



HAL
open science

Calibration radiométrique et géométrique d'une caméra fish-eye pour la mesure de l'hémisphère de luminance incidente

Manchun Lei, Christophe Meynard, Jean-Michael Muller, Christian Thom

► **To cite this version:**

Manchun Lei, Christophe Meynard, Jean-Michael Muller, Christian Thom. Calibration radiométrique et géométrique d'une caméra fish-eye pour la mesure de l'hémisphère de luminance incidente. [Rapport Technique] Institut national de l'information géographique et forestière. 2022, pp.34. hal-03665394

HAL Id: hal-03665394

<https://hal.science/hal-03665394>

Submitted on 11 May 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

INSTITUT NATIONAL DE L'INFORMATION
GÉOGRAPHIQUE ET FORESTIÈRE



Rapport Technique

Calibration radiométrique et géométrique d'une caméra fish-eye pour la mesure de l'hémisphère de luminance incidente

Manchun LEI, Christophe MEYNARD, Jean-Michael MULLER et Christian THOM

LASTIG, Univ Gustave Eiffel, ENSG, IGN, F-94160 Saint-Mande, France

Mars 2022

Table des matières

1	Introduction	3
2	Descriptions des instruments	5
2.1	Caméra CamLight	5
2.2	Objectif	5
2.3	Filtres	6
3	Calibration de bruit d’obscurité	7
3.1	Description théorique	7
3.1.1	Bruit de la caméra	7
3.1.2	Modélisation des bruits intrinsèques	8
3.2	Considérations pratiques	8
3.2.1	Prise des images de noir	8
3.2.2	Détermination de t_0 et T_0	9
3.2.3	Détermination de b	9
3.2.4	Détermination de $a_{i,j}$ et $B_{i,j,0}$	10
3.3	Performance	14
4	Calibration radiométrique	16
4.1	Description théorique	16
4.1.1	Modèle radiométrique de caméra	16
4.1.2	Vignettage	17
4.2	Considérations pratiques	18
4.2.1	Linéarité radiométrique	18
4.2.2	Calibration radiométrique absolue	19
4.2.3	Pixels invalides	21
4.2.4	Calibration de champ plat	22
5	Calibration géométrique	26
5.1	Description théorique	26
5.1.1	Fonction de projection	26

5.1.2	Distorsion	26
5.1.3	Calibration	27
5.2	Considérations pratiques	27
5.2.1	Auto-calibration	27
5.2.2	Inverse de modèle de distorsion	28
5.3	Performance	29
A	Calibration intrinsèque avec MicMac	31

1 Introduction

En radiométrie, l'éclairement E est le flux énergétique Φ reçu par unité de surface ($\text{W} \cdot \text{m}^{-2}$). L'éclairement d'une surface au sol est égale à l'intégrale de luminance incidente sur toutes les directions de l'hémisphère (Figure 1, Équation (1)). Cette grandeur physique est primordiale pour beaucoup d'applications en télédétection telle que la mesure du bilan radiatif de la Terre ou l'extraction des propriétés optiques des surfaces.

L'éclairement au niveau de la surface au sol peut être mesurée par un pyranomètre ou par un spectroradiomètre. Sur un terrain plat à l'extérieur, les éclairements sont égaux d'une surface à l'autre puisque leurs conditions d'illumination sont identiques. Dans une scène plus complexe comme en zone urbaine, la présence des objets au sol comme les bâtiments, les arbres, et les véhicules rendent le sol hétérogène en géométrie et en radiométrie. Ces objets peuvent cacher la luminance directe du soleil en créant des ombres portées. La diffusion multiple de la lumière par ces objets change aussi les luminances incidentes d'une surface à l'autre à l'intérieur de la scène. En conséquence, cette hétérogénéité provoque des fortes variations d'éclairement au sein d'une scène. Dans ce contexte, la mesure de l'hémisphère de luminance incidente d'une surface est une importante source d'informations. Elle permet d'identifier la contribution de chaque composant dans l'éclairement au sol pour mieux comprendre cette variabilité radiométrique dans le cas des scènes complexes.

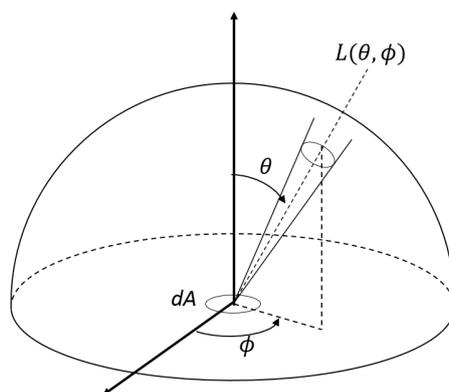


FIGURE 1 – Luminance ($\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1}$) incidente d'une surface par unité dA . θ est l'angle zénithal, ϕ est l'angle azimutal, $L(\theta, \phi)$ est la luminance incidente venant de la direction (θ, ϕ) .

$$E = \int_0^{2\pi} \int_0^{\pi/2} L(\theta, \phi) \cos \theta \sin \theta d\theta d\phi \quad (1)$$

Une caméra numérique utilise un capteur matriciel composé par des cellules photosensibles, donc elle est essentiellement un radiomètre imageur. La photographie panoramique peut créer une image contenant le rayonnement incident de toutes les directions. Une caméra avec un objectif fish-eye 180° permet de photographier le champ hémisphérique.

La luminance incidente d'une surface à l'extérieur peut être très élevée si le rayonnement provient d'une source lumineuse intense (comme le soleil ou sa réflexion par une fenêtre), elle peut aussi être très faible si la source de rayonnement est un objet sombre situé dans l'ombre. Il est difficile de trouver une caméra avec une plage de dynamique assez large pour pouvoir mesurer l'ensemble des objets très lumineux et très sombres, mais on peut utiliser la technique de photographie à grande gamme dynamique (HDR) [1] pour élargir la plage de dynamique de la caméra. Il s'agit de mesurer la scène plusieurs fois en augmentant le temps d'exposition. La photo avec le plus court temps d'exposition mesure seulement les objets très lumineux et la photo avec le plus long temps d'exposition mesure les objets très sombres.

La photographie HDR aligne les valeurs du pixel obtenues aux différents temps d'exposition par une fonction linéaire qui décrit la réponse radiométrique de la caméra. Elle nécessite une linéarité de la réponse radiométrique de la caméra. Cette linéarité peut être mesurée par une calibration radiométrique relative [2]. Pour convertir la valeur en compte numérique d'une image en grandeur radiométrique de la luminance incidente devant la caméra, un processus de calibration radiométrique absolue est nécessaire [3, 4]. Ce genre de calibration est souvent réalisée à l'aide d'instruments sophistiqués et coûteux dans un environnement stable bien contrôlé. Enfin, pour obtenir la direction du rayonnement incident mesuré par chaque cellule photosensible, la calibration géométrique est indispensable.

Nous avons développé un imageur hémisphérique de luminance incidente basé sur une caméra légère fish-eye. La particularité de cet imageur est sa légèreté et donc sa mobilité, ce qui est pratique pour mesurer l'hémisphère de luminance incidente des différentes surfaces (sol et façade) dans l'environnement. Ce rapport a pour objectif de documenter la procédure de calibration radiométrique et géométrique réalisée, depuis la description théorique jusqu'aux considérations pratiques. La phase de validation est aussi présentée.

2 Descriptions des instruments

2.1 Caméra CamLight

La caméra CamLight [5] est une caméra légère développée par l'Institut National de l'Information Géographique et Forestière (IGN) en France. Cette caméra a été conçue à l'origine pour la photogrammétrie par UAV. Le poids de la caméra sans objectif est de 160 g. La caméra utilise un capteur CMOS global shutter 20 M pixels CMOSIS CMV20000. La taille du capteur est $32.77 \text{ mm} \times 24.58 \text{ mm}$. La taille d'image est 5120×3840 pixels. La radiométrie est acquise sur 12 bits. Un capteur de température est inclus dans le capteur CMOS. Cette caméra intègre un SoC (system on Chip) basé sur un ARM double cœur et un FPGA. Ce système peut gérer l'acquisition et la sauvegarde des images sur une SD Card. Une connexion Wi-Fi permet aux utilisateurs de gérer la caméra grâce à interface Web. La caméra CamLight a une structure modulaire ; elle possède un module GPS et un module batterie adapté à une batterie 7.2 V compatible à CANON LP-E6N pour faciliter l'utilisation en mobilité.



FIGURE 2 – Une photo de CamLight pendant la mesure de luminance du ciel.

Le capteur CMV20000 dispose 2 modèles : modèle monochrome et modèle couleur Bayer qui est utilisé dans cette étude. La courbe d'efficacité quantique est affichée dans la Figure 3.

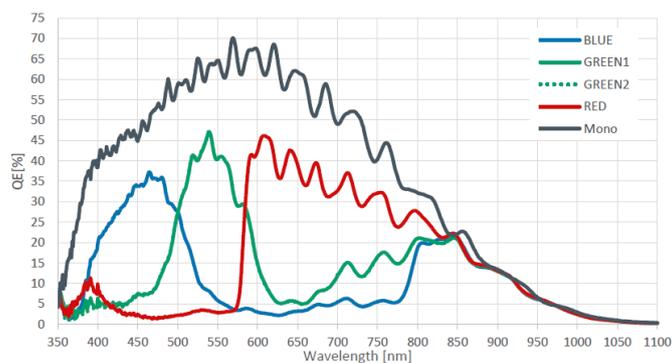


FIGURE 3 – La courbe d'efficacité quantique du capteur CMV20000 [6].

2.2 Objectif

Un objectif fish-eye de marque Samyang 8mm f/3.5 est utilisé pour ce travail. Sa distance focale est 8 mm, l'angle de vue est 180° . La zone de projection par cet objectif est un peu plus large que le capteur (Figure 4) : 92.3% des pixels de l'hémisphère sont effectivement capturés.

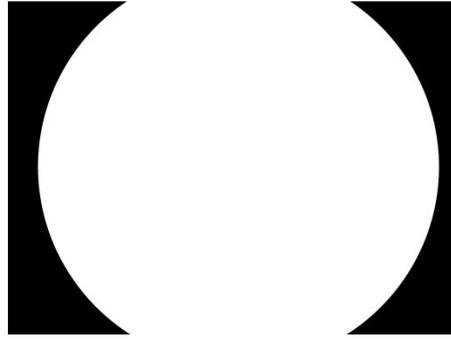


FIGURE 4 – La surface effective (zone blanche) de l’imageur avec l’objectif Samyang 8mm. Cette surface correspond les pixels dont l’angle d’incidence est inférieur ou égal à 90° .

2.3 Filtres

Pour éviter la saturation à cause de rayonnement incident trop élevé, on peut ajouter un filtre de densité neutre (DN) [7]. Il est difficile de fixer un filtre optique devant l’objectif fish-eye en couvrant le champ de vue entier. Nous avons donc inséré un film de filtre DN8 entre l’objectif et le capteur CMOS qui réduit le rayonnement à $1/8$ dans le visible. Pourtant ce film ne filtre pas le rayonnement dans le proche infrarouge (PIR). Un filtre verre PIR est donc ajouté en superposant avec le filtre DN8. Les courbes de transmittance de ces filtres sont mesurées en laboratoire (Figure 5).

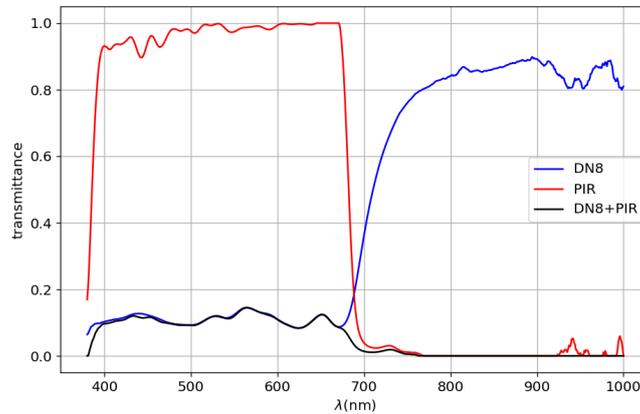


FIGURE 5 – La courbe de transmittance spectrale des filtres DN8, PIR et de la combinaison DN8+PIR.

Nous n’avons pas mesuré le spectre de transmittance de l’objectif. En ignorant cette transmittance, la fonction de réponse spectrale de cet imageur est obtenue en multipliant le spectre d’efficacité quantique du capteur CMV20000 couleur et le spectre de transmittance des filtres DN8+PIR. La fonction est normalisée entre 0 et 1 (Figure 6).

L’inconvénient de l’insertion des filtres entre l’objectif et le capteur matriciel est son impact sur la focalisation de la lumière et donc la netteté de l’image. La précision géométrique sera toutefois évaluée par la calibration géométrique de l’objectif.

