

# 改进的梯度阈值图像清晰度评价算法

曾海飞<sup>1,2,3</sup>, 韩昌佩<sup>1,2\*</sup>, 李凯<sup>1,2,3</sup>, 屠黄唯<sup>1,2,3</sup>

<sup>1</sup>中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;

<sup>2</sup>中国科学院红外探测与成像技术重点实验室, 上海 200083;

<sup>3</sup>中国科学院大学, 北京 100049

**摘要** 数字图像技术实现自动对焦的关键步骤是有效的图像清晰度评价。针对传统的灰度梯度算法抗噪性差和实时性低的问题, 提出一种改进的清晰度评价算法。首先通过 OSTU 方法和全局方差计算出图像自适应分割阈值; 然后比较自适应分割阈值和图像像素点局部方差以提取整幅图像中的边缘像素点; 最后考虑人眼视觉特性, 采用多方向的 Tenengrad 算子对图像进行评价运算, 将图像中边缘像素点的评价运算值进行叠加, 得到图像的清晰度量值。为了衡量改进算法的性能, 将其与传统的灰度梯度算法进行比较。实验结果表明, 与传统的灰度梯度算法相比, 所提算法具有实时性高、灵敏度强且抗噪能力好的优点。

**关键词** 成像系统; 清晰度评价; 自动对焦; 自适应分割阈值; 边缘像素点; 多方向 Tenengrad 算子

中图分类号 TP751.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2211001

## Improved Gradient Threshold Image Sharpness Evaluation Algorithm

Zeng Haifei<sup>1,2,3</sup>, Han Changpei<sup>1,2\*</sup>, Li Kai<sup>1,2,3</sup>, Tu Huangwei<sup>1,2,3</sup>

<sup>1</sup>Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;

<sup>2</sup>Key Laboratory of Infrared Detection and Imaging Technology, Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;

<sup>3</sup>University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract** The key step of digital image technology to realize autofocus is effective image sharpness evaluation. Aiming at the problems of poor anti-noise and low real-time performance of traditional gray gradient algorithms, an improved sharpness evaluation algorithm is proposed. First, the image adaptive segmentation threshold is calculated by the OSTU method and the global variance. Then, the adaptive segmentation threshold and the local variance of the image pixels are compared to extract the edge pixels in the entire image. Finally, considering the characteristics of human vision, the multi-direction Tenengrad operator is used to evaluate the image, and then the evaluation operation values of the edge pixels in the image are superimposed to obtain the quantized value of the image sharpness. In order to measure the performance of the improved algorithm, it is compared with the traditional gray gradient algorithm. The experimental results show that compared with the traditional gray gradient algorithm, the proposed algorithm has the advantages of high real-time performance, high sensitivity, and good anti-noise ability.

**Key words** imaging systems; definition evaluation; auto-focus; adaptive segmentation threshold; edge pixels; multi-directional Tenengrad operator

**OCIS codes** 110.3000; 100.2000

收稿日期: 2020-12-16; 修回日期: 2021-01-04; 录用日期: 2021-01-21

基金项目: 中国科学院上海技术物理研究所创新基金(CX-262)

通信作者: \*changpei\_han@mail.sitp.ac.cn

## 1 引言

随着现代电子技术以及自动控制技术的发展,自动对焦技术已经广泛应用于照相机、摄像机、显微镜、内窥镜和气象探测器等光电成像设备<sup>[1-3]</sup>。传统的自动对焦设备体积庞大且耗费资源多,因此基于数字图像处理的自动对焦技术应运而生。

基于数字图像处理的自动对焦技术具有智能化、低功耗、高度集成化、低成本及小体积等优点,其关键处理步骤为图像清晰度评价函数的选取<sup>[4-5]</sup>。近年来,研究人员对于图像清晰度评价算法展开了较为深入的研究。2019年,陈寅栋等<sup>[6]</sup>提出了一种基于卷积神经网络(CNN)和回归森林的无参考图像质量评价算法;2019年,崔光芒等<sup>[7]</sup>利用多尺度分解工具对图像进行了低频图像和高频图像的分解,从而形成若干个子带图像,再采用灰度梯度绝对值算子对图像的清晰度进行定量评价;2019年,Liu等<sup>[8]</sup>采用小波变换将图像划分出多个子带图像,再利用CNN对各子带图像的质量进行评价,最终将信息熵作为各子带图像质量评价的权重并对所有子带图像进行加权平均,从而得到整体图像质量的评价值。2017年,张丰收等<sup>[9]</sup>提出了一种将Brenner函数与Sobel函数相乘的清晰度对焦算法,该算法的抗噪能力好,但图像处理的运算量大。

尽管近些年对于神经网络和小波分解的研究诸多,而且也具备各种优势,并且在图像质量评价领域也起到巨大作用,但这些算法需要大量的存储空间,对硬件的要求高,这与当前自动对焦系统小型化和低成本的设计理念背道而驰。因此需要对传统的对焦清晰度评价算法进行改进,使其既可以保证抗噪性,又能够提高系统的运算速度。传统的对焦清晰度评价算法可分为基于灰度梯度的算法、基于频域函数的算法、基于图像信息熵的算法和基于统计学的算法等<sup>[10-13]</sup>。其中基于图像信息熵的算法适用于对比度明显的图像,但易受环境干扰,灵敏度低;基于频域函数的算法的灵敏度高,但实时性差,不利于

