

**REPUBLIQUE DE COTE D'IVOIRE**

*Union - Discipline – Travail*

**MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA  
RECHERCHE SCIENTIFIQUE**



Institut National Polytechnique

Félix HOUPHOUËT-BOIGNY de Yamoussoukro

N° d'ordre : 057/2020



Ecole Doctorale Polytechnique

## **THÈSE UNIQUE**

Pour l'obtention du grade de

**Docteur de l'Institut National Polytechnique Félix Houphouët Boigny de Yamoussoukro**

**Mention : Sciences et Technologies**

**Spécialité : Informatique et Traitement d'images**

**SUJET :**

### **ALGORITHME DE DETECTION ET TECHNIQUE D'INPAINTING POUR LA SUPPRESSION DE LA SURBRILLANCE SPECULAIRE DANS UNE IMAGE**

Présentée et soutenue publiquement le 26 Juin 2020 par :

**OUATTARA Nouho**

#### **JURY**

M. ZOUEU T. Jérémie	Professeur Titulaire	Institut National Polytechnique Félix Houphouët Boigny, Côte d'Ivoire	Président
M. BEDJA Koffi-Sa	Professeur Titulaire	Université de Lomé, Togo	Rapporteur
M. DIBY K. Ambroise	Maître de Conférences	Université Félix Houphouët Boigny, Côte d'Ivoire	Rapporteur
M. DIABATE Nabongo	Maître de Conférences	Université Alassane Ouattara, Côte d'Ivoire	Examineur
M. LOUM L. Georges	Professeur Titulaire	Institut National Polytechnique Félix Houphouët Boigny, Côte d'Ivoire	Directeur de Thèse

**REPUBLIQUE DE COTE D'IVOIRE**

*Union - Discipline – Travail*

**MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA  
RECHERCHE SCIENTIFIQUE**



Institut National Polytechnique

Félix HOUPHOUËT-BOIGNY de Yamoussoukro

N° d'ordre : 057/2020



Ecole Doctorale Polytechnique

## **THÈSE UNIQUE**

Pour l'obtention du grade de

**Docteur de l'Institut National Polytechnique Félix Houphouët Boigny de Yamoussoukro**

**Mention : Sciences et Technologies**

**Spécialité : Informatique et Traitement d'images**

**SUJET :**

## **ALGORITHME DE DETECTION ET TECHNIQUE D'INPAINTING POUR LA SUPPRESSION DE LA SURBRILLANCE SPECULAIRE DANS UNE IMAGE**

Présentée et soutenue publiquement le 26 Juin 2020 par :

**OUATTARA Nouho**

### **JURY**

M. ZOUEU T. Jérémie	Professeur Titulaire	Institut National Polytechnique Félix Houphouët Boigny, Côte d'Ivoire	Président
M. BEDJA Koffi-Sa	Professeur Titulaire	Université de Lomé, Togo	Rapporteur
M. DIBY K. Ambroise	Maître de Conférences	Université Félix Houphouët Boigny, Côte d'Ivoire	Rapporteur
M. DIABATE Nabongo	Maître de Conférences	Université Alassane Ouattara, Côte d'Ivoire	Examineur
M. LOUM L. Georges	Professeur Titulaire	Institut National Polytechnique Félix Houphouët Boigny, Côte d'Ivoire	Directeur de Thèse

# Dédicaces

*A ma très chère famille*

# Remerciements

Cette thèse est le fruit de longues et périlleuses épreuves qui, sans le soutien inconditionnel et l'aide de certaines personnes, aurait pu ne pas aboutir. Nous tenons donc à remercier chacune de ces personnes.

Nos remerciements très chaleureux, sont adressés en premier lieu, à Monsieur LOUM Georges Laussane, Professeur à l'INP-HB, qui a accepté de diriger cette thèse mais aussi de nous transmettre des valeurs telles que : la rigueur dans le travail, le dépassement de soi, l'amour du prochain. Ses conseils et ses orientations ont à chaque fois été un déclic pour l'aboutissement de cette thèse. Il a toujours été disponible et a partagé nos peines et nos souffrances.

Nos sincères remerciements vont à l'endroit de Monsieur YAO Kouassi Benjamin, Professeur à l'INP-HB et Directeur de l'Ecole Doctorale Polytechnique de l'INP-HB, ainsi qu'à toute son équipe de direction : Monsieur SORO Doudjo, Maître de Conférences à l'INP-HB, Docteur ABRO Koutouan Désiré, Attaché de Recherche à l'INP-HB, pour leurs ouvertures et disponibilités à toutes les questions relatives à l'EDP.

Nous tenons à remercier Monsieur ZOUEU Thouakessèh Jérémie, Professeur à l'INP-HB et Directeur de l'UMRI 78 pour ses conseils et ses encouragements.

Nous tenons à remercier particulièrement Monsieur BEDJA Koffi-Sa, Professeur à l'Université de Lomé et Monsieur DIBY Kadjo Ambroise, Maître de Conférences à l'Université Félix Houphouët Boigny qui malgré leur charge de travail importante, ont accepté de rapporter cette thèse.

Nos vifs remerciements vont à l'endroit de Monsieur DIABATE Nabongo, Maître de Conférences à l'Université Alassane Ouattara pour avoir accepté la lourde tâche d'en être l'examineur.

Merci à Monsieur OUMTANAGA Souleymane, Professeur à l'INP-HB qui nous a accueilli sous son aile depuis notre stage de MASTER jusqu'à l'accomplissement de cette thèse. Il a su nous rappeler à l'ordre lorsque nous nous égarions et tombions dans la passivité. Merci Professeur (le gardien du temple), pour avoir mis en place le prestigieux Laboratoire de Recherche en Informatique et Télécommunication (LARIT).

Nous remercions particulièrement Monsieur BABRI Michel, Professeur à l'INP-HB, le Directeur du LARIT et le père de tous. Il est toujours disponible et est à l'écoute de nos préoccupations.

Nous remercions spécialement Monsieur AKA Boko, Professeur à l'UNA qui a été à la base de notre aboutissement. C'est lui qui nous a rendu possible notre inscription au MASTER et nous a conduit au LARIT.

Nous tenons à remercier tous nos encadrants pour la mise en place de mécanisme permettant le bon fonctionnement du LARIT et pour leurs conseils avisés lors des réunions et séances de travail.

Merci à tous les membres du LARIT : Docteurs, doctorants et stagiaires de MASTER en particulier monsieur YAO Kassi Benoît pour leur soutien. Nous encourageons tous les doctorants à s'armer de courage pour atteindre leur objectif.

Nous adressons nos sincères remerciements aux membres de l'équipe SISE du LARIT en particulier nos devanciers : Dr. ATIAMPO Kodjo Armand et Dr. PANDRY Koffi Ghislain pour leur promptitude et leur accompagnement tout au long de ces années d'épreuves.

Nos remercions les membres de notre famille, nos amis KOUASSI Kobri Raoul et AMAN Salomon François pour leurs prières et leurs apports de tout genre.

# Résumé

La surbrillance spéculaire est omniprésente dans tous les domaines de l'imagerie. Sa présence constitue parfois une information perturbatrice. Sa suppression est alors nécessaire et passe par sa détection et la reconstitution de l'arrière-plan de l'image. Les dégradés observés à l'approche des frontières des zones de surbrillance rendent difficile la précision de la détection et partant, la qualité de la reconstitution de l'arrière-plan. L'objectif de cette thèse est de supprimer cette surbrillance tout en conservant l'information se trouvant dans son arrière-plan. Pour cela, nos travaux s'apparentent aux approches basées sur l'exploitation d'une seule image. Celles-ci détectent d'abord les zones de surbrillance puis s'en servent dans la phase de reconstitution.

Nous proposons dans un premier temps un algorithme de détection fondé sur la détermination d'un seuil en considérant les deux régions d'une zone de surbrillance : la région homogène et les dégradés. Cet algorithme utilise comme point d'entrée, la composante  $L^*$  de l'espace CIELAB de l'image à traiter et repose sur l'application de la fonction exponentielle normalisée qui conduit au seuillage de l'image en pixels de surbrillance ou non. Nous avons évalué notre approche sur quelques images de synthèse en utilisant les métriques exactitude, précision et sensibilité. Nous avons obtenu respectivement des taux de 89%, 100% et 56% tandis que ceux de la littérature sont de l'ordre de 84%, 100% et 34%.

Ensuite, une approche de reconstitution de l'arrière-plan a été proposée. Elle est une amélioration des techniques d'*inpainting* par motifs qui se fondent sur le calcul d'une fonction de priorité. Cette fonction dépend à la fois d'un terme de données pour la reconstitution des structures et d'un terme de confiance qui permet de restaurer la texture. Son mode de calcul ainsi que la décroissance rapide du terme de confiance affectent les performances de ces techniques. Dans notre approche, nous proposons une nouvelle fonction de priorité basée sur la somme pondérée des termes de confiance et de données et une amélioration de la mise à jour du terme de confiance. Nous suggérons également d'améliorer la reconstitution des structures en exploitant la moyenne des termes de données du patch concerné. Les expérimentations effectuées avec les métriques PSNR et SSIM indiquent une meilleure performance de notre approche comparativement à celle de Criminisi et de Nan.

**Mots-clés** : Surbrillance spéculaire, Algorithme de détection de la surbrillance, Reconstitution d'arrière-plan, Technique d'*inpainting*.

# Abstract

Specular highlight is ubiquitous in all areas of imaging. The presence of specular highlight is sometimes a disruptive source of information. Its removal is then necessary and involves its detection and the reconstruction of the background. The gradations observed at the approach of the borders of the highlighted areas make it difficult to detect accurately and thus to reconstruct the background. The objective of this thesis is to remove this highlight while keeping the information in its background. To do so, our work focuses on approaches based on the exploitation of a single image. These approaches first detect the highlight areas and then use them in the reconstruction phase.

We first propose a detection algorithm based on the determination of a threshold by considering the two regions of a highlight area: the homogeneous region and the gradations. This algorithm uses as an entry point the  $L^*$  component of the CIELAB space of the image to be processed and is based on the application of the normalized exponential function which leads to the thresholding of the image in pixels with or without highlight. We evaluated our approach by exploiting the metrics: accuracy, precision and sensitivity on a few synthetic images. We obtained rates of 89%, 100% and 56% respectively, while those in the literature are of the order of 84%, 100% and 34%.

Next, a background reconstruction approach was proposed. It is an improvement of inpainting techniques based on the calculation of a priority function. This function depends on both a data term for the reconstruction of the structures and a confidence term that allows the texture to be restored. The way it is computed, and the rapid decay of the confidence term affect the performance of these techniques. In our approach, we propose a new priority function based on the weighted sum of the confidence and data terms and an improvement of the updating of the confidence term. We also suggest improving the reconstruction of structures by exploiting the mean of the data terms of the concerned patch. Experiments with the PSNR and SSIM metrics indicate a better performance of our approach compared to that of Criminisi et al and Nan et al.

**Keywords:** Specular highlight, Highlight detection algorithm, Background reconstruction, Inpainting technique.



# Table des matières

Dédicaces .....	i
Remerciements .....	ii
Résumé .....	iv
Abstract .....	vi
Table des matières .....	vii
Liste des figures .....	xii
Liste des tableaux .....	xvi
Acronymes .....	xvii
Introduction Générale.....	1
Contexte et motivations.....	1
Objectifs et contributions .....	3
Organisation du manuscrit .....	4
Liste des publications et congrès scientifiques.....	4
CHAPITRE 1 : DE LA LUMIERE A LA SURBRILLANCE SPECULAIRE .....	6
Introduction .....	7
1.1 Notion de lumière .....	7
1.1.1 Sources lumineuses .....	9
1.1.1.1 Sources à spectre continu.....	9
1.1.1.2 Sources à spectre discontinu .....	10
1.1.1.3 Sources à spectre mixte.....	11
1.1.2 Grandeurs radiométriques .....	11
1.1.2.1 Flux énergétique.....	11
1.1.2.2 Intensité énergétique .....	11

1.1.2.3	Irradiance et exitance .....	12
1.1.2.4	Radiance.....	12
1.1.3	Grandeurs photométriques .....	13
1.1.3.1	Flux lumineux .....	14
1.1.3.2	Relations entre grandeurs.....	15
1.2	Interaction lumière-matière .....	16
1.2.1	Réfraction .....	16
1.2.2	Transmission .....	17
1.2.3	Absorption.....	17
1.2.4	Réflexion .....	18
1.2.4.1	Réflexion spéculaire.....	18
1.2.4.2	Réflexion diffuse ou diffusion .....	18
1.2.4.3	Réflexion mixte.....	19
1.2.4.4	Facteur de réflectance spectrale d'une surface .....	19
1.3	Rendu d'une scène à travers une image.....	20
1.3.1	Surbrillance spéculaire .....	21
1.3.2	Caractéristiques de la surbrillance spéculaire .....	22
1.3.3	Impact de la présence de la surbrillance.....	23
	Conclusion.....	23
<b>CHAPITRE 2 : METHODES DE SUPPRESSION DE LA SURBRILLANCE SPECULAIRE</b>		
	.....	25
	Introduction .....	26
2.1	Méthodes de détection de la surbrillance spéculaire .....	27
2.1.1	Utilisation de l'espace RVB.....	29
2.1.2	Usage de l'espace TSV .....	31
2.1.3	Autres espaces colorimétriques .....	36
2.2	Méthodes de suppression basées sur plusieurs images.....	38

2.2.1	Méthodes basées sur les changements d'angles de vue .....	39
2.2.2	Méthodes basées sur le changement de position de la source lumineuse .....	40
2.2.3	Méthodes basées sur la mobilité dans une scène.....	40
2.2.4	Méthodes basées sur les conditions d'éclairage variable .....	41
2.3	Méthodes de suppression basées sur une seule image.....	42
2.3.1	Séparation diffuse-spéculaire .....	42
2.3.2	Reconstitution d'arrière-plan à partir la technique d' <i>inpainting</i> .....	45
2.3.2.1	Principe de l' <i>inpainting</i> .....	45
2.3.2.2	Etapas de l' <i>inpainting</i> .....	46
2.3.2.3	Critères qualitatifs d'un algorithme d' <i>inpainting</i> .....	47
2.3.2.4	Méthodes basées sur la diffusion .....	48
2.3.2.5	Méthodes basées sur les motifs.....	50
2.4	Comparaison des techniques de suppression de la surbrillance spéculaire .....	52
2.4.1	Comparaison multi-images et mono-image .....	52
2.4.2	Comparaison des méthodes mono-image.....	53
	Conclusion.....	55
CHAPITRE 3 : NOUVEL ALGORITHME DE DETECTION DE LA SURBRILLANCE SPECULAIRE DANS UNE IMAGE UNIQUE .....		57
Introduction .....		58
3.1	Principe général .....	58
3.2	Choix de l'espace et sélection du canal colorimétrique.....	62
3.3	Processus de seuillage .....	65
3.3.1	Duplication de l'image .....	67
3.3.2	Application de la fonction exponentielle .....	67
3.3.3	Annihilation de l'effet de surbrillance .....	68
3.3.4	Pseudo-détection des pixels de surbrillance résiduels.....	70
3.3.5	Détermination du seuil et seuillage .....	71

3.4	Résultats et évaluations expérimentaux.....	72
3.4.1	Evaluation quantitative.....	73
3.4.1.1	Choix des images .....	73
3.4.1.2	Métriques d'évaluation et choix des méthodes.....	74
3.4.1.3	Résultats de l'évaluation quantitative .....	76
3.4.2	Evaluation qualitative.....	78
3.4.2.1	Choix des images .....	78
3.4.2.2	Démarche et résultats .....	78
	Conclusion.....	82
CHAPITRE 4 : NOUVEL ALGORITHME D'INPAINTING BASE SUR LES MOTIFS ....		83
	Introduction .....	84
4.1	Algorithme de Criminisi.....	85
4.1.1	Calcul des priorités et sélection du patch prioritaire .....	86
4.1.2	Détermination du meilleur patch de remplissage.....	87
4.1.3	Mise à jour du terme de confiance .....	88
4.2	Nouvel algorithme d' <i>inpainting</i> .....	89
4.2.1	Nouvelles fonctions de priorité et du terme de données .....	90
4.2.2	Amélioration de la mise à jour du terme de confiance.....	91
4.2.2.1	Motivation et description générale de notre méthode.....	91
4.2.2.2	Etapes de l'algorithme de la mise à jour du terme de confiance $C(q)$ .....	93
4.3	Expériences et analyse des résultats .....	94
4.3.1	Choix des paramètres .....	94
4.3.2	Evaluation qualitative.....	100
4.3.3	Evaluation quantitative.....	102
4.3.4	Application à la suppression de la surbrillance.....	109
	Conclusion.....	112
Conclusion Générale et Perspectives .....		113

Références ..... 115

# Liste des figures

Figure 1 Influence de la présence de la surbrillance spéculaire dans un feuillage.....	2
Figure 1.1 – Expérience de Newton sur la lumière en 1666 .....	8
Figure 1.2 – Spectre électromagnétique (Source : (Harouna Seybou, 2016)).....	9
Figure 1.3 – Spectre de rayonnement continu.....	10
Figure 1.4 – (a) Spectre discontinu et (b) spectre d’une source monochromatique.....	10
Figure 1.5 – Spectre de rayonnement mixte.....	11
Figure 1.6 – Intensité émise d’un point de la source.....	12
Figure 1.7 – (a) L’Irradiance et (b) l’Exitance d’une surface élémentaire $dS$ .....	12
Figure 1.8 – La radiance d’une surface élémentaire $dS$ .....	13
Figure 1.9 – Courbes d’efficacité lumineuse de l’œil humain .....	14
Figure 1.10 – Illustration des concepts de luminance (bleu-vert), d’éclairement (orange) et d’émittance (bleu) .....	15
Figure 1.11 – Réfraction de la lumière à l’interface entre l’air d’indice $i_1$ et le milieu de l’objet d’indice $i_2$ .....	17
Figure 1.12 – Transmission de la lumière à travers un milieu transparent ou translucide.....	17
Figure 1.13 – (a) Réflexion spéculaire parfaite et (b) imparfaite.....	18
Figure 1.14 – (a) Diffusion de la lumière par une surface diffuse quelconque et (b) par une surface Lambertienne .....	19
Figure 1.15 – Réflexion par une surface diffuse et brillante .....	19
Figure 1.16 – Interaction Lumière-Matière-Observateur : au contact de la surface, la lumière émise par la source est réfléchi vers l’œil de l’observateur.....	20
Figure 1.17 – Image contenant une zone de surbrillance spéculaire.....	21
Figure 2.1 – (a) Image sursaturée, (b) Image après l’étape de prétraitement.....	27
Figure 2.2 – Correspondance entre l’espace S et l’espace TSV.....	37
Figure 2.3– Scène observée sous différents angles de vue. (a) Vue de gauche, (b) vue du centre, (c) vue de droite.....	38
Figure 2.4 – Scène observée sous différentes positions de la source lumineuse. ....	39
Figure 2.5 – Scène capturée à différents instants. La zone de surbrillance changeant selon la position des personnes.....	39

Figure 2.6 – (a) Scène capturée sans flash, (b) avec flash .....	39
Figure 2.7 – (a) Image contenant une surbrillance spéculaire ; (b) composante diffuse ; (c) composante spéculaire.....	43
Figure 2.8 – Répartition des pixels diffus et spéculaires dans le plan dichromatique .....	43
Figure 2.9 – Image contenant une zone à reconstruire.....	46
Figure 2.10 – Domaine d’image avec une zone masquée. (a) Image originale, (b) Masque .....	47
Figure 2.11 – Présence de flou après inpainting basée sur la diffusion d’une grande zone. (a) image originale contenant une zone à reconstruire, (b) image reconstruite (Source : (Guillemot and Le Meur, 2014))......	50
Figure 2.12 – Différentes approches de remplissage d’inpainting basée sur les motifs. (a) approche pixel par pixel, (b) approche par portion de patch.....	50
Figure 3.1 – Délimitations d’une zone de surbrillance .....	59
Figure 3.2 – (a) Image originale, (b) Détection des pixels d’intensités élevées, (c) Repêchage des pixels de surbrillance d’intensité plus faible.....	59
Figure 3.3 – Architecture de détection des pixels affectés par la surbrillance.....	61
Figure 3.4 – Représentation des composantes colorimétriques d’une image contenant des zones de surbrillance .....	63
Figure 3.5 – Processus de seuillage.....	66
Figure 3.6 – Représentation de la fonction exponentielle à l’échelle logarithmique.....	67
Figure 3.7 – (a) Image originale contenant des zones de surbrillance, (b) Image résultante après application de l’exponentielle normalisée.....	68
Figure 3.8 – (a) Image obtenue après application de l’exponentielle normalisée, (b) Négatif de l’image.....	69
Figure 3.9 – Image résultant du produit de l’image de la composante $L^*$ et du négatif de l’image obtenue après application de l’exponentielle normalisée.....	70
Figure 3.10 – Résultat obtenu à la suite de la seconde annihilation de l’effet de surbrillance .	71
Figure 3.11 – (a) Image originale contenant des zones de surbrillance, (b) La composante $L^*$ .....	72
Figure 3.12 – Image de référence et images tests .....	74
Figure 3.13 – Images des vraies zones de surbrillance (indice 0). Résultat de Morgand et Tamaazousti (indice 1). Résultats de Wu et Su (indice 2). Nos résultats (indice 3)......	76
Figure 3.14 – Images test pour l’évaluation qualitative.....	79