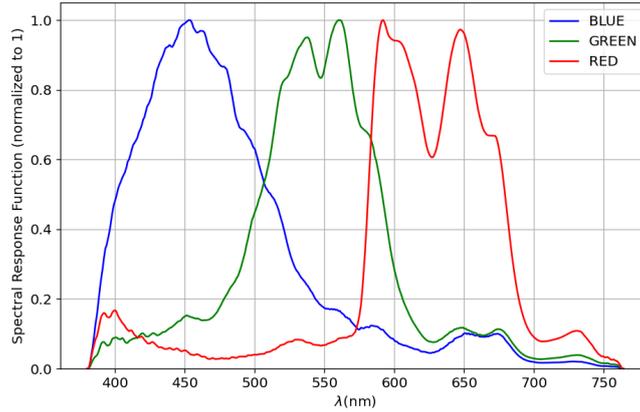


FIGURE 6 – La fonction de réponse spectrale de la caméra.

3 Calibration de bruit d’obscurité

3.1 Description théorique

3.1.1 Bruit de la caméra

Les principales sources de bruit de la caméra numérique sont : le bruit de lecture, le courant d’obscurité et le bruit de photon [8].

Le bruit de lecture est le bruit généré par l’électronique de la caméra lors de la lecture de la charge stockée dans le pixel. C’est l’accumulation de tout le bruit généré par chaque composant du système pour convertir la charge de chaque pixel en un signal. Ce bruit détermine la sensibilité maximale du capteur pour détecter un faible signal.

Le courant d’obscurité est lié à la charge générée par agitation thermique lorsque le capteur n’est pas exposé à la lumière. Il est aussi appelé le bruit thermique qui augmente avec la température du capteur d’image. La quantité d’électrons générés par le courant d’obscurité est proportionnelle au temps d’exposition et est indiscernable des électrons issus de l’illumination du capteur. Le bruit de lecture et le courant d’obscurité sont indépendants de la lumière mesurée.

Le bruit grenaille ou bruit de photon caractérise l’incertitude du nombre d’électrons stockés sur une cellule photosensible. Cette variation est causé par la nature quantique de la lumière. Ce bruit est proportionnel en variance à l’énergie rayonnante mesurée, il ne peut pas être éliminé. Nous notons la luminance mesurée par L^M et la vraie luminance (sans bruit) par L . Nous avons donc :

$$L^M = L + \Delta L \quad (2)$$

où ΔL est l’erreur de mesure causée par le bruit photonique. ΔL peut être modélisé par une valeur aléatoire suivant la loi normale de moyenne nulle et écart-type σ_p [9]. Cet écart-type est souvent une fonction de la luminance elle même, $\sigma_p \propto \sqrt{L}$. Le rapport signal sur bruit (SNR) est définie comme :

$$SNR = \frac{L}{\sigma_p} \quad (3)$$

Comme le bruit de lecture et le courant d’obscurité sont indépendants du rayonnement incident, on considère que ce sont des bruits intrinsèques de la caméra. Le niveau du bruit intrinsèque peut être éliminé de l’image par la soustraction d’une image de noir. Une image de noir est facile à obtenir, il suffit de prendre une image dans le noir en cachant l’objectif de la caméra.

Si l’acquisition d’image est faite avec du temps d’exposition fixé et de la température stable, la prise de l’image de noir peut être réalisée dans la même condition d’acquisition en une seule fois, sinon, comme en cas de la photographie HDR dans l’environnement divers, le niveau du bruit d’obscurité change avec le temps d’exposition et la température du capteur, la prise d’image de noir correspond à chaque temps d’exposition et à chaque température du capteur est plus difficile. Il est plus intéressant de modéliser le niveau de bruit intrinsèque en fonction du temps d’exposition et de la température du capteur.

3.1.2 Modélisation des bruits intrinsèques

Le modèle des bruits intrinsèques en fonction du temps d’exposition et de la température du capteur que nous proposons est :

$$B_{i,j}(t, T) = a_{i,j}(t - t_0) \exp [b(T - T_0)] + B_{i,j,0} \quad (4)$$

où $B_{i,j}$ est le bruit intrinsèque de la caméra en compte numérique à la position (i, j) , t est le temps d’exposition (s), T est la température du capteur ($^{\circ}C$), $B_{i,j,0}$ est le niveau de bruit intrinsèque à un temps d’exposition très court t_0 et à la température du capteur froid T_0 . $B_{i,j,0}$ est principalement dû au bruit de lecture. Le facteur b ($^{\circ}C^{-1}$) est considéré comme constant pour toute l’image, le facteur $a_{i,j}$ varie pour chaque pixel, représentant le courant thermique de celui-ci.

La calibration de bruit consiste à déterminer les paramètres du modèle de bruit intrinsèque afin de corriger les images brutes par la soustraction d’une image de noir synthétique. Pour cela, on acquiert une série d’image dans le noir dans différentes conditions de température et avec différents temps d’exposition.

3.2 Considérations pratiques

3.2.1 Prise des images de noir

Le temps d’exposition minimum théorique de la caméra CamLight est 0.1 ms. Nous avons pris des séries d’image de noir avec différent temps d’exposition. Les temps d’exposition sont 0.2 ms, 1 ms, 5 ms, 10 ms, 100 ms, 500 ms, 1 s, 5 s, et 10 s. La température du capteur n’est pas contrôlable. A chaque série d’acquisition, nous prenons des photos en fixant un temps d’exposition, la caméra se réchauffe progressivement pendant l’acquisition des image de noir. Les images de noir sont prises dans une salle à température d’ambient normal, la caméra est entièrement enveloppée dans un tissu noire pour que la température du capteur puisse atteindre à une valeur plus élevée. La températures du capteur est enregistré dans les métadonnées d’image de la CamLight (format thm.tif). Les températures du capteur enregistrées sont entre 28.7 $^{\circ}C$ et 55 $^{\circ}C$. Nous refroidissons la caméra après chaque série d’acquisition.

La Figure 7a présente la valeur moyenne et l’écart-type des images de CamLight dans le noir en fonction du temps d’exposition à différentes températures du capteur. On voit bien que le niveau moyen et la variation du bruit augmente avec le temps d’exposition. L’augmentation de la valeur moyenne d’image de noir est linéaire en fonction du temps d’exposition (coefficient de détermination $R^2 > 0.999$). Nous avons également tracé la relation entre le niveau moyen de bruit d’obscurité et la température du capteur (Figure 7b). On peut remarquer que le niveau du bruit d’obscurité augmente clairement avec la température avec un temps d’exposition long ($t > 0.1$ s) mais pas avec temps d’exposition court.

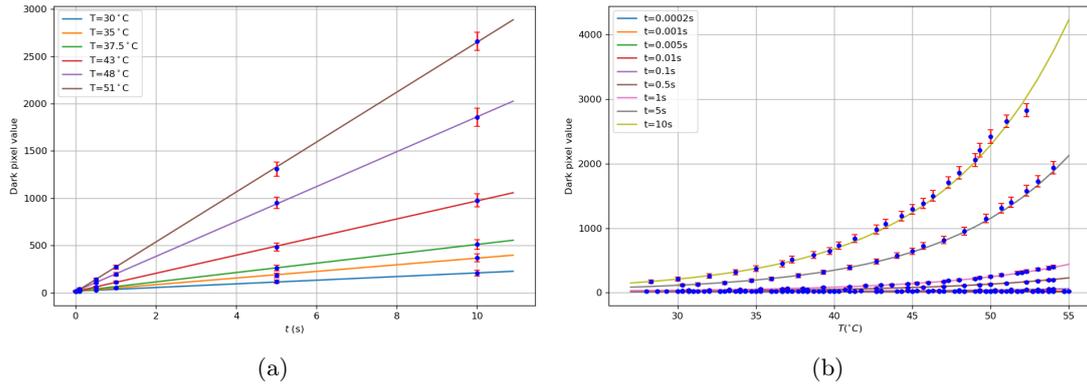


FIGURE 7 – La valeur moyenne (point bleu) et l'écart-type (barre rouge) d'une image de noir (a) en fonction du temps d'exposition à différentes températures du capteur (± 0.4 °C), (b) en fonction de la température du capteur à différents temps d'exposition.

3.2.2 Détermination de t_0 et T_0

Nous avons constaté que le niveau du bruit d'obscurité est quasiment stable à $t \leq 1$ ms sur toute la plage de température du capteur (Figure 8). C'est parce que, à temps d'exposition court, l'image de noir contient surtout le bruit de lecture qui est indépendant du temps d'exposition et de la température du capteur. T_0 est fixée à 28.7 °C, la température du capteur mesurée la plus basse. t_0 est fixé empiriquement à 1 ms, un temps d'exposition très court, où le niveau de bruit est quasiment invariant sur l'ensemble plage de température du capteur (Figure 8).

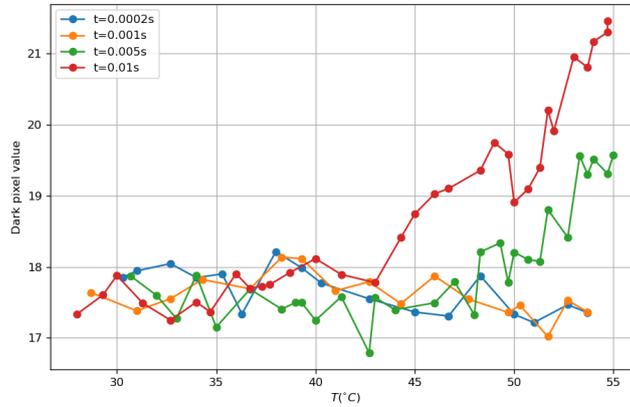


FIGURE 8 – La valeur moyenne d'une image de noir en fonction de la température du capteur à temps d'exposition court.

3.2.3 Détermination de b

Le facteur b est estimé à partir des valeurs moyennes d'images de noir et par l'équation (5). La valeur de b est obtenue par moindres carrés : 0.1237 °C $^{-1}$, conduisant à un facteur de doublement tous les 5.6 °C. La courbe de régression est présentée dans la Figure 9. Une fois le facteur b est déterminé, on détermine la valeur de $a_{i,j}$ et $B_{i,j,0}$ de chaque pixel par la régression linéaire.

$$\frac{\overline{B}(t_\xi, T_\xi) - \overline{B}_0}{(t_\xi - t_0)} = \overline{a} \exp [b(T_\xi - T_0)] \quad (5)$$

où $\forall \xi = 1, \dots, N$, N est le nombre de mesures.

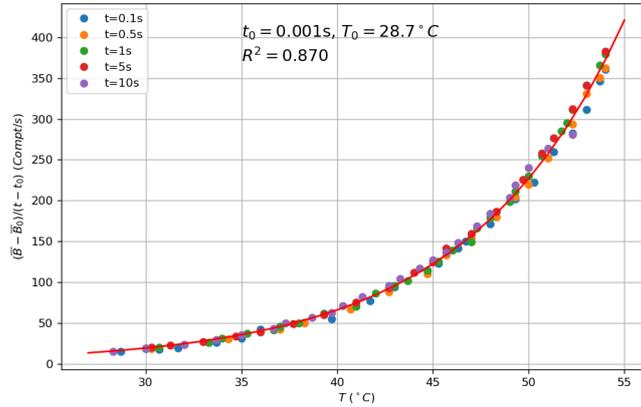


FIGURE 9 – La régression pour construire le modèle d'équation (5) par la méthode des moindres carrés. Le coefficient R^2 est présenté.

3.2.4 Détermination de $a_{i,j}$ et $B_{i,j,0}$

Limité par le temps de calcul, la détermination de $a_{i,j}$ et $B_{i,j,0}$ est basée sur 16 images de noir mesurée en différents temps d'exposition et température du capteur. Les de temps d'exposition varient entre 0.1 s et 10 s, les températures du capteur varient entre 28.7 °C et 55 °C. Le résultat est présenté par la Figure 10.