高速系统的实现;基于图像统计学的算法的平滑性差,不确定度高<sup>[14]</sup>;基于灰度梯度的算法具有调焦范围广、计算速度快和稳定性好等优点,因此该类算法被广泛应用;基于传统灰度梯度的算法的抗噪性弱,对噪声敏感,大多数场合中的原图像经过图像预处理后仍然无法滤除所有噪声,这将削弱图像清晰度评价函数的评价效果。为了改善传统灰度梯度图像清晰度评价算法的抗噪性能,本文提出一种基于Tenengrad算子的自适应梯度阈值函数,并将其作为数字图像的对焦清晰度评价函数,用来提高系统的抗噪性以及可靠性。

## 2 基于灰度梯度的清晰度评价函数

本节先介绍几种常用的传统灰度梯度函数,用来对比传统灰度梯度评价函数与改进清晰度评价函数的性能。

灰度梯度评价函数主要针对图像灰度来套用指定的卷积模板以表征图像的清晰度<sup>[15]</sup>。本节假设图像  $I$  的尺寸为  $M \times N$ , 图像  $I$  中某像素点  $(x, y)$  的灰度值为  $f(x, y)$ , 图像清晰度评价的量化值为  $F$ 。常用的灰度梯度函数如下。

1) Brenner 函数,表达式为

$$F_{\text{Brenner}} = \sum_x \sum_y [f(x+2, y) - f(x, y)]^2。 (1)$$

2) Roberts 函数,表达式为

$$F_{\text{Roberts}} = \sum_x \sum_y [|\mathbf{S}_x(x, y)| + |\mathbf{S}_y(x, y)|], (2)$$

式中:  $\mathbf{S}_x(x, y)$  和  $\mathbf{S}_y(x, y)$  分别为原灰度像素点和对角像素点与对应局部微分算子卷积之后的新灰度像素点,分别表示为

$$\mathbf{S}_x(x, y) = f(x, y) \otimes \mathbf{g}_x, (3)$$

$$\mathbf{S}_y(x, y) = f(x, y) \otimes \mathbf{g}_y, (4)$$

其中

$$\mathbf{g}_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, (5)$$

$$\mathbf{g}_y = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}。 (6)$$

3) Roberts 能量函数,表达式为

$$F_{\text{Roberts-energy}} = \sum_x \sum_y \{ [f(x+1, y+1) - f(x, y)]^2 + [f(x+1, y) - f(x, y+1)]^2 \}。 (7)$$

4) 灰度差分绝对值求和(SMD)函数,表达式为

$$F_{\text{SMD}} = \sum_x \sum_y [ |f(x+1, y+1) - f(x, y)| ] + [ |f(x+1, y) - f(x, y+1)| ]。 (8)$$

5) 灰度平方和(EOG)函数,表达式为

$$F_{\text{EOG}} = \sum_x \sum_y \left\{ [f(x+1, y) - f(x, y)]^2 + [f(x, y+1) - f(x, y)]^2 \right\}. \quad (9)$$

6) 改进的拉普拉斯能量和(SML)函数,表达式为

$$F_{\text{SML}} = \sum_x \sum_y [ |2f(x, y) - f(x-1, y) - f(x+1, y)| + |2f(x, y) - f(x, y-1) - f(x, y+1)| ]. \quad (10)$$

7) Sobel 函数,表达式为

$$F_{\text{Sobel}} = \sum_x \sum_y [ |S_{x1}(x, y)| + |S_{y1}(x, y)| ], \quad (11)$$

式中: $S_{x1}(x, y)$ 和 $S_{y1}(x, y)$ 分别为原灰度像素点及周边 8 点与对应 Sobel 算子卷积之后的新灰度像素点,分别表示为

$$S_{x1}(x, y) = f(x, y) \otimes \mathbf{g}_{x1}, \quad (12)$$

$$S_{y1}(x, y) = f(x, y) \otimes \mathbf{g}_{y1}, \quad (13)$$

其中

$$\mathbf{g}_{x1} = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}, \quad (14)$$

$$\mathbf{g}_{y1} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (15)$$

本节介绍的传统灰度梯度函数在对无噪声图像进行清晰度评价的过程中,具有一定的单峰性、灵敏度以及实时性。但当图像引入外部噪声时,采用上述清晰度评价函数进行图像清晰度评价可能失效。

### 3 改进的算法原理

#### 3.1 多方向 Tenengrad 函数

传统的 Tenengrad 梯度函数是基于 Sobel 算子的灰度梯度函数的能量形式,其数学表达式为

$$F_{\text{Tenengrad}} = \sum_x \sum_y [ |S_{x1}(x, y)| + |S_{y1}(x, y)| ]. \quad (16)$$