Figure 3.15 – Résultats de la détection. De gauche à droite, les images originales (indice 0), les résultats de Morgand et Tamaazousti (indice 1), ceux de Wu et Su (indice 2) et nos résultats (indice 3). .....	80
Figure 3.16 – Superposition du négatif des zones détectées et de l’image originale. De gauche à droite, les images originaux (indice 0), les résultats de Morgand et Tamaazousti (indice 1), ceux de Wu et Su (indice 2) ainsi que nos résultats (indice 3).....	81
Figure 4.1 – Principe de base de l’algorithme de Criminisi (Source : (Criminisi et al., 2004)) .....	85
Figure 4.2– Processus de remplissage de patch .....	87
Figure 4.3 – Eléments constituant un patch à restaurer.....	90
Figure 4.4 – Evolution de la mise à jour du terme de confiance $C(p)$ .....	92
Figure 4.5 – Image du Babouin et les résultats de l’inpainting avec les tailles de patch et des coefficients $\alpha$ du terme de confiance.....	95
Figure 4.6 – Représentation des PSNR et SSIM pour différents coefficients $\alpha$ pour des patches de taille 7x7. (a) courbes des PSNR ; (b) courbes des SSIM .....	99
Figure 4.7 – Représentation des PSNR et SSIM pour différents coefficients $\alpha$ pour des patches de taille 9x9. (a) courbes des PSNR ; (b) courbes des SSIM.....	99
Figure 4.8 – Résultat de la restauration de l’image Bungee. (a) image originale ; (b) image à restaurer ;(c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat .....	101
Figure 4.9 – Résultat de la restauration de l’image Rive. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat .....	101
Figure 4.10 – Résultats de la restauration de l’image de synthèse. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat ; (f) valeurs de $C(p)$ ; (g) valeurs de $P(p)$ .....	103
Figure 4.11 – Résultats de la restauration de l’image Champs. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat ; (f) valeurs de $C(p)$ ; (g) valeurs de $P(p)$ .....	104
Figure 4.12 – Résultats de la restauration de l’image Lena. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat ; (f) valeurs de $C(p)$ ; (g) valeurs de $P(p)$ .....	105
Figure 4.13 – Résultats de la restauration de l’image Babouin. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat .....	106
Figure 4.14 – Résultats de la restauration de l’image Pot. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat .....	106



Figure 4.15 – Résultats de la restauration de l’image Fenêtre. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat .....	107
Figure 4.16 – Résultats de la restauration de l’image Piste. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat .....	107
Figure 4.17 – Résultats de la restauration de l’image Forêt. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat .....	108
Figure 4.18 – Résultats de l’image de synthèse 1. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) image masquée ; (d) résultat de Criminisi ; (e) résultat de Nan ; (f) notre résultat .....	110
Figure 4.19 – Résultats de l’image de synthèse 2. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) image masquée ; (d) résultat de Criminisi ; (e) résultat de Nan ; (f) notre résultat .....	110
Figure 4.20 – Résultats de l’image de synthèse 3. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) image masquée ; (d) résultat de Criminisi ; (e) résultat de Nan ; (f) notre résultat .....	111

# Liste des tableaux

Tableau 1.1 – Correspondance grandeurs photométriques et radiométriques .....	16
Tableau 2.1 - Comparaison des méthodes multi-images et mono-image de suppression de la surbrillance spéculaire.....	53
Tableau 2.2 - Comparaison des méthodes mono-image de suppression de la surbrillance spéculaire.....	54
Tableau 3.1 – Evaluation quantitative des différentes méthodes .....	77
Tableau 4.1 – Résultats du PSNR de l’image du babouin pour différentes tailles de patch et pour des coefficients de pondération du terme de confiance variables .....	97
Tableau 4.2 – Résultats du SSIM de l’image du babouin pour différentes tailles de patch et pour des coefficients de pondération du terme de confiance variables .....	97
Tableau 4.3 – Meilleurs résultats des PSNR et SSIM pour des images de texture différentes et pour différentes tailles de patch .....	98
Tableau 4.4 – Comparaisons des Valeurs du PSNR.....	108
Tableau 4.5 – Comparaisons des Valeurs du SSIM.....	109
Tableau 4.6 – Comparaisons des Valeurs de PSNR et SSIM des images de synthèse.....	111

# Acronymes

<b>Terme</b>	<b>Description</b>
BSCB	Bertalmio-Sapiro-Caselles-Bellester
CDD	Curvature Driven Diffusions
CIE	Commission Internationale de l'Eclairage
EDP	Ecole Doctorale Polytechnique
EDPs	Equations aux Dérivées Partielles
F <sub>n</sub>	Faux-négatif
F <sub>p</sub>	Faux-positif
INP-HB	Institut National Polytechnique Félix Houphouët-Boigny
IR	Infrarouge
JSEG	J-image Segmentation
LARIT	Laboratoire de Recherche en Informatique et Télécommunication
LASER	Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation
MRD	Modèle de Réflexion Dichromatique
MSE	Mean Square Error
MT	Morgand and Tamaazousti
PSNR	Peak Signal-to-Noise Ratio
RA	Réalité Augmentée
RVB	Rouge Vert Bleu
SIF	Système d'Inférence Floue
SISE	Signal, Image et Systèmes Electriques
SSIM	Structural SIMilarity
TSI	Teinte Saturation Intensité
TSV	Teinte Saturation Valeur
TV	Total Variation
UMRI	Unité Mixte de Recherche et d'Innovation
UNA	Université Nangui Abrogoua
UV	Ultra-Violet
V <sub>n</sub>	Vrai-négatif

<b>Terme</b>	<b>Description</b>
Vp	Vrai-positif
WS	Wu and Su

# Introduction Générale

## Contexte et motivations

De nos jours, on parle de plus en plus d'agriculture de précision, de médecine endoscopique, de surveillance robot et bien d'autres termes. Tous ces éléments concourent à améliorer les résultats obtenus manuellement et sujets à l'appréciation humaine. Ces termes ont un point commun qui est la vision par ordinateur. La vision par ordinateur a pour but d'assister l'humain dans son exercice visuel afin d'éviter les erreurs dues aux répétitions excessives de certaines tâches ou les défauts d'interprétation liés à la complexité des scènes. Elle a permis des avancées notables dans divers domaines d'application.

Dans le domaine de la santé, particulièrement en imagerie endoscopique, la vision par ordinateur, permet d'inspecter les anomalies développées sur les organes internes du corps humain et d'effectuer des interventions de précision. En chirurgie cardiaque, elle a connu d'énormes progrès au fil des années et a gagné en popularité par rapport aux interventions cardiaques classiques. Elle offre de nombreux avantages aux patients et aux chirurgiens car elle permet à ces derniers d'effectuer des tâches délicates sur le cœur en activité, évitant ainsi les risques associés à un arrêt cardiaque [1]. Cependant, il y a une nécessité d'apporter de la lumière afin de rendre visibles les différents organes. Cela conduit inévitablement à la réflexion de la lumière vive apparaissant sur certaines surfaces des organes. Cette lumière vive est connue sous le nom de la surbrillance spéculaire et constitue une source perturbatrice occluant partiellement le champ visuel lors des interprétations et des interventions.

En imagerie agricole, la vision par ordinateur permet de détecter les fleurs naissantes afin de prédire les futures récoltes. Elle permet, par ailleurs, de compter et de récolter les fruits. Elle a aussi pour rôle de diagnostiquer les pathologies dans le but de les détecter de façon précoce. Cependant, la complexité de la scène : feuilles chevauchantes, présence de l'ombre et de la surbrillance spéculaire rendent difficile les tâches de détection, de comptage, de récolte et de diagnostic. Les défauts liés à la présence de la surbrillance spéculaire ont un fort impact. En effet, les zones de surbrillance se présentent sous la forme de régions blanches et peuvent être confondues à des fleurs naissantes qui sont généralement de couleur blanchâtre (figure 1a). La

présence de la surbrillance spéculaire peut aussi causer l'impossibilité d'exploiter une image (figure 1b).



Figure 1.1 Influence de la présence de la surbrillance spéculaire dans un feuillage

Les différentes situations montrent que dans bien des cas, la présence de la surbrillance spéculaire peut constituer une source perturbatrice de l'information. Ainsi pour atteindre l'objectif de précision de la vision par ordinateur, il est nécessaire d'effectuer un prétraitement afin d'obtenir des images exploitables par les spécialistes ou les robots. Ce prétraitement passe par la suppression de la surbrillance spéculaire dans les images.

Dans le but de supprimer la surbrillance spéculaire pour une meilleure exploitation de l'information qui s'y trouve, deux catégories de méthodes ont été développées. Il s'agit des méthodes utilisant plusieurs images et celles exploitant une seule image.

La première catégorie se sert des images d'une même scène capturées à des instants différents en changeant soit l'angle de vue, soit la position de la source lumineuse ou encore les conditions d'éclairage pour rechercher les zones de changement. Pour une zone présentant un changement d'intensités, la suppression de la surbrillance consiste à ne retenir que l'image dont les intensités sont les plus faibles. Toutefois, dans un environnement dynamique comme l'acquisition d'images d'un feuillage en milieu naturel ou celle d'un cœur en activité, il est difficile voire quasi-impossible de faire correspondre deux images d'une même scène prises à des instants différents. Ainsi cette catégorie n'est pas toujours efficace. Un problème de détection peut aussi se poser. En effet, lorsque deux images présentent des zones de surbrillance chevauchantes, les régions communes à ces zones ne sont pas détectées comme affectées par la surbrillance.

La seconde catégorie repose sur les propriétés statistiques de l'image ainsi que les caractéristiques de la surbrillance spéculaire. La suppression de la surbrillance spéculaire, à ce niveau, s'opère en deux phases que sont : la détection et la reconstitution de l'arrière-plan. Ici, la qualité de la reconstitution est fonction du résultat de la détection. Cette dernière consiste à rechercher les pixels ayant les intensités les plus élevées dans l'image. Cependant, la présence de dégradés dans les zones de surbrillance rend difficile et peu précise la tâche de détection. Une autre faiblesse de cette catégorie, relative au choix de la méthode de reconstitution de l'arrière-plan, dépend généralement de la taille de la zone à reconstituer. En effet, la reconstitution des surfaces de grande taille ou texturées constitue une limitation pour les algorithmes.

Ainsi le problème à résoudre, commun aux deux catégories est : comment supprimer la surbrillance spéculaire tout en la détectant au mieux et en restaurant l'information se trouvant en arrière-plan. Cette suppression ne doit tenir compte d'aucune hypothèse émise ni sur la taille de la zone à reconstituer ni sur les conditions d'acquisition.

### **Objectifs et contributions**

Notre objectif dans cette thèse est donc d'améliorer la précision de la reconstitution de l'arrière-plan des régions affectées par la surbrillance en se basant uniquement sur une image. Cela passe par :

- (1) Proposer une méthode de détection de la surbrillance spéculaire capable de :
  - (a) Détecter toutes les zones de surbrillance ;
  - (b) Détecter les zones de surbrillance avec précision : faire correspondre les contours détectés, des contours réels ;
- (2) Proposer une méthode capable de supprimer la surbrillance spéculaire en se basant sur le résultat de la détection et en reconstituant au mieux l'arrière-plan.

Les contributions de cette thèse sont :

- (1) Concernant la détection de la surbrillance spéculaire :
  - (a) Sélection d'un canal colorimétrique contenant uniquement que l'information de la luminosité et permettant une meilleure détection des pixels de surbrillance ;

(b) Proposition d'un algorithme de détection automatique des pixels de la zone de surbrillance en se basant sur leur degré de brillance.

(2) Concernant la reconstitution de l'arrière-plan des zones de surbrillance :

Proposition d'une nouvelle méthode de restauration (d'*inpainting*) des zones endommagées par la surbrillance en se servant des informations des pixels du voisinage non affectés par la surbrillance.

## **Organisation du manuscrit**

Cette thèse est constituée de quatre chapitres précédés par une introduction générale et suivis par une conclusion générale se terminant par des perspectives.

L'introduction générale donne le contexte, les motivations, la problématique, l'objectif et les contributions de cette thèse.

Le chapitre 1 présente les généralités sur la surbrillance spéculaire. Il retrace l'origine de surbrillance en partant de lumière à la réflexion spéculaire en passant par l'interaction entre la lumière et la matière.

Le chapitre 2 porte sur l'état de l'art des méthodes de détection et de suppression de la surbrillance spéculaire. Les différentes techniques présentées dans ce chapitre ont permis d'orienter le choix de nos approches.

Le chapitre 3 est consacré à notre première contribution qui consiste à proposer une méthode de détection capable de détecter au mieux les zones de surbrillance.

Le chapitre 4 concerne notre seconde contribution qui est une amélioration des méthodes d'*inpainting* basées sur les motifs pour la restauration des zones endommagées.

La conclusion générale est un récapitulatif des travaux effectués. Elle conduit aux perspectives de cette thèse.

## **Liste des publications et congrès scientifiques**

Les travaux réalisés au cours de cette thèse ont permis de publier deux (2) articles scientifiques :



**Nouho Ouattara**, Georges Laussane Loum, Ghislain Koffi Pandry, and Atiampo Kodjo Atiampo, ‘A New Image inpainting Approach based on Criminisi Algorithm’, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 10, no. 6, 2019;

<https://thesai.org/Publications/Archives?code=IJACSA>

**Nouho Ouattara**, Atiampo Kodjo Atiampo, Ghislain Koffi Pandry, and Georges Laussane Loum, ‘A new thresholding method based on the exponential function for specular highlight detection’, *Proceedings of the IASTED International Conference, Modelling, Simulation and Identification (MSI 2018)*, July 16 - 17, 2018 Calgary, Canada;

<https://www.iasted.org/conferences/pastinfo-857.html>

et un (1) congrès scientifique :

**Nouho Ouattara**, Ghislain Koffi Pandry et Georges Laussane Loum, ‘Nouvelle méthode de détection de la surbrillance dans les images naturelles’, *3èmes Journées Scientifiques (JSDC-3) du CAMES*, Décembre 2017.

<http://construction.lecames.org/wp-content/uploads/2019/08/Actes-JSDC-3.pdf>

Nous avons également participé à la rédaction d’un (1) article :

Ghislain Koffi Pandry, Georges Laussane Loum, and **Nouho Ouattara**, ‘Adaptation of Telegraph Diffusion Equation for Noise Reduction on Images’, *International Journal of Image and Graphics*, vol. 17, no. 02, p. 1750010, Apr. 2017.

<http://www.worldscientific.com/worldscinet/ijig>

# CHAPITRE 1 : DE LA LUMIERE A LA SURBRILLANCE SPECULAIRE

## Sommaire

Introduction .....	7
1.1 Notion de lumière .....	7
1.1.1 Sources lumineuses .....	9
1.1.2 Grandeurs radiométriques .....	11
1.1.3 Grandeurs photométriques .....	13
1.2 Interaction lumière-matière .....	16
1.2.1 Réfraction .....	16
1.2.2 Transmission .....	17
1.2.3 Absorption.....	17
1.2.4 Réflexion .....	18
1.3 Rendu d'une scène à travers une image.....	20
1.3.1 Surbrillance spéculaire .....	21
1.3.2 Caractéristiques de la surbrillance spéculaire .....	22
1.3.3 Impact de la présence de la surbrillance.....	23
Conclusion.....	23

### Introduction

Lors de la capture d'une scène, certains phénomènes comme le reflet d'une forte lumière apparaissent dans les images acquises. Ce reflet est connu sous le nom de surbrillance spéculaire lorsqu'il est observé par un récepteur visuel. Afin de comprendre ce phénomène, il est nécessaire d'en connaître les origines ainsi que les caractéristiques. Ce chapitre est consacré à l'étude de la surbrillance spéculaire et se subdivise en trois sections.

La section 1 est dédiée à l'étude des propriétés physiques de la lumière. La section 2 présente les interactions entre la matière et la lumière. Une introduction rigoureuse de la surbrillance spéculaire y est présentée. Enfin dans la section 3, nous présentons les effets de la surbrillance spéculaire lors de l'acquisition de l'image.

### 1.1 Notion de lumière

La lumière est un phénomène complexe. La définition de sa nature a fait l'œuvre d'un consensus dont les débats ont duré plusieurs siècles. De Huygens à Einstein en passant par Maxwell, plusieurs scientifiques ont tenté de déterminer sa nature.

Au XVII<sup>e</sup> siècle, Huygens (1629-1695) a établi pour la première fois une théorie de la lumière. Il définit la lumière comme l'addition de deux perturbations ondulatoires. L'une est magnétique et l'autre électrique. Les deux évoluent dans des plans perpendiculaires.

Dans la même époque, la théorie de Huygens est remise en cause. Newton (1643-1727) définit plutôt la lumière comme un faisceau de particules chargées d'énergie de valeur propre à chaque radiation. C'est la théorie corpusculaire de la lumière.

Dans la seconde moitié du XIX<sup>e</sup> siècle, Maxwell présente l'analogie physique entre corpuscules et ondes. Il définit l'électromagnétisme comme une perturbation qui se propage par une onde et déduit que la lumière est une onde électromagnétique.

Einstein a présenté, en 1905, une nouvelle hypothèse qui considère la lumière comme un ensemble de grains d'énergie se propageant appelés quanta. Ces quanta sont aussi appelés photons. Cette définition n'exclut pas la théorie ondulatoire de la lumière.

En 1924, Louis Broglie (1892-1987), fondateur de la mécanique ondulatoire, a montré que tout corpuscule (particule) se comporte comme une onde.

Ainsi, la lumière est définie comme étant une onde électromagnétique composée de particules sans masse (photons) qui se propagent à la vitesse constante  $c$  dans le vide. Cette vitesse est aussi appelée célérité de la lumière et a une valeur approximative de  $2.998 \times 10^8 \text{m.s}^{-1}$ . Chaque photon possède une énergie qui est proportionnelle à sa fréquence de vibration et est exprimée suivant :

$$e_{\text{photon}} = h\nu \quad (1.1)$$

où  $h \approx 6.626 \times 10^{-34} \text{J.s}$  désigne la constante de Planck et  $\nu = \frac{c}{l}$  est la fréquence de vibration de l'onde  $l$  associée au photon.

La lumière est donc caractérisée par un spectre dont l'énergie est fonction de la longueur d'onde. Isaac Newton a été le premier à analyser ce spectre en se servant d'un prisme de verre pour réaliser son expérience. Il découvrit qu'à la traversée du prisme, la lumière du soleil se décompose en plusieurs couleurs différentes allant du rouge au violet (figure 1.1). Newton a défini sept couleurs pour décrire le spectre solaire bien que celui-ci regorge davantage de couleurs [2]. En effet, plusieurs études ont montré que les couleurs observées par Newton ne concernent qu'une petite portion du spectre de rayonnement du soleil (figure 1.2). Cette portion est appelée spectre visible et correspond à l'intervalle de longueurs d'onde auquel l'œil humain est sensible. La lumière est parfois définie comme étant la partie du rayonnement électromagnétique située dans le spectre visible. Cependant, elle est parfois étendue aux longueurs d'onde du proche Ultra-Violet (UV) et du proche Infra-Rouge (IR).

