函数性能会受到噪声、图像内容两个主要因素的影响,最终不会呈现理想的趋势。

本文以评价函数原理为研究起点,从图像梯度的角度对局部极值点产生原因进行分析,提出一种基于区域加权的图像清晰度评价算法,该算法目的在于减少图像内容稀疏区域的评价值占比,进而优化评价函数性能,并且评价过程中只需进行单次卷积运算,保持了算法较高的实时性。

对比实验发现,改进算法在多种指标中均优于大多数传统评价函数,可以作为一个图像清晰度的重要判据应用在光电成像系统的自动对焦任务当中,有利于光电成像系统整体性能的提升。但由于改进算法作为一种空域类函数,不适用于对精度要求较高的光电成像设备,未来在精度方面还有待进一步优化。

参考文献

- [1] 兰天成,兰荣华,陈晓西,等.液晶透镜爬山自动对焦算法研究[J].光学学报,2020,40(14):93-97.

LAN T CH, LAN R H, CHEN X X, et al. Research on liquid crystal lens hill climbing autofocus algorithm [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(14):93-97.

- [2] 丁鹤.单目相机精确测距方法研究与软件实现[D].武汉:华中科技大学,2023.

DING H. Research and software implementation of precise distance measurement method for monocular camera [D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2023.

- [3] 秦驰.高精度智能显微镜系统的设计与实现[D].成都:电子科技大学,2022.

QIN CH. Design and implementation of high precision intelligent microscope dystem [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2022.

- [4] 刘剑,马骏驰,于鹏,等.基于图像聚焦定位的 AFM 自动逼近方法研究[J].仪器仪表学报,2018,39(1):58-67.

LIU J, MA J CH, YU P, et al. Research on auto-feeding approach of AFM based on image autofocus [J]. Chinese

- Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(1): 58-67.
- [5] 路朋罗. 基于图像处理技术的自动调焦方法研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2016.
LU P L. Study on auto-focusing methods based on image processing technology [D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2016.
- [6] 杨海, 冯选璋, 刘家屹, 等. 基于图像评价的显微镜自动对焦方法[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(4): 305-315.
YANG H, FENG X ZH, LIU J Y, et al. Microscope autofocus method based on image evaluation[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(4): 305-315.
- [7] 潘宏亮, 孙金霞, 韩希珍. 图像清晰度评价与变步长融合调焦方法[J]. 红外与激光工程, 2023, 52(1): 248-253.
PAN H L, SUN J X, HAN X ZH. Image sharpness evaluation and variable-step fusion focusing method[J]. Infrared and Laser Engineering, 2023, 52(1): 248-253.
- [8] 王奎. 监控相机的自适应调焦方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2018, 37(12): 45-48.
WANG K. Study on adaptive focusing method of monitoring camera [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2018, 37(12): 45-48.
- [9] 叶明, 唐敦兵. 区域清晰度的小波变换图像融合算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(9): 1328-1333.
YE M, TANG D B. Image fusion algorithm based on wavelet transform and region image definition [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(9): 1328-1333.
- [10] 刘书妍, 刘满华. 基于模糊熵评价和最优搜索的自动对焦算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2017, 29(4): 514-520.
LIU SH Q, LIU M H. Auto-focusing algorithm based on fuzzy entropy evaluation and optimal search [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications(Natural Science Edition), 2017, 29(4): 514-520.
- [11] 吕美妮, 甘辉, 王奎奎, 等. 基于显微成像系统最优聚焦函数选取[J]. 电子技术应用, 2023, 49(5): 94-98.
LYU M N, GAN H, WANG K K, et al. Selection of optimal focusing function based on microscopic imaging system [J]. Application of Electronic Technique, 2023, 49(5): 94-98.
- [12] 王烨茹, 冯华君, 徐之海, 等. 一种覆盖范围可调的变频梯度自动对焦评价函数[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(10): 266-271.
WANG Y R, FENG H J, XU ZH H, et al. An adjustable coverage range autofocus evaluation function using gradient operator with variable frequency [J]. Infrared and Laser Engineering, 2016, 45(10): 266-271.
- [13] 包丞啸, 姜威, 王玉潇. 基于大津法分割和局部最大梯度的自动聚焦算法[J]. 光学技术, 2019, 45(6): 756-761.
BAO CH X, JIANG W, WANG Y X, et al. Automatic focusing algorithm based on Otsu segmentation and local maximum gradient [J]. Optical Technique, 2019, 45(6): 756-761.
- [14] 曾海飞, 韩昌佩, 李凯, 等. 改进的梯度阈值图像清晰度评价算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(22): 285-293.
ZENG H F, HAN CH P, LI K, et al. Improved gradient threshold image sharpness evaluation algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(22): 2211001.
- [15] 毕天华, 杜文华. 一种改进的 Brenner 清晰度评价函数[J]. 电子测量技术, 2019, 42(9): 80-84.
BI T H, DU W H. Improved Brenner definition evaluation function [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(9): 80-84.
- [16] 汪路涵, 涵岩, 张艳微, 等. 人眼自动对焦及瞳孔中心自动对准系统[J]. 光学学报, 2023, 43(5): 118-126.
WANG L H, GONG Y, ZHANG Y W, et al. Human eye autofocus and pupil center auto-alignment system [J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(5): 118-126.

作者简介

郑博文, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理、视觉测量等。

E-mail: zhengbowen22@mails.ucas.ac.cn

刘绍锦(通信作者), 博士, 副研究员, 主要研究方向为图像处理、计算机视觉、光电测量等。

E-mail: evsv@sohu.com

沈铨武, 博士, 副研究员, 主要研究方向为瞄准测量、数据处理等。

E-mail: chengwushen@163.com

谢忠旭, 硕士研究生, 主要研究方向为相机标定、单目测量、图像处理等。

E-mail: 1579259194@qq.com

刘旭, 博士研究生, 主要研究方向为光电测量、数据处理、惯性测量等。

E-mail: 357196215@qq.com