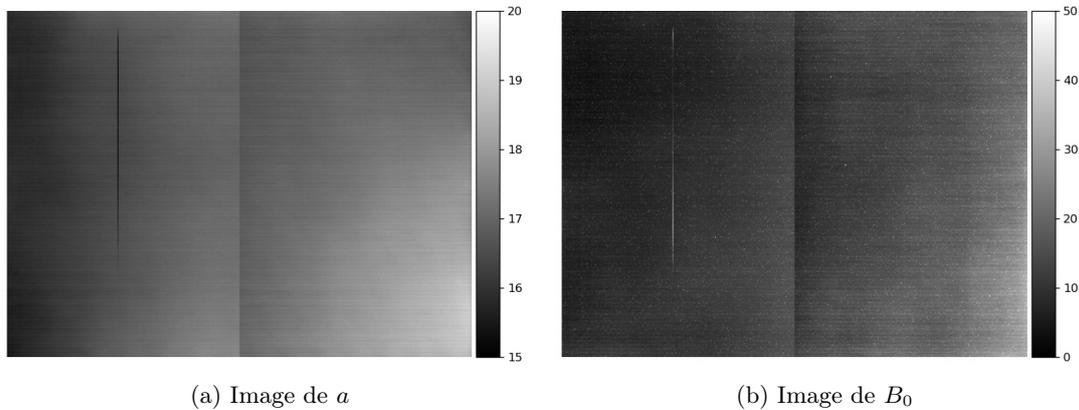


FIGURE 10 – L'image de a et B_0 obtenues par la régression linéaire pour chaque pixel.

La Figure 11 montre un exemple de la courbe de régression pour déterminer la valeur de a et B_0 d'un pixel. a est obtenue comme 17.82 et B_0 est obtenu comme 8.16, avec un facteur $R^2 > 0.99$. Cette courbe présente le résultat obtenu pour le plupart de pixels, pourtant nous avons également trouvé des résultats anormaux. Dans l'histogramme cumulé de B_0 présentée par la Figure 12, on trouve qu'il y a 3.33% des pixels avec un B_0 trop petit (≤ 0), et 0.11% des pixels avec un B_0 trop élevé (> 100).

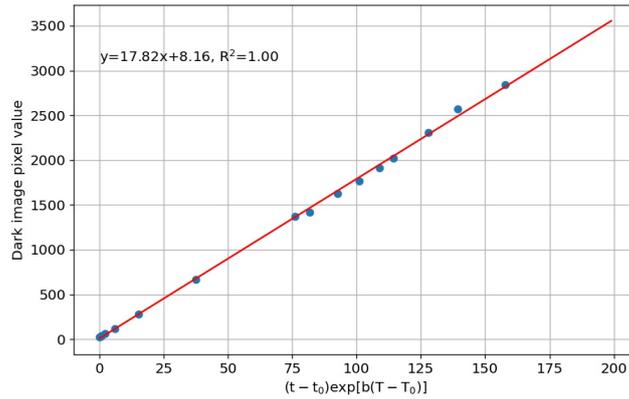


FIGURE 11 – La courbe de régression linéaire pour déterminer la valeur a et B_0 du pixel à la position (2560, 1920).

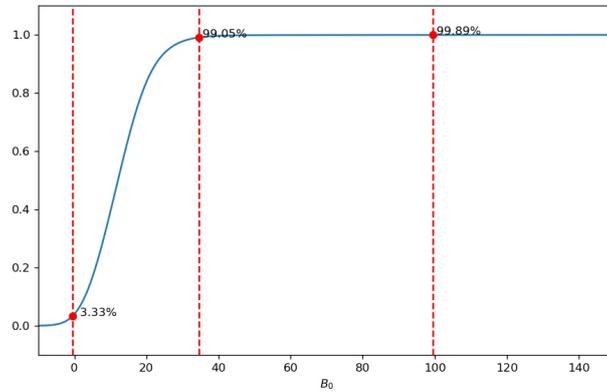


FIGURE 12 – Histogramme cumulé d'image de B_0 .

Anomalie 1 : B_0 trop petit

655026 pixels (soit 3.33% d'image entière) ont trouvés un $B_0 \leq 0$. La Figure 13a montre la courbe de régression d'un pixel ayant obtenu un B_0 négatif ($B_0 = -11.23$). La relation entre les valeurs du pixel et les valeurs de (t, T) correspond bien au modèle de bruit proposé (Équation (4)) avec un $R^2 > 0.99$. Comme présentée par les Figures 7a et 7b, la variation de bruit d'obscurité augmente avec le temps d'exposition et la température du capteur, donc les mesures de bruit d'obscurité à temps d'exposition longue et température élevée impactent plus sur le résultat de régression linéaire. Une partie à droite d'image n'est pas beaucoup affectée par le problème de B_0 négatif (Figure 13b). Il est possible que le phénomène est lié au nombre de mesure limité.

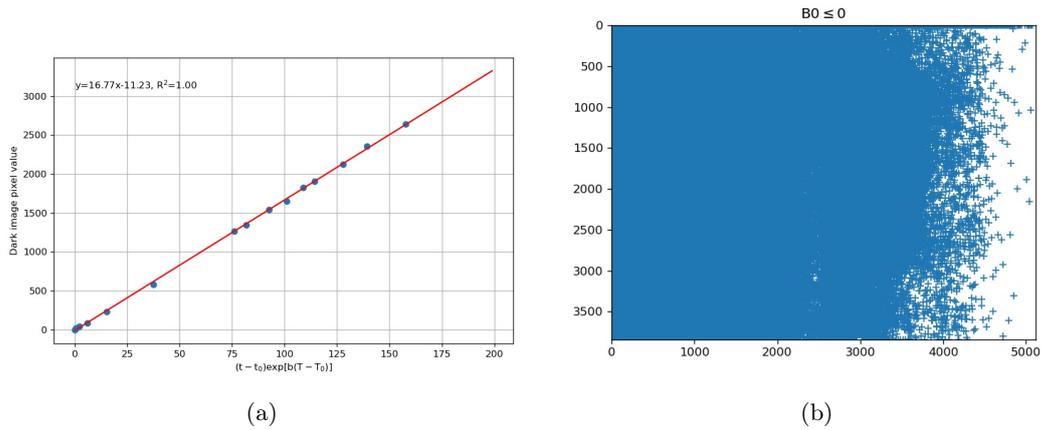


FIGURE 13 – (a) La courbe de régression linéaire d'un pixel ayant obtenu un B_0 négatif à la position (2566,1939). (b) La distribution des pixels ayant obtenus une valeur de $B_0 \leq 0$.

Anomalie 2 : B_0 trop élevé

20661 pixels (soit 0.11% d'image entière) ont trouvés un $B_0 > 100$. La Figure 14a montre la courbe de régression d'un pixel ayant obtenu un B_0 trop élevé ($B_0 = 727.38$). On voit bien par cette courbe que le cumul de charge électrique provoqué par le courant d'obscurité est plus rapide sur ces pixels par rapport aux autres. La valeur du pixel est montée à 2712 à $t = 5$ s et $T = 45^\circ\text{C}$, presque 2 fois plus qu'un pixel normal. La valeur de saturation d'image de noir est environ 3000. La distribution des pixels ayant un B_0 élevé est plutôt homogène (Figure 14b).

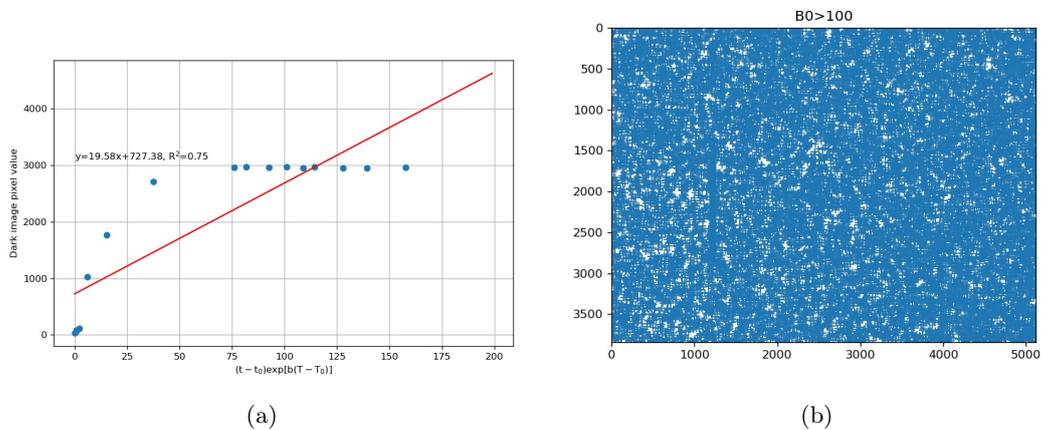


FIGURE 14 – (a) La courbe de régression linéaire d'un pixel ayant obtenu un B_0 trop élevé à la position (2616,1876). (b) La distribution des pixels ayant obtenus une valeur de $B_0 > 100$.

Sachant que la caméra CamLight n'est pas conçue pour des mesures de longue exposition. Même pour un pixel dit "normal", un niveau de bruit supérieur à 1000 est inadmissible. En pratique, le temps d'exposition maximal est limité à 0.1 s. Nous avons donc refait une régression linéaire avec un set d'images de noir en temps d'expositions court, entre 5 ms et 100 ms, nommé " t court" (" t complet" pour le set d'images de noir en temps d'expositions court et longue). Le nombre des pixels anomalies en B_0 est beaucoup diminué. Le Tableau 1 donne le nombre des pixels ayant un B_0 trop faible (≤ 0) ou trop élevé (≥ 35) obtenus avec ces 2 régressions. Une comparaison de courbe de régression linéaire sur les 3 pixels présentés dans les Figure 11, 13a, et 14a est dans la Figure 15.

	$B_0 \leq 0$	$B_0 \geq 35$	Total
t complet	655026 (3.33%)	186087 (0.95%)	841113 (4.28%)
t court	5737 (0.03%)	2091 (0.01%)	7828 (0.04%)

TABLEAU 1 – Nombre des pixels anormaux par la régression linéaire avec le set t complet et le set t court.

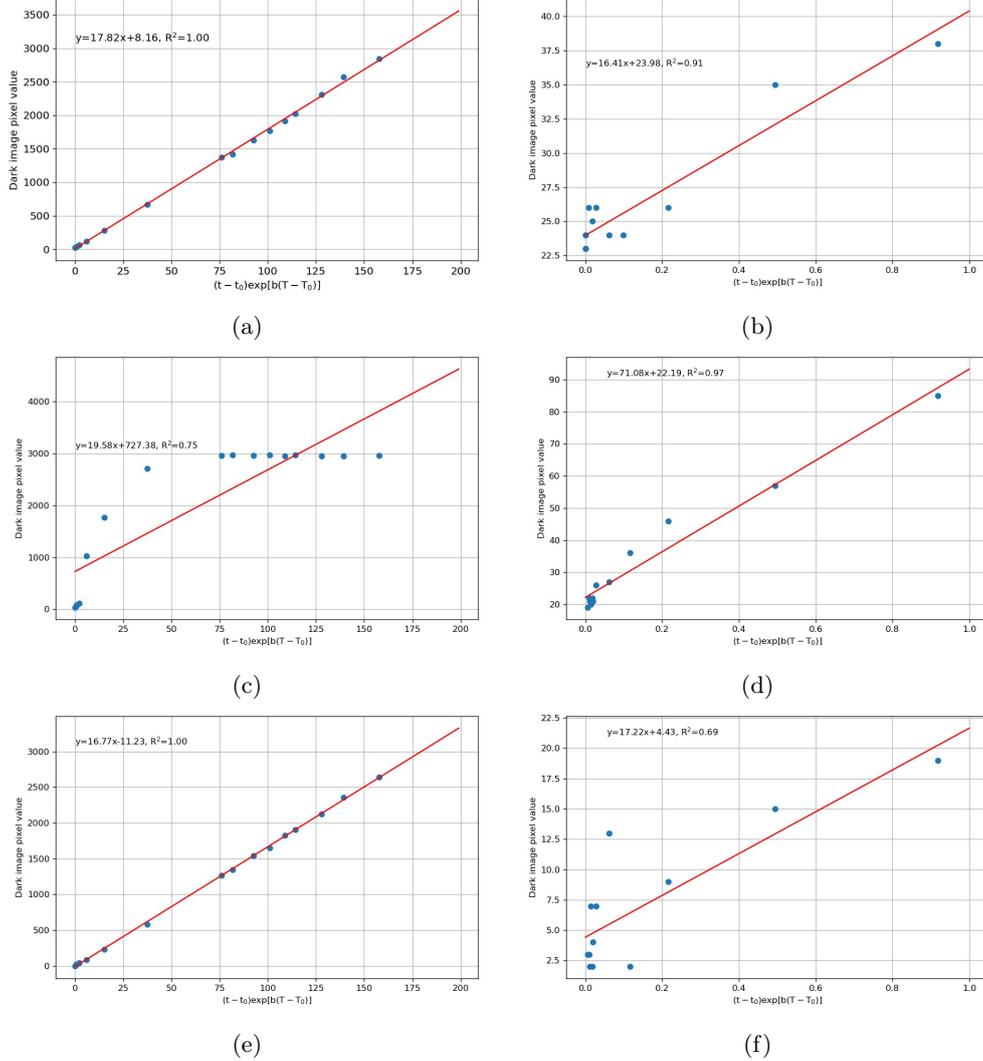


FIGURE 15 – Comparaison des courbe de régression linéaire avec les images de noir t complet (colonne gauche) et t court (colonne droite). (a) et (b) : pixel à la position (2560,1920), ayant obtenu un B_0 normal dans tous les deux cas ; (c) et (d) : pixel à la position (2616,1876), ayant obtenu un B_0 trop élevé dans le cas de t complet ; (e) et (f) : pixel à la position (2566, 1939), ayant obtenu un B_0 négatif dans le cas de t complet.