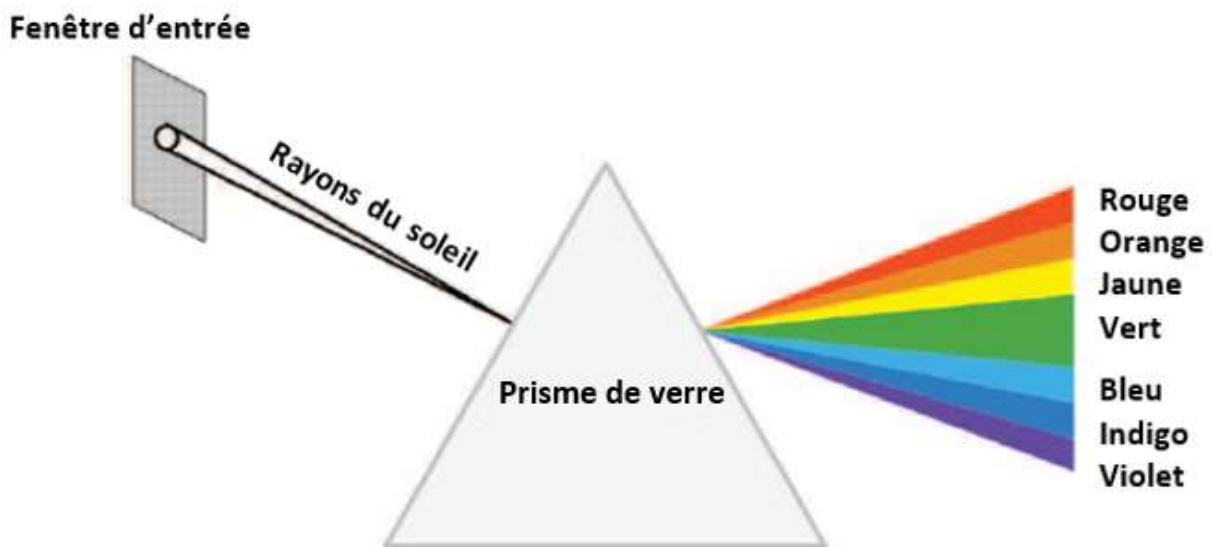


Figure 1.1 – Expérience de Newton sur la lumière en 1666

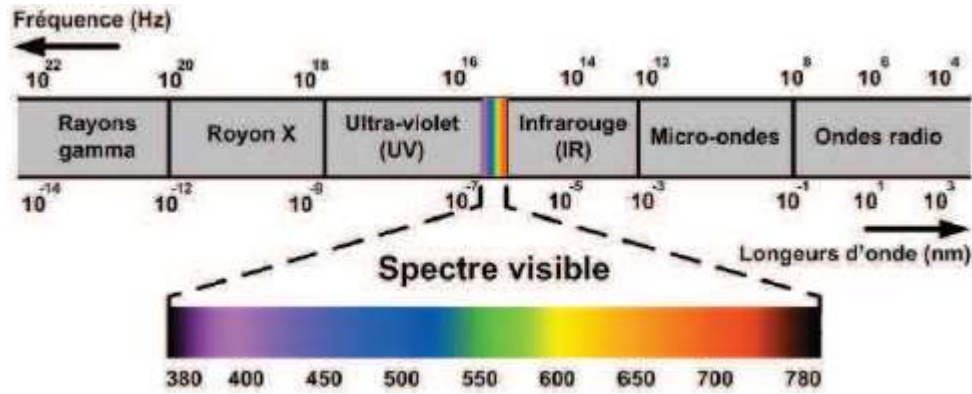


Figure 1.2 – Spectre électromagnétique (Source : [3])

A l’instar du soleil, il existe plusieurs sources lumineuses que nous catégorisons dans la sous-section 1.1.1.

### 1.1.1 Sources lumineuses

Une source lumineuse est désignée par tout corps capable d’émettre de la lumière sous l’effet d’une énergie quelconque. Selon leurs spectres de rayonnement, les sources lumineuses peuvent être classées en trois catégories que sont : les sources à spectre continu, les sources à spectre discret et les sources à spectre mixte.

#### 1.1.1.1 Sources à spectre continu

Une source lumineuse est dite à spectre continu si les ondes électromagnétiques émises par celle-ci ont une répartition énergétique continue dans le spectre visible (figure 1.3). Plus généralement, ces sources émettent de la lumière sous l’effet de la chaleur. Parmi elles, figurent le soleil, les flammes ou encore les lampes à incandescence. Le spectre énergétique des sources à spectre continu peut être assimilé au spectre d’émission d’un corps imaginaire appelé corps noir, porté à la même température. Dans ce cas, cette température est appelée température de couleur de la source ( $T_c$ ).

Ce corps émet un rayonnement électromagnétique avec un spectre qui peut être prédit par l’équation de Planck :

$$e_T(\lambda) = \frac{8\pi hc\lambda^{-5}}{e^{hc/K_B T\lambda} - 1} \quad (1.1)$$

où  $K_B \approx 1.3804 \times 10^{-23} \text{ J/K}$  est la constante de Boltzmann ;  $h = 6,62607015 \times 10^{-34} \text{ J.s}$  est la constante de Planck ;  $c$  est la vitesse de la lumière dans le vide et  $\lambda$  la longueur d’onde.

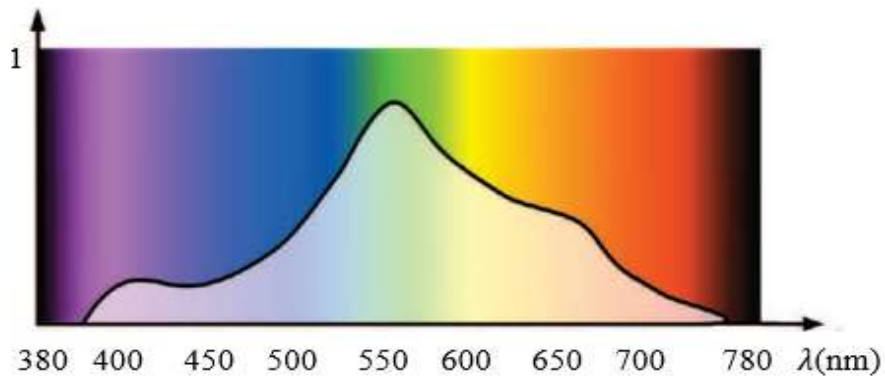


Figure 1.3 – Spectre de rayonnement continu

### 1.1.1.2 Sources à spectre discontinu

Les spectres de rayonnement de ces sources sont localisés dans des intervalles réduits de longueurs d'onde (figure 1.4.a). Cette catégorie de sources lumineuses présente des spectres avec de nombreux trous dans lesquels aucune énergie lumineuse n'est émise. Ces sources correspondent aux lampes à décharge dans un gaz pour lesquelles le spectre de rayonnement dépend des propriétés du gaz utilisé. Dans le cas d'un spectre constitué d'une seule raie, la source est appelée source lumineuse monochromatique (figure 1.4.b). C'est le cas du Laser.

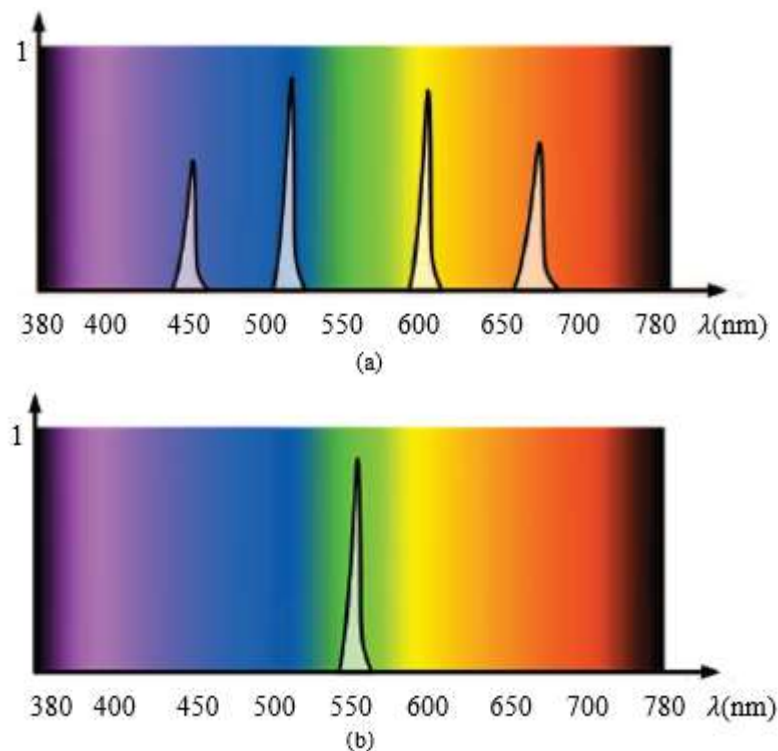


Figure 1.4 – (a) Spectre discontinu et (b) spectre d'une source monochromatique

### 1.1.1.3 Sources à spectre mixte

Ces sources portent à la fois les caractéristiques des sources à spectre continu ainsi que celles des sources à spectre discontinu. Elles ont une répartition énergétique continue dans tout le spectre du visible et présentent des pics d'énergie à certaines longueurs d'onde (figure 1.5). Parmi ces sources, figurent les tubes à néon ou tubes fluorescents.

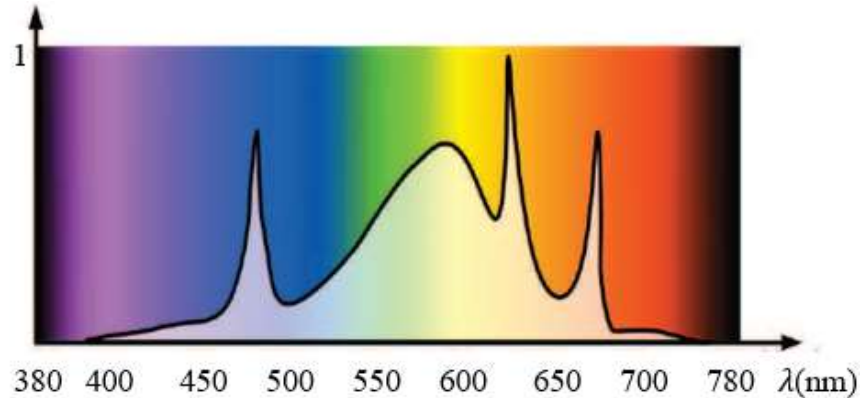


Figure 1.5 – Spectre de rayonnement mixte

## 1.1.2 Grandeurs radiométriques

La radiométrie est la science qui étudie la mesure de l'énergie transportée par les rayonnements dont ceux des ondes électromagnétiques comme la lumière visible. Elle ne prend pas en compte le système visuel humain. Les grandeurs définies en radiométrie permettent de décrire la distribution de l'énergie rayonnée dans le temps et dans l'espace.

### 1.1.2.1 Flux énergétique

Le flux énergétique correspond à la quantité d'énergie rayonnée ( $Q_e$ ) par unité de temps. Il est exprimé en Joules par seconde ( $J \cdot s^{-1}$ ) ou en Watt (W) et est défini comme suit :

$$\phi_e = \frac{dQ_e}{dt} \quad (1.2)$$

### 1.1.2.2 Intensité énergétique

L'intensité énergétique correspond au flux énergétique émis par unité d'angle solide dans une direction d'observation donnée. Elle est définie par :

$$I_e = \frac{d\phi_e}{d\Omega} \quad (1.3)$$

avec  $d\Omega$  désignant un angle solide élémentaire dans la direction d'émission (figure 1.6). Cet

angle solide, exprimé en stéradian (sr), est l'équivalent tridimensionnel du radian. L'intensité a pour unité le Watt par stéradian ( $\text{W}\cdot\text{sr}^{-1}$ ).

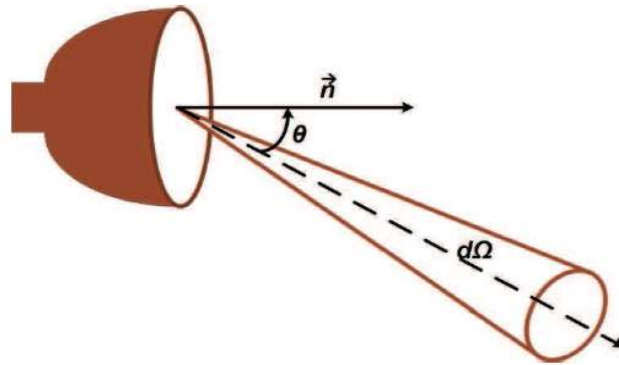


Figure 1.6 – Intensité émise d'un point de la source

### 1.1.2.3 Irradiance et exitance

L'irradiance ( $E_e$ ) décrit la densité du flux reçu par surface élémentaire  $dS$  indépendamment de la direction et de l'angle solide (figure 1.7 a). Son équivalent en émission est l'exitance ( $M_e$ ) (figure 1.7 b). Leur unité est le Watt par mètre carré ( $\text{W}\cdot\text{m}^{-2}$ ) et sont définies respectivement suivant :

$$E_e = \frac{(d\phi_e)_r}{dS} ; M_e = \frac{(d\phi_e)_e}{dS} \quad (1.4)$$

où  $(d\phi_e)_r$  et  $(d\phi_e)_e$  sont respectivement les densités du flux reçu et émis par la surface  $dS$ .

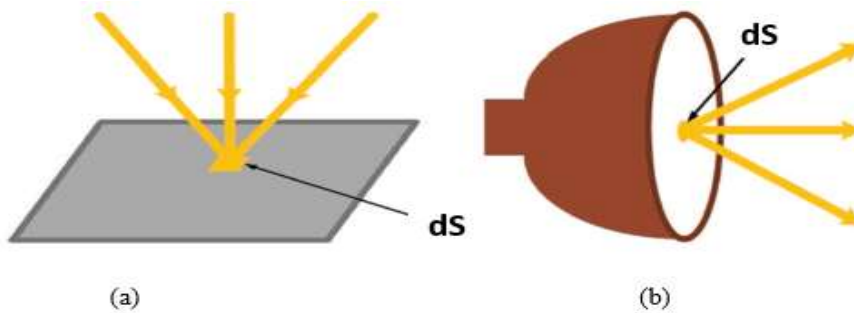


Figure 1.7 – (a) L'Irradiance et (b) l'Exitance d'une surface élémentaire  $dS$

### 1.1.2.4 Radiance

La radiance aussi appelée la luminance énergétique est la densité du flux énergétique reçu ou émis par unité de surface  $dS$  dans un angle solide infinitésimal  $d\Omega$  et une direction d'angle  $\theta$  par rapport à la normale de la surface (figure 1.8). Elle est donnée par :



$$L_e = \frac{d^2\phi_e}{d\Omega dS \cos\theta} \quad (1.5)$$

où  $dS \cos\theta$  est la projection de la surface  $dS$  dans le plan perpendiculaire à la direction de propagation des ondes électromagnétiques. L'unité de la radiance est le Watt par mètre carré par stéradian ( $W.m^{-2}.sr^{-1}$ ). La radiance est la grandeur radiométrique donnant le plus d'informations sur le rayonnement énergétique émis ou reçu par une surface. Toutefois, elle ne permet pas de mesurer la quantité de luminosité perçue par l'œil. Ainsi il est nécessaire de prendre en compte les grandeurs photométriques afin de considérer l'aspect sensoriel du rayonnement électromagnétique.

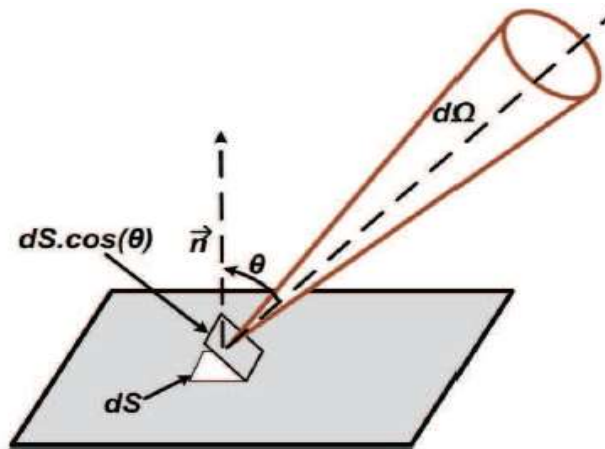


Figure 1.8 – La radiance d'une surface élémentaire  $dS$

### 1.1.3 Grandeurs photométriques

La photométrie est un domaine permettant de mesurer des grandeurs relatives aux rayonnements en se basant sur la sensation visuelle de l'œil humain. Ces grandeurs sont obtenues par pondération des grandeurs radiométriques par la courbe spectrale d'efficacité lumineuse de l'œil humain. En effet, l'œil humain est un organe complexe qui n'a pas la même sensibilité aux différentes longueurs d'onde du spectre visible. Le lecteur désireux d'avoir des informations sur l'anatomie et la physiologie de l'œil humain, pourra se référer au livre de Sève [4].

D'un individu à un autre, la sensibilité de l'œil peut légèrement varier pour une même longueur d'onde. Dans le but de standardiser les mesures photométriques, la Commission Internationale de l'Eclairage (CIE) a effectué des tests psycho-physiques pour déterminer la courbe spectrale d'efficacité lumineuse d'un observateur standard. Ces tests reposent sur la réponse moyenne de plusieurs individus ayant une vision normale. A l'issue de ces tests, il en résulte deux courbes

dont l'une pour la vision photopique (avec la lumière du jour)  $V(\lambda)$  et l'autre pour la vision scotopique (nocturne)  $V'(\lambda)$  (figure 1.9). Les grandeurs photométriques sont donc obtenues en pondérant les grandeurs radiométriques par l'une des courbes d'efficacité lumineuse de l'observateur standard  $V(\lambda)$  et  $V'(\lambda)$  selon le type de vision (photopique ou scotopique).

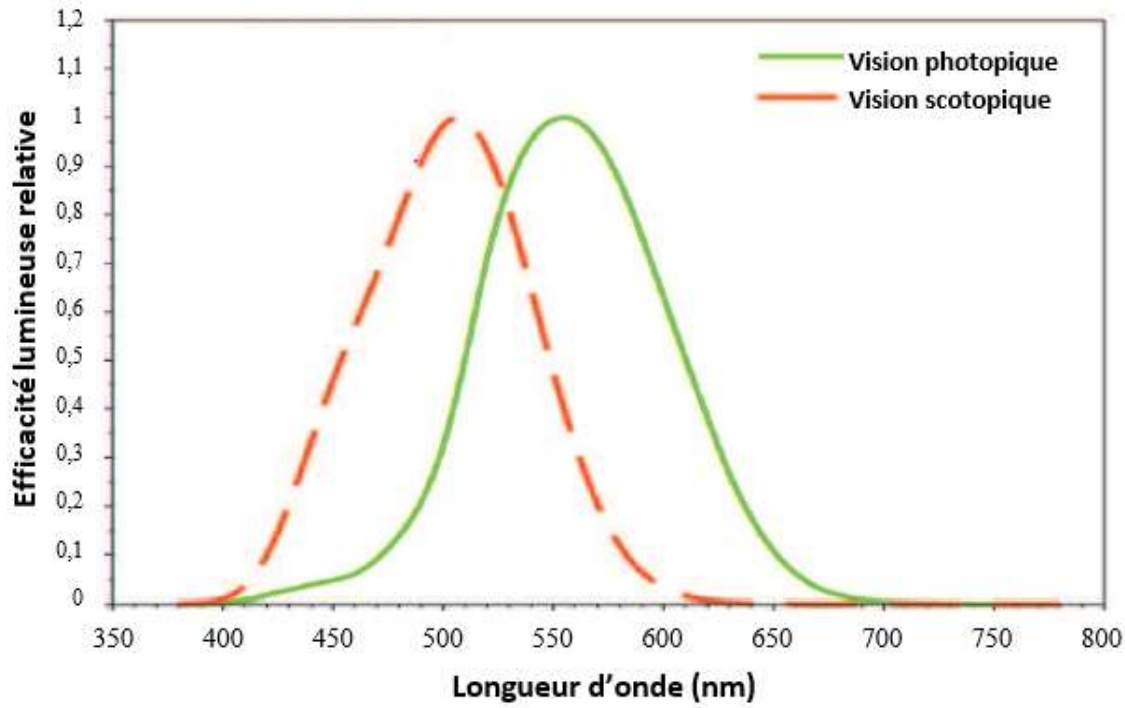


Figure 1.9 – Courbes d'efficacité lumineuse de l'œil humain

Les principales grandeurs de la photométrie sont :

- Le flux lumineux ;
- L'intensité lumineuse ;
- L'éclairement ;
- La luminance.

Pour une meilleure compréhension de ces différentes grandeurs, nous allons tout d'abord définir le flux lumineux car de cette grandeur découle toutes les autres. Par la suite, nous donnerons les relations existantes entre les grandeurs photométriques et montrerons l'analogie entre ces grandeurs et les grandeurs radiométriques.

### 1.1.3.1 Flux lumineux

Le flux lumineux est la résultante du rayonnement d'une source lumineuse dans toutes les directions de l'espace. Il est caractérisé par la sensation lumineuse perçue par l'œil lorsque

celui-ci est pénétré par un faisceau lumineux. Il est noté  $\phi_v$  et son unité est le lumen (lm). Le flux lumineux est obtenu par :

$$\phi_v = K_m \int_{400}^{800} v(\lambda) F(\lambda) d\lambda \quad (1.6)$$

où  $K_m$  et  $v(\lambda)$  sont respectivement l'efficacité lumineuse maximale et l'efficacité lumineuse relative et  $F(\lambda)$  est le flux énergétique.

### 1.1.3.2 Relations entre grandeurs

Dans une direction donnée, le flux lumineux a une certaine intensité lumineuse. Le flux lumineux reçu par une surface placée à une distance donnée de la source lumineuse correspond à l'éclairement. Enfin, une partie de l'éclairement reçu par une surface est renvoyée dans diverses directions. On parle dans ce cas d'émittance. L'éclairement retransmis à l'observateur est appelé la luminance.

