2022.11.21 汇报

周添文

数学科学学院 北京师范大学

耀斑(Flare)类杂散光的自动探测与去除方法

- 耀斑类杂散光的自动探测
- 光源检测
- 耀斑检测
- 耀斑位置的确定方法
- 耀斑去除

由文献 [1] 可知,耀斑伪影 (flare artifact) 一般产生在光源对面的对称点处。

由文献 [1] 可知,耀斑伪影 (flare artifact) 一般产生在光源对面的对称点处。

设 $u:\Omega\to\mathbb{R}^3$ 为一个图像,其中 $\Omega\subset\mathbb{R}^2$ 代表图像的定义域 (domain),则我们可以按照下述方法找到耀斑伪影的位置:找到穿过光源和**主点** (principal point) 的线,在定义域中找到靠近这条直线的点。

由文献 [1] 可知,耀斑伪影 (flare artifact) 一般产生在光源对面的对称点 外。

设 $u:\Omega\to\mathbb{R}^3$ 为一个图像, 其中 $\Omega\subset\mathbb{R}^2$ 代表图像的定义域 (domain), 则我们可以按照下述方法找到耀斑伪影的位置:找到穿过光源和主点 (principal point) 的线,在定义域中找到靠近这条直线的点。 主点指的是**主光轴** (principal axis) 和像平面的交点。在此处,我们大致

地定义主点为定义域的中心、记作 x_c 。

接下来,我们需要确定定义域中的亮光源 x_{Si} , i=1,...,s, 进而确定图像中耀斑的位置。

接下来,我们需要确定定义域中的亮光源 x_{Si} , i = 1, ..., s, 进而确定图像中耀斑的位置。

考察在 CIELab 色彩空间下的图像 $u^{La*b*}=u^L, u^{a*}, u^{b*}:\Omega\to\mathbb{R}^3$,其中的 $u^L(x)$ 代表着 $x\in\Omega$ 处的亮度 (Luminance)。

4/18

接下来,我们需要确定定义域中的亮光源 x_{Si} , i = 1, ..., s, 进而确定图像中耀斑的位置。

考察在 CIELab 色彩空间下的图像 $u^{La*b*}=u^L,u^{a*},u^{b*}:\Omega\to\mathbb{R}^3$,其中的 $u^L(x)$ 代表着 $x\in\Omega$ 处的亮度 (Luminance)。

CIELab 颜色空间(Lab color space)是在 1976 年出现的。这种颜色空间包括人眼所能看到的所有颜色(可见光谱),所以也是目前为止色域最宽的颜色空间,其每一组色值对应一种确定的与设备无关的色彩。

接下来,我们需要确定定义域中的亮光源 x_{Si} , i = 1, ..., s, 进而确定图像中耀斑的位置。

考察在 CIELab 色彩空间下的图像 $u^{La*b*}=u^L,u^{a*},u^{b*}:\Omega\to\mathbb{R}^3$,其中的 $u^L(x)$ 代表着 $x\in\Omega$ 处的亮度 (Luminance)。

CIELab 颜色空间(Lab color space)是在 1976 年出现的。这种颜色空间包括人眼所能看到的所有颜色(可见光谱),所以也是目前为止色域最宽的颜色空间,其每一组色值对应一种确定的与设备无关的色彩。

CIELab 色彩空间

在 Lab 颜色空间中,一种颜色由 L(明度),a* 颜色,b* 颜色三个参数表示;在一幅图像中,每一个像素对应一个 Lab 值,L,a*,b* 三个参数的取值范围如下所述。

CIELab 色彩空间

在 Lab 颜色空间中,一种颜色由 L(明度),a* 颜色,b* 颜色三个参数表示;在一幅图像中,每一个像素对应一个 Lab 值,L,a*,b* 三个参数的取值范围如下所述。