传统的 Tenengrad 梯度函数在计算的过程中仅仅采用水平和垂直两个方向的算子模板,但实际上图像的梯度方向往往是未知的,如果仅仅采用两个方向的算子模板进行运算,那么可能会导致清晰

度评价出现误差。针对这一问题,本文算法考虑了某像素点的 4 个方向并将其作为新的算子模板,所提算法既考虑了人眼的视觉特性,即能够进行多方向的边缘检测,又保证了计算量小,即能够在一定程度内解决传统 Tenengrad 梯度函数的方位局限问题。4 个方向的新算子模板可表示为

$$\mathbf{g}_1 = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}, \quad (17)$$

$$\mathbf{g}_2 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (18)$$

$$\mathbf{g}_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix}, \quad (19)$$

$$\mathbf{g}_4 = \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}, \quad (20)$$

式中: $\mathbf{g}_1$ 和 $\mathbf{g}_2$ 分别为水平方向和垂直方向的模板; $\mathbf{g}_3$ 和 $\mathbf{g}_4$ 分别为左对角线方向和右对角线方向的模板。从(17)~(20)式可以得出,梯度算子的模板方向为 $0^\circ \sim 180^\circ$ ,且平均分布在 $0^\circ(180^\circ)$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$ 和 $135^\circ$ 。实际上,在计算过程中包含了指定像素点的 8 个相邻方向的像素点,因此从理论上分析,该模板完整考虑到 8 邻域梯度算子的各向均匀性,为此具有抗方向随机性强的优点。

根据以上描述,本文改进的 4 方向 Tenengrad 梯度算法可表示为

$$F_{\text{improved-Tenengrad}} = \sum_x \sum_y [ S_1^2(x, y) + S_2^2(x, y) + S_3^2(x, y) + S_4^2(x, y) ], \quad (21)$$

式中: $S_1(x, y)$ 、 $S_2(x, y)$ 、 $S_3(x, y)$ 和 $S_4(x, y)$ 分别为图像中某像素点与其 8 邻域像素点在水平方向、垂直方向、左对角线和右对角线方向的一阶差

分,可分别表示为

$$S_1(x, y) = \mathbf{g}_1 \otimes f(x, y), \quad (22)$$

$$S_2(x, y) = \mathbf{g}_2 \otimes f(x, y), \quad (23)$$

$$S_3(x, y) = g_3 \otimes f(x, y), \quad (24)$$

$$S_4(x, y) = g_4 \otimes f(x, y). \quad (25)$$

### 3.2 边缘点提取

采用传统的灰度梯度函数对一帧图像中的所有像素点进行评价运算,运算过程中实际有用的信息仅为图像边缘点所提供的梯度信息。图像边缘点具备如下特点:1)图像边缘点相对于图像非边缘点具有较高的梯度值;2)图像边缘点的数量相对于整幅图像的像素点总数仅具备较小的比例,一般不超过 2%。因此,为了提高灰度梯度函数的运算效率,需要将图像的非边缘点和边缘点分离,然后仅对图像边缘点进行清晰度评价运算,这样得到的图像清晰度评价曲线具备更高的灵敏度和精确度,而且耗费时间短。

根据图像边缘点的特征,本文使用  $3 \times 3$  区域内的局部方差来表征图像中像素点的边缘特性。假设图像  $I$  的尺寸为  $M \times N$ ,图像中某像素点  $(x, y)$  的灰度值为  $f(x, y)$ ,该像素点的局部方差为  $\sigma^2(x, y)$ ,该像素点的局部平均值为  $\mu(x, y)$ 。局部方差和局部平均值可分别表示为

$$\sigma^2(x, y) = \frac{1}{9} \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 [f(x+i, y+j) - \mu(x, y)]^2, \quad (26)$$

$$\mu(x, y) = \frac{1}{9} \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 f(x+i, y+j). \quad (27)$$

为了提取图像边缘信息,引入图像边缘分割阈值  $T$ ,用来区分图像边缘点与图像非边缘点。将原图像中的边缘点标记为 1,非边缘点标记为 0。图像边缘点的提取规则可表示为

$$P_{\text{flag}}(i, j) = \begin{cases} 1, & \sigma^2(x, y) \geq T \\ 0, & \sigma^2(x, y) < T \end{cases} \quad (28)$$

边缘分割阈值的选取在边缘检测和人脸识别等机器视觉领域得到了广泛的研究,考虑到图像光照和背景等影响,一般采用自适应阈值选取的方法,常用的方法为基于 OSTU 方法的自适应阈值选取。但传统的 OSTU 算法容易受到噪声的影响,因此传统的 OSTU 算法提取出的边缘分割阈值  $T$  可能导致图像非边缘点被认定为图像边缘点,这样不仅会加大图像清晰度评价的计算量,而且还会导致清晰度评价结果的不准确。

因此,提出一种具有抗噪、抗干扰的边缘分割阈值选取方法十分重要。假设图像中某像素点的灰度值为  $f(x, y)$ ,图像尺寸为  $M \times N$ ,图像边缘分割阈值的数学表达式为

$$T = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum \sum [f(x, y) - T_{\text{OSTU}}]^2}, \quad (29)$$