Une description récapitulative illustrant la relation entre ces différentes grandeurs est donnée à la figure 1.10.

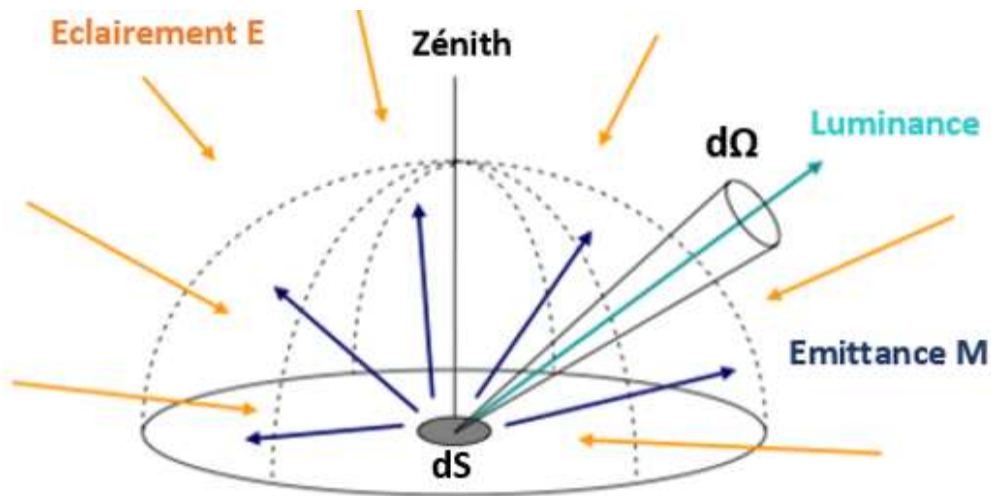


Figure 1.10 – Illustration des concepts de luminance (bleu-vert), d'éclairement (orange) et d'émittance (bleu)

Le tableau 1.1 fournit la correspondance entre les grandeurs photométriques et celles de la radiométrie. Pour désigner les grandeurs radiométriques, l'indice e sera utilisé pour faire référence à "énergétique". Par contre, l'indice v, signifiant "visuel", représentera les grandeurs photométriques.

La référence [5] constitue une bonne source pour tout lecteur voulant plus de détails sur les grandeurs radiométriques et photométriques.

Tableau 1.1 – Correspondance grandeurs photométriques et radiométriques

Radiométrie		Photométrie	
Grandeur	Unité	Grandeur	Unité
Energie rayonnée ( $Q_e$ )	$J$	Energie lumineuse ( $Q_v$ )	$lm.s$
Flux énergétique ( $\phi_e$ )	$J.s^{-1}=W$	Flux lumineux ( $\phi_v$ )	$Lm$
Intensité ( $I_e$ )	$W.sr^{-1}$	Intensité lumineuse ( $I_v$ )	$lm.sr^{-1}=cd$ (candela)
Irradiance ( $E_e$ )	$W.m^{-2}$	Illuminance ou éclairage ( $E_v$ )	$lm.m^{-2}=lx$ (lux)
Exitance ( $M_e$ )	$W.m^{-2}$	Exitance lumineuse ( $M_v$ )	$lm.m^{-2}$
Radiance ( $L_e$ )	$W.m^{-2}.sr^{-1}$	Luminance ( $L_v$ )	$cd.m^{-2}$

## 1.2 Interaction lumière-matière

Lorsqu'une lumière arrive à la surface d'un objet, elle interagit avec la matière qui constitue cet objet. En fonction des propriétés de la matière mais également de la géométrie entre la source lumineuse et la surface, plusieurs types d'interaction sont possibles à savoir la réfraction, la transmission, l'absorption et la réflexion.

### 1.2.1 Réfraction

On parle de réfraction lorsqu'à l'interception d'un objet, la lumière passe d'un milieu d'indice  $i_1$  à un autre milieu d'indice  $i_2 \neq i_1$ . La frontière entre ces deux milieux est la surface de l'objet. Dans ce cas, il y a changement de direction de propagation de la lumière (figure 1.11).

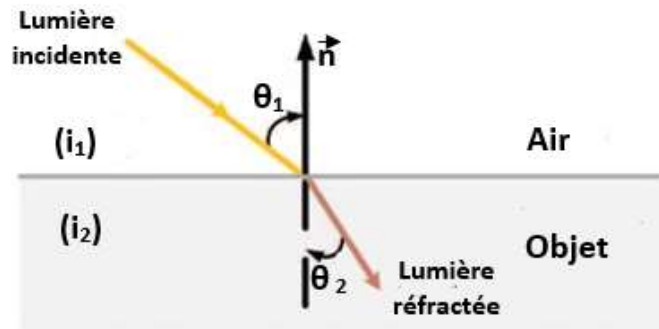


Figure 1.11 – Réfraction de la lumière à l'interface entre l'air d'indice  $i_1$  et le milieu de l'objet d'indice  $i_2$

### 1.2.2 Transmission

On parle de transmission lorsque l'objet qui reçoit la lumière est transparent ou translucide. Dans le cas de la transmission, il y a deux réfractions successives. La première est le passage de la lumière entre le milieu d'indice  $i_1$  et le milieu de l'objet (transparent ou translucide) d'indice  $i_2$ . La seconde est la sortie de la lumière de l'objet (figure 1.12). Le spectre lumineux résultant dépend des propriétés spectrales de réfraction et d'absorption de la matière.

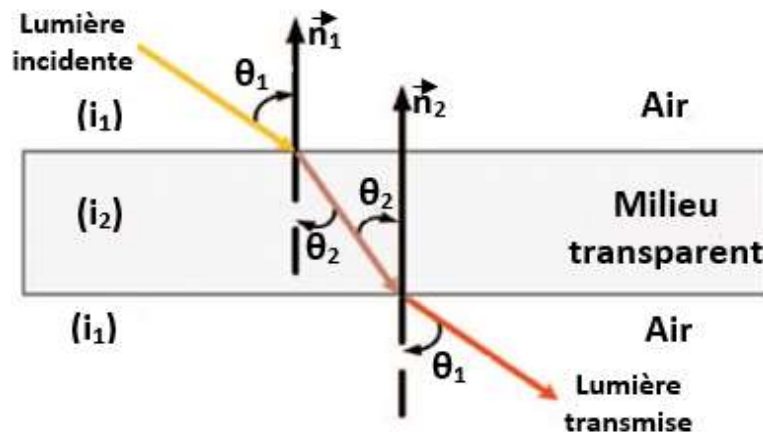


Figure 1.12 – Transmission de la lumière à travers un milieu transparent ou translucide

### 1.2.3 Absorption

Il y a absorption lorsque la matière recevant la lumière incidente, la transforme en chaleur. Cette transformation du spectre lumineux peut être partielle ou totale. L'objet apparaîtra noir dans le cas où la totalité du spectre est absorbée. Dans le cas contraire, c'est-à-dire, lorsque seulement une partie du spectre est absorbée, les longueurs d'ondes restantes (non absorbées) seront soit transmises, soit réfléchies. Le schéma illustratif de la réflexion est présenté dans la section suivante.

### 1.2.4 Réflexion

Lorsqu'un rayon lumineux incident arrive à la surface d'un objet et change brutalement de direction tout en demeurant dans le même milieu d'incidence, on parle de réflexion de la lumière. Dans ce cas, la trajectoire du rayon dévié dépend de la direction d'incidence et des propriétés de la surface. On distingue trois types de réflexion qui sont la réflexion spéculaire, la réflexion diffuse (la diffusion) et la réflexion mixte. Ces différents types de réflexion se présentent sous diverses formes pour l'observateur.

#### 1.2.4.1 Réflexion spéculaire

La réflexion spéculaire est observée lorsque la lumière est réfléchiée dans une direction particulière. L'angle entre cette direction de réflexion et la normale à la surface est identique à celui entre la normale et la lumière incidente (figure 1.13). Si tous les rayons réfléchis sont orientés dans cette même direction, on dit alors qu'il y a réflexion parfaite et la surface est appelée miroir parfait (figure 1.13.a). Lorsque les rayons réfléchis forment un lobe autour de la direction de réflexion, on parle plutôt de réflexion imparfaite. Dans ce cas on parle de lobe spéculaire (figure 1.13.b).

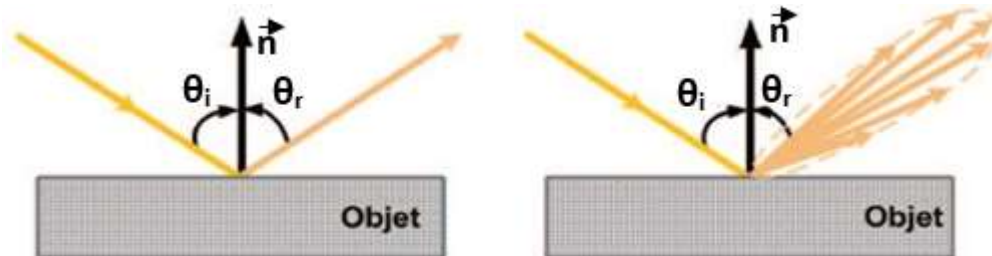


Figure 1.13 – (a) Réflexion spéculaire parfaite et (b) imparfaite

#### 1.2.4.2 Réflexion diffuse ou diffusion

La réflexion est dite diffuse lorsque la lumière incidente est réfléchiée dans toutes les directions (figure 1.14.a). Dans le cas où le flux énergétique de la lumière réfléchiée est identique dans toutes les directions, alors, la surface ayant permis la réflexion est dite Lambertienne (figure 1.14.b). Si de plus, la surface réfléchit toutes les longueurs d'onde de façon identique, alors on parle de diffusion parfaite et la surface est dite diffuseur parfait. Ces diffuseurs parfaits sont souvent utilisés pour mesurer une source lumineuse lorsqu'il est impossible de la mesurer directement.

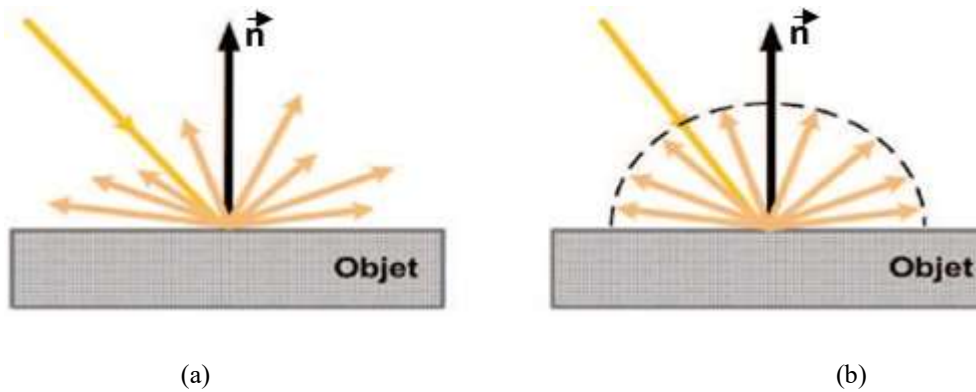


Figure 1.14 – (a) Diffusion de la lumière par une surface diffuse quelconque et (b) par une surface Lambertienne

### 1.2.4.3 Réflexion mixte

La réflexion est dite mixte lorsqu'elle présente à la fois des caractéristiques d'une réflexion diffuse et celles d'une réflexion spéculaire. Dans ce cas, la lumière réfléchi est diffusée dans toutes les directions tout en présentant un lobe spéculaire dans la direction opposée par la normale à la direction d'incidence (figure 1.15). On peut citer comme exemple, le cas des couleurs imprimées sur un papier brillant.

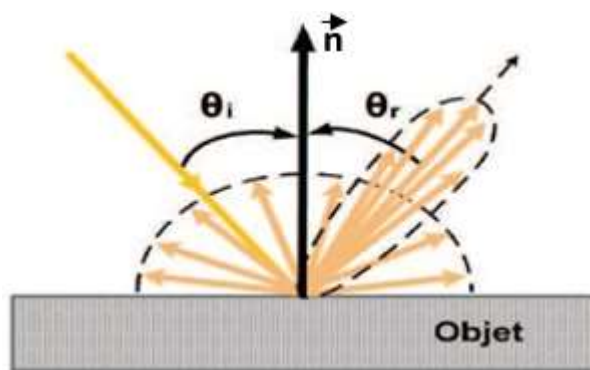


Figure 1.15 – Réflexion par une surface diffuse et brillante

### 1.2.4.4 Facteur de réflectance spectrale d'une surface

Le facteur de réflectance spectrale aussi appelé réflectance spectrale d'une surface est la grandeur permettant de décrire la manière dont cette surface est capable, à partir d'une lumière incidente, d'absorber certaines longueurs d'onde et d'en réfléchir d'autres. La réflectance spectrale permet d'apercevoir la vraie couleur d'un objet lorsque celui-ci est éclairé par une lumière blanche dont le spectre énergétique est constant sur toutes les longueurs d'onde. Aussi, la connaissance de la réflectance spectrale d'un objet permet de déterminer sa couleur sous différents types d'éclairage. Pour une surface Lambertienne, la réflectance spectrale, notée  $R_{\lambda}$ ,

est le rapport entre la radiance spectrale de la lumière réfléchiée par la surface, notée  $L_{r,\lambda}$  et la radiance spectrale de la lumière incidente  $L_{i,\lambda}$ . Elle est définie comme suit :

$$R_\lambda = \frac{L_{r,\lambda}}{L_{i,\lambda}} \quad (1.7)$$

La réflectance spectrale est mesurée à l'aide d'un spectromètre ou d'un spectrophotomètre par intervalles réduits de longueurs d'onde. Elle ne prend pas en compte, dans sa formulation, la géométrie de la surface. Cela s'observe dans l'équation (1.6) qui n'intègre ni la direction de la lumière incidente, ni celle de l'observation. Cependant, la réflectance spectrale est suffisante pour décrire spectralement la couleur d'une surface Lambertienne.

Dans la suite, nous nous intéresserons à la réflexion spéculaire. Toutefois, nous nous limiterons aussi aux sources de lumière blanche et nous montrerons l'impact de la présence de la réflexion spéculaire dans une image.

### 1.3 Rendu d'une scène à travers une image

Une image est la représentation d'une scène sur un support (papier, écran, ...). Elle est obtenue à partir d'un outil de capture visuelle. Elle est le rendu de la lumière réfléchiée par une surface sur un récepteur optique (œil, appareil photo, ...) (figure 1.16).

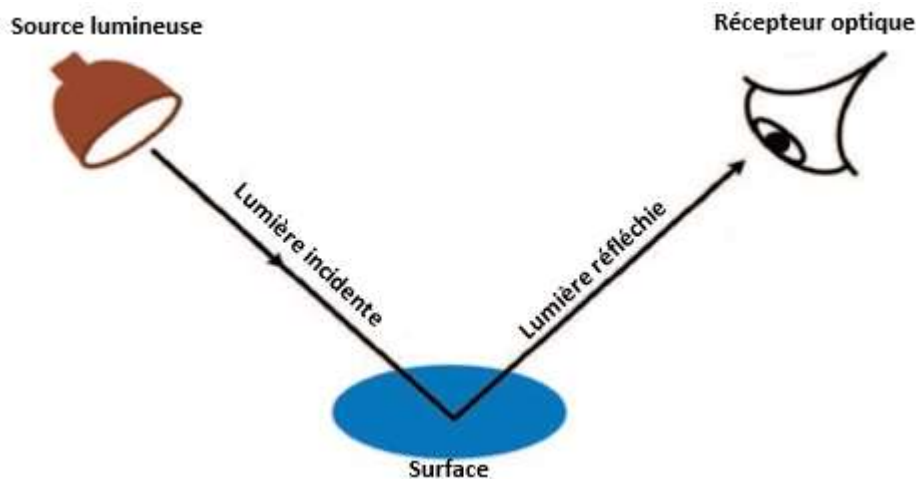


Figure 1.16 – Interaction Lumière-Matière-Observateur : au contact de la surface, la lumière émise par la source est réfléchiée vers l'œil de l'observateur

Dans la figure ci-dessus, le récepteur optique représente l'œil humain ou un appareil d'acquisition visuel (appareil photo, caméra). En fonction de la position du récepteur optique et des caractéristiques des objets appartenant à la scène acquise, les couleurs (réelles) des objets



ou le reflet de toute la lumière incidente peuvent apparaître dans une image. Ainsi, il est possible d'apercevoir soit des zones ombragées, soit des zones normalement rendues (vraies couleurs) ou encore des zones de surbrillance. Comme nous l'avons mentionné dans la section précédente, nous nous contenterons de l'influence de la réflexion spéculaire.

### 1.3.1 Surbrillance spéculaire

Le phénomène photométrique de la réflexion spéculaire est souvent observé dans les images. Dans ce cas, on parle de présence de specularité, de surbrillance spéculaire ou même de surbrillance. La surbrillance spéculaire est un phénomène complexe décrit par sa taille, sa position, sa forme et son intensité. Ces différents éléments sont fortement influencés par le récepteur (position, fonction pose et réponse), la géométrie de la scène, le matériau qui compose cette scène (réflectance et rugosité) et la source de lumière (position, intensité, forme). La surbrillance spéculaire est observée lorsque la lumière est complètement réfléchi sous une forme spéculaire. Elle apparaît sous la forme d'une région brillante et garde généralement la couleur de la source lumineuse sur un objet. La figure 1.17 donne une illustration d'un objet portant une zone de surbrillance.



Figure 1.17 – Image contenant une zone de surbrillance spéculaire

Dans cette figure, la zone de surbrillance se présente sous la forme d'un point blanc.

La surbrillance spéculaire n'est visible que lorsque l'angle formé par la direction de la lumière incidente et normale de la surface est identique à celui formé par la direction du récepteur et la normale de la surface (on parle dans ce cas de demi-angle). Ainsi, une surface réfléchissante de façon spéculaire afficherait un point spéculaire en tant qu'image réfléchi d'une source de lumière parfaitement nette. Toutefois, dans le cas réel, les zones de surbrillance spéculaire présentent généralement des régions de surbrillance floues à l'approche de leur contour (régions

se présentant sous la forme de dégradé). Cela est dû à la présence des micro-facettes sur la surface des objets.

En effet, il est difficile de rencontrer dans le cas réel, des surfaces parfaitement lisses. Ainsi, ces surfaces sont composées de nombreuses très petites facettes qui constituent chacune, un réflecteur spéculaire parfait. Ces micro-facettes ont des normales réparties autour de la normale de la surface approximativement lisse. L'angle de différence entre les normales de ces micro-facettes et la normale de surface lisse est défini par la rugosité de la surface. A l'endroit où la normale de la surface lisse est proche de la direction du demi-angle, de nombreuses micro-facettes pointent dans la direction du demi-angle et le reflet spéculaire est brillant. Au fur et à mesure que l'on s'éloigne du centre de la zone de surbrillance, l'écart entre la direction normale de la surface lisse et la direction du demi-angle s'agrandit ; le nombre de micro-facettes orientées dans la direction du demi-angle diminue, de sorte que l'intensité de la surbrillance chute pour tendre vers zéro.

### 1.3.2 Caractéristiques de la surbrillance spéculaire

Dans une image, la caractérisation d'une zone de surbrillance spéculaire s'effectue à l'aide des intensités lumineuses et de leurs répartitions statistiques. Les zones de surbrillance présentent de façon récurrente les caractéristiques communes qui sont les suivantes [6] :

- des intensités lumineuses élevées : les zones de surbrillance contiennent les pixels ayant les intensités les plus élevées ;
- la couleur de la source : les pixels de la zone de surbrillance portent la couleur de la source lumineuse (en général de couleur blanche) ;
- une décroissance des intensités : les zones de surbrillance sont généralement homogènes dans leur partie centrale et présentent une décroissance d'intensité douce de façon continue en se rapprochant de leurs contours ;
- des contours difficilement identifiables : la décroissance douce des intensités des pixels affectés par la surbrillance entraîne l'apparition de flou aux frontières des zones de surbrillance ; ceci implique la difficulté d'identification des contours des zones de surbrillance ;
- la forme de la source lumineuse : les formes des zones de surbrillance dépendent majoritairement de celle de la source lumineuse qui leur ont donné naissance (en forme de disque ou elliptiques pour les sources lumineuses de forme sphérique) ; cependant

cette caractéristique ne peut être considérée comme intrinsèque aux zones de surbrillance.

- une additivité de composantes : suivant les modèles d'éclairage, la composante spéculaire s'ajoute à celles de l'ambient et du diffus. C'est-à-dire qu'au niveau de chaque pixel, l'intensité perçue, est la somme des trois termes : spéculaire, ambient et diffus. Cependant dans les applications, la composante ambiante n'est pas prise en compte. On se réfère au modèle de réflexion dichromatique (MRD) [7] qui ne considère que les termes spéculaire et diffuse.