L: 取值范围为 [0,100], 表示纯黑色到纯白色范围;

a: 取值范围为 [-128,127], 表示绿色到杨红色范围;

b: 取值范围为 [-128,127], 表示蓝色到黄色范围。

因此,为了找到亮度最大的区域,我们需要我们需要 u^L 更加接近 100。 由此,我们考察 u^L 的**上水平集** (upper level set)

$$X_{l}u^{L} := \{u^{L} \ge l\} = \{x \in \Omega : u^{L}(x) \ge l\}.$$
 (1)

因此,为了找到亮度最大的区域,我们需要我们需要 u^L 更加接近 100。 由此,我们考察 u^L 的**上水平集** (upper level set)

$$X_I u^L := \{ u^L \ge I \} = \{ x \in \Omega : u^L(x) \ge I \}.$$
 (1)

其可以写作有穷多个联通分支 (connected components) 的并集,我们选取其中面积最大的联通分支 S_1 ,其即为主光源。

6/18

因此,为了找到亮度最大的区域,我们需要我们需要 u^L 更加接近 100。 由此,我们考察 u^L 的**上水平集** (upper level set)

$$X_I u^L := \{ u^L \ge I \} = \{ x \in \Omega : u^L(x) \ge I \}. \tag{1}$$

其可以写作有穷多个联通分支 (connected components) 的并集,我们选取其中面积最大的联通分支 S_1 ,其即为主光源。 除此以外,我们选取面积大于等于 $0.8 \times S_1$ 的所有联通分支,记为 S_i ,并近似地将他们的重心当作近似的中心,记为 x_{S_i}

$$x_{Si} = \frac{1}{area(S_i)} \sum_{x \in S_i} x, x \in \Omega$$
 (2)

为了更合理地检测耀斑位置,我们需要进行如下假设:

• 耀斑是图像 u 中的一个**明亮斑点** (bright blob)¹,我们通常用**关键点** x_{k} 代表一个耀斑。

¹一个斑点 (blob) 可以看作图像中比背景更亮或更暗的区域,并且由平滑弯曲的边界 所包围

为了更合理地检测耀斑位置, 我们需要进行如下假设:

- 耀斑是图像 u 中的一个**明亮斑点** (bright blob)¹,我们通常用**关键点** x_k 代表一个耀斑。
- 由于耀斑一般具有圆形或椭圆形形状,因此上述明亮斑点不应太过细长

¹一个斑点 (blob) 可以看作图像中比背景更亮或更暗的区域,并且由平滑弯曲的边界 所包围

为了更合理地检测耀斑位置,我们需要进行如下假设:

- 耀斑是图像 u 中的一个**明亮斑点** (bright blob)¹,我们通常用**关键点** x_k 代表一个耀斑。
- 由于耀斑一般具有圆形或椭圆形形状,因此上述明亮斑点不应太过细长
- 耀斑的大小有限, 是有界限的

¹一个斑点 (blob) 可以看作图像中比背景更亮或更暗的区域,并且由平滑弯曲的边界 所包围

为了更合理地检测耀斑位置, 我们需要进行如下假设:

- 耀斑是图像 u 中的一个**明亮斑点** (bright blob)¹,我们通常用**关键点** x_k 代表一个耀斑。
- 由于耀斑一般具有圆形或椭圆形形状,因此上述明亮斑点不应太过细长
- 耀斑的大小有限, 是有界限的
- 由 Rayleigh 公式, 耀斑的 CIELab 颜色应当有较高的 L 值和负的 a*值

¹一个斑点 (blob) 可以看作图像中比背景更亮或更暗的区域,并且由平滑弯曲的边界 所包围

为了更合理地检测耀斑位置, 我们需要进行如下假设:

- 耀斑是图像 u 中的一个**明亮斑点** (bright blob)¹,我们通常用**关键点** x_k 代表一个耀斑。
- 由于耀斑一般具有圆形或椭圆形形状,因此上述明亮斑点不应太过细长
- 耀斑的大小有限, 是有界限的
- 由 Rayleigh 公式, 耀斑的 CIELab 颜色应当有较高的 L 值和负的 a*值