Les valeurs de $a_{i,j}$ et $B_{i,j,0}$ déterminées avec les images de noir t court sont plus fiables. Il existe néanmoins un très faible nombre de pixel ayant une valeur anormale de a ou B_0 . L'impact de ces pixels sur la mesure de l'hémisphère de luminance est négligeable. En pratique, nous pouvons déterminer une plage valide de a et B_0 basée sur leur histogramme cumulé. Nous considérons que les valeurs valides sont entre 0.05% et 99.9%, donc [4, 30] pour a et [0, 40] pour B_0 . 9690 pixels soit 0.049% ont trouvés un $a \leq 4$ ou $B_0 \leq 0$, 19283 pixels soit 0.098% ont trouvés

un $a \geq 30$ ou $B_0 \geq 40$. On peut remplacer les pixels anormaux par la moyenne de leurs voisins. Le résultat final est présenté par la Figure 16.

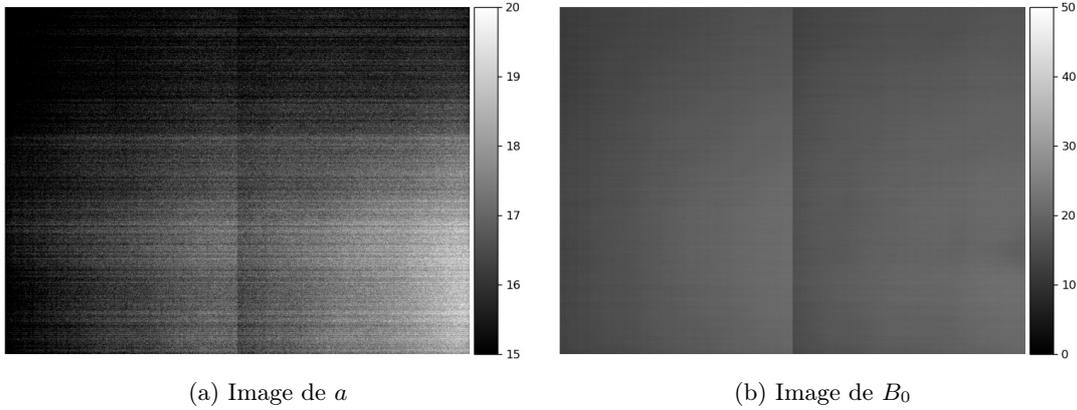


FIGURE 16 – L'image de a et B_0 obtenues par la régression linéaire pour chaque pixel avec les images de noir t court. Les pixels anormaux sont corrigés.

3.3 Performance

La performance du modèle de bruit intrinsèque est évaluée par la différence entre la moyenne des niveaux d'image de noir mesurée $\text{MEAN}(B)$ et la moyenne des niveaux d'image de noir simulée $\text{MEAN}(\hat{B})$. La Figure 17 présente l'évolution de cette différence sur toutes les images de noir mesurées, y compris les mesures avec les temps d'exposition très longues. Les résultats présentés dans la Figure 18 sont sur les images de noir mesurées dans les conditions normales ($t \leq 0.1\text{s}$, $T \leq 52^\circ\text{C}$). La soustraction d'image de noir simulée rend le niveau de bruit intrinsèque vers 0, l'erreur est inférieure à ± 1 dans la plupart des cas. On peut également comparer l'histogramme d'image de noir avant et après la soustraction d'image de noir simulée (Figure 19a).

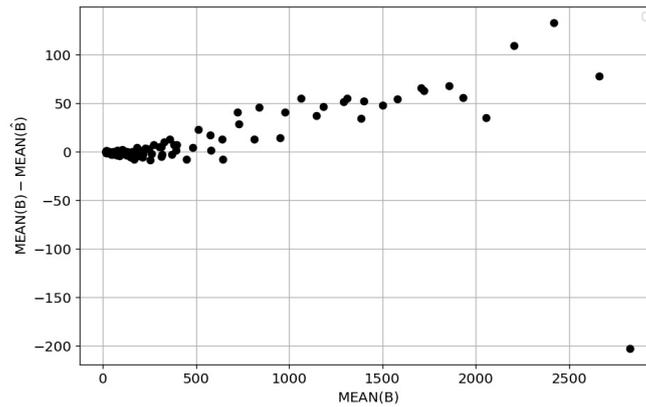


FIGURE 17 – L'évolution de la différence $\text{MEAN}(B) - \text{MEAN}(\hat{B})$ sur toutes les images de noir mesurées.

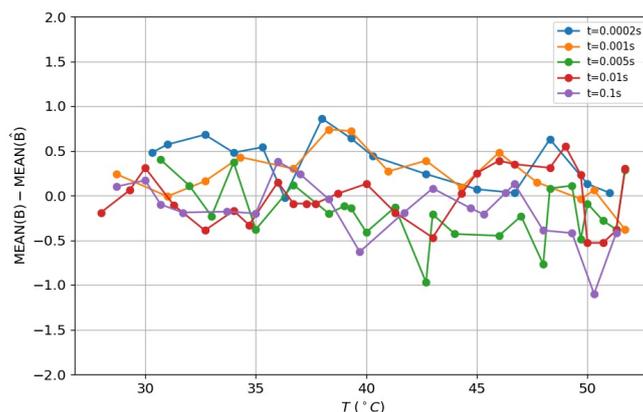


FIGURE 18 – La différence $\text{MEAN}(B) - \text{MEAN}(\hat{B})$ au différents temps d'exposition et différentes températures du capteur dans les conditions normales.

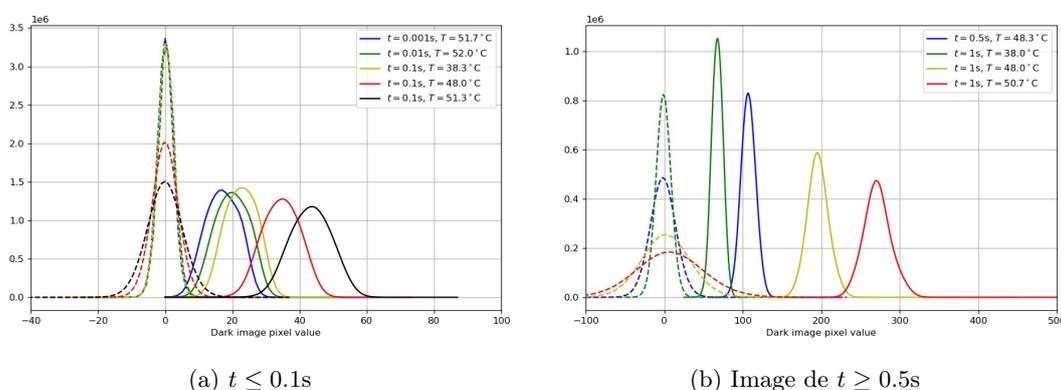


FIGURE 19 – Les histogrammes d'image de noir mesurée avant (ligne solide) et après (ligne pointillée) la soustraction d'image de noir simulée.

Nous remarquons dans la Figure 17 que la performance du modèle dégrade au delà d'une certain niveau de bruit. Parce que ces valeurs élevées n'ont pas été utilisées dans la calibration du modèle de bruit. En revanche, le modèle de bruit peut rester valable sur certaines mesures avec un temps d'exposition longue si le niveau de bruit ne dépasse pas un seuil à condition d'avoir une température du capteur modérée. La Figure 19b montre les histogrammes de quelques images de noir à temps d'exposition supérieur à 0.1 s avant et après la soustraction d'image de noir simulée. Les différences en moyenne sont entre ± 2 sauf pour l'image de noir prise à ($t = 1\text{s}$, $T = 50.7^\circ\text{C}$). La moyenne de cette image de noir est 271, après la correction elle reste encore à 7.

4 Calibration radiométrique

4.1 Description théorique

4.1.1 Modèle radiométrique de caméra

Quand la caméra prend une image, chaque cellule de la matrice du capteur photosensible recolle les photons venant de la scène et transforme l'énergie du rayonnement en énergie électrique. Cette énergie électrique est transformée en un signal électrique par le pixel, et sa grandeur est numérisée sur 12 bits par le module CAN (Convertisseur Analogique-Numérique). Au final, cette énergie se présente comme une image numérique dont les valeurs sont des nombres entiers entre 0 et 4095.

La relation entre l'éclairement reçu par le capteur photosensible et la valeur numérique du pixel est décrite comme :

$$E_{i,j} = \frac{(P_{i,j} - B_{i,j})C_{i,j}}{tA_{i,j}\Delta\lambda} \quad (6)$$

où $P_{i,j}$ est la valeur brute du pixel en compte numérique à la position (i, j) enregistrée par la caméra, $B_{i,j}$ est le bruit de la caméra, $E_{i,j}$ est l'éclairement spectral ($\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \mu\text{m}^{-1}$) reçu par la cellule photosensible, $C_{i,j}$ est le coefficient radiométrique (Joule/compte) du capteur, t est le temps d'exposition (s), $A_{i,j}$ est l'aire de la cellule photosensible (m^2), $\Delta\lambda$ est la largeur de bande spectrale (μm).

En général, la transformation du rayonnement en charge électronique est décrite par l'efficacité quantique du capteur photosensible, qui est le rapport entre le nombre d'électrons collectés et le nombre de photons incidents sur la surface photosensible. L'efficacité quantique est généralement représentée sous la forme d'un spectre en fonction de la plage de longueurs d'onde du capteur. Le terme coefficient radiométrique C est basé sur ce principe, mais quantifie le nombre de photons par Joule et remplace le nombre d'électrons par le compte numérique en incluant la transformation par le module CAN. C dépend donc aussi de la longueur d'onde. Pour un capteur optique à 3 bandes RVB, on considère que le coefficient radiométrique de chaque bande est l'intégration du coefficient radiométrique spectral sur sa bande passante.

En théorie le transfert de flux énergétique dans un système de type photographique est illustrée par la figure 20. L'éclairement reçu par le capteur est considéré comme le produit de la luminance incidente et l'angle solide :

$$E_{i,j} = L_{i,j} \cos \theta'_{i,j} \Omega_{i,j} \quad (7)$$

avec

$$\Omega_{i,j} = \frac{\pi \cos^3 \theta'_{i,j}}{4N^2} \quad (8)$$

où $L_{i,j}$ est la luminance incidente spectrale ($\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \mu\text{m}^{-1} \cdot \text{sr}^{-1}$) émise vers la cellule photosensible de la position (i, j) , $\Omega_{i,j}$ est l'angle solide, $\theta'_{i,j}$ est l'angle d'incidence par rapport l'axe optique après la projection. N est le nombre d'ouverture de l'objectif, $N = f/d$, d est le diamètre de l'ouverture de l'objectif, f est la distance focale.

On peut donc décrire la relation entre la luminance devant l'imageur et la valeur brute par :

$$L_{i,j} = \frac{4N^2(P_{i,j} - B_{i,j})C_{i,j}}{\pi t \Delta\lambda A_{i,j} \cos^4 \theta'_{i,j}} \quad (9)$$

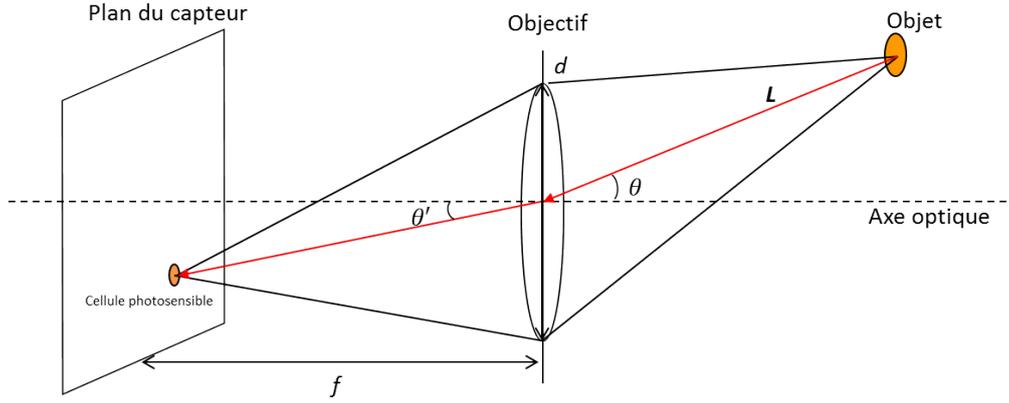


FIGURE 20 – Le transfert de flux énergétique dans le système de type photographique. Le rayonnement émis par un objet entre dans l'objectif de diamètre d avec un angle d'incidence θ . Ce rayonnement est décrit par la luminance L . Le système optique concentre ce rayonnement sur une cellule de la matrice du capteur photosensible. La distance focale est f .