### 1.3.3 Impact de la présence de la surbrillance

La surbrillance sature souvent la réponse de la caméra et sa présence a un double impact sur le reste de l'image. En effet, la surbrillance peut être considérée comme une source de détermination des primitives utiles. La présence de surbrillance dans une image donne des informations supplémentaires sur la profondeur de la scène [8], [9]. Elle peut améliorer la localisation de la caméra [10], [11], [12], la reconstruction 3D [13] et l'analyse des matériaux de la scène [14], [15], [16]. En Réalité Augmentée (RA) et en infographie, la surbrillance est capable d'améliorer significativement la qualité du rendu [13], [17], [18], [19], [20], [21]. Enfin, la présence de la surbrillance joue un rôle clé dans la perception 3D des scènes par le cerveau humain [22]. Son avantage se limite sur le plan global (compréhension générale de la scène) et non sur les détails surfaciques pouvant contenir des informations des différentes anomalies qu'ont subi les constituants de la scène.

Cependant, le fort changement d'intensité d'image qu'induit la présence de la surbrillance spéculaire peut perturber les algorithmes de vision par ordinateur tels que la localisation, la reconnaissance d'objets, le suivi, la reconstruction 3D des caméras, l'imagerie médicale, etc. Dans ces cas, la surbrillance est vue comme une source de perturbations induisant des valeurs aberrantes à l'interprétation de la scène. La surbrillance constitue donc un obstacle pour la perception des informations se trouvant dans l'arrière-plan des régions affectées par celle-ci. Ces informations peuvent se révéler utiles, par exemple, dans la détection des pathologies végétales ou animales.

## Conclusion

A la suite de l'interaction entre la lumière et la matière ayant donné naissance à la réflexion de la lumière, il s'en suit une autre interaction entre la matière et le récepteur visuel. Selon la nature

de la réflexion, le récepteur perçoit les vraies couleurs des objets (réflexion diffuse) ou le reflet de la lumière (réflexion spéculaire). Les régions de surbrillance apparaissent à l'observateur, seulement lorsque l'observateur se trouve dans la direction de la lumière réfléchie.

Plusieurs caractéristiques ont été définies pour décrire une zone de surbrillance. Parmi celles-ci, figure la présence du flou à l'approche de ses contours ; ce qui rend difficile la détermination de certaines régions de cette zone de surbrillance.

La présence de la surbrillance spéculaire a deux effets possibles pour la compréhension de la scène. La surbrillance permet de percevoir les informations en 3D comme la profondeur de la scène (effet positif). Elle constitue aussi, une information (bruit) perturbant l'interprétation du contenu des surfaces de la scène.

Dans la suite de ce mémoire, nous nous focaliserons sur l'impact négatif de la présence de la surbrillance spéculaire dans une image. L'objectif sera de supprimer cette surbrillance afin de percevoir l'information contenue dans l'arrière-plan de l'image. Pour ce faire, nous aborderons dans le chapitre suivant, les travaux existants qui ont abordé le problème de la suppression de la surbrillance spéculaire.

# CHAPITRE 2 :

## METHODES DE SUPPRESSION DE LA SURBRILLANCE SPECULAIRE

### Sommaire

Introduction .....	26
2.1 Méthodes de détection de la surbrillance spéculaire .....	27
2.1.1 Utilisation de l'espace RVB.....	29
2.1.2 Usage de l'espace TSV .....	31
2.1.3 Autres espaces colorimétriques .....	36
2.2 Méthodes de suppression basées sur plusieurs images.....	38
2.2.1 Méthodes basées sur les changements d'angles de vue .....	39
2.2.2 Méthodes basées sur le changement de position de la source lumineuse .....	40
2.2.3 Méthodes basées sur la mobilité dans une scène.....	40
2.2.4 Méthodes basées sur les conditions d'éclairage variables .....	41
2.3 Méthodes de suppression basées sur une seule image.....	42
2.3.1 Séparation diffuse-spéculaire .....	42
2.3.2 Reconstitution d'arrière-plan à partir la technique d' <i>inpainting</i> .....	45
2.4 Comparaison des techniques de suppression de la surbrillance spéculaire .....	52
2.4.1 Comparaison multi-images et mono-image .....	52
2.4.2 Comparaison des méthodes mono-image.....	53
Conclusion.....	55

### Introduction

La suppression de la surbrillance spéculaire est un processus permettant la transformation d'une image comportant des reflets spéculaires en une image dont les zones spéculaires sont remplacées par l'information se trouvant dans leur arrière-plan. Les techniques de suppression de la surbrillance diffèrent les unes des autres, dans l'information utilisée et dans la façon dont celle-ci est exploitée. Ces techniques comportent deux phases : la détection et la reconstitution de l'arrière-plan, qui peuvent être effectuées soit de manière séquentielle, soit concomitamment dans un processus que nous appellerons méthode détection-reconstitution.

La suppression séquentielle consiste à détecter, dans un premier temps, les zones de surbrillance. Dans le second temps, l'image initiale et la résultante de la phase de détection sont exploitées comme les entrées de la phase de reconstitution. Le rôle de la phase de détection est la binarisation de l'image d'entrée afin de mettre en évidence d'un côté, les régions diffuses et de l'autre, les régions spéculaires. Cette phase est la plus importante car elle conditionne le résultat de la reconstitution. En effet, une mauvaise discrimination des zones de surbrillance aura pour effet, la reconstitution partielle de l'arrière-plan car elle sera fonction des zones de surbrillance résiduelles.

Les techniques de détection-reconstitution exploitent généralement plusieurs images d'une même scène, présentant des différences liées aux conditions d'éclairage, aux angles de vue ou aux positions des sources lumineuses.

Une classification de ces techniques consiste à définir d'une part, les méthodes basées sur l'utilisation de plusieurs images d'une même scène et d'autre part, celles basées sur l'utilisation d'une seule image [23]. Ce chapitre présente les principales méthodes de suppression de la surbrillance selon cette classification.

La section 2.1 présente les différentes méthodes de détection de surbrillance. La section 2.2 décrit les méthodes de suppression de la surbrillance basées sur l'exploitation de plusieurs images. La section 2.3 est dédiée aux méthodes de suppression utilisant une seule image. La section 2.4 est consacrée à la comparaison des différentes techniques de suppression de la surbrillance.

### 2.1 Méthodes de détection de la surbrillance spéculaire

A l'instar des techniques de suppression de la surbrillance, les méthodes de détections se divisent en deux classes : les méthodes basées sur l'exploitation de plusieurs images et celles basées sur l'utilisation d'une seule image. Les méthodes de détection de la surbrillance exploitant plusieurs images se dissocient difficilement de celles de leur suppression. En effet, la phase de détection et celle de la suppression constituent un même processus. Ce processus repose sur le principe de changement dans les images. Les images sont acquises en changeant soit la position de la source lumineuse, soit l'angle de vue, soit les conditions d'éclairage. Une description détaillée sera donnée dans la section dédiée aux méthodes de suppression basées sur l'exploitation de plusieurs images.

Cette section est destinée aux méthodes basées sur l'exploitation d'une image unique. Ces méthodes constituent la première étape du processus séquentiel de suppression de la surbrillance. Elles nécessitent au préalable une transformation des images dans un espace colorimétrique adapté à l'application. Cette transformation est suivie d'un seuillage qui permet de classer les pixels en pixel de surbrillance ou de non-surbrillance. Une étape de prétraitement peut précéder celle de la transformation de l'espace colorimétrique afin d'éliminer le bruit ou les problèmes de sursaturation de l'image [24]. Un exemple d'image sursaturée est donné à la figure 2.1. Dans cette figure, la méthode employée est l'égalisation de l'histogramme. La figure 2.1(a) a subi un prétraitement car elle était inexploitable pour certains algorithmes de détection [24]. Une étape de post-traitement peut être ajoutée afin de corriger les éventuelles erreurs résiduelles de l'étape de segmentation [25].



Figure 2.1 – (a) Image sursaturée, (b) Image après l'étape de prétraitement.

Pour un meilleur traitement de cette information colorimétrique et selon le domaine d'application, plusieurs espaces colorimétriques ont été définis. Ces espaces peuvent être classés en quatre catégories : les espaces primaires, les perceptuels, les luminance-chrominance

et les espaces d'axes indépendants [26]. Les trois dernières catégories reposent sur les espaces primaires que sont l'espace de base RVB ou l'espace XYZ qui lui-même découle d'une transformation linéaire de l'espace RVB. L'espace XYZ est défini comme suit :

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,607 & 0,174 & 0,201 \\ 0,299 & 0,587 & 0,114 \\ 0,000 & 0,066 & 1,117 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ V \\ B \end{pmatrix} \quad (3.1)$$

où

$$Y = 0,299.R + 0,587.V + 0,114.B \quad (3.2)$$

Y représente la composante intensité et les deux autres composantes X et Z contiennent l'information couleur. Cet espace colorimétrique n'est généralement pas directement utilisé. Il sert d'intermédiaire entre l'espace RVB et les autres catégories d'espaces colorimétriques. Cependant, plusieurs espaces comme YIQ, YUV, YCbCr, ..., exploitent directement sa composante intensité Y. Dans ces espaces, cette composante représente la luminosité et les deux autres composantes sont les composantes couleur. Kirati [26] a présenté dans ses travaux, une étude détaillée de la conversion des espaces colorimétriques primaires vers les autres espaces colorimétriques. Il a montré que les espaces provenant d'une transformation linéaire de l'espace RVB comme XYZ, YIQ, YUV et  $I_1I_2I_3$  (espace d'axes indépendants) ont pour problème majeur d'hériter de la corrélation existante entre les composantes de l'espace RVB. Cependant, les espaces colorimétriques nés d'une transformation non-linéaire comme les espaces TSV, TSI, CIELAB ou CIELUV ne présentent pas ce type de problème. Ils permettent une bonne séparation de l'information de la luminosité de celle de la teinte.

Dans le cadre de la recherche des pixels affectés par la surbrillance, seules les composantes contenant la luminosité sont directement exploitées. Ainsi, les trois composantes R, V et B sont exploitées dans l'espace RVB. Au niveau des espaces perceptuels, seules les composantes V et S sont utilisés pour l'espace TSV ou I et S pour l'espace TSI. Pour les espaces de luminance-chrominance, la composante Y des espaces YIQ, YCbCr et YUV est utilisée.

Les sous-sections suivantes présentent les principaux espaces colorimétriques exploités dans la littérature ainsi que les différentes techniques de classification des pixels (pixels de surbrillance ou non). Ces techniques utilisent généralement plusieurs seuils selon le nombre de canaux colorimétriques sélectionnés.



### 2.1.1 Utilisation de l'espace RVB

Le choix de cet espace colorimétrique repose sur le principe que les pixels spéculaires ont les plus fortes intensités et sont généralement de couleur blanchâtre. Lorsqu'un pixel a une couleur qui tend vers le blanc, cela signifie qu'il a des intensités élevées au niveau de chacun des canaux R, V et B. Ainsi, dans plusieurs travaux, trois seuils sont définis dont un par canal colorimétrique. Les pixels spéculaires sont obtenus comme suit :

$$R(x) > S_R \wedge V(x) > S_V \wedge B(x) > S_B \quad (2.1)$$

où  $x$  représente un pixel ;  $R(x)$ ,  $V(x)$  et  $B(x)$  sont les intensités respectives du pixel dans les canaux R, V et B de l'espace RVB ;  $S_i$  est le seuil dans le canal  $i$ . L'opérateur  $\wedge$  est le "et logique". Cela signifie qu'un pixel spéculaire doit avoir dans chaque canal, une intensité supérieure au seuil qui y est défini.

Arnold et al. [25] ont exploité l'espace RVB et une image à niveau de gris dans le cas d'imagerie endoscopique. Ils ont substitué le canal rouge (canal R) de l'espace RVB par l'image à niveaux de gris afin d'éviter l'influence des surfaces de couleur rougeâtre. L'image G à niveaux de gris est obtenue selon l'équation suivante :

$$G = 0,2989.R + 0,5870.V + 0,1140.B \quad (2.2)$$

Le seuil  $S_R$  de l'équation (2.1) devient  $S_G$  et les différents seuils sont calculés comme suit :

$$S_G = T_1 ; S_V = R_{VG} \cdot T_1 ; S_B = R_{BG} \cdot T_1 \quad (2.3)$$

où  $T_1 = 240$  ou  $245$ ,  $R_{VG} = \frac{P_{95}(V)}{P_{95}(G)}$  et  $R_{BG} = \frac{P_{95}(B)}{P_{95}(G)}$  avec  $P_{95}(\cdot)$  correspond aux 95% des intensités de gris dans le canaux B, V et G.

A la suite de cette étape de seuillage, une seconde étape est effectuée pour récupérer les autres pixels affectés par surbrillance ayant des intensités plus faibles qui n'ont pu être détectés lors de la première phase. Cette nouvelle étape repose l'usage d'un filtre médian. Ainsi une nouvelle grandeur est définie pour chaque pixel comme suit :

$$\mathcal{E}_{\max}(x) = \max \left\{ \frac{R(x)}{R^*(x)}, \frac{V(x)}{V^*(x)}, \frac{B(x)}{B^*(x)} \right\} \quad (2.3)$$

avec  $R^*(x)$ ,  $V^*(x)$  et  $B^*(x)$  désignant les intensités respectives du pixel  $x$  dans les canaux R, V et B de l'image filtrée. Ayant constaté un problème lié au contraste, Arnold et al. [25] ont modifié l'équation (2.3) pour améliorer le contraste. La nouvelle équation est la suivante :

$$\tilde{\epsilon}_{\max}(x) = \max \left\{ \tau_R \frac{R(x)}{R^*(x)}, \tau_V \frac{V(x)}{V^*(x)}, \tau_B \frac{B(x)}{B^*(x)} \right\} \quad (2.4)$$

où

$$\tau_i = \left( \frac{\bar{c}_i + s(c_i)}{\bar{c}_i} \right)^{-1}, \quad i \in \{R, V, B\} \quad (2.5)$$

est un coefficient de contraste et  $\bar{c}_i$  et  $s(c_i)$  sont respectivement la moyenne et l'écart-type d'échantillonnage de toutes les intensités de pixels dans le canal de couleur  $i$ .

Les pixels affectés par la surbrillance nouvellement détectés, sont obtenus à partir de :

$$\tilde{\epsilon}_{\max}(x) > T_2 \quad (2.6)$$

avec  $T_2 = 0,95$ .

Par suite un post-traitement est effectué pour supprimer les pixels isolés représentant le bruit et détectés à tort comme des pixels spéculaires. L'opération utilisée à cet effet est l'érosion morphologique. Arnold et al. [25] ont constaté que certaines grandes zones étaient classées à tort comme des régions spéculaires. Pour résoudre ce second problème, ils ont exploité le principe de la décroissance des intensités à l'approche des limites des zones de surbrillance et ont utilisé une opération basée sur le gradient pour les éliminer.

Leur méthode est rapide et fournit de bons résultats en endoscopie vu qu'à ce niveau, les zones spéculaires sont petites tailles. Cependant elle est sensible aux régions blanches et une autre limitation est que leur méthode n'est pas efficace dans le cas des images contenant des grandes zones de surbrillance.

Récemment Alsaleh et al. [27] ont proposé, toujours dans le cadre de l'imagerie endoscopique, d'exploiter la moyenne des trois composantes R, V et B qu'ils représentent par  $I$ . Ils procèdent par deux approches, l'une globale et l'autre locale. L'approche globale repose sur l'estimation de l'écart-type  $\sigma$  et l'intensité maximale  $I_{\max}$  de l'image. L'écart-type est défini par :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (x_j - \mu)^2} \quad (2.7)$$

où  $N$  est le nombre total de pixels dans l'image ;  $x_j$  est la valeur d'un pixel et  $\mu$  est la moyenne des intensités des pixels.

Un pixel  $x$  est classé comme spéculaire, s'il vérifie la condition suivante :

$$I(x) > I_{\max} - \sigma \quad (2.8)$$

Etant donné que tous les pixels ne peuvent être détectés par l'approche globale à cause de la difficulté de détecter les contours des zones de surbrillance, l'approche locale est appliquée afin de repêcher les pixels contours non détectés. Cette approche est basée sur l'usage de gradient et est définie comme suit :

$$|G| = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2} > \beta \quad (2.9)$$

avec  $\beta$ , le seuil de la détection locale. Seuls, les pixels voisins des contours des zones de surbrillance détectées par l'approche globale, sont concernés par cette seconde approche. Une limitation à cette approche est qu'elle ne prend pas en compte la décroissance des intensités aux frontières des zones de surbrillance.

### 2.1.2 Usage de l'espace TSV

Dans cette section, la composante V de l'espace colorimétrique TSV est parfois remplacée par la composante I de l'espace TSI. Les deux composantes jouent le même rôle dans le processus de détection de la surbrillance et ont pour expressions respectives :

$$I = \frac{R + V + B}{3} \text{ et } V_{(TSV)} = \max\{R, V_{(RVB)}, B\} \quad (2.10)$$

où les indices  $TSV$  et  $RVB$  sont utilisés pour préciser la différence entre le V de l'espace TSV et celui de l'espace RVB. Dans la suite, nous noterons indifféremment ces deux composantes. Cependant, leur compréhension sera liée à l'espace sélectionné.

Dans l'espace TSV, un pixel affecté par la surbrillance présente une composante V avec une valeur élevée et une faible saturation S. Ainsi un pixel est dit spéculaire s'il vérifie la condition suivante :

$$I_S < S_S \wedge I_V > S_V \quad (2.11)$$

où  $I_S$ ,  $I_V$  sont les intensités de pixel dans les canaux respectifs S et V de l'espace colorimétrique TSV et  $S_S$ ,  $S_V$  leurs seuils respectifs.

Plusieurs travaux ont exploité ces espaces colorimétriques parce que ce sont des systèmes de couleurs qui s'apparentent mieux au système visuel humain [27], [28], [29], [24], [30], [31].

Zimmerman et Moreno [31], puis plus récemment Alsaleh et al. [27] ont proposé de combiner à la détection de la surbrillance basée sur les composantes S et I de l'espace TSI, le calcul du gradient afin d'améliorer la détection des pixels spéculaires. Leur méthode s'applique aux images cardiologiques. La première phase consiste à exploiter l'histogramme dans chacun des canaux S et I afin de sélectionner les différents seuils. Le calcul du gradient, constituant la seconde phase, permet d'effectuer une recherche locale dans le but d'identifier les pixels contours des zones de surbrillance comme dans [1]. Ceux-ci ont utilisé un détecteur de contours basé sur un système d'inférence floue (SIF). Pour ce faire, ils ont converti l'image en niveau de gris puis l'ont normalisée. Ensuite ils calculent les gradients  $G_x$  et  $G_y$  dans les directions respectives horizontale et verticale. Ces gradients sont utilisés en entrée du SIF dont les règles sont les suivantes :

$$Si \quad G_x(p) = 0 \quad \wedge \quad G_y(p) = 0 \quad \text{alors } p \text{ est un pixel contour} \quad (2.12)$$

$$Si \quad G_x(p) \neq 0 \quad \vee \quad G_y(p) \neq 0 \quad \text{alors } p \text{ ne l'est pas.} \quad (2.13)$$

La limitation commune aux méthodes basées sur l'utilisation du gradient comme détecteur des contours est la non prise en compte des dégradés présents au niveau des contours des zones de surbrillance. Pour pallier cette insuffisance, il est nécessaire de considérer une seconde zone à détecter et non des pixels contours.

Oh et al. [29] ont tenu compte du fait que dans une image, les zones de surbrillance peuvent contenir des pixels ayant des intensités plus faibles que certains pixels non spéculaires, pour proposer une méthode en trois phases. Ils ont appliqué leur méthode aux images de l'endoscopie plus précisément de la coloscopie et ont défini deux types de zones de surbrillance. La première est la zone de surbrillance absolue et la seconde est la zone de surbrillance relative. La première contient les pixels ayant les intensités les plus élevées. La seconde regroupe les pixels de

surbrillance ayant des intensités moins élevées que celle de la zone absolue. C'est la zone des dégradés. L'algorithme de détection des zones de surbrillance est la suivante :

Etape 1 : conversion de l'image RVB en TSV où les valeurs de S et V sont normalisées.