式中: $T_{\text{OSTU}}$  为传统的 OSTU 算法自适应得到的图像边缘分割阈值。本文提出的新图像边缘分割阈值的选取方法考虑了整体图像像素的贡献,(29)式的  $T$  是描述图像中所有像素偏离  $T_{\text{OSTU}}$  的程度,可以反映图像灰度的变化程度,能够表征图像整体的噪声水平。由于新的边缘阈值  $T$  考虑了整体像素的贡献,因此对噪声不敏感,具有一定的滤波效果,能够有效滤除噪声对边缘分割阈值的影响,降低图像非边缘点被误判为图像边缘点的概率,提高清晰度评价算法的准确性和实时性。

### 3.3 改进的清晰度评价算法的运算步骤

改进的清晰度评价算法的运算步骤如下。

1) 首先使用传统的 OSTU 算法来计算  $T_{\text{OSTU}}$ ,并采用(29)式来计算图像的自适应边缘分割阈值  $T$ 。

2) 采用(28)式来分离图像边缘点与图像非边缘点,其中图像边缘点记为  $P(x, y) = 1$ 。

3) 采用(21)式来计算图像中边缘像素点的梯度值并将所有边缘像素点的梯度值叠加,将梯度求和值作为该图像的清晰度评价价值  $F$ 。

## 4 实验验证与结果分析

### 4.1 清晰度评价曲线的性能指标

图像清晰度评价曲线的性能指标可分为定性指标和定量指标,其中定性指标包括单峰性、无偏性、灵敏度、尖锐性、实时性和抗噪性等。一般来说,一个正确的图像清晰度评价曲线都应满足无偏性和单峰性,因此本文实验验证的重点在于实时性、灵敏度以及抗噪性的定量化评估。实验验证的定量指标主要包括算法延时、灵敏度因子、陡峭度和清晰度比率,下面介绍这 4 个指标的概念。

1) 算法延时是用来衡量清晰度评价函数的实时性。一般通过记录评价一帧图像所耗费的时间或者所需乘法和加减法操作的次数来表征。算法延时  $t$  的数学表达式为

$$t = t [f(x, y)]. \quad (30)$$

$t$  值越小,说明清晰度评价函数的实时性越好。

2) 灵敏度因子是用来衡量不同清晰度评价函数之间的灵敏度,其表示成像于正焦位置处的清晰度评价价值  $F_{\text{max}}$  与偏离正焦位置  $\delta$  处的清晰度评价价值  $F_{\text{max}, \pm \delta}$  之间的相对变换量。灵敏度因子  $f_{\text{sen}}$  的



数学表达式为

$$f_{\text{sen}} = \frac{F_{\text{max}} - F_{\text{max},+\delta}}{F_{\text{max}}} \quad (31)$$

3) 陡峭度是用来衡量不同清晰度评价函数之间的灵敏度,其表示成像于正焦位置处的清晰度评价函数  $F_{\text{max}}$  与偏离正焦位置  $\delta$  处的清晰度评价函数  $F_{\text{max},\pm\delta}$  之间的变化率。根据偏离正焦位置的方向可分为左陡峭度和右陡峭度,分别定义为  $S_L$  和  $S_R$ ,取左右方向陡峭度的平均值作为整条评价曲线的陡峭度,数学表达式为

$$S_L = \frac{F_{\text{max}} - F_{\text{max},-\delta}}{\delta} \quad (32)$$

$$S_R = \frac{F_{\text{max}} - F_{\text{max},+\delta}}{\delta} \quad (33)$$

$$S = \frac{S_L + S_R}{2} = \frac{2F_{\text{max}} - F_{\text{max},-\delta} - F_{\text{max},+\delta}}{2\delta} \quad (34)$$

4) 清晰度比率是表示评价曲线的全局极大值与全局最小值之间的比值,其表征清晰度评价曲线的整体区分程度,当存在噪声时,该值能用于评价抗噪能力。假设  $F_{\text{max}}$  和  $F_{\text{min}}$  分别表示评价曲线的最大

值和最小值,清晰度比率  $R_{\text{at}}$  [16-17] 的数学表达式为

$$R_{\text{at}} = \frac{F_{\text{max}}}{F_{\text{min}}} \quad (35)$$

#### 4.2 传统灰度梯度评价算法与本文改进算法的对比实验

实验针对改进的清晰度评价算法进行量化计算与量化分析,同时与第 2 节的传统灰度梯度评价函数进行对比。实验环境为 MATLAB 2019b,电脑硬件配置为 i5-7400 CPU,8 G 内存,Window 10 操作系统。采用的测试图像是由 Hi3516EV300+IMX327 摄像头拍摄得到的。实验图像分为三组,三组图像均按照离焦到正焦,再到离焦的顺序变化。其中第一组为室内目标,图像有 25 frame,具有类型复杂且目标距离成像系统近的特点;另外两组是室外目标,其中一组在广角段下进行拍摄,图像有 17 frame,另外一组在长焦段下进行拍摄,图像有 24 frame,它们具有类型简单且目标距离成像系统远的特点。三组图像的分辨率均为  $1920 \text{ pixel} \times 1080 \text{ pixel}$ 。实验图像如图 1~3 所示。