4.1.2 Vignettage

L'équation (9) montre que le flux énergétique reçu par un pixel dépend de sa surface photosensible, de l'ouverture de l'optique et aussi de l'angle d'incidence du rayonnement. Si la caméra prend une photo sur une scène dont les luminances émises sont identiques, les flux reçus par le capteur matriciel diminuent depuis le centre optique vers le bord du capteur en fonction de l'angle d'incidence, qui, en absence de correction, suit une loi en puissance 4 du cosinus, donnant lieu au phénomène appelé "vignettage" [10]. En pratique, cet assombrissement est partiellement compensé grâce à la conception de l'optique qui dilate la pupille pour les grandes incidences.

La loi de puissance 4 de cosinus est valable seulement si le système optique est "parfait", on peut donc utiliser un modèle de vignettage $V_{i,j}$ pour mieux décrire cette non-uniformité.

$$L_{i,j} = \frac{4N^2(P_{i,j} - B_{i,j})}{\pi t \Delta \lambda} \frac{C_{i,j}}{A_{i,j} V_{i,j}} \quad (10)$$

Le rapport entre la luminance incidente du pixel $L_{i,j}$ et la luminance incidente au centre L_c est :

$$\frac{L_{i,j}}{L_c} = \frac{P_{i,j} - B_{i,j}}{P_c - B_c} \frac{C_{i,j}}{A_{i,j} V_{i,j}} \frac{A_c V_c}{C_c} \quad (11)$$

où P_c , B_c , A_c , C_c et V_c sont les valeurs au centre du capteur.

On définit le facteur spatial $S_{i,j}$ comme :

$$S_{i,j} = \frac{A_{i,j} V_{i,j}}{C_{i,j}} \frac{C_c}{A_c V_c} \quad (12)$$

$S_{i,j}$ permet de décrire les variations spatiales dans $A_{i,j}$, $C_{i,j}$ et $V_{i,j}$, il peut être mesuré par une calibration de champ plat (Flat-Field).

L'équation (10) est devenue :

$$L_{i,j} = \frac{P_{i,j} - B_{i,j}}{t S_{i,j}} \cdot \frac{4N^2 C_c}{\pi A_c V_c \Delta \lambda} \quad (13)$$

Pour un imageur, une fois qu'on fixe le choix du capteur et du système optique, les paramètres

N , A_c , V_c , $\Delta\lambda$ sont des constantes. L'équation (13) peut être écrite comme :

$$L_{i,j} = \frac{P_{i,j} - B_{i,j}}{tS_{i,j}} \cdot D \quad (14)$$

où D est le coefficient radiométrique d'imageur $J \cdot m^{-2} \cdot \mu m^{-1} \cdot sr^{-1} / \text{compte}$.

La valeur de $B_{i,j}$ peut être calculé par le modèle de bruit décrit dans la Section 3. Les valeurs de D et $S_{i,j}$ sont déterminé par la calibration radiométrique.

4.2 Considérations pratiques

4.2.1 Linéarité radiométrique

La linéarité radiométrique de la caméra est la base de la mesure radiométrique et de la mesure HDR. Les paramètres D et $S_{i,j}$ dans l'équation (14) sont considérés comme constants lorsqu'on fixe le système optique d'imageur. La linéarité radiométrique de la caméra peut donc être évaluée par la relation entre la valeur de pixel après la correction du bruit d'obscurité P_{dc} ($= P - B$) et le produit du temps d'exposition par la luminance incidente tL .

Si on prend une série de photos en visant une source lumineuse stable, l'évaluation de la linéarité radiométrique se fera simplement par l'étude de la relation entre P_{dc} et t . Nous avons réalisé des séries de mesures à l'aide d'une sphère intégrante Labsphere. Limité par la taille de la fenêtre, l'objectif fish-eye ne peut pas entrer dans la sphère intégrante, donc seulement une petite zone de 200×200 pixels au centre du capteur est considérée comme éclairée par la source lumineuse stable de la sphère intégrante. Nous avons sélectionné aléatoirement 100 points dans les images de cette zone. Les valeurs de P_{dc} de la bande rouge en fonction du temps d'exposition sont présentées dans la Figure 21. Cette figure montre que la valeur du pixel augmente linéairement avec le temps d'exposition jusqu'à la saturation quand la caméra vise une source lumineuse constante. La valeur de saturation des pixels est autour de 3800. La différence entre les courbes est due à la variation spatiale, décrite par le facteur spatiale $S_{i,j}$.

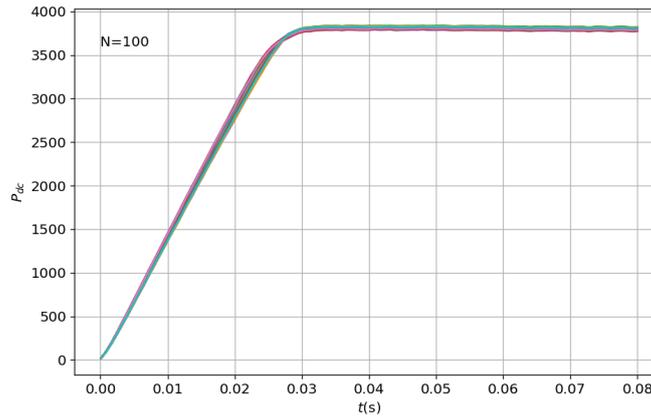


FIGURE 21 – Relation entre les valeurs des pixels après la correction du bruit d'obscurité P_{dc} de la bande rouge et les temps d'exposition t .

En nous basant sur les mesures au centre du capteur (3×3 pixels) où le facteur spatial est égal à 1 ($S_c = 1$), nous avons déterminé une plage linéaire $P_{dc} \in [50, 3500]$ dans laquelle le modèle radiométrique (Équation (14)) est valable. Ces mesures sont également utilisées pour la calibration radiométrique absolue afin de trouver la valeur de D .

4.2.2 Calibration radiométrique absolue

Selon le modèle radiométrique (Équation (14)), les mesures de la sphère intégrante au centre du capteur peuvent être écrites comme :

$$t \cdot L = D(P_c - B_c) \quad (15)$$

L est la luminance émise par la sphère intégrante correspondant à chaque bande spectrale de la caméra ($\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \mu\text{m}^{-1} \cdot \text{sr}^{-1}$), obtenue par l'intégration des bandes :

$$L = \frac{\int L(\lambda)q(\lambda)d\lambda}{\int q(\lambda)d\lambda} \quad (16)$$

où $L(\lambda)$ est la luminance spectrale mesurée par un spectroradiomètre (Figure 22), $q(\lambda)$ est la fonction de réponse spectrale (Figure 6). La calibration radiométrique du spectroradiomètre Oceans Optics USB2000+ est réalisée par le fabricant. Les valeurs de L sont 4.245, 7.777, et 11.124 pour les bandes bleue, verte et rouge respectivement.

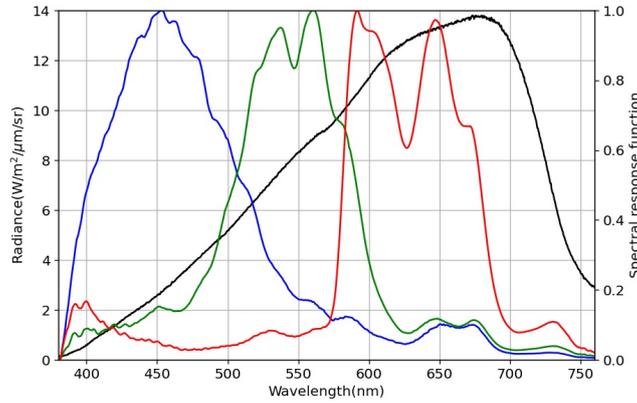


FIGURE 22 – Luminance spectrale (ligne noire) de la sphère intégrante et la réponse spectrale normalisée de la caméra.

On peut ainsi obtenir les mesures de la sphère intégrante par le centre du capteur avec leur valeur de $t \cdot L$ correspondante (Figure 23) pour effectuer une régression linéaire avec la méthode des moindres carrés.

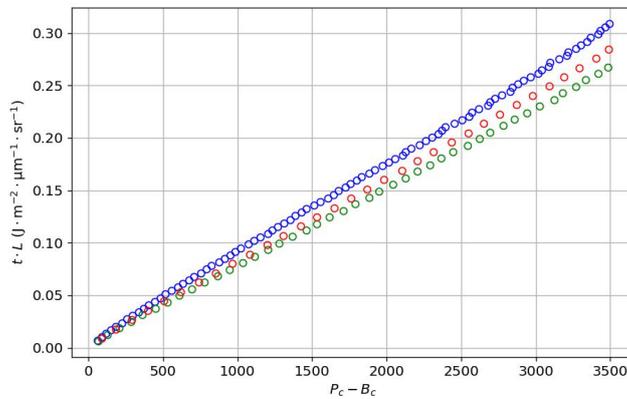


FIGURE 23 – Les mesures de la sphère intégrante par le centre du capteur dans la plage linéaire. La correction de bruit d'obscurité est faite.

Nous avons appliqué la fonction Python `scipy.optimize.curve_fit(f, x, y)` sur les données présentées dans la Figure 23 avec 3 formules ci-dessous :

1. La fonction de variation directe : $y = ax$
2. La fonction de variation partielle : $y = ax + b$
3. La fonction polynomiale de degré 2 : $y = ax^2 + bx + c$

On compare l'erreur de la régression entre ces 3 formules avec la moyenne d'erreur absolue $MAE = \frac{1}{n} \sum |y - \hat{y}|$ et la moyenne d'erreur absolue en pourcentage $MAPE = \frac{1}{n} \sum \frac{|y - \hat{y}|}{y}$. Les résultats sont présentés dans le Tableau 2.

Formule	Bande	MAE	MAPE	MAPE($P_{dc} \in [1500, 3500]$)
1	bleue	2.922e-03	4.629%	0.816%
	verte	1.420e-03	3.261%	0.382%
	rouge	1.393e-03	3.017%	0.371%
2	bleue	1.298e-03	2.295%	0.567%
	verte	6.642e-04	1.346%	0.370%
	rouge	8.477e-04	1.171%	0.468%
3	bleue	1.301e-03	2.429%	0.547%
	verte	5.920e-04	1.651%	0.281%
	rouge	5.368e-04	1.332%	0.225%

TABLEAU 2 – Comparaison des erreurs de la régression polynomiale.

La formule 1 correspond exactement le modèle radiométrique proposé. Nous avons constaté que l'erreur de régression avec cette formule est plus importante qu'avec les deux autres formules, c'est avec la formule 2 qu'on obtient le minimum d'erreur de régression. Le problème avec ces formules 2 et 3 est qu'elles ne figurent pas bien le sens physique du capteur photosensible, c'est à dire la conversion de photon en électron, qui est décrit par le ratio dit l'efficacité quantique. Nous avons donc abandonné la formule 3 par le manque de sens physique. Lors que la différence d'erreur de régression entre les formules 1 et 2 n'est pas beaucoup. Nous considérons que la valeur de b dans la formule 2 fait partie des erreurs de calibration du modèle radiométrique. La formule 1 est donc la formule que nous avons utilisé pour estimer les valeurs du facteur D , qui sont $8.78e-5$, $7.64e-5$, et $8.10e-5$ pour les bandes bleue, verte, et rouge respectivement. Le résultat est présenté par la Figure 24.

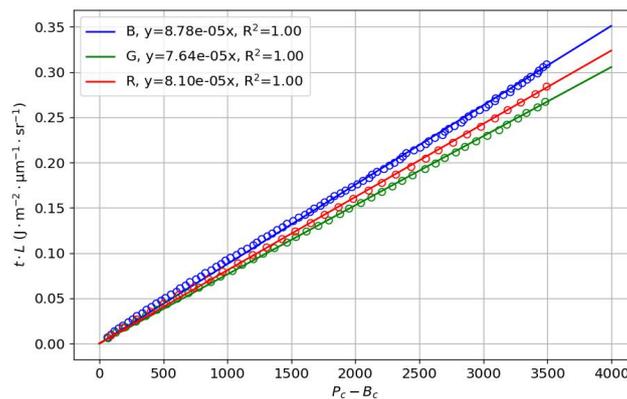


FIGURE 24 – Le résultat de régression linéaire pour déterminer le facteur D des bandes bleue, verte et rouge.