Etape 2 : détection des pixels de la zone de surbrillance absolue. Cette étape consiste à rechercher les pixels ayant les intensités les plus élevées. Les valeurs des seuils  $S_s=0,35$  et  $S_v=0,75$  de l'équation (2.11) sont choisis pour les canaux respectifs S et V. Ainsi un pixel  $i$  appartient à la zone de surbrillance absolue si :

$$S(i) < 0,35 \quad \wedge \quad V(i) > 0,75 \quad (2.14)$$

Etape 3 : recherche des pixels de la zone de surbrillance relative. Cette recherche repose sur la segmentation par région et un seuillage basé sur la boîte à moustaches [32]. La technique de segmentation sélectionnée est la segmentation JSEG proposée par [33]. A la suite de la segmentation, l'équation (2.11) a encore été appliquée mais cette fois, de façon indépendante dans chaque région. La condition ainsi obtenue est la suivante :

$$Si \quad S(i,k) < 0,35 \quad \wedge \quad V(i,k) > S_{v(k)} \quad \wedge \quad i \notin R_{s_a} \quad alors \quad i \in R_{s_r} \quad (2.15)$$

où  $S(i,k)$  et  $V(i,k)$  sont respectivement la saturation S et la valeur V du pixel  $i$  dans la région  $k$ .  $R_{s_a}$  et  $R_{s_r}$  sont les régions de surbrillance absolue et relative respectivement.  $S_{v(k)}$  est le seuil de la composante V dans la région  $k$  et est défini comme suit :

$$S_{v(k)} = Q_3(k) + 1,5 \cdot IQR(k) \quad (2.16)$$

avec  $Q_3(k)$ , le troisième quartile des valeurs V dans la région  $k$  et  $IQR(k)$  l'interquartile obtenu par :

$$IQR(k) = Q_3(k) - Q_1(k) \quad (2.17)$$

$Q_1(k)$  étant le premier quartile des valeurs dans la région  $k$ .

Cette méthode fournit de bons résultats en imagerie endoscopique. En revanche, les seuils constants utilisés pour la détection des zones de surbrillance absolue rendent difficile l'application de la méthode lorsque les conditions d'imagerie changent.

Contrairement aux approches basées sur l'utilisation de plusieurs seuils, Torres et al. [34] et Ortiz et Torres [35] ont proposé d'exploiter un seul seuil pour la détection des pixels affectés par la surbrillance. Ils ont défini un histogramme bidimensionnel appelé diagramme IS. Chaque axe de ce diagramme étant constitué de l'une des composantes I et S de l'espace TSI. Ensuite, ils ont égalisé l'histogramme obtenu dans le but de garder un seuillage constant pour toutes les images. Cela se présente sous la forme d'un masque binaire dans le plan IS où la position des pixels affectés par la surbrillance est prédéfinie. Cette méthode est rapide et peut être précise. Cependant, elle peut entraîner de mauvaises détections dues à l'augmentation du bruit causé par l'égalisation de l'histogramme.

Dans la même veine, Barnea et al. [36] ont exploité le rapport entre la composante V et la composante S de l'espace TSV. Leur méthode est appliquée au domaine agricole dans lequel ils recherchent les fruits mûrs présents dans un feuillage. Ils ont déterminé les pixels candidats à être spéculaires comme suit :

$$\frac{V(x)}{S(x)} > S_{v/s} \quad (2.18)$$

où  $S_{v/s}$  est le seuil défini pour le rapport. Selon leur condition d'expériences, les auteurs ont fixé  $S_{v/s}$  à 0,8. Par la suite, ils ont tenu compte de la nature des fruits ainsi que la distribution des intensités dans les régions de surbrillance pour éliminer certains pixels détectés à tort comme des spéculaires. Leur méthode est appropriée pour leur cadre d'étude mais n'est pas robuste au changement d'environnement.

A l'instar de la méthode proposée par Barnea et al. [36], la majorité des méthodes présentées dans cette section, sont liées à un domaine d'application précis. D'un domaine d'application à un autre, ces techniques ne produisent pas toujours de bons résultats. Ainsi, Morgand et al. [24] ont proposé une méthode générique permettant de surpasser cette limitation.

Leur approche propose de détecter les zones de surbrillance en appliquant les quatre étapes à savoir : le prétraitement, la conversion de l'espace colorimétrique, le seuillage et le post-traitement.

L'étape de prétraitement est destinée à régler le problème de surexposition à la lumière et permet donc de résoudre celui de la saturation dans les images. Pour cela, ont été définis une fonction de luminosité et un algorithme d'amélioration du contraste.

La fonction de luminosité est la suivante :

$$I_{Luminosité} = \sum_{x \in I} \frac{\sqrt{0,241 \cdot x_R^2 + 0,691 \cdot x_V^2 + 0,068 \cdot x_B^2}}{n} \quad (2.19)$$

où  $x_{i, i \in \{R,V,B\}}$  désigne l'intensité du pixel  $x$  dans le canal  $i$  et  $n$  est le nombre de pixels de l'image I dans l'espace RVB.

Dans leurs différentes expériences, les auteurs ont constaté que les images surexposées à la lumière ont un niveau de luminosité (niveau de gris) dépassant 125. Pour régler ce problème, l'algorithme suivant a été élaboré :

Contraste = 1

Si  $I_{luminosité} > 125$  alors

Tant que  $I_{luminosité} > 125$  faire

Contraste  $\leftarrow$  contraste - 0,01 ;

Intensité de pixels  $\leftarrow$  intensité de pixels  $\times$  contraste ;

Calcul de  $I_{luminosité}$  ;

Fin tant que

Fin si

Au sortir de cet algorithme, le contraste de l'image est égalisé. Il s'en suit la conversion RVB en TSV, puis le seuillage est effectué par le biais de l'équation (2.11). Dans leur démarche, le seuil du canal Saturation  $S_s$  est fixé constant car la saturation dépend de la couleur et la luminosité. Ce qui rend son exploitation difficile pour la détection de la surbrillance. Le seuil du canal Valeur  $S_v$  dépend de la fonction de luminosité définie à l'équation (2.19). En effet, en représentant le nuage de points dans le plan formé de la composante  $S_v$  et la fonction de luminosité  $I_{luminosité}$ , une corrélation linéaire entre ces deux grandeurs peut être observée. La relation suivante peut donc être établie :

$$S_v = k_v \cdot I_{luminosité} \quad (2.20)$$

où  $k_v = 2$ .

Dans le cas d'une image d'entrée surexposée à la lumière, le calcul du seuil du canal Valeur  $S_v$ , obtenu à l'équation (2.20) n'est plus valide. Ainsi l'équation (2.11) devient :

$$S(i) < 30 \quad \wedge \quad V(i) > 245 \quad (2.21)$$

$i$  étant un pixel de l'image.

L'égalisation du contraste a certes un impact positif pour la détection de surbrillance, cependant, elle conduit souvent à de fausses détections. En effet, les objets blancs, ayant des intensités élevées, peuvent être facilement détectés après la phase d'égalisation.

La phase de post-traitement permet de séparer les objets blancs des zones de surbrillance. Elle consiste à ne considérer que les zones détectées après le seuillage comme des potentiels zones de surbrillance et à faire varier, le seuil  $S_v$ , de façon progressive. Si l'on observe une décroissance modérée ou nulle de l'aire de la région candidate, alors cette dernière est confirmée comme une zone de surbrillance. Si l'on constate une décroissance abrupte, alors la région candidate a été déclarée à tort comme une zone de surbrillance.

Cette phase de post-traitement discrimine bien les objets blancs des zones de surbrillance. Toutefois, son application reste difficile pour les petites zones car les dégradés y sont très infimes. Une autre limitation est que certaines régions blanches peuvent présenter des dégradés même si cela reste très rare.

Bien que l'espace colorimétrique TSV présente de bons résultats, d'autres espaces ou une combinaison d'espaces ont été exploités dans le même but. Le point suivant présente les différents travaux liés à la conversion de l'espace RVB vers d'autres espaces.

### 2.1.3 Autres espaces colorimétriques

Dans le but de réduire l'exploitation de plusieurs canaux colorimétriques conduisant généralement à la définition de plusieurs seuils, des travaux ont porté sur l'utilisation d'espaces dans lesquels, une seule composante contient l'information liée à la réflexion spéculaire. En effet, plus il y a de seuils définis (un par canal colorimétrique), plus sont importants les erreurs de détection. Un seul seuil mal défini entraîne inévitablement une erreur de détection aux frontières des zones de surbrillance.

Bajcsy et al. [37] ont proposé un espace colorimétrique dénommé l'espace S pour l'analyse de la variation de la couleur des objets. Dans cet espace, il existe trois fonctions de base



orthogonales appelées  $S_0$ ,  $S_1$  et  $S_2$ . La fonction de base  $S_0$  est alignée avec l'orientation du spectre neutre (niveau de gris) dans la gamme du visible et contient les informations liées à la réflexion spéculaire dans l'espace  $S$ . Il existe une analogie entre l'espace TSV et l'espace  $S$  où  $S_0$  représente la luminosité ( $V$ ). La teinte ( $T$ ) est représentée dans le plan  $S_1 - S_2$  formant un angle  $\Phi$  avec  $S_1$ . La saturation ( $S$ ) quant à elle forme un angle  $\theta$  avec  $S_0$  (figure 2.2).

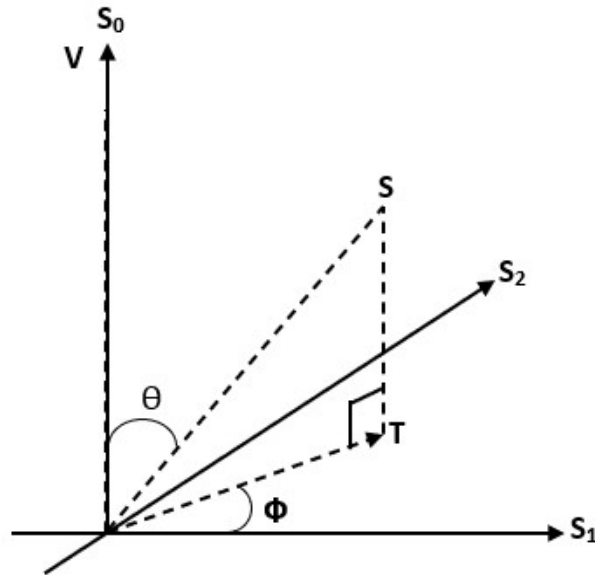


Figure 2.2 – Correspondance entre l'espace  $S$  et l'espace TSV.

Dans cet espace, seule  $S_0$  est exploitée pour la détection des pixels affectés par la surbrillance. Cette méthode fournit des résultats satisfaisants lorsque les objets de la scène se présentent sous la forme de régions homogènes ou lorsque la scène est éclairée par une seule source lumineuse. Dans le cas contraire, la méthode présente des limitations. Mallick et al. [38] ont introduit un espace colorimétrique axé sur les données dénommé espace SUV. Dans cet espace, seule la composante  $S$  contient l'information de la luminosité. Les deux autres canaux  $U$  et  $V$  sont purement diffus.

Stehle [39] a utilisé le canal  $Y$  (luminance) de l'espace  $YUV$  pour la détection. Il a sélectionné la valeur de l'intensité du dernier pic de l'histogramme comme seuil. Tout pixel dont la valeur est supérieure au seuil est un pixel de surbrillance. Cette méthode a montré ses performances dans les images d'endoscopie. Toutefois la configuration de l'histogramme recherchée ne reflète toujours pas l'étendue des zones de surbrillance. Cette approche peut produire des faux positifs comme des faux négatifs. Afin de pallier cette limitation, Wu et Su [40] ont exploité la composante  $Y$  de l'espace  $YIQ$ . Leur approche se présente en trois étapes. La première étape contient la quantification des couleurs et une segmentation basée sur les zones de couleur et de

texture. Le but étant de déterminer les différentes régions pouvant contenir des zones de surbrillance. Pour ce faire, ils utilisent, comme Oh et al. [29], la méthode de segmentation JSEG [33]. La seconde étape est la conversion de l'espace colorimétrique RVB en YIQ. La dernière étape est la phase de seuillage de l'histogramme. Enfin une vérification des intensités est réalisée dans chaque région afin d'éviter la sur-segmentation. Leur approche permet d'obtenir des résultats certes meilleurs que ceux de Stehle [39]. Néanmoins, les limitations liées à l'usage de l'histogramme demeurent.

Une fois détectées, les surbrillances doivent être supprimées. Pour y arriver, la technique d'*inpainting* est couramment utilisée [25], [27], [28], [41], [42]. Cette dernière fera l'objet d'une étude détaillée dans la suite de ce chapitre.

La section suivante est consacrée aux techniques de suppression de la surbrillance basées sur l'exploitation de plusieurs images.

### 2.2 Méthodes de suppression basées sur plusieurs images

La suppression de la surbrillance spéculaire à partir de plusieurs images est un problème lié à la détection des changements dans les images. En effet, lorsque les conditions d'éclairage, l'angle de vue ou la position de la source lumineuse changent, cela a une forte influence sur la configuration des zones de surbrillance spéculaire. Ainsi pour une même scène, une recherche sur les différentes zones de changements est effectuée. Toute zone ayant subi un changement, au cours des différentes prises de vue est comparée avec les zones correspondantes sur les autres images pour retenir la zone présentant le niveau d'intensité le plus faible. L'image résultante de cette opération est l'image diffuse, c'est-à-dire l'image sans surbrillance.

Les techniques présentées dans cette section se subdivisent en quatre catégories correspondant aux cas de figure suivants :

- La source lumineuse et la scène sont fixes, mais l'angle de vue change (figure 2.3) ;

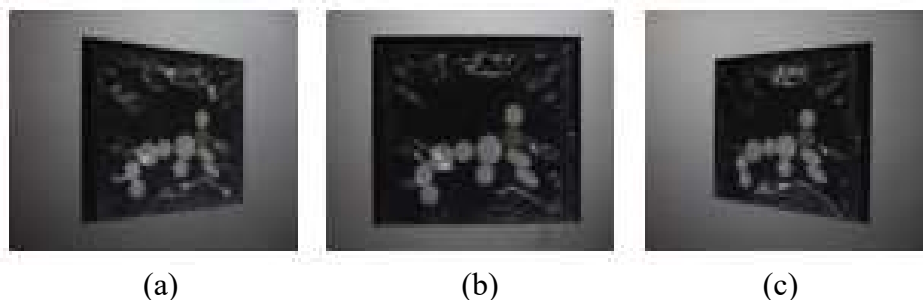


Figure 2.3– Scène observée sous différents angles de vue. (a) Vue de gauche, (b) vue du centre, (c) vue de droite

- L'angle de vue et la scène sont fixes, mais la source lumineuse change de position (figure 2.4) ;



Figure 2.4 – Scène observée sous différentes positions de la source lumineuse.

- La source lumineuse et l'angle de vue sont fixes, mais il y a une mobilité dans la scène (figure 2.5) ;



Figure 2.5 – Scène capturée à différents instants. La zone de surbrillance changeant selon la position des personnes

- La source lumineuse, l'angle de vue et la scène sont fixes, mais les conditions d'éclairage changent.



Figure 2.6 – (a) Scène capturée sans flash, (b) avec flash

### 2.2.1 Méthodes basées sur les changements d'angles de vue

Bajcsy et al. [37] ont proposé l'utilisation de la cohérence lambertienne pour repérer et supprimer les surbrillances spéculaires. Celle-ci stipule que la réflexion lambertienne ne varie pas en luminosité et en contenu spectral avec un changement de l'angle de vue tandis que la réflexion spéculaire modifie le comportement d'une surface. Ils ont défini la distance spectrale comme étant la distance euclidienne entre deux points de couleur dans un espace tridimensionnel. La distance spectrale minimale est calculée pour détecter l'incohérence de

couleur entre deux images d'une même scène prise à des angles de vue différents. Yang et al. [43] ont proposé des méthodes statistiques pour éliminer les surbrillances des images stéréoscopiques. Ils considèrent, dans leur méthode, des régions de surbrillance qui ne se chevauchent pas. Wang et al. [44] ont quant à eux, utilisé trois images provenant de différentes caméras à des positions différentes. Ils ont normalisé les images acquises puis généré une image composée d'intensités moyennes des pixels correspondants. De cette façon, les pixels diffus sont retenus avec une intensité plus élevée tandis que les différentes régions spéculaires sont supprimées. Récemment, Wang et al. [45] ont proposé l'utilisation de la technologie d'imagerie du champ lumineux pour capturer plusieurs vues d'une scène et ont ensuite utilisé cette information pour séparer la composante spéculaire, de la diffuse.

Ces méthodes sont capables de restaurer l'arrière-plan des surfaces obstruées par la surbrillance. Cependant, il est nécessaire de bien positionner les récepteurs visuels afin d'éviter les chevauchements des zones de surbrillance, gage d'une élimination complète de ces surbrillances. Aussi, tout changement de scène nécessite une nouvelle disposition des récepteurs visuels, ce qui rend ces méthodes peu robustes aux changements des conditions d'acquisition des images.

### 2.2.2 Méthodes basées sur le changement de position de la source lumineuse

Sato et Ikeuchi [46] ont introduit l'analyse temporelle de l'espace couleur à l'aide d'une source lumineuse mobile. Feris et al. [47] ont utilisé un récepteur optique surmonté de plusieurs flashes. L'idée est d'utiliser successivement les différents flashes afin de faire varier les positions des zones de surbrillance puis de récupérer la composante diffuse.

Le même constat lié aux limitations des méthodes basées sur le changement d'angle de vue est valable pour ces méthodes, à savoir, qu'elles sont peu efficaces face aux changements des conditions d'acquisition des images.

### 2.2.3 Méthodes basées sur la mobilité dans une scène

L'idée est de suivre un objet et d'effectuer des prises de vue à des instants très proches afin d'obtenir un ensemble d'images de la scène dans lesquelles sont observées différentes positions des zones de surbrillance. Ainsi il est possible de trouver deux images différentes dont les zones de surbrillance ne se chevauchent pas. Prinet et al. [48] ont proposé la génération d'une carte de specularité à partir d'une séquence vidéo. La limitation d'une telle approche est liée à la configuration de la scène. En effet, ces approches peuvent échouer dans la séparation des

composantes de réflexion selon la distance entre la caméra et la scène, la taille des zones de surbrillance, la vitesse de déplacement et le temps séparant deux prises de vue.

### 2.2.4 Méthodes basées sur les conditions d'éclairage variables

Lin et Shum [49] ont utilisé des éclairages différents pour une même scène, puis ont proposé des fonctions de base linéaires pour séparer les composants diffuse et spéculaire. Par la suite, Agrawal et al. [50] ont proposé une méthode pour améliorer le résultat en utilisant deux images d'une scène. L'une est prise avec flash et l'autre sans. La réflexion de l'image flash est supprimée à l'aide d'un schéma de projection de gradient. Chen et al. [51] ont reconstruit le champ spéculaire en utilisant des histogrammes de la même image mais avec des intensités différentes.

Une autre variante de ces approches est l'utilisation d'un filtre de polarisation. Nayar et al. [52] ont montré que la réflexion spéculaire est fortement polarisée et ont proposé l'utilisation d'un filtre de polarisation pour séparer les réflexions diffuse et spéculaire. Ils ont positionné ce filtre devant une caméra et ont observé qu'en effectuant une rotation de ce filtre, la luminosité des matériaux diffus n'est pas modifiée, tandis que la réflexion spéculaire l'est, puisqu'elle est fortement polarisée et varie selon une fonction cosinus. Wolff [53], [54], Muller [55], Umeyama et Godin [56], Atkinson et Hancock [57], Lamond et al. [58], [59], Zhang et al. [60] et Kim et al. [61] ont proposé également des méthodes basées sur la polarisation.

Bien que les techniques de détection et de suppression de la surbrillance susmentionnées soient capables d'atteindre de bonnes performances, leur principale limitation est liée à leur inadaptation lorsque les conditions d'acquisition de l'image changent et à la nécessité d'exploiter un nombre élevé d'images en entrée [23], [62].

Parmi les techniques, les moins affectées par le problème lié au nombre d'images en entrée sont les techniques basées sur la polarisation [61] et celles basées sur l'utilisation de flash [47], [50], [63] qui nécessitent en moyenne quatre images [23].

Cependant, dans les techniques de polarisation, le décalage spatial entre les images dû au mouvement du filtre de polarisation, l'aberration chromatique des lentilles et le bruit de la caméra des capteurs à couplage de charge, peuvent générer des erreurs d'ajustement de polarisation. Ce qui entraîne des artefacts aux frontières de la scène.

Outre le problème lié au nombre élevé d'images, les contraintes liées à l'utilisation de matériel spécifique et celles de leurs configurations, rendent difficiles l'applicabilité et la mise en œuvre

(reproduction de l'installation) des techniques multi-images. Ces techniques sont adaptées pour des environnements contrôlés.

Aussi, les techniques utilisant une seule image constituent une alternative intéressante parce qu'elles s'adaptent généralement à différents types d'environnement et suppriment les surbrillances en s'appuyant uniquement sur les propriétés statistiques de l'image.

La section suivante est dédiée à l'étude des différentes techniques de suppression de la surbrillance basées sur l'exploitation d'une seule image.

### 2.3 Méthodes de suppression basées sur une seule image

La suppression de la surbrillance à partir d'une seule image peut s'effectuer soit par une séparation directe des pixels diffus et spéculaires, soit par une méthode à deux phases.