¹一个斑点 (blob) 可以看作图像中比背景更亮或更暗的区域,并且由平滑弯曲的边界 所包围

首先,我们按照前文中的规定,将耀斑定义为比背景更亮的明亮斑点 (blob)。根据文献 [3] 中描述,我们将关键点 $x_k \in \Omega \subset \mathbb{R}$ 定义为方程

$$L(x,\sigma) = G(x;\sigma) * u^{g}(x)$$
(3)

的局部极大值。

首先,我们按照前文中的规定,将耀斑定义为比背景更亮的明亮斑点 (blob)。根据文献 [3] 中描述,我们将关键点 $x_k \in \Omega \subset \mathbb{R}$ 定义为方程

$$L(x,\sigma) = G(x;\sigma) * u^{g}(x)$$
(3)

的局部极大值。

其中,* 是 \mathbb{R}^2 中的卷积 (convolution), u^s 是图像 u 的灰化版本(仅保留 u^L)。 $G(x;\sigma)$ 是各向同性 (isotropic) 的归一化高斯函数,标准差为 σ ,其在全平面上积分为 $1.L(x,\sigma)$ 是平面上的 Laplace 算子,

$$\Delta L = \frac{\partial^2 L}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 L}{\partial y^2} \tag{4}$$

我们考察 DOG(the Difference Of Gaussian)

$$D(x,\sigma) = L(x,k\sigma) - L(x,\sigma), k \in \mathbb{R}$$
 (5)



我们考察 DOG(the Difference Of Gaussian)

$$D(x,\sigma) = L(x,k\sigma) - L(x,\sigma), k \in \mathbb{R}$$
 (5)

其可以近似估计正规化的 Laplace 算子 $\sigma^2 \Delta L(x,\sigma)$. 在本算法中,由于我们的假设,可以得知耀斑位于 $D(x,\sigma)$ 的最小值处.



耀斑的边界

由前假设,我们知道耀斑是有界的。假设 $x_k(j)$ 为一个关键点,我们考察和其亮度相似的像素点的全体,其中 δ 为邻域半径:

$$B_{\delta}(x_k(j)) = \{ x \in \Omega : |u^L(x_k(j)) - u^L(x)| \le \delta \}$$
 (6)

10 / 18

耀斑的边界

由前假设,我们知道耀斑是有界的。假设 $x_k(j)$ 为一个关键点,我们考察和其亮度相似的像素点的全体,其中 δ 为邻域半径:

$$B_{\delta}(x_k(j)) = \{ x \in \Omega : |u^L(x_k(j)) - u^L(x)| \le \delta \}$$
 (6)

设 $cc(B_\delta(x_k(j)); x_k(j))$ 是 $B_\delta(x_k(j))$ 包含关键点 $x_k(j)$ 的连通分支,则该连通分支内包含着所有与 $x_k(j)$ 亮度相似的点。我们规定,上述连通分支的面积应该小于整体光源面积的 1%,即

$$area(cc(B_{\delta}(x_k(j)); x_k(j))) < \frac{area(S)}{100}$$
 (7)

去除细长型明亮斑点

由前假设,耀斑只有近似圆形的形状,由文献 [4] 中方法,我们可以计算 $D = L(x, k\sigma) - L(x, \sigma)$ 的 Hessian 矩阵特征值 λ_1, λ_2 .

去除细长型明亮斑点

由前假设,耀斑只有近似圆形的形状,由文献 [4] 中方法,我们可以计算 $D=L(x,k\sigma)-L(x,\sigma)$ 的 Hessian 矩阵特征值 λ_1,λ_2 . 由于关键点 $x_k(j)$ 是 D 的最小值,故由矩阵论,可知 $\lambda_1,\lambda_2\geq 0$.