Les erreurs de calibration de D sont principalement causées par l'instabilité de la source lumineuse et des bruits aléatoires. Les erreurs impactent plus sur les valeurs du pixel faibles. La Figure 25 présente les erreurs absolues en pourcentage $APE = \frac{|y - \hat{y}|}{y}$ de différentes valeurs du

pixel lors de la calibration de D . On peut remarquer que l'erreur en APE est au maximum près de $P_{dc} = 50$, elle décroît avec les valeurs du pixel et se stabilise à $P_{dc} = 1500$. Les MAPE des P_{dc} compris entre 1500 et 3500 ($\text{MAPE}(P_{dc} \in [1500, 3500])$) sont significativement plus faible que les MAPE de toutes les mesures (Tableau 2). C'est pour cette raison que nous conseillons d'utiliser en préférence des valeurs de P_{dc} entre 1500 et 3500 lors d'une acquisition en mode HDR.

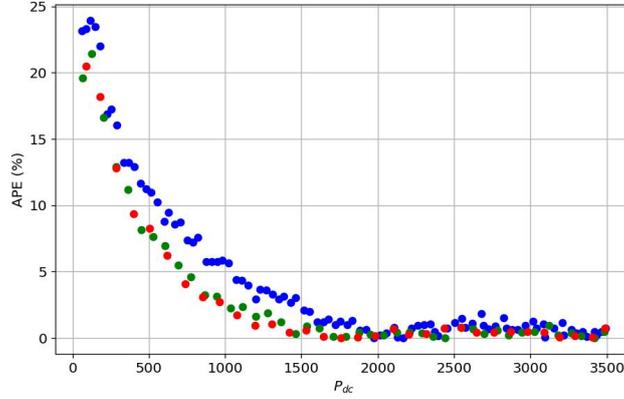


FIGURE 25 – La courbe de régression linéaire pour déterminer le facteur D des bandes bleue, verte et rouge.

4.2.3 Pixels invalides

À cause de défauts de fabrication, certaines cellules du capteur matriciel ont une réponse radiométrique incompatible avec notre modèle linéaire, et seront donc considérés comme invalides. Ces défauts du capteur sont indépendants de l'objectif, et détectables à l'aide d'une sphère intégrante : avec un objectif de petit diamètre, nous avons pris une série de photos de la sphère intégrante en augmentant le temps d'exposition. L'objectif est entièrement dans la sphère donc ces images permettent de vérifier la linéarité radiométrique de tous les pixels du capteur. Les valeurs de P_{dc} normalisées des pixels valides et invalides sont comparées dans la Figure 26. Il existe même quelques pixels qui ne réagissent pas du tout à l'éclairement reçu.

Nous pouvons trouver les pixels invalides par le calcul de coefficient de détermination R^2 , (Figure 27). 2132 pixels sont classifiés comme pixels invalides car leur coefficients R^2 sont inférieurs à 0.99.

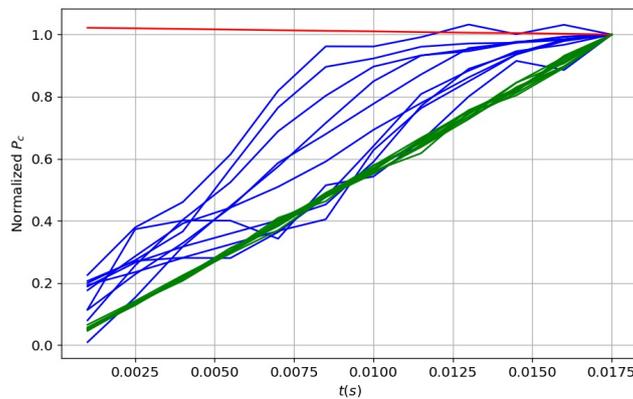


FIGURE 26 – Linéarité radiométrique des pixels valides (ligne verte) et des pixels invalides (ligne bleue et rouge).

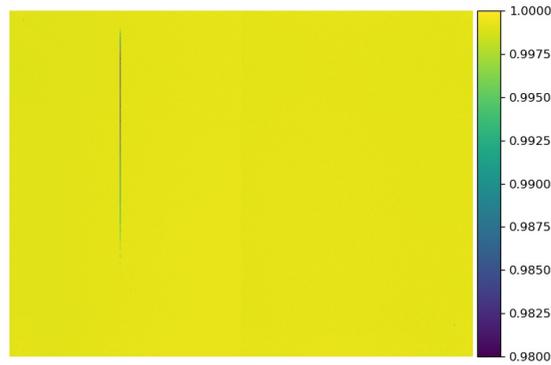


FIGURE 27 – Carte R^2 basée sur les mesures de sphère intégrante pour évaluer la linéarité radiométrique de tous les pixels.

4.2.4 Calibration de champ plat

La calibration de champ plat (Flat-Field) consiste à prendre des photos sur une scène homogène dont les luminances incidentes de tous les pixels sont identiques. Cela permet de mesurer le facteur spatial $S_{i,j}$ d'imageur :

$$S_{i,j} = \frac{P_{i,j} - B_{i,j}}{P_c - B_c} \quad (17)$$

La calibration de champ plat est idéalement faite avec la sphère intégrante qui peut garantir l'homogénéité des luminances incidentes. Cependant, l'équipement est coûteux et pose parfois le problème de l'adaptation des tailles. Comme dans notre cas, notre sphère intégrante n'est pas assez grande pour couvrir l'ensemble du champ de l'objectif fish-eye, nous avons dû utiliser une autre solution.

Par temps très nuageux, nous avons mis un ballon en polymère diffuseur à l'extérieur pour créer un champ de lumière homogène à l'intérieur de ballon diffuseur. La caméra est posée verticalement en dessous de ballon avec l'objectif entré entièrement dans le ballon (Figure 28). Une série de photos est prise en tournant la caméra autour de l'axe vertical.



FIGURE 28 – Mesure de champ plat à l'aide d'un ballon diffuseur à l'extérieur par temps très nuageux.

L'image de champ plat obtenue par la fusion des photos à l'intérieur du ballon diffuseur est présentée par la Figure 29. On voit bien le décroissement radial de luminosité dans l'image qui correspond au principe de vignettage. On peut également trouver des petites taches sombres au sein d'image qui sont probablement dues à la qualité de filtre DN8 en film. Son impact sur la radiométrie pourrait être néanmoins corrigé par le facteur spatial.

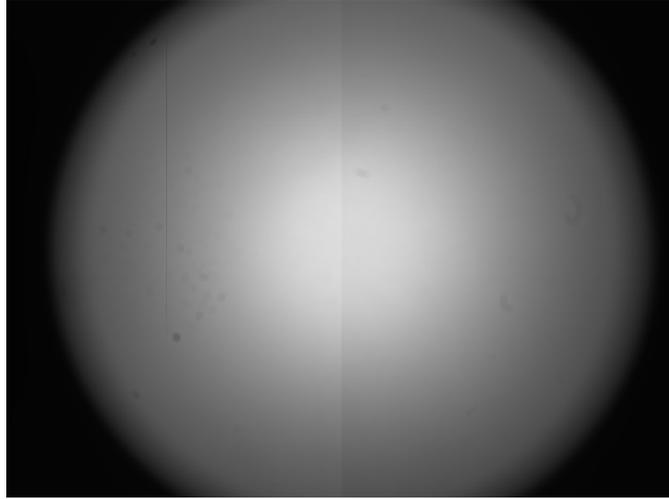


FIGURE 29 – Image de champ plat obtenue par la fusion des photos à l'intérieur du ballon diffuseur.

L'inconvénient de la mesure avec le ballon diffuseur est qu'on ne peut pas assurer l'homogénéité de luminance incidente à angle zénithal élevé. Car la luminance incidente est de plus en plus influencée par l'environnement avec l'augmentation d'angle zénithal. Pour vérifier cette homogénéité, nous avons besoin d'une référence du profil radial du facteur spatial pour en comparer avec celle obtenue avec le ballon diffuseur. Nous avons pris 115 photos de la sphère intégrante sans lumière ambiante sous différents angles. L'ensemble de ces photos ne permet pas de construire une image entière de champ plat (Figure 30), mais en utilisant la valeur maximale (moyennée sur 3×3 pixels) de chaque photo, on peut construire un profil radial sous luminance stable. Cela nous donne la référence du profil radial du facteur spatial. Les valeurs de S de ces points en fonction de la distance par rapport au centre de distorsion sont présentées dans la Figure 31, on présente également le même profil obtenu avec le ballon diffuseur.

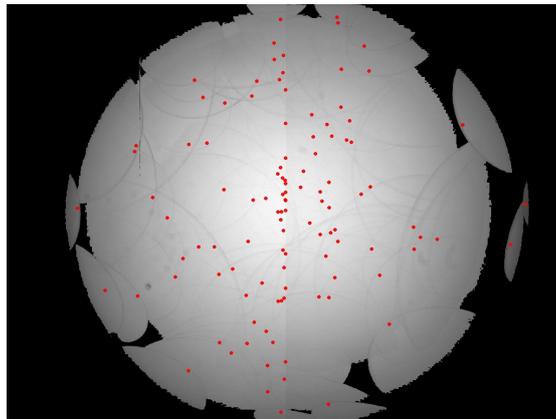


FIGURE 30 – Image de champ plat obtenue par la fusion des photos à l'extérieur de la sphère intégrante en différentes prises de vue. Les points rouges sont les maximums (3×3 pixels) de chaque photo.

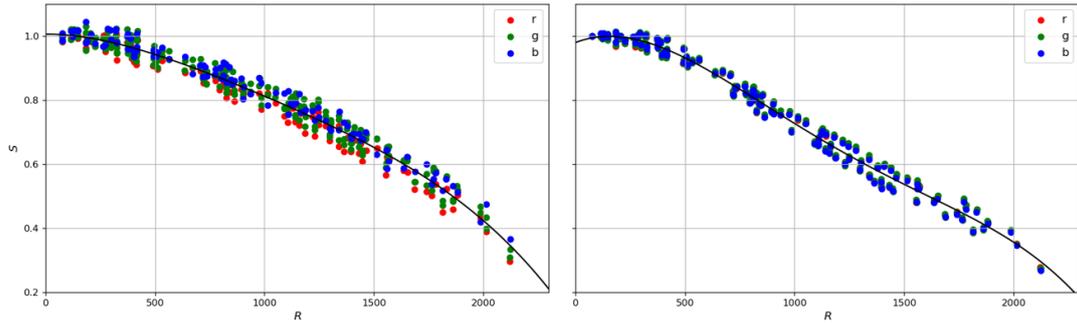


FIGURE 31 – Facteur spatial S en fonction du rayon R par rapport au centre de distorsion (en pixel), obtenu avec (gauche) la sphère intégrante, (droite) le ballon diffuseur.

On peut remarquer un décroissement plus rapide sur le profil radial du facteur spatial obtenu avec le ballon diffuseur, cela signifie que la luminance incidente était plus faible à l'angle zénithal élevé. À l'aide de la référence, on peut appliquer une correction radiale en fonction de la distance par rapport au centre de distorsion sur le facteur spatial obtenu avec le ballon diffuseur. La comparaison entre la référence et le résultat avant et après la correction est présentée dans la Figure 32. La différence entre les deux mesures est évaluée par la racine de l'erreur quadratique moyenne $RMSE$. Le résultat final est présenté par la Figure 33.

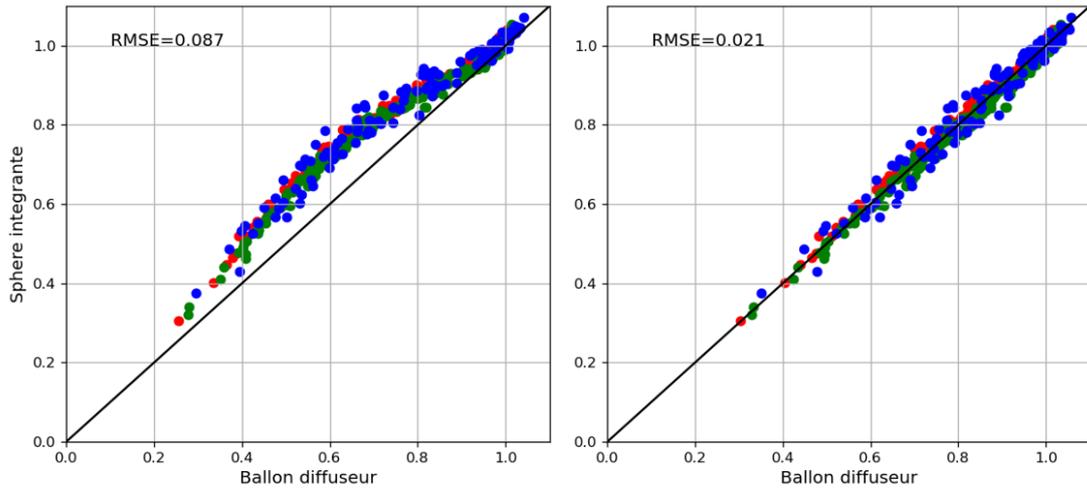


FIGURE 32 – Comparaison de facteur spatial S entre la mesure avec la sphère intégrante (référence) et la mesure avec le ballon diffuseur, (gauche) sans correction, (droite) après la correction radiale.