图 1 样本图像 1。(a)第 1 frame 图像;(b)正焦图像;(c)第 25 frame 图像

Fig. 1 Sample image 1. (a) 1<sup>st</sup> frame image; (b) focusing image; (c) 25<sup>th</sup> frame image



图 2 样本图像 2。(a)第 1 frame 图像;(b)正焦图像;(c)第 17 frame 图像

Fig. 2 Sample image 2. (a) 1<sup>st</sup> frame image; (b) focusing image; (c) 17<sup>th</sup> frame image



图 3 样本图像 3。(a)第 1 frame 图像;(b)正焦图像;(c)第 24 frame 图像

Fig. 3 Sample image 3. (a) 1<sup>st</sup> frame image; (b) focusing image; (c) 24<sup>th</sup> frame image

### 4.2.1 算法实时性的对比分析

采用传统的灰度梯度函数与所提的改进清晰度评价算法对图 1~3 分别进行 20 次评价运算,并统计每个清晰度评价函数运算的总延时,最后通过求

平均的方式来统计每个清晰度评价函数处理一帧图像所需的延时。表 1 为不同清晰度评价算法处理一帧图像所需的延时。

表 1 不同清晰度评价算法处理一帧图像所需的延时

Table 1 Time delay required by different sharpness evaluation algorithms to process a frame of image unit: ms

Type of image	Brenner	Roberts	Roberts-energy	SMD	EOG	SML	Sobel	Proposed algorithm
Sample image 1	32.48	27.20	27.46	26.52	37.05	43.38	46.96	25.18
Sample image 2	32.37	27.20	27.37	26.39	36.48	42.65	46.72	25.23
Sample image 3	32.24	27.20	27.39	26.45	36.61	42.96	47.22	25.29

从表 1 可以看到,所提的改进清晰度评价算法的处理速度最快,三组实验的平均处理延时为 25.23 ms,相比于 SMD 算法的实时性提升 4.612%。

### 4.2.2 算法灵敏度的对比分析

采用传统的灰度梯度函数与所提的改进清晰度评价算法对图 1~3 进行清晰度评价运算,并将图像清晰度评价价值归一化绘制成清晰度评价曲线,如图 4 所示。

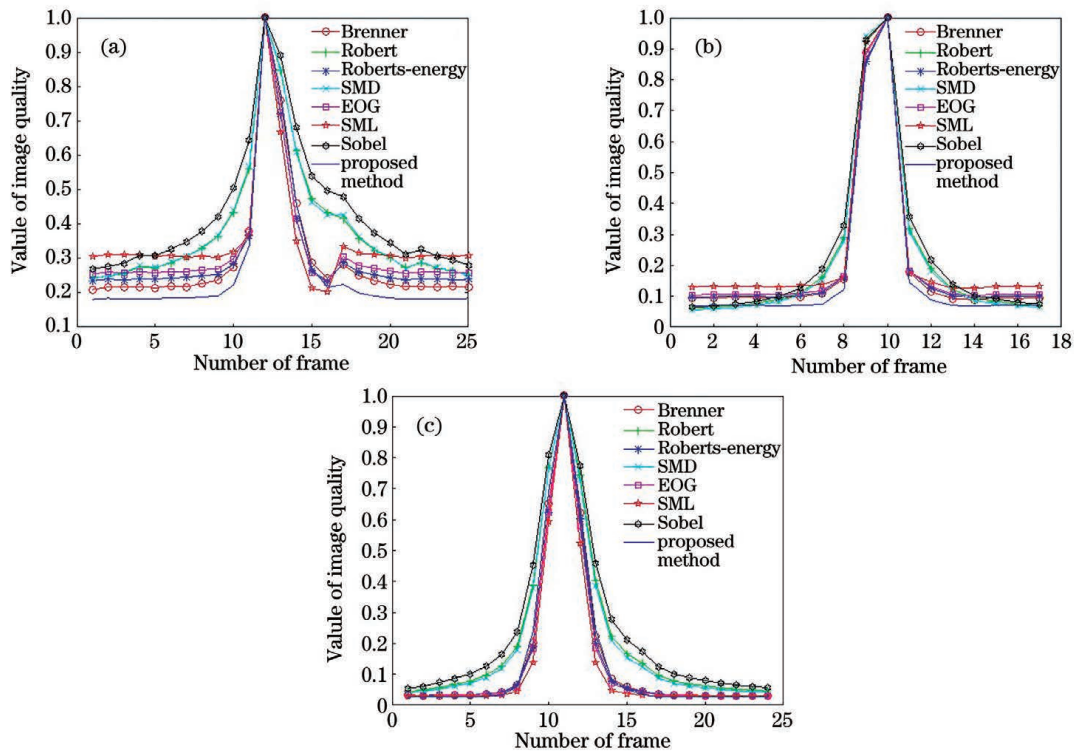


图 4 不同图像的归一化清晰度评价曲线。(a)样本图像 1;(b)样本图像 2;(c)样本图像 3

Fig. 4 Normalized sharpness evaluation curves of different images. (a) Sample image 1; (b) sample image 2; (c) sample image 3