去除细长型明亮斑点

由前假设,耀斑只有近似圆形的形状,由文献 [4] 中方法,我们可以计算 $D = L(x, k\sigma) - L(x, \sigma)$ 的 Hessian 矩阵特征值 λ_1, λ_2 . 由于关键点 $x_k(j)$ 是 D 的最小值,故由矩阵论,可知 $\lambda_1, \lambda_2 \geq 0$. 进一步来说, λ_1, λ_2 需要满足下述条件:

$$\lambda_1 > 0, \lambda_2 < 4\lambda_1 \tag{8}$$

其保证了 D 的确取到了最小值,同时并不是细长型斑点。

我们将引入如下几种判别方法,判断明亮斑点确为耀斑的可能性:

- 1. 关键点的位置
 - 从关键点 $x_k(j)$ 到图像中心 x_c 的距离与从光源 x_s 到图像中心 x_c 的距离相似

我们将引入如下几种判别方法,判断明亮斑点确为耀斑的可能性:

- 1. 关键点的位置
 - 从关键点 $x_k(j)$ 到图像中心 x_c 的距离与从光源 x_s 到图像中心 x_c 的距离相似
 - 记光源 x_s 和图像中心 x_c 的连线为 I, $x_k(j)$ 到 I 的距离足够小

我们将引入如下几种判别方法,判断明亮斑点确为耀斑的可能性:

- 1. 关键点的位置
 - 从关键点 $x_k(j)$ 到图像中心 x_c 的距离与从光源 x_s 到图像中心 x_c 的距离相似
 - 记光源 x_s 和图像中心 x_c 的连线为 I, $x_k(i)$ 到 I 的距离足够小
- 2.La*b* 的值
 - u^L 较大
 - u^a 为负
 - u^b 无限制

我们将引入如下几种判别方法,判断明亮斑点确为耀斑的可能性:

- 1. 关键点的位置
 - 从关键点 $x_k(j)$ 到图像中心 x_c 的距离与从光源 x_s 到图像中心 x_c 的距离相似
 - 记光源 x_s 和图像中心 x_c 的连线为 I, $x_k(i)$ 到 I 的距离足够小
- 2.La*b* 的值
 - u^L 较大
 - u^a 为负
 - u^b 无限制

接下来,我们将利用上述方法,阐述耀斑去除的过程:

掩膜(Mask)是图像处理中的常用工具。我们用到的是二元掩膜 (Binary Mask),在图像处理中,计算机将图像识别为矩阵,而掩膜同样 为一个矩阵,其在希望过滤掉的部分值为 0,其他部分值为 1,以此达成过滤图像信息的目的。

掩膜(Mask)是图像处理中的常用工具。我们用到的是二元掩膜 (Binary Mask),在图像处理中,计算机将图像识别为矩阵,而掩膜同样 为一个矩阵,其在希望过滤掉的部分值为 0,其他部分值为 1,以此达成过滤图像信息的目的。

通常来说, (二元) 掩膜具有如下应用:

提取感兴趣区:用预先制作的感兴趣区掩膜与待处理图像相乘,得 到感兴趣区图像,感兴趣区内图像值保持不变,而区外图像值都为 0;

掩膜(Mask)是图像处理中的常用工具。我们用到的是二元掩膜 (Binary Mask),在图像处理中,计算机将图像识别为矩阵,而掩膜同样 为一个矩阵,其在希望过滤掉的部分值为 0,其他部分值为 1,以此达成过滤图像信息的目的。

通常来说, (二元) 掩膜具有如下应用:

- 提取感兴趣区:用预先制作的感兴趣区掩膜与待处理图像相乘,得 到感兴趣区图像,感兴趣区内图像值保持不变,而区外图像值都为 0;
- 屏蔽作用:用掩膜对图像上某些区域作屏蔽,使其不参加处理或不参加处理参数的计算,或仅对屏蔽区作处理或统计;

掩膜(Mask)是图像处理中的常用工具。我们用到的是二元掩膜(Binary Mask),在图像处理中,计算机将图像识别为矩阵,而掩膜同样为一个矩阵,其在希望过滤掉的部分值为 0,其他部分值为 1,以此达成**过滤图像信息**的目的。