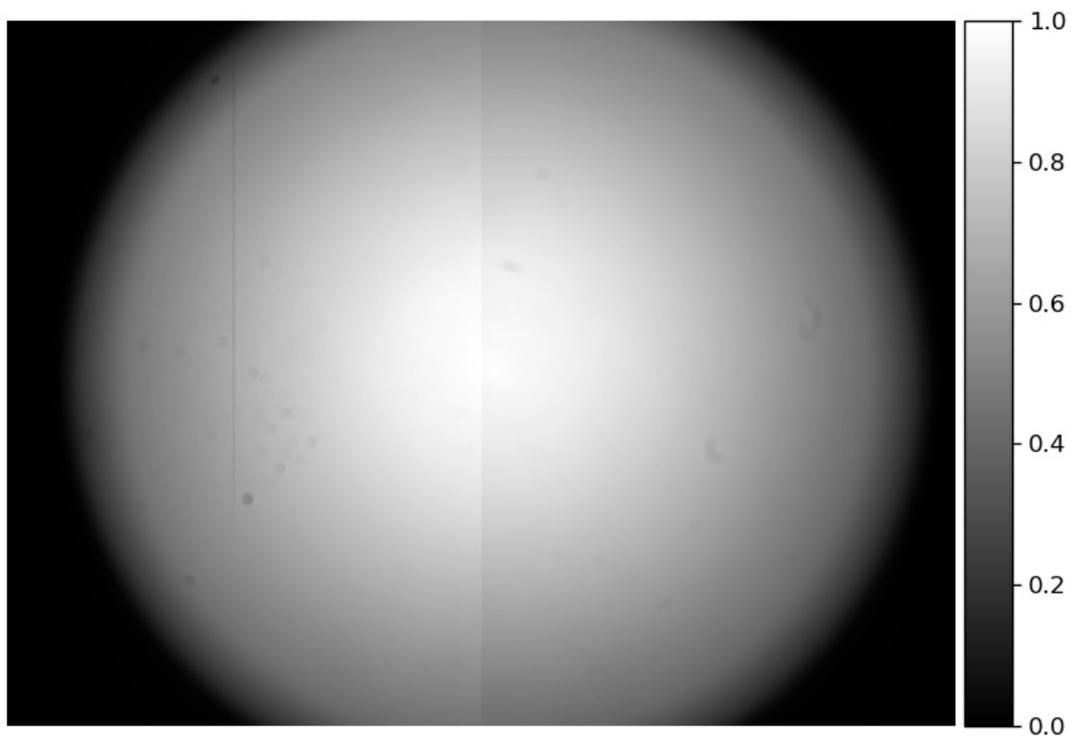


FIGURE 33 – Facteur spatial obtenu par la calibration de champ plat.

5 Calibration géométrique

La calibration radiométrique absolue permet de retrouver la luminance devant l'objectif de caméra de chaque pixel. Pour reconstruire l'hémisphère de luminance incidente, il est indispensable de connaître la direction d'incidence des luminances. Par la calibration géométrique interne, on peut déterminer l'angle d'incidence de chaque pixel par rapport à un référentiel propre de la caméra.

5.1 Description théorique

5.1.1 Fonction de projection

La projection d'un faisceau de rayonnement sur le plan du capteur par le système optique imageur peut être décrite par la fonction de projection. Cette fonction exprime la distance radiale r par rapport à l'axe optique de la projection d'un rayon incident en fonction de la distance focale f et l'angle d'incidence θ (Figure 34).

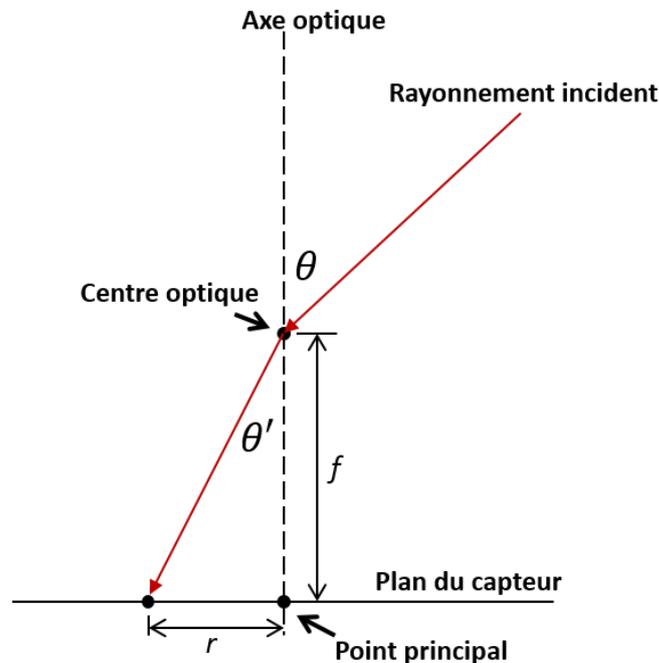


FIGURE 34 – Illustration d'une projection du système optique. La distance radiale r est une fonction de la distance focale f et de l'angle d'incidence θ .

La fonction de projection pour un objectif parfait est une fonction rectilinéaire :

$$r = f \tan \theta \quad (18)$$

5.1.2 Distorsion

La distorsion est une aberration géométrique apparaissant quand les conditions menant à l'approximation de Gauss ne sont plus respectées. La fonction rectilinéaire ne peut plus alors

calculer correctement la position (U, V) de l'image d'un point en fonction de la focale f et l'angle d'incidence θ , il faut ajouter une fonction de distorsion $D()$, qui modélise cette déformation :

$$\begin{pmatrix} U \\ V \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_x \\ C_y \end{pmatrix} + D \begin{pmatrix} u - C_x \\ v - C_y \end{pmatrix} \quad (19)$$

où (C_x, C_y) est la position en 2D du centre de distorsion, (u, v) est la position théorique du rayon projeté.

5.1.3 Calibration

Pour réaliser la calibration géométrique, nous utilisons le logiciel MicMac [11] qui, dans le cas d'un fish-eye, applique une projection rectilinéaire (Équation (20)) suivie d'une fonction polynomiale de distorsion (Équation (21)).

$$\begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} PP_x \\ PP_y \end{pmatrix} + F \tan(\theta) \begin{pmatrix} \sin \phi \\ \cos \phi \end{pmatrix} \quad (20)$$

$$\begin{pmatrix} U \\ V \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_x \\ C_y \end{pmatrix} + F_0 D_{pol} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} \quad (21)$$

La fonction polynomiale de distorsion est :

$$D_{pol} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = (1 + R_3\theta_c^2 + R_5\theta_c^4 + R_7\theta_c^6 + R_9\theta_c^8 + R_{11}\theta_c^{10}) \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} P_1(\theta_c^2 + 2a^2) + 2P_2ab \\ 2P_1ab + P_2(\theta_c^2 + 2b^2) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} l_1a + l_2b \\ l_2a \end{pmatrix} \quad (22)$$

avec :

$$\begin{cases} a &= \arctan\left(\frac{R}{F_0}\right) \frac{u - C_x}{R} \\ b &= \arctan\left(\frac{R}{F_0}\right) \frac{v - C_y}{R} \\ \theta_c &= \arctan\left(\frac{R}{F_0}\right) \end{cases} \quad (23)$$

et :

$$R = \sqrt{(u - C_x)^2 + (v - C_y)^2} \quad (24)$$

La calibration géométrique à proprement parler consiste à estimer les paramètres du modèle $F, PP_x, PP_y, F_0, C_x, C_y, R_3, R_5, R_7, R_9, R_{11}, P_1, P_2, l_1, l_2$ grâce au logiciel MicMac.

5.2 Considérations pratiques

5.2.1 Auto-calibration

L'auto-calibration géométrique est réalisée avec le logiciel MicMac avec une série de photo sur une scène stable. La sélection des points homologues dans les images est automatique. La qualité des images peut impacter celle du résultat de la calibration. Les informations détaillées

sur la prise de vue et l'utilisation de MicMac sont dans l'annexe A. L'auto-calibration doit être réalisée après chaque modification du système optique.

Pour faciliter l'inversion du modèle de distorsion, les paramètres P_1, P_2, l_1, l_2 sont forcés à 0.

5.2.2 Inverse de modèle de distorsion

Le modèle de distorsion nous permet de trouver la position en 2D (U, V) d'un rayonnement projeté sur le plan d'image en fonction des angles d'incidence (θ, ϕ) . Pour notre problème, nous avons aussi besoin de trouver les angles d'incidence $(\hat{\theta}, \hat{\phi})$ d'un rayon entrant correspondant à la position mesurée (U, V) d'un pixel.

Pour cela, nous allons inverser les étapes précédentes.

D'après l'équation (21)

$$\begin{pmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \end{pmatrix} = D_{pol}^{-1} \begin{pmatrix} \frac{U - C_x}{F_0} \\ \frac{V - C_y}{F_0} \end{pmatrix} \quad (25)$$

Puis d'après l'équation (23) :

$$\begin{pmatrix} \hat{u} \\ \hat{v} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_x \\ C_y \end{pmatrix} + R \arctan\left(\frac{R}{F_0}\right) \begin{pmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \end{pmatrix} \quad (26)$$

En remarquant, toujours d'après l'équation (23) :

$$a^2 + b^2 = \arctan^2\left(\frac{R}{F_0}\right) \frac{(u - C_x)^2 + (v - C_y)^2}{R^2} = \arctan^2\left(\frac{R}{F_0}\right) \quad (27)$$

On obtient :

$$\begin{pmatrix} \hat{u} \\ \hat{v} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_x \\ C_y \end{pmatrix} + \frac{F_0 \tan(\sqrt{\hat{a}^2 + \hat{b}^2})}{\sqrt{\hat{a}^2 + \hat{b}^2}} \begin{pmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \end{pmatrix} \quad (28)$$

Enfin selon l'équation (20) :

$$\begin{cases} \hat{\theta} = \arctan\left(\frac{1}{f} \sqrt{(\hat{u} - PP_x)^2 + (\hat{v} - PP_y)^2}\right) \\ \hat{\phi} = \arctan\left(\frac{\hat{u} - PP_x}{\hat{v} - PP_y}\right) \end{cases} \quad (29)$$

Dans notre cas où les paramètres P_1, P_2, l_1, l_2 sont nuls, l'inversion de la fonction de distorsion est plus simple et l'équation (25) peut se ré-écrire :

$$\begin{pmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \end{pmatrix} = c \begin{pmatrix} \frac{U - C_x}{F_0} \\ \frac{V - C_y}{F_0} \end{pmatrix} \quad (30)$$

Avec :

$$c = \frac{1}{1 + R_3\theta_c^2 + R_5\theta_c^4 + R_7\theta_c^6 + R_9\theta_c^8 + R_{11}\theta_c^{10}} \quad (31)$$

θ_c ne pouvant être évalué directement, nous avons appliqué une méthode itérative pour trouver la valeur optimale de c en fonction d'une valeur estimée de θ_c :

$$\begin{cases} c_{i+1} = C(\hat{\theta}_{c,i}) \\ \hat{\theta}_{c,i} = \arctan\left(\frac{\hat{R}_i}{F_0}\right) = \sqrt{\hat{a}_i^2 + \hat{b}_i^2} \end{cases} \quad (32)$$

Avec

$$c_0 = C(0) = 1 \quad (33)$$

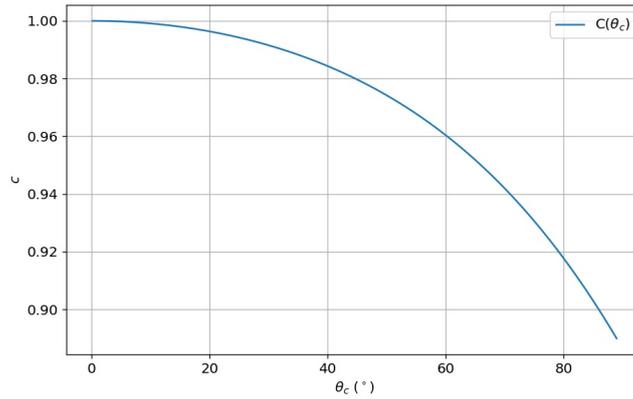


FIGURE 35 – Facteur c en fonction de θ_c .