本文采用灵敏度因子和陡峭度两个指标来定量衡量评价曲线的灵敏度。根据(31)~(34)式可知,灵敏度因子  $f_{sen}$  和陡峭度  $S$  取决于离焦位置距离正焦位置的帧数  $\delta$ 。本文设定  $\delta=2$ ,不同清晰度评价算法的灵敏度量化指标如表 2 所示。

从图 4 和表 2 可以看到,在样本图像 1 和样本

图像 2 的实验中,所提的改进清晰度评价算法的灵敏度最好,而且在这两组实验中改进清晰度评价算法的灵敏度因子和陡峭度均为最优;将改进的清晰度评价算法与传统的灰度梯度函数进行对比,改进算法的灵敏度因子平均提升 4.21%,陡峭度平均提升 3.27%。

表 2 不同算法的灵敏度指标

Table 2 Sensitivity index of different algorithms

Type of image	Index	Brenner	Roberts	Roberts-energy	SMD	EOG	SML	Sobel	Proposed algorithm
Sample image 1	$f_{sen}$	0.539	0.387	0.584	0.389	0.585	0.650	0.318	0.688
	S	0.316	0.238	0.325	0.238	0.321	0.333	0.203	0.345
Sample image 2	$f_{sen}$	0.885	0.810	0.873	0.818	0.868	0.854	0.783	0.912
	S	0.432	0.380	0.428	0.385	0.426	0.423	0.364	0.447
Sample image 3	$f_{sen}$	0.776	0.596	0.800	0.613	0.814	0.863	0.540	0.789
	S	0.393	0.302	0.402	0.309	0.409	0.431	0.272	0.398

4.2.3 算法抗噪性的对比分析

在 CMOS/CCD 采集图像的过程中,由于受到传感器材料属性、工作环境、电子元器件以及电路结构等因素的影响,采集过程中会引入各种噪声。因此,在图像采集的过程中噪声干扰不可避免,而且包括如下噪声。1)受到 CMOS/CCD 传感器拍摄视场的暗、亮度不均以及传感器发热等因素的影响所引

入的高斯噪声;2)在信号传输以及信号解码的过程中所引入的黑白相间的椒盐噪声。为了验证算法的抗噪性,对图 1~3 进行加噪处理,加入的噪声分别为高斯噪声和椒盐噪声。采用改进的清晰度评价算法以及传统的灰度梯度函数对加噪后的图像进行清晰度评价运算,得到的清晰度评价曲线如图 5 所示。