通常来说, (二元) 掩膜具有如下应用:

- 提取感兴趣区:用预先制作的感兴趣区掩膜与待处理图像相乘,得 到感兴趣区图像,感兴趣区内图像值保持不变,而区外图像值都为 0;
- 屏蔽作用:用掩膜对图像上某些区域作屏蔽,使其不参加处理或不参加处理参数的计算,或仅对屏蔽区作处理或统计;
- 结构特征提取:用相似性变量或图像匹配方法检测和提取图像中与 掩膜相似的结构特征;

在此问题中, 我们先考察耀斑对图像像素的影响, 其分为以下几步:

周添文 2022.11.21 日汇报 2022.11.21 14 / 18

在此问题中,我们先考察耀斑对图像像素的影响,其分为以下几步:

• 给定 $\delta > 0$,考虑 $B_{\delta}(x_{fs}) = \{x \in \Omega : |u^{L}(x_{k}(j)) - u^{L}(x)| \leq \delta\}$,取定 其中包含关键点 x_{fs} 的连通分支,记作 $C_{\delta}(x_{fs})$



周添文 2022.11.21 日汇报 2022.11.21 14 / 18

在此问题中,我们先考察耀斑对图像像素的影响,其分为以下几步:

- 给定 $\delta > 0$,考虑 $B_{\delta}(x_{fs}) = \{x \in \Omega : |u^{L}(x_{k}(j)) u^{L}(x)| \leq \delta\}$,取定 其中包含关键点 x_{fs} 的连通分支,记作 $C_{\delta}(x_{fs})$
- 取 $C_{\delta}(x_{fs})$ 半径为 $\epsilon > 0$ 的扩张 (dilation) $C^{\epsilon}_{\delta}(x_{fs})$,注意这一扩张中可能包含并不在连通分支中的点

周添文 2022.11.21 日汇报 2022.11.21 14 / 18

在此问题中,我们先考察耀斑对图像像素的影响,其分为以下几步:

- 给定 $\delta > 0$,考虑 $B_{\delta}(x_{fs}) = \{x \in \Omega : |u^{L}(x_{k}(j)) u^{L}(x)| \leq \delta\}$,取定 其中包含关键点 x_{fs} 的连通分支,记作 $C_{\delta}(x_{fs})$
- 取 $C_{\delta}(x_{fs})$ 半径为 $\epsilon > 0$ 的扩张 (dilation) $C^{\epsilon}_{\delta}(x_{fs})$,注意这一扩张中可能包含并不在连通分支中的点
- 给定 ω 为图像内的其他像素,为了减小计算量,将 $u^L(x)$ 进行标准化,表达为

$$u_{norm}^{L}(x) = \frac{u^{L}(x) - min(u^{L}, \omega)}{max(u^{L}, \omega) - min(u^{L}, \omega)}$$
(9)

使得 $u_{norm}^L(x)$ 在 0 到 1 内取值

最终,耀斑区域可以写为:

$$F(x_{fs}) = C_{\delta}^{\epsilon}(x_{fs}) \cap x_{\alpha} u_{norm}^{L}$$
(10)



周添文 2022.11.21 日汇报 2022.11.21 15/1

最终,耀斑区域可以写为:

$$F(x_{fs}) = C_{\delta}^{\epsilon}(x_{fs}) \cap x_{\alpha} u_{norm}^{L}$$
(10)

其中, $x_{\alpha}u_{norm}^{L}$ 代表水平集 $[u_{norm}^{L} \geq \alpha]$, α 由试验确定为 0.2.