Les méthodes à deux phases nécessitent une étape de segmentation. Celle-ci consiste à binariser l'image d'entrée en zones diffuses ou spéculaires. Elle constitue l'étape de détection de la surbrillance spéculaire (développée dans la section 2.1). L'étape de suppression de cette surbrillance est aussi appelée la phase de reconstitution de l'arrière-plan et a en entrée deux images. L'une est l'image originale contenant de la surbrillance et l'autre, l'image binaire obtenue dans la phase de segmentation. L'image binaire joue le rôle d'indicateur des pixels spéculaires qui doivent être transformés en pixels diffus.

Dans la sous-section suivante nous présenterons une revue non exhaustive des méthodes effectuant une séparation directe diffuse-spéculaire. Cette sous-section est suivie par celle dédiée aux méthodes de reconstitution d'arrière-plan effectuée à la suite de l'étape de détection. A ce niveau, l'accent ne sera pas mis sur la suppression de la surbrillance mais plutôt sur l'efficacité de la reconstitution d'arrière-plan (reconstitution des zones obstruées ou endommagées).

#### 2.3.1 Séparation diffuse-spéculaire

Les méthodes de cette catégorie se basent sur le principe de l'additivité des composantes de réflexion. Ainsi en retirant la composante spéculaire d'une image, l'information restante au niveau de chaque pixel est la composante diffuse. La séparation des composantes diffuse et spéculaire conduit alors à deux images : une, présentant les zones spéculaires et l'autre ne contenant pas de surbrillance (figure 2.7).

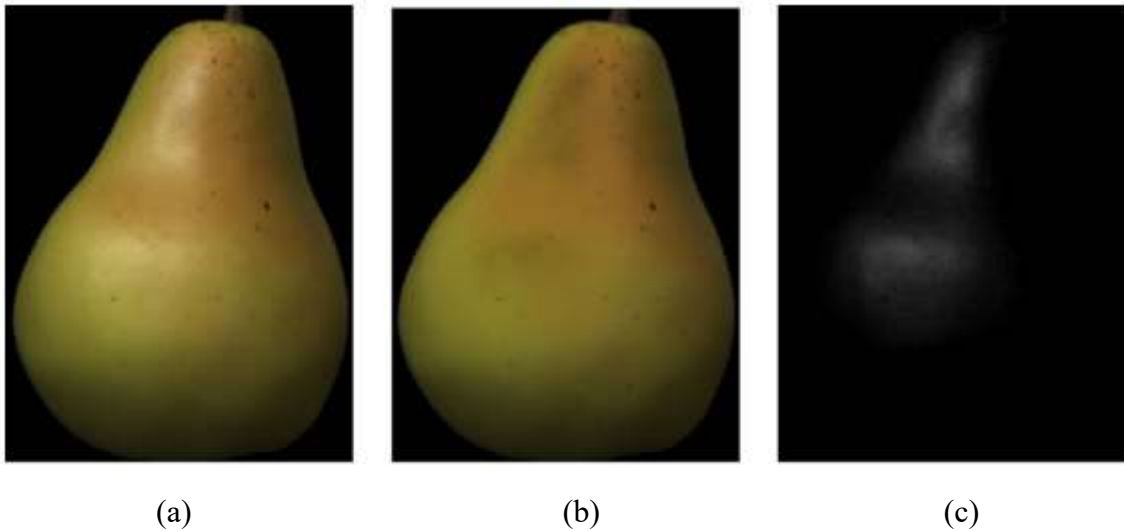


Figure 2.7 – (a) Image contenant une surbrillance spéculaire ; (b) composante diffuse ; (c) composante spéculaire.

Parmi ces méthodes, figurent les techniques basées sur l'analyse de l'espace couleur qui effectuent un traitement ponctuel des images. Klinker et al. [64], [65], [66] ont proposé de lier l'espace couleur au modèle de réflectance dichromatique (MRD) [7]. Ils ont analysé l'histogramme de l'information couleur dans le plan dichromatique (plan dont les axes sont les composantes de la réflexion du corps ( $C_b(\lambda)$ ) et celle de la surface ( $C_s(\lambda)$ )). Ils ont montré que cet histogramme a une forme en T oblique. Dans ce plan, les pixels diffus sont disposés le long de l'axe de la réflexion du corps (ligne diffuse) et les pixels spéculaires sont sur une droite parallèle à l'axe de la réflexion de la surface (ligne de surbrillance) (figure 2.8).

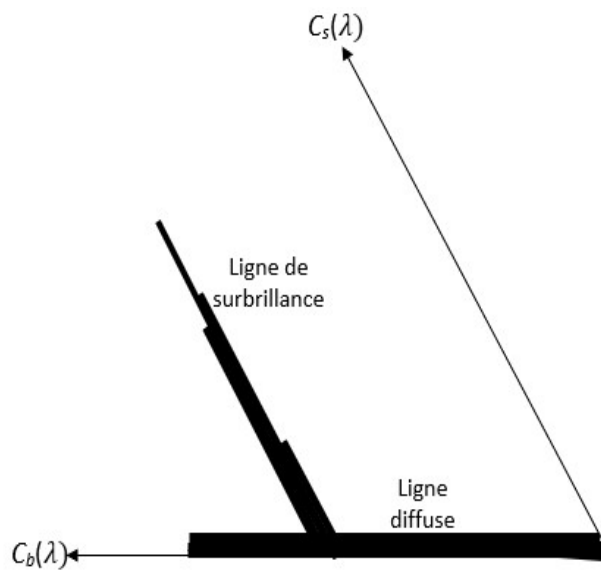


Figure 2.8 – Répartition des pixels diffus et spéculaires dans le plan dichromatique

Pour séparer ces composantes, Klinker et al. ajustent l'information couleur dans le plan dichromatique. Récemment, Akashi et Okatani [67] ont proposé une technique d'optimisation pour la factorisation matricielle non négative combinée au MRD pour séparer les composantes spéculaires des composantes diffuses dans une image.

La seconde famille des méthodes de séparation diffuse-spéculaire est l'ensemble des techniques basées sur l'information spatiale. Dans ces techniques, la suppression des spécularités est réalisée par l'utilisation d'informations locales dans l'image. Pour ce faire, Tan et Ikeuchi [68] ont introduit l'espace d'intensité chromatique maximale pour différencier l'intensité maximale et la chromaticité maximale d'une image. Une image pseudo-diffuse est créée, puis utilisée pour séparer la réflexion spéculaire de l'image. Le rapport des intensités et des couleurs des pixels voisins est préservé dans l'image pseudo-diffuse et est appelé image sans spécularités. Selon l'approche proposée par Yoon et al. [69], l'image sans spécularités est obtenue en soustrayant de l'intensité normalisée de l'image d'entrée, la valeur minimale ( $V_{\min}$ ) prise entre les trois les canaux R, V et B de l'image d'entrée. Shen et Cai [70] ont introduit une image sans spécularités modifiée en ajoutant un décalage (paramètre dépendant de  $V_{\min}$ ) à la méthode de soustraction fournie par Yoon et al. [69]. Ce décalage peut être constant pour l'image entière [71] ou peut varier pour chaque pixel [70]. Dans la méthode proposée par Tan et Ikeuchi [68], la différenciation logarithmique de l'intensité est utilisée sur l'image sans spécularités et sur l'image d'entrée pour déterminer la composante diffuse. En utilisant cette méthode, la performance de la technique de création d'image sans spécularités est améliorée pour les surfaces très texturées. Cependant, la position des surbrillances devrait être connue pour l'application de cette méthode. Liu et al. [72] ont proposé la préservation de la saturation des couleurs de surface en produisant d'abord une image sans spécularités et en augmentant ensuite la composante achromatique de la chromaticité diffuse.

Il est important de noter que dans toutes les techniques de création d'images sans spécularités, l'image d'entrée est normalisée pour l'illuminant. Par conséquent, celui-ci doit être connu ou doit être estimé avant l'application de ces techniques. Ce qui peut constituer une limitation pour ces méthodes.

La troisième famille de méthodes se base sur des suppositions liées à un critère particulier de la composante diffuse pour réaliser la séparation. Kim et al. [73] ont observé qu'un pixel diffus a une faible intensité dans au moins un canal. Ils ont appelé ce canal, le "canal sombre" et ont considéré que celui-ci ne contient aucune réflexion spéculaire. Leur technique utilise une formulation du maximum *a posteriori* qui aide à la récupération de la réflexion spéculaire et de



la chromaticité diffuse. Suo et al. [74] ont proposé le modèle de distribution des pixels diffus purs. Ce modèle est basé sur l'hypothèse qu'il y a au moins un pixel purement diffus dans chaque région de l'image. Shen et Zheng [75] ont supposé que certaines zones d'une surface ne contiennent que la réflexion diffuse. Ils déterminent dans ces zones, l'intensité maximale ( $\max(I_R, I_V, I_B)$ ) et l'intensité minimale ( $\min(I_R, I_V, I_B)$ ) obtenues à partir des trois composantes R, V et B de l'espace RVB. Ils montrent que le rapport entre l'intensité maximale d'un pixel et la différence entre les intensités maximale et le minimale ( $(\max(I_R, I_V, I_B) - \min(I_R, I_V, I_B))$ ) est indépendant de la géométrie de la surface. Ils se basent sur la différence et le rapport d'intensités pour réaliser la séparation des composantes diffuse et spéculaire.

Les techniques de suppression de la surbrillance basées sur la séparation diffuse et spéculaire sont pratiques car elles ne nécessitent pas de matériels et de données supplémentaires. Cependant, un problème associé à de tels algorithmes est qu'ils reposent sur des hypothèses préalables solides telles que la connaissance de l'illuminant ou l'existence d'au moins un pixel purement diffus dans chaque région de l'image. Par conséquent, de telles méthodes ne sont pas robustes aux changements des conditions d'éclairage, mais fonctionnent raisonnablement bien lorsque les hypothèses précédentes sont vérifiées.

Nous venons de voir dans cette section les principales méthodes qui permettent une séparation directe des composantes diffuse et spéculaire.

La section suivante est consacrée à l'étude des méthodes de reconstitution d'arrière-plan réalisée à la suite de l'opération de détection de la surbrillance. La principale technique employée à cette fin, est l'*inpainting*. Nous verrons dans cette section les différentes variantes de cette technique.

### 2.3.2 Reconstitution d'arrière-plan à partir la technique d'*inpainting*

La technique d'*inpainting* fait partie des méthodes de restauration des zones endommagées ou manquantes dans une image. Elle se décline en deux catégories de base que sont l'*inpainting* basée sur la diffusion et l'*inpainting* basée sur le motif. L'*inpainting* basée sur la diffusion repose sur l'utilisation des Equations aux Dérivées Partielles (EDPs).

#### 2.3.2.1 Principe de l'*inpainting*

L'*inpainting* est la technique qui consiste à remplir les zones manquantes d'une image en utilisant des informations provenant de la zone environnante. Cette technique a été largement

utilisée dans des applications telles que la restauration, la récupération d'erreurs, le montage multimédia et la protection de la confidentialité vidéo.

Une formulation du problème d'*inpainting* est décrite par la figure 2.9. Soit une image originale  $U_0$ , définie sur un domaine complet  $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ . Soit un sous-domaine  $D \subset \Omega$  quelconque, tel que l'information de l'image  $U_0$  dans le domaine  $D$  soit manquante ou détériorée.  $\Omega/D$  désigne le domaine non détérioré du domaine complet. La frontière entre  $\Omega/D$  et  $D$  est représentée par  $\partial D$ .

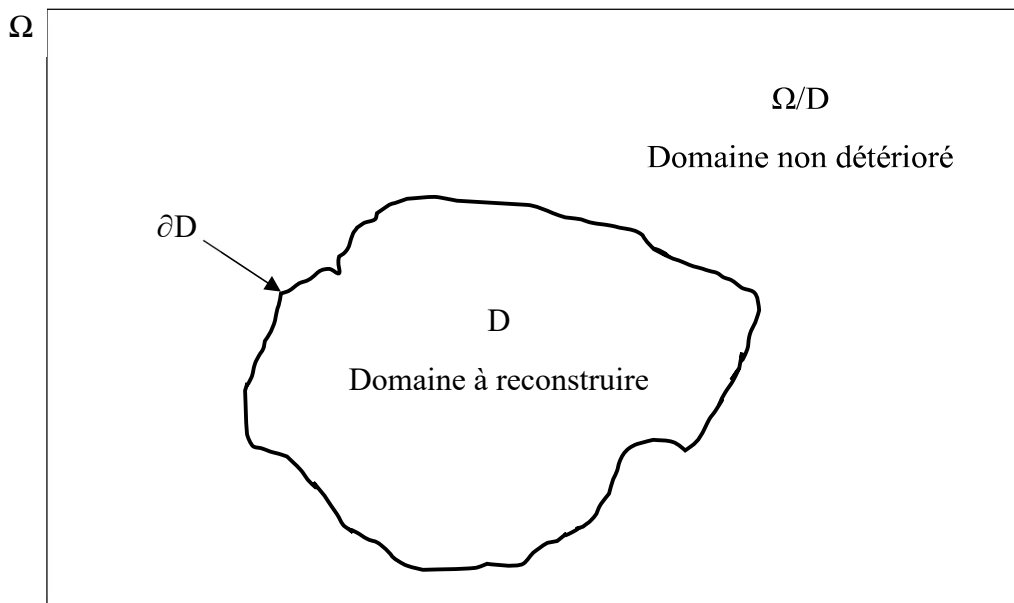


Figure 2.9 – Image contenant une zone à reconstruire

L'objectif de l'*inpainting* est de reconstruire le domaine  $D$  pour donner une image dont les retouches sont indiscernables à l'œil humain. Cela revient à déterminer l'information manquante dans le domaine  $D$  à partir de l'information provenant du domaine  $\Omega/D$  ou de la frontière  $\partial D$  puis à la transcrire progressivement à l'intérieur du domaine  $D$  jusqu'à le remplir entièrement.

### 2.3.2.2 Etapes de l'*inpainting*

La mise en œuvre de l'*inpainting* nécessite deux étapes.

**Etape 1** : repérage de l'information manquante et création d'un masque qui délimite de façon précise les zones à reconstruire. On définit alors un masque binaire dans lequel les pixels sont soit à reconstruire (domaine  $D$ ) ou non (domaine  $\Omega/D$ ). Le masque  $M : \Omega \rightarrow \{0, 1\}$  est obtenu comme suit :

$$M(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{Si le pixel}(x, y) \in D \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases} \quad (2.22)$$

La figure 2.10 nous donne une illustration. Dans cet exemple, la présence de l'homme constitue une information perturbatrice pour le paysage qui se trouve en arrière-plan.

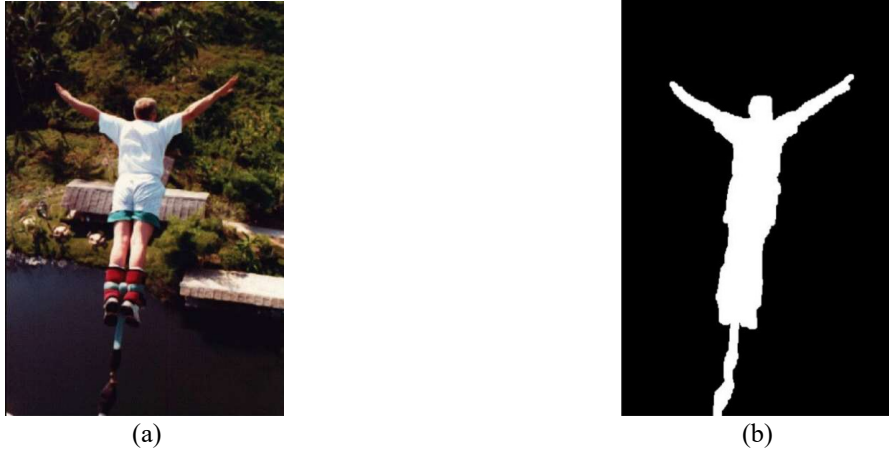


Figure 2.10 – Domaine d'image avec une zone masquée. (a) Image originale, (b) Masque

**Étape 2 :** reconstruction de la partie manquante de l'image en transportant les valeurs et les informations des pixels situés sur les bords  $\partial D$  ou la partie valide  $\Omega/D$  à l'intérieur de la zone  $D$ . C'est à ce niveau qu'intervient les deux différentes approches de l'*inpainting* à savoir les méthodes de diffusion et celles reposant sur les motifs.

Plusieurs facteurs peuvent influencer le choix de l'approche à sélectionner. Ce choix peut reposer soit sur les critères de la taille des zones à reconstruire, soit sur la géométrie ou les paramètres de texture. Toutefois, une bonne technique d'*inpainting* doit pouvoir répondre à tout type d'image.

Des critères ont donc été définis pour l'évaluation qualitative d'un algorithme d'*inpainting*. Ces critères sont présentés dans la section suivante.

### 2.3.2.3 Critères qualitatifs d'un algorithme d'*inpainting*

Pour qu'un algorithme d'*inpainting* soit applicable à divers domaines d'application et fournisse de bons résultats, il doit vérifier les conditions suivantes :

- **Automatique** : l'intervention humaine doit être réduite au maximum.
- **Locale** : l'information utilisée pour reconstruire un domaine  $D$  doit être disponible dans les environs de ce domaine.
- **Stable** : l'algorithme d'*inpainting* doit être robuste à des dégradations mineures comme le bruit ou le flou qui peuvent apparaître dans les zones où l'information est disponible.

- **Générique** : l'algorithme d'*inpainting* doit pouvoir traiter tout type d'image avec une précision satisfaisante.
- **Fonctionnelle** : l'information de reconstruction doit provenir de l'image uniquement. Aucune information d'une autre image ne doit être incorporée.

Deux facteurs influencent généralement la qualité de l'*inpainting* :

- **Complexité de l'image** : l'image peut être composée de plusieurs régions qui peuvent être de géométrie et de texture différentes, ou contenir des coins, des jonctions, etc. L'*inpainting* idéal doit tenir compte de ces caractéristiques géométriques et de l'hétérogénéité des paramètres de texture.
- **Complexité du domaine à reconstruire** : ce domaine peut être de forme ou de taille quelconque. Il dépend en général de l'application envisagée. Il est connu a priori et est fourni par l'utilisateur sous forme d'un masque ou obtenu d'une manière automatique ou semi-automatique.

Une fois présentées, les étapes et les conditions que doit vérifier un algorithme d'*inpainting*, nous pouvons à présent aborder les différentes approches de base.

### 2.3.2.4 Méthodes basées sur la diffusion

Les méthodes basées sur la diffusion [76], [77], [78], [79], aussi appelées méthodes géométriques, simulent la manière dont un humain aurait procédé pour effectuer le remplissage d'une partie manquante dans une image. Ces méthodes utilisent les pixels de la région connue, voisine de la région à reconstituer pour déterminer les structures et le contenu de la diffusion. Cette reconstitution se fait de manière itérative, de proche en proche, de l'extérieur vers l'intérieur de la zone inconnue.

Masnou et al. [76] ont été les premiers à proposer un modèle de reconstitution basé sur la diffusion. Leur modèle repose sur l'utilisation des lignes de niveaux. Par la suite, Bertalmio et al. [77] ont décrit un modèle basé sur les équations aux différences partielles (EDPs) dénommé : modèle de Bertalmio-Sapiro-Caselles-Bellester (BSCB). Ils utilisent un modèle anisotrope qui propage l'image des laplaciens du voisinage à l'intérieur de la zone à reconstruire (domaine D). Les directions de propagation sont données par les directions des isophotes (ligne sur laquelle l'intensité lumineuse prend une valeur unique) estimées par la perpendiculaire au gradient de l'image en chaque point. L'algorithme résout numériquement l'équation suivante :

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \nabla(\Delta I)\nabla I^\perp \quad (2.23)$$

pour une image  $I$  à l'intérieur du domaine  $D$  jusqu'à l'obtention d'une solution constante :

$$\nabla(\Delta I)\nabla I^\perp = 0 \quad (2.24)$$

où  $\Delta$  est l'image du laplacien,  $\nabla$  est l'opérateur du gradient et  $\nabla I^\perp$  est l'isophote.

Cela signifie que l'image du laplacien demeure constante (c'est-à-dire qu'aucune variation n'est capturée par le gradient) dans la direction de l'isophote. Le terme  $\nabla(\Delta I)\nabla I^\perp$  désigne la dérivée de  $\Delta I$  dans la direction de  $\nabla I^\perp$ . Il conduit à une bonne continuation de l'information disponible à l'intérieur de la région à reconstruire. En d'autres termes, l'information de l'image est propagée à l'intérieur de la région manquante de manière à préserver les directions isophotes.