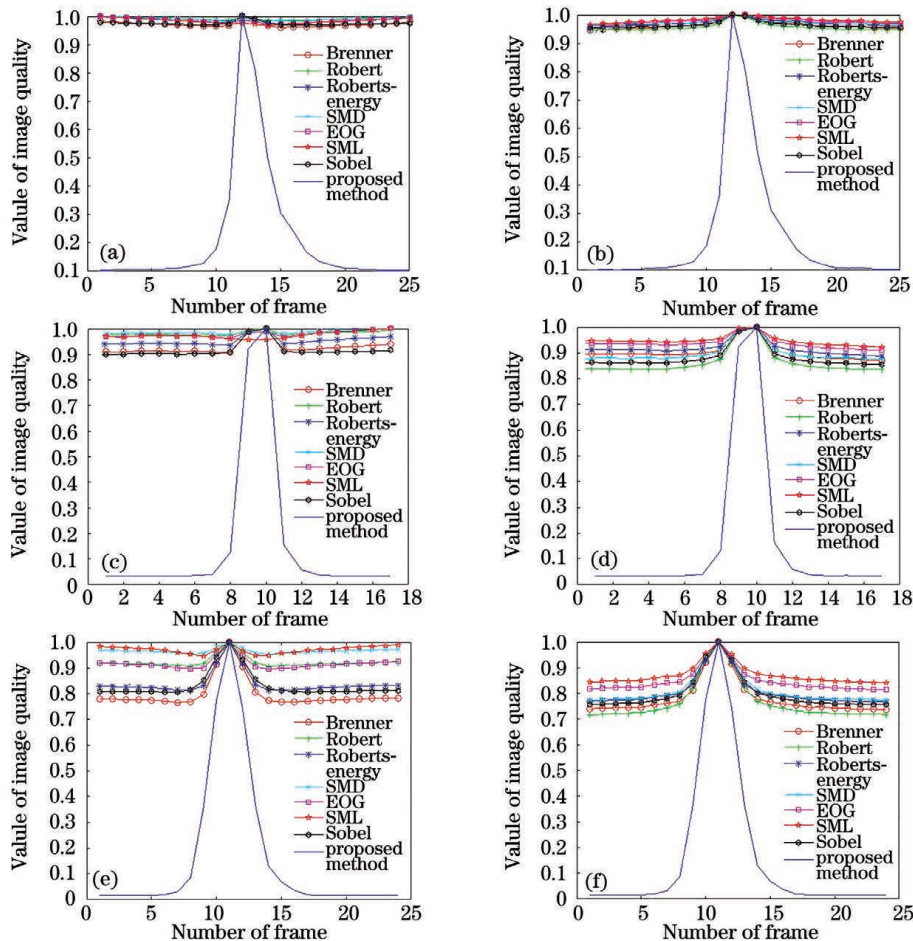


图 5 不同加噪图像的归一化清晰度评价曲线。(a)加高斯噪声后的样本图像 1;(b)加椒盐噪声后的样本图像 1;(c)加高斯噪声后的样本图像 2;(d)加椒盐噪声后的样本图像 2;(e)加高斯噪声后的样本图像 3;(f)加椒盐噪声后的样本图像 3

Fig. 5 Normalized sharpness evaluation curves of different noisy images. (a) Sample image 1 after adding Gaussian noise; (b) sample image 1 after adding salt and pepper noise; (c) sample image 2 after adding Gaussian noise; (d) sample image 2 after adding salt and pepper noise; (e) sample image 3 after adding Gaussian noise; (f) sample image 3 after adding salt and pepper noise



从图 5 可以看到,所提的改进清晰度评价算法在噪声干扰的情况下仍能保持很好的评价效果。为了量化不同清晰度评价算法在不同噪声环境下的抗噪性能,对图 1~3 依次加入均值为 0、方差分

别为 0.01、0.02 和 0.05 的高斯噪声以及噪声密度分别为 0.05、0.10 和 0.20 的椒盐噪声。表 3 为不同清晰度评价算法在不同噪声环境下的清晰度比率。

表 3 不同清晰度评价算法在不同噪声环境下的清晰度比率

Table 3 Sharpness ratio of different sharpness evaluation algorithms in different noise environments

Image type	Noise type	Noise parameter	Brenner	Roberts	RbtEnergy	SMD	EOG	SML	Sobel	Proposed algorithm
Sample image 1	Gaussian noise	0.01	1.230	1.060	1.170	1.030	1.100	1.050	1.130	6.630
		0.02	1.110	1.030	1.080	1.020	1.050	1.030	1.080	7.520
		0.05	1.040	1.020	1.030	1.020	1.030	1.030	1.030	9.790
	Salt & pepper noise	0.05	1.200	1.290	1.150	1.200	1.100	1.080	1.220	6.600
		0.10	1.100	1.140	1.080	1.090	1.060	1.050	1.120	7.560
		0.20	1.070	1.060	1.050	1.040	1.040	1.030	1.050	9.870
Sample image 2	Gaussian noise	0.01	1.647	1.191	1.490	1.110	1.280	1.130	1.406	18.330
		0.02	1.313	1.096	1.230	1.050	1.120	1.050	1.260	21.720
		0.05	1.100	1.029	1.069	1.020	1.040	1.050	1.110	30.510
	Salt & pepper noise	0.05	1.510	1.970	1.410	1.700	1.270	1.190	1.930	18.410
		0.10	1.270	1.460	1.220	1.330	1.160	1.120	1.420	22.580
		0.20	1.150	1.200	1.130	1.140	1.100	1.090	1.170	30.720
Sample image 3	Gaussian noise	0.01	1.224	1.073	1.166	1.035	1.077	1.057	1.191	70.299
		0.02	1.057	1.027	1.040	1.344	1.049	1.066	1.070	96.661
		0.05	1.038	1.017	1.026	1.023	1.023	1.031	1.044	111.138
	Salt & pepper noise	0.05	1.139	1.044	1.099	1.032	1.051	1.065	1.133	78.777
		0.10	1.049	1.023	1.033	1.030	1.036	1.051	1.059	101.441
		0.20	1.025	1.010	1.018	1.013	1.008	1.011	1.027	122.629

从表 3 可以看到,所提的改进清晰度评价算法在不同噪声环境下都能保持较好的抗噪性能,且随着噪声能量的变高,抗噪量化指标更好;其他传统灰度梯度算法的清晰度比率接近于 1,说明在噪声的干扰下,传统算法很难分辨离焦图像和正焦图像。

## 5 结 论

在数字图像自动对焦系统中,由于受到传感器材料以及环境等因素的影响,采集到的图像往往夹杂噪声。因此,用于评价数字图像清晰度的算法必须具备抗噪性,在图像受噪声干扰的情况下,仍能准确辨认离焦图像和正焦图像。同时,为了保证自动对焦系统的工程应用,该算法还需具备实时性的特点。实验结果证明,所提的改进清晰度评价算法具有实时性好、灵敏度高和抗噪性强的优点。通过实