周添文 2022.11.21 日汇报 2022.11.21 15 / 18

最终,耀斑区域可以写为:

$$F(x_{fs}) = C_{\delta}^{\epsilon}(x_{fs}) \cap x_{\alpha} u_{norm}^{L}$$
(10)

其中, $x_{\alpha}u_{norm}^{L}$ 代表水平集 $[u_{norm}^{L} \geq \alpha]$, α 由试验确定为 0.2. 掩膜矩阵 $M: \Omega \to \mathbb{R}$ 的表达式为:

$$M(x) = 1, x \in F(x_{fs}) \tag{11}$$

其余情况下,M(x) = 0



周添文 2022.11.21 日汇报 2022.11.21 15 / 18

耀斑去除

为了能够重建被耀斑损坏的区域 $O \subset \Omega \subset \mathbb{R}^2$,可以将其视作寻找 $x \in O$ 在映射 $\phi : O \to O^c$ 下的像 $\phi(x)$ 的过程

周添文 2022.11.21 日汇报 2022.11.21 16 / 18

耀斑去除

为了能够重建被耀斑损坏的区域 $O \subset \Omega \subset \mathbb{R}^2$,可以将其视作寻找 $x \in O$ 在映射 $\phi: O \to O^c$ 下的像 $\phi(x)$ 的过程而在 O^c 中,像的情况是已知的,只需要求解如下能量方程:

16 / 18

耀斑去除

为了能够重建被耀斑损坏的区域 $O \subset \Omega \subset \mathbb{R}^2$,可以将其视作寻找 $x \in O$ 在映射 $\phi: O \to O^c$ 下的像 $\phi(x)$ 的过程而在 O^c 中,像的情况是已知的,只需要求解如下能量方程:

$$\epsilon_E(\hat{u},\phi) = \int_{\hat{O}} E(p_{\hat{u}}(x) - p_u(\phi(x))) dx$$
 (12)

其中
$$O = \bigcup_{i=1} sF(x_{fs}^i)$$



周添文 2022.11.21 日汇报 2022.11.21 16 / 18

```
1: function FLARESPOTREMOVAL(u)
        \{\mathbf{x}_{S_i}\}_{i=1}^s = \text{FINDLIGHTSOURCES}(u)
3:
        \{\mathbf{x}_k(j)\}_i = \text{BLOBDETECTOR}(u)
4:
       X_{fs} = \{\}
5:
        for all i = 1, \ldots, s do
6:
            MaxConfMeasure = 0
7:
            for all j do
8:
                (\lambda_1, \lambda_2) = \text{EINGENVALUES}(\mathbf{x}_k(j))
9:
                if \lambda_1 < 0 || \lambda_2 > 4\lambda_1 then
10:
                     Continue (with i + 1);
                 if AREA(cc(B_{\delta}(\mathbf{x}_k(j)); \mathbf{x}_k(j)) \geq \frac{area(S_i)}{100} then
11:
12:
                     Continue (with i + 1);
13:
                 if RELATIVE BRIGHTNESS(\mathbf{x}_k(j)) < \alpha then
14:
                     Continue (with i + 1);
                 if e^{-E(\mathbf{x}_k(j))} > MaxConfMeasure then
15:
16:
                     MaxConfMeasure = e^{-E(\mathbf{x}_k(j))}
17:
                    \mathbf{x}^{i}_{fs} = \mathbf{x}_{k}(j)
           \mathbf{X}_{fs} \leftarrow \mathbf{X}_{fs} \cup \{\mathbf{x}_{fs}^i\}
         M = MASKCOMPUTATION(\{X_{fs}\})
18:
19:
         u_{new} = \text{EXEMPLARBASEDINPAINTING}(u, M)
```

参考文献

- Evans, E. D.: An analysis and reduction of flare light in optical systems. PhD thesis, The Ohio State University (1988)
- Vitoria P, Ballester C. Automatic flare spot artifact detection and removal in photographs[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2019, 61(4): 515-533.
- Lowe, D.G.: Object recognition from local scale-invariant features. In: The proceedings of the seventh IEEE international conference on Computer vision, vol. 2, pp. 1150—1157. IEEE (1999)
- Lowe, D.G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. International Journal of Computer Vision 60, 91—110 (2004). https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94