Des variantes ont ensuite été proposées dans l'utilisation de la diffusion anisotrope pour l'*inpainting* d'images, soit pour réduire la complexité, soit pour mieux préserver les structures. Les méthodes basées sur les EDPs nécessitent la mise en œuvre de méthodes numériques itératives qui sont généralement assez lentes. Une technique de marche rapide est décrite dans [80], qui estime les pixels inconnus en utilisant la moyenne pondérée des pixels déjà calculés. Un modèle d'EDPs basé sur la trace est proposé dans [79] pour régulariser les images multivaluées (avec plusieurs canaux couleur). Dans ce modèle, il a été observé que le comportement gaussien inhérent à l'utilisation de tenseurs pour définir l'orientation et la force de la diffusion, dégrade la reconstruction des structures d'image courbes comme les coins. Cette observation a conduit l'auteur dans [79] à utiliser des flux de chaleur contraints sur des courbes intégrales pour mieux préserver les courbures dans les structures d'image.

Chan et Shen [78] ont élaboré un modèle par minimisation de variation totale (TV) en exploitant l'équation d'Euler-Lagrange. De plus, afin de prendre en compte les courbures géométriques, ils ont proposé le modèle de diffusion par courbure (CDD).

Les méthodes de diffusion ont tendance à prolonger les structures (isophotes) qui arrivent à la frontière de la région à remplir. Ces méthodes sont donc efficaces pour obtenir des images lisses par morceaux, pour propager des structures fortes ou pour remplir de petites surfaces. Cependant, elles ne sont pas bien adaptées aux images texturées, surtout si la région à compléter est grande. Bien que destinée à préserver les bords, après quelques itérations de diffusion, la zone peinte (reconstruite) apparaît lisse avec beaucoup de flou lorsque la zone manquante est

grande. La figure 2.11 donne une illustration de la présence du flou dans la reconstitution d'une grande zone.



Figure 2.11 – Présence de flou après *inpainting* basée sur la diffusion d'une grande zone. (a) image originale contenant une zone à reconstruire, (b) image reconstruite (Source : [81]).

### 2.3.2.5 Méthodes basées sur les motifs

Afin de résoudre les problèmes liés à la reconstitution des grandes surfaces et des textures, les méthodes basées sur les motifs ont été proposées [82], [83], [84] [85], [86], [87]. Ces méthodes reposent sur la répétition de motifs dans une image. Dans cette famille, des patchs sont définis à partir des pixels de la frontière  $\partial D$ . Chaque pixel de  $\partial D$  constitue le centre d'un patch. Par la suite, une élection est faite pour déterminer le patch par lequel le domaine  $D$  sera rempli. Il s'en suit alors la recherche du patch le plus similaire dans la partie connue  $\Omega/D$ . L'information contenue dans le patch similaire est ensuite transportée dans la partie inconnue du patch à remplir. Le remplissage s'effectue soit pixel par pixel soit par portion de patch (tous les pixels de la partie inconnue de patch sont remplis à la fois). Une illustration de ces deux approches est donnée à la figure 2.12. Ce processus est répété jusqu'à remplissage complet du domaine  $D$ .

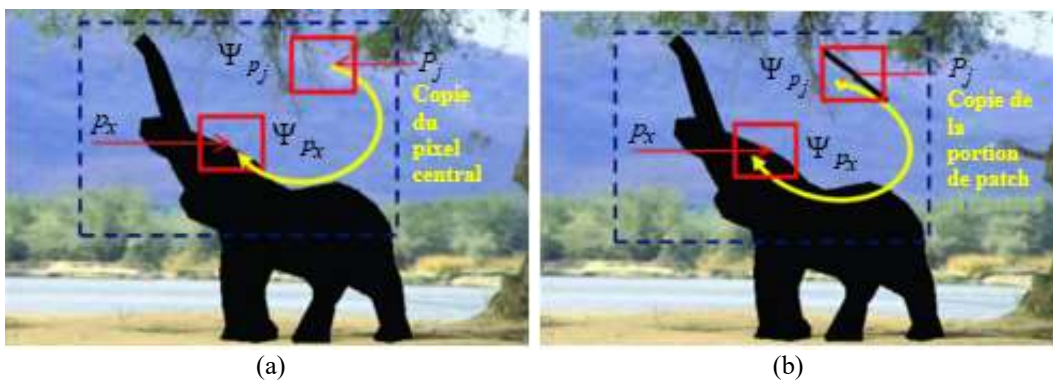


Figure 2.12 – Différentes approches de remplissage d'*inpainting* basée sur les motifs. (a) approche pixel par pixel, (b) approche par portion de patch

Efros et Leung [88] ont été les premiers à présenter un modèle basé sur les statistiques de l'image et la similarité entre les différentes régions de l'image. Ils ont proposé un remplissage pixel par pixel. Criminisi et al. [82] ont proposé une approche de remplissage par portion de patch. Leur approche a révolutionné les méthodes d'*inpainting* basées sur les motifs en intégrant les informations texturales et structurelles dans la recherche du patch prioritaire. Leur algorithme permet de conserver les textures et les structures linéaires. Il fournit de meilleurs résultats que les méthodes géométriques, pour les zones de grande taille. Cependant, pour des raisons d'incohérences de restauration dues aux paramètres liés à leur algorithme, plusieurs recherches ont été menées pour son amélioration. Criminisi et al. [82] ont proposé dans leur approche, une fonction priorité pour définir l'ordre de remplissage de la zone à reconstituer. Cette fonction priorité repose sur le produit de deux termes qui sont le terme de confiance et le terme de données. Des travaux ont été réalisés pour montrer l'influence qu'un terme peut avoir sur l'autre [83]. En effet, lorsque l'un des deux termes tend vers zéro, le produit donne un résultat très petit qui peut influencer négativement l'ordre de remplissage et par conséquent, la qualité de la restauration. Ainsi, certains chercheurs ont proposé plusieurs méthodes pour résoudre le problème lié au calcul de la fonction priorité [83], [84], [89], [90], [91], [92]. Chi et al. [89] ont proposé d'élever le terme de confiance à une puissance trois afin d'augmenter l'importance du terme de données. Leur objectif était l'amélioration des détails texturaux afin d'augmenter la précision de restauration. Une autre approche qui est généralement utilisée est la substitution du produit par une somme pondérée afin d'éviter l'influence d'un terme sur l'autre [83], [84].

Un autre problème majeur de l'algorithme de [82] est la convergence rapide du terme de confiance vers zéro lors de sa mise à jour. En effet, pour favoriser les pixels qui n'ont jamais été remplis ou qui ont été remplis plus tôt, la valeur des termes de confiance des pixels remplis est plus petite que la valeur du terme de confiance qui a permis sa mise à jour. Cette convergence à zéro peut entraîner une mauvaise restauration des zones de grande taille. Nan et Xi [83] ont alors exploité une fonction logistique pour la mise à jour du terme de confiance des zones de grande taille. Lorsque la zone à restaurer contient moins de 1500 pixels c'est la mise à jour proposé par Criminisi et al. [82] qui est utilisée. Dans le cas contraire, la dérivée de la fonction logistique est préférée. Malheureusement, le principe de la diminution de la valeur du terme de confiance n'est pas toujours respecté. On constate généralement une augmentation de la valeur du terme de confiance au lieu de la diminution dans les zones de grande taille. Yuheng et Hao [93] ont proposé de redéfinir le terme de confiance afin d'éviter sa convergence rapide vers

zéro en combinant la distance de Manhattan au terme confiance proposée dans l'algorithme de Criminisi. Hou [84] a quant à lui, proposé une nouvelle approche de Criminisi en apportant une optimisation structurelle séquentielle. Il a défini un nouveau terme de données et a exploité le gradient de Sobel au lieu du gradient de l'algorithme de Criminisi pour renforcer la réparation des régions fortement structurées.

Comparées aux méthodes d'*inpainting* basées sur la diffusion, celles basées sur les motifs sont plus avantageuses en ce qui concerne la reconstitution des grandes surfaces et celle de l'information structurelle et texturale. Ainsi le flou observé lors de la reconstitution des grandes surfaces est évité. Toutefois l'algorithme de référence [82] présente certaines imperfections qui subissent des améliorations.

### 2.4 Comparaison des techniques de suppression de la surbrillance spéculaire

Nous avons vu que deux familles majeures de suppression de la surbrillance spéculaire se dégagent de la revue de littérature à savoir les méthodes multi-images et les mono-images. Chacune de ces familles présente des avantages et des limites. En leur sein se trouvent aussi plusieurs sous familles. Le but de cette étude comparative est de justifier le choix de notre approche. Ainsi une première comparaison porte sur les deux familles majeures. Ensuite, la seconde comparaison concerne les méthodes de la classe sélectionnée.

#### 2.4.1 Comparaison multi-images et mono-image

Les critères permettant la réalisation de cette comparaison reposent essentiellement sur la faisabilité et la qualité de la méthode de restauration. Le tableau 2.1 présente certains avantages et limitations des différentes catégories de suppression de la surbrillance spéculaire.

A travers ce tableau, nous constatons que les méthodes multi-images fournissent les meilleurs résultats de restauration lorsque l'environnement est maîtrisé et que toutes les informations concernant la scène sont connues d'avance. Cependant, l'incapacité de fournir de bons résultats à la suite d'un changement des conditions d'éclairage ou d'acquisition des images, et les échecs observés lors de la réutilisation des dispositifs dans d'autres conditions, rendent peu efficaces les méthodes multi-images.



Tableau 2.1 - Comparaison des méthodes multi-images et mono-image de suppression de la surbrillance spéculaire

<b>Catégorie</b>	<b>Concept</b>	<b>Avantages</b>	<b>Limitations</b>
Multi-images	Changements dans les images dus aux conditions d'éclairage, aux angles de vue ou aux différentes positions de la source lumineuse.	Certitude de restauration de l'arrière-plan dans les conditions idéales.	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Difficulté de mise en place ;</li> <li>- Forte dépendance liée au matériel ;</li> <li>- Grande sensibilité aux changements des conditions d'acquisition des images ;</li> <li>- Absence de méthode générique.</li> </ul>
Mono-image	Statistiques de l'image	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Facilité de mise en place ;</li> <li>- Généricité possible ;</li> <li>- Retouches souvent indiscernables par l'œil humain ;</li> <li>- Restauration de l'arrière-plan</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Présence parfois de flou ;</li> <li>- Résultat pas toujours conforme à l'arrière-plan.</li> </ul>

Certes les méthodes mono-image ne reproduisent pas toujours l'information se trouvant dans l'arrière-plan des régions affectées par la surbrillance. Toutefois, certaines méthodes parmi elles, permettent d'obtenir de bons résultats de restauration et les retouches sont indiscernables à l'œil humain.

Ainsi, les méthodes mono-image présentent un bon compromis entre faisabilité et qualité de restauration comparativement aux méthodes multi-images.

#### **2.4.2 Comparaison des méthodes mono-image**

Certaines méthodes de suppression de la surbrillance spéculaire mono-image reposent sur de fortes hypothèses qui peuvent en constituer des limitations. En effet, le bon fonctionnement de ces méthodes dépend de la réalisation de conditions préalablement définies. La comparaison des différentes techniques est donc relative aux hypothèses faites par chacune d'elles. Le tableau 2.2 présente les forces et faiblesses des méthodes présentées dans cette revue de la littérature.

## Chapitre 2 : Méthodes de suppression de la surbrillance spéculaire

Tableau 2.2 - Comparaison des méthodes mono-image de suppression de la surbrillance spéculaire

Techniques	Concept	Hypothèses	Avantages et faiblesses
Association MRD et analyse de l'espace colorimétrique	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Histogramme en forme de T oblique entre les composants spéculaires et diffus ;</li> <li>- Description de la lumière réfléchiée par un objet diélectrique comme combinaison linéaire de la couleur de l'objet et de la surbrillance.</li> </ul>	<p>La réflexion du corps est lambertienne et celle de l'interface est une fonction avec un pic net autour de l'angle de réflexion parfaite.</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Bons résultats pour des corps diélectriques mais pas adaptées pour les métaux ;</li> <li>- Non-robustesse aux changements des conditions d'acquisition de l'image.</li> </ul>
Transformation de l'espace colorimétrique	<p>Segmentation de régions spéculaires pour obtenir la chromaticité diffuse maximale dans chaque région segmentée.</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Illumination unique ;</li> <li>- Chaque bloc segmenté a une chromaticité diffuse uniforme.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Bons résultats avec un seul éclairage ;</li> <li>- Couleurs déformées dans certains algorithmes ;</li> <li>- Non-robustesse aux changements des conditions d'éclairage de l'image.</li> </ul>
Image pseudo diffuse, canal sombre ou pixels purement diffus.	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Un pixel diffus a une faible intensité dans au moins un canal.</li> <li>- Le rapport des couleurs entre les pixels voisins est préservé.</li> </ul>	<p>L'illuminant est du blanc pur</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Bons résultats lorsque l'illuminant est du blanc ;</li> <li>- Non-robustesse aux changements des conditions d'éclairage de l'image.</li> </ul>
<i>Inpainting</i>	<p>Etiquetage des pixels en spéculaire et diffus. Restauration à partir des pixels diffus du voisinage ou de patch diffus.</p>	<p>L'information manquante peut être récupérer à partir des structures du voisinage ou présente des parties similaires à des morceaux de patches de la partie connue.</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Prise en compte uniquement de l'image d'entrée ;</li> <li>- Possibilité de généricité ;</li> <li>- Forte dépendance au résultat de la détection ;</li> <li>- Présence de flou dans les grandes surfaces restaurées pour les méthodes géométriques.</li> </ul>

Le tableau 2.2 montre que les hypothèses faites dans certaines techniques, entraînent la même limitation que les méthodes multi-images qui est la non-robustesse aux changements des conditions d'acquisition de l'image. En pratique, les régions d'une scène peuvent être illuminée par plusieurs sources lumineuses : directes ou indirectes (reflet d'objets de la scène sur d'autres

objets). Ainsi toutes les hypothèses faites sur les conditions d'éclairage de l'image rendent difficile la détermination d'une méthode générique de suppression de la surbrillance.

La technique d'*inpainting* fait fi de toute hypothèse et repose uniquement sur les propriétés statistiques de l'image. En revanche, sa forte dépendance au résultat de la détection pose deux problèmes. Le premier est la précision de la détection qui nécessite la mise en place d'un algorithme indépendant de celui de la suppression de la surbrillance. Le second est le choix de la catégorie d'*inpainting* ainsi que la précision de restauration de l'arrière-plan des zones dégradées.

L'avantage majeur de la technique d'*inpainting* sur les autres techniques de suppression de la surbrillance est la possibilité de proposer un algorithme générique présentant un bon compromis entre la faisabilité et la précision de restauration.

### Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre, deux familles de méthodes permettant la suppression de la surbrillance : les méthodes basées sur plusieurs images et les méthodes basées sur une seule image. Les premières tiennent compte des changements observés dans les images et sont capables de réaliser une bonne reconstitution de l'arrière-plan. Cependant, leurs sensibilités aux changements des conditions d'acquisition des images les rendent peu efficaces et réduisent leurs champs d'applications. Aussi notre choix s'est porté sur les méthodes basées sur une seule image qui exploitent les propriétés statistiques de l'image. A ce niveau, il existe deux approches : la séparation diffuse-spéculaire et l'approche séquentielle de la suppression. La première repose sur certaines hypothèses qui lorsqu'elles ne sont pas vérifiées, entraînent des défauts de reconstitution. Une solution à cette limitation est l'approche séquentielle qui repose sur une phase de détection et la technique d'*inpainting*. La phase de détection est un élément clé dans le processus car de son résultat dépend la qualité de reconstitution. Elle contient deux étapes majeures que sont la sélection de l'espace colorimétrique et le seuillage (segmentation). Plusieurs seuils peuvent être définis selon le nombre de canaux colorimétriques sélectionnés. Moins il y a de seuils, moins il y a de risque d'erreur de détection. L'*inpainting* va consister à la reconstitution de l'arrière-plan des zones de surbrillance. Il existe deux approches majeures d'*inpainting* : la diffusion et l'approche par motif. La diffusion présente des limitations qui se matérialise par la présence de flou au niveau de la restauration des grandes surfaces et des surfaces texturées. Cela nous a conduit au choix de l'approche par motif qui résout le problème des grandes surfaces et des surfaces texturées. Cette dernière, telle que définie par les pionniers

[82], repose sur des fonctions qui peuvent entraîner des défauts de reconstitution selon leur utilisation ou leur détermination. Toutefois les résultats des approches par motifs demeurent meilleurs que ceux de la diffusion.

Les chapitres suivants sont consacrés à nos solutions pour une meilleure détection de la surbrillance (chapitre 3) et une amélioration de la technique d'*inpainting* basée sur les motifs (chapitre 4). Notre technique de détection repose sur l'usage d'un seul canal colorimétrique et d'un algorithme de détermination automatique d'un seuil prenant en compte l'aspect séquentiel de la détection des pixels de surbrillance. Dans notre approche d'*inpainting* basée sur les motifs, nous apportons une amélioration au niveau de la fonction de priorité de remplissage des zones à reconstituer. Deux autres améliorations sont effectuées au niveau du terme de données et de la mise à jour du terme de confiance.

# **CHAPITRE 3 : NOUVEL ALGORITHME DE DETECTION DE LA SURBRILLANCE SPECULAIRE DANS UNE IMAGE UNIQUE**

## **Sommaire**

Introduction .....	58
3.1 Principe général .....	58
3.2 Choix de l'espace et sélection du canal colorimétrique.....	62
3.3 Processus de seuillage .....	65
3.3.1 Duplication de l'image .....	67
3.3.2 Application de la fonction exponentielle .....	67
3.3.3 Annihilation de l'effet de surbrillance .....	68
3.3.4 Pseudo-détection des pixels de surbrillance résiduels.....	70
3.3.5 Détermination du seuil et seuillage .....	71
3.4 Résultats et évaluations expérimentaux.....	72
3.4.1 Evaluation quantitative.....	73
3.4.2 Evaluation qualitative.....	78
Conclusion.....	82

### **Introduction**

Le flou observé aux limites des zones de surbrillance et la répartition des intensités de pixels dans ces zones rendent difficile la précision de détection des régions de surbrillance. Par contre, la détection des pixels les plus éclairés, se trouvant généralement dans la partie centrale des zones de surbrillance, est aisée. C'est pourquoi les travaux de détection des pixels de surbrillance procèdent en deux étapes. La première est la détection des pixels les plus éclairés (d'intensités élevées) et la seconde concerne la détection des pixels de surbrillance (d'intensités plus faibles) qui n'ont pu être détectés à la première étape. Afin d'améliorer la précision des résultats de détection des pixels de surbrillance, ces techniques exploitent les caractéristiques non intrinsèques de la surbrillance (forme, taille, etc...) en fonction du domaine d'application désirée.

La proposition de méthodes génériques pouvant détecter avec précision les zones de surbrillance reste un problème ouvert.

Dans ce chapitre, nous proposons une nouvelle approche générique détectant avec plus de précision les zones de surbrillance. Cette approche repose sur l'usage d'un canal colorimétrique comportant uniquement l'information de la luminosité. Il s'agit d'un algorithme de détermination d'un seuil prenant en compte la décroissance des intensités de pixels dans les zones de surbrillance.

Ce chapitre est organisé comme suit : la section 3.1 présente le principe général de notre approche. Dans la section 3.2, nous abordons le problème du choix de l'espace colorimétrique ainsi que la sélection du canal colorimétrique. La section 3.3 est consacrée à la détermination du seuil. La section 3.4 présente les résultats expérimentaux et une discussion.

### **3.1 Principe général**

Considérons une image dans laquelle se trouve une zone de surbrillance. L'idée est d'étiqueter tout pixel de cette image en pixel affecté (pixel spéculaire) ou non (pixel diffus) par la surbrillance. Pour ce faire, l'information, dont nous disposons, est la caractéristique commune à toutes les zones de surbrillance à savoir qu'une telle zone contient les pixels ayant les intensités les plus élevées de l'image. Ces pixels tendent à prendre la couleur de l'illuminant qui est généralement blanchâtre. Une seconde caractéristique importante est qu'une zone de surbrillance présente des dégradés lorsqu'on se rapproche de ses contours. Il est donc difficile

de la délimitée, comme l'illustre la figure 3.1 dans laquelle, deux tentatives de délimitation de la zone de surbrillance ont été effectuées.



Figure 3.1 – Délimitations d'une zone de surbrillance

Dans cette figure, la région délimitée par le cercle à contour noir, prend en compte la partie centrale de la zone de surbrillance et une faible proportion de la zone présentant des dégradés. Le cercle à contour jaune comporte davantage de pixels de surbrillance comparativement au cercle précédent puisqu'il renferme les pixels contenus dans ce cercle ainsi que les pixels de la zone de surbrillance environnante présentant des dégradés.

Les méthodes de détection des pixels de surbrillance présentées dans la littérature procèdent en deux phases : (i) détection (étiquetage) des pixels de forte intensité puis (ii) détection des pixels de la zone de surbrillance ayant des intensités plus faibles (figure 3.2). Chacune des deux phases est tributaire de la détermination d'un seuil.