验对比发现,本文改进的清晰度评价算法较传统的灰度梯度函数更优,有利于自动对焦系统的性能提升。

## 参 考 文 献

- [1] Yang X L, Lu Y X, Sun D, et al. An improved clarity evaluation algorithm based on HVS theory [C]//2018 2nd IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC), May 25-27, 2018, Xi'an, China. New York: IEEE Press, 2018: 852-855.
- [2] Lan T C, Lan R H, Chen X X, et al. Research on liquid crystal lens hill climbing autofocus algorithm [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(14): 1411003.  
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): 1411003.
- [3] Ye Y Q, Yi D R, Zhang Y Z, et al. Microscopy autofocus method using tilt camera[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(12): 1218001.  
叶一青, 易定容, 张勇贞, 等. 基于倾斜摄像头的显微自动对焦方法[J]. 光学学报, 2019, 39(12): 1218001.
- [4] Chu X, Zhu L Q, Lou X P, et al. Dynamic auto focus algorithm based on improved Sobel operator[J]. Journal of Applied Optics, 2017, 38(2): 237-242.  
褚翔, 祝连庆, 娄小平, 等. 基于改进 Sobel 算子的动态自动调焦算法研究[J]. 应用光学, 2017, 38(2): 237-242.
- [5] Huang D T, Liu X C, Zhang H S, et al. Fast auto-focusing method based on human visual system[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2014, 29(5): 768-776.  
黄德天, 刘雪超, 张红胜, 等. 基于人类视觉的快速自动调焦法[J]. 液晶与显示, 2014, 29(5): 768-776.
- [6] Chen Y D, Li C F, Sang Q B. Quality assessment without reference images based on convolution neural network and deep forest[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(11): 111003.  
陈寅栋, 李朝锋, 桑庆兵. 卷积神经网络结合深度森林的无参考图像质量评价[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(11): 111003.
- [7] Cui G M, Zhang K Q, Mao L, et al. Micro-image definition evaluation using multi-scale decomposition and gradient absolute value[J]. Opto-Electronic Engineering, 2019, 46(6): 59-69.  
崔光芒, 张克奇, 毛磊, 等. 结合多尺度分解和梯度绝对值算子的显微图像清晰度评价方法[J]. 光电工程, 2019, 46(6): 59-69.
- [8] Liu J H, Xu M L, Xu X Y, et al. Nonreference image quality evaluation algorithm based on wavelet convolutional neural network and information entropy[J]. Entropy, 2019, 21(11): 1070.
- [9] Zhang F S, Li S W, Hu Z G, et al. An improved auto-focus evaluating algorithm based on Sobel gradient function[J]. Optical Technique, 2017, 43(3): 234-238.  
张丰收, 李斯文, 胡志刚, 等. 一种改进的 Sobel 梯度函数自动对焦评价算法[J]. 光学技术, 2017, 43(3): 234-238.
- [10] Liu X B, Yuan D C. Research on image definition criterion using wavelet transform based on the texture analysis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(8): 1508-1513.  
刘兴宝, 袁道成. 基于纹理分析的小波变换图像清晰度评价方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(8): 1508-1513.
- [11] Xia Y J, Sun H. Anomaly detection and quality diagnosis of surveillance video[J]. Computer Applications and Software, 2016, 33(6): 163-167, 211.  
夏裕建, 孙涵. 监控视频异常检测与质量诊断[J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(6): 163-167, 211.
- [12] Yu Y. Study and implementation on auto-focusing system with high sensitivity[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2014: 8-14.  
余炎. 高灵敏度自动对焦系统的研究与实现[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2014: 8-14.
- [13] Liang X. Analysis and improvement on digital refocusing sharpness evaluation function of light field photography[J]. Electro-Optic Technology Application, 2015, 30(6): 56-59, 79.  
梁欣. 光场成像数字对焦清晰度评价函数的分析与改进[J]. 光电技术应用, 2015, 30(6): 56-59, 79.
- [14] You Y H, Liu T, Liu J W. Survey of the auto-focus methods based on image processing[J]. Laser & Infrared, 2013, 43(2): 132-136.  
尤玉虎, 刘通, 刘佳文. 基于图像处理的自动对焦技术综述[J]. 激光与红外, 2013, 43(2): 132-136.
- [15] Qian Q, Zang D J. A modified sharpness-evaluation function of image based on Sobel[J]. Computer & Digital Engineering, 2015, 43(10): 1865-1870.  
钱青, 臧冬菊. 一种改进的 Sobel 算子图像清晰度评价函数[J]. 计算机与数字工程, 2015, 43(10): 1865-1870.
- [16] Lü M N, Yu Z M. Study on automatic focusing algorithm of optical microscope[J]. China Measurement & Test, 2018, 44(6): 11-16.  
吕美妮, 玉振明. 光学显微镜自动聚焦算法研究[J]. 中国测试, 2018, 44(6): 11-16.
- [17] Zhu Q, Jiang W, Ben X Y, et al. Auto-focusing algorithm based on gradient and correlation[J]. Optical Technique, 2016, 42(4): 329-332.  
朱倩, 姜威, 贲晔焯, 等. 梯度与相关性结合的自动聚焦算法[J]. 光学技术, 2016, 42(4): 329-332.