Les itérations continuent jusqu'à ce que la racine de l'erreur quadratique ε_i entre la position 2D d'entrée (U, V) et la position 2D estimée (\hat{U}, \hat{V}) calculée à partir de $(\hat{\theta}, \hat{\phi})$ (sens direct) soit inférieure à la valeur acceptable (ex. $1e-5$).

$$\varepsilon_i = \sqrt{(U - \hat{U}_i)^2 + (V - \hat{V}_i)^2} \quad (34)$$

5.3 Performance

La performance de la calibration géométrique est évaluée en calculant la distance entre la position du point homologue observé et celle du point prédit. Le logiciel MicMac peut générer une carte d'erreur après l'estimation de modèle (voir l'annexe A). La Figure 36 montre la carte de distance (en pixels) obtenue à partir des images de calibration géométrique.

5578 points homologues ont été trouvés dans les 17 images de calibration par MicMac. L'erreur moyenne est de 2.037 pixels (jusqu'à 0.09° en angle zénithal). La netteté de l'image est dégradée par les filtres ajoutés, ce qui réduit les performances du calibration géométrique. Cette erreur n'est pas importante pour la mesure de la distribution de luminance.

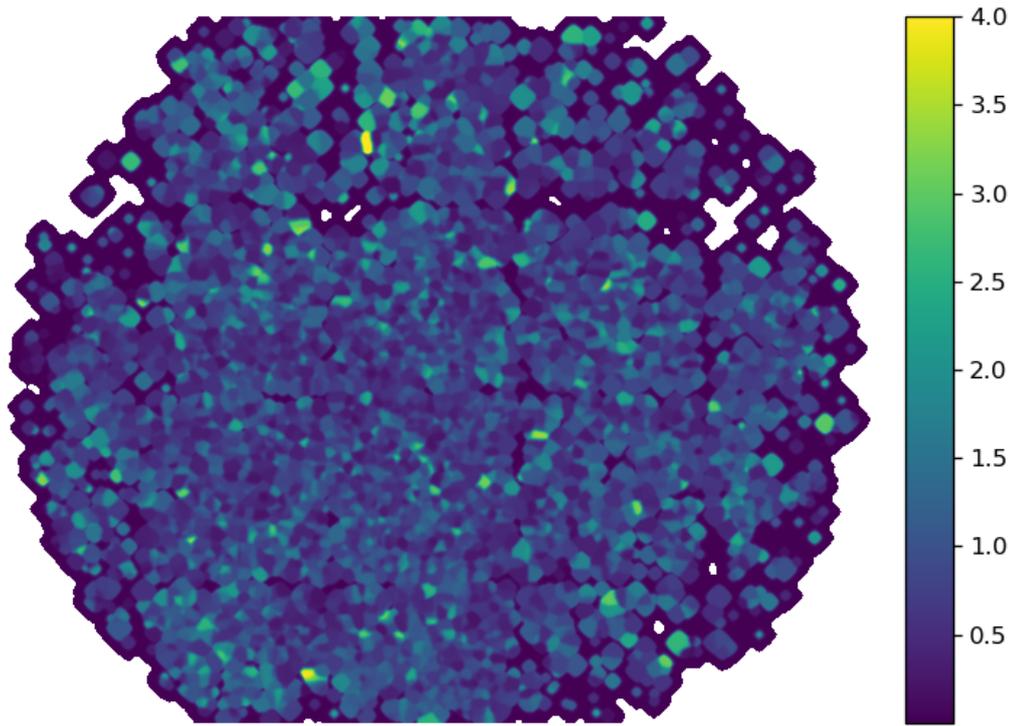


FIGURE 36 – Carte d'erreur de calibration intrinsèque (en pixel) pour l'objectif fish-eye 8mm f/3.5 avec les filtres DN8 et PIR.

A Calibration intrinsèque avec MicMac

Le logiciel MicMac permet de réaliser une calibration intrinsèque en géométrie de la caméra avec son système optique afin d'estimer tous les paramètres pour construire son modèle de distorsion. Un objet d'une scène statique va se projeter dans des différentes positions d'images si on change chaque fois la prise de vue de la caméra, toutes ces positions sont prédictibles si on connaît le modèle optique de la caméra et la prise de vue.

Le principe de la calibration avec MicMac est d'estimer le modèle optique et la prise de vue en minimisant l'erreur entre la position estimée et la position réelle des points homologues dans l'ensemble des images acquises sur une scène statique. Pour réaliser cette calibration avec MicMac, il faut d'abord trouver une scène statique, avec des paysages structurés, pour que le logiciel puisse trouver des points homologues parmi des images.

La figure 37 présente 9 images d'une scène à l'extérieur pour réaliser une calibration intrinsèque. Le point de vue doit être différent entre les images, et des rotations autour de l'axe de prise de vue permettent de répartir les points de liaison dans tout l'espace de l'image. Le nombre total d'photos prises pour cette calibration est 17.

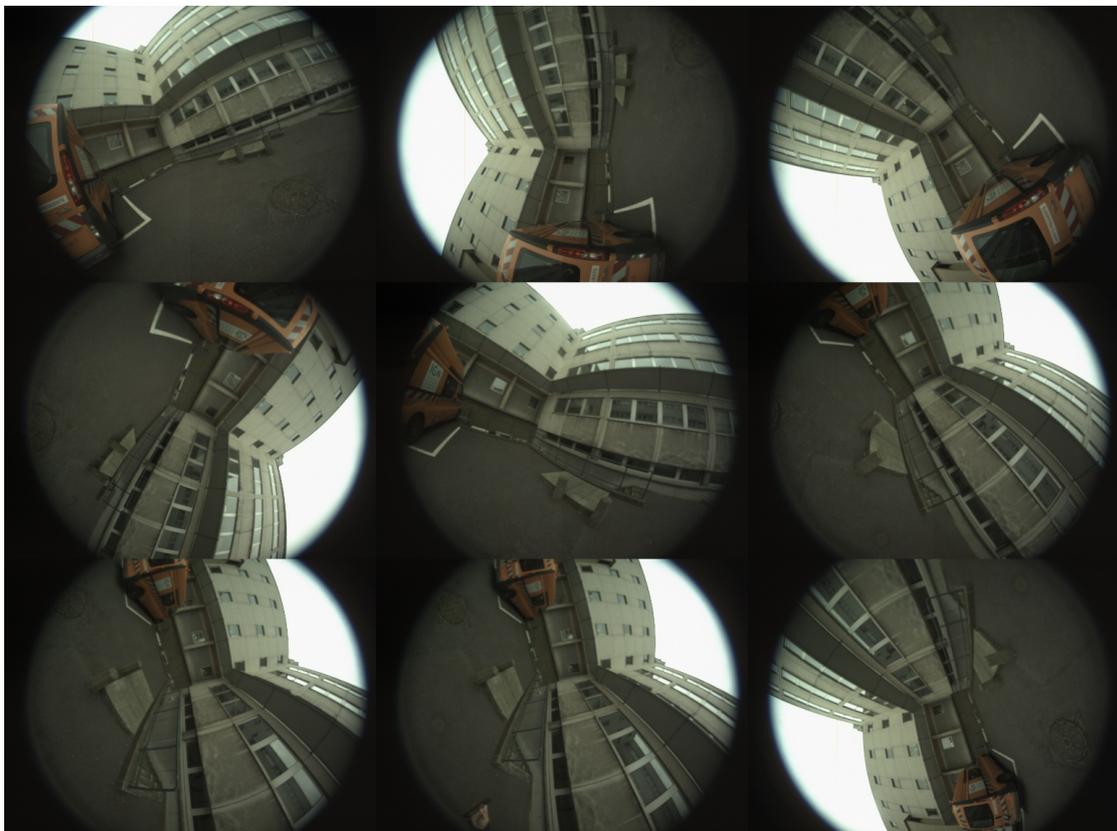


FIGURE 37 – Exemple d'images utilisées pour une calibration intrinsèque.

MicMac a besoin de connaître certains paramètres de la caméra tels que la taille réelle du capteur en mm et la valeur initiale de la distance focale en mm (cette valeur sera ajustée pendant le processus de calibration). Ces paramètres doivent être stockés dans le fichier "MicMac-LocalChantierDescripteur.xml" dans le même répertoire avec des images de calibration. Le résultat de calibration est enregistré dans un fichier au format XML.

Les commandes pour estimer les paramètres du modèle de distorsion sont :

```
$mm3d Tapioca All "*.tif" -1
```

```
$mm3d Schnaps ".*.tif"
$mm3d Tapas FishEyeBasic ".*.tif" SH="_mini" DegGen=0
```

- "mm3d Tapioca" : trouver des points homologues dans les images.
- "mm3d Schnaps" : filtrer les points homologues et afficher des informations sur leur répartition dans chaque image. Le résultat de Schnaps (les points homologues "qualifiés") sont stockés dans le sous-répertoire "/Homol_mini".
- "mm3d Tapas" : estimer le modèle de distorsion.
 - L'option "FishEyeBasic" signifie que le modèle de projection de départ est du type rectilinéaire.
 - L'option "SH=" indique le suffixe du répertoire qui stocke les points homologues, après "Homol".
 - L'option "DegGen=0" force les paramètres l_1 , l_2 à 0 pour faciliter l'inversion du modèle.

Enfin, pour générer une carte d'erreur de la calibration τ :

```
$mm3d Campari ".*.tif" Ori-Campari/ Campari "SH=_mini" ExpImRes=[4000,500,500]
NbIterEnd=25
$mm3d tiff_info Ori-Campari/ImResidu/ResAbs-Cam-TheKeyCalib__Foc-8970_Cam-CAML.
tif
$mm3d StatIm Ori-Campari/ImResidu/ResAbs-Cam-TheKeyCalib__Foc-8970_Cam-CAML.tif
[0,0] Sz=[4000,3000]
```

- "mm3d Campari" : ajouter des itérations et faire les images de résidus (en disant de faire 4000 pixels de large pour ces images).
- "mm3d tiff_info" : pour voir que l'image fait 3000 pixels de haut.
- "mm3d StatIm" : donne les informations sur la partie de l'image entre [0,0] et [4000,3000] (donc toute l'image).

Références

- [1] P. E. Debevec and J. Malik, “Recovering high dynamic range radiance maps from photographs,” in Proceedings of the 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, SIGGRAPH ’97, p. 369–378, 1997.
- [2] T. Mitsunaga and S. K. Nayar, “Radiometric self calibration,” in Proceedings. 1999 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (Cat. No PR00149), vol. 1, pp. 374–380, IEEE, 1999.
- [3] U. Beisl, “Absolute spectroradiometric calibration of the ads40 sensor,” International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, vol. 36, 2006.
- [4] D. Pissulla, G. Seckmeyer, R. Cordero, M. Blumthaler, B. Schallhart, A. Webb, R. Kift, A. Smedley, A. Bais, N. Kouremeti, et al., “Comparison of atmospheric spectral radiance measurements from five independently calibrated systems,” Photochemical & Photobiological Sciences, vol. 8, no. 4, pp. 516–527, 2009.
- [5] O. Martin, C. Meynard, M. Pierrot-Deseilligny, J.-P. Souchon, and C. Thom, “Réalisation d’une caméra photogrammétrique ultralégère et de haute résolution,” Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection, no. 213, pp. 3–9, 2017.
- [6] ams AG, CMV20000 20MP CMOS Machine Vision Image Sensor, 2 2020. v2-00.
- [7] B. Urquhart, B. Kurtz, E. Dahlin, M. Ghonima, J. Shields, and J. Kleissl, “Development of a sky imaging system for short-term solar power forecasting,” Atmospheric Measurement Techniques, vol. 8, no. 2, pp. 875–890, 2015.
- [8] G. Healey and R. Kondepudy, “Radiometric ccd camera calibration and noise estimation,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 16, no. 3, pp. 267–276, 1994.
- [9] M. Wang and H. R. Gordon, “Sensor performance requirements for atmospheric correction of satellite ocean color remote sensing,” Optics express, vol. 26, no. 6, pp. 7390–7403, 2018.
- [10] R. G. Willson and S. A. Shafer, “What is the center of the image?,” J. Opt. Soc. Am. A, vol. 11, pp. 2946–2955, Nov 1994.
- [11] M. Pierrot-Deseilligny, D. Jouin, J. Belvaux, G. Maillet, L. Girod, E. Rupnik, J. Muller, M. Daakir, G. Choqueux, and M. Deveau, “Micmac, apero, pastis and other beverages in a nutshell,” Institut Géographique National, 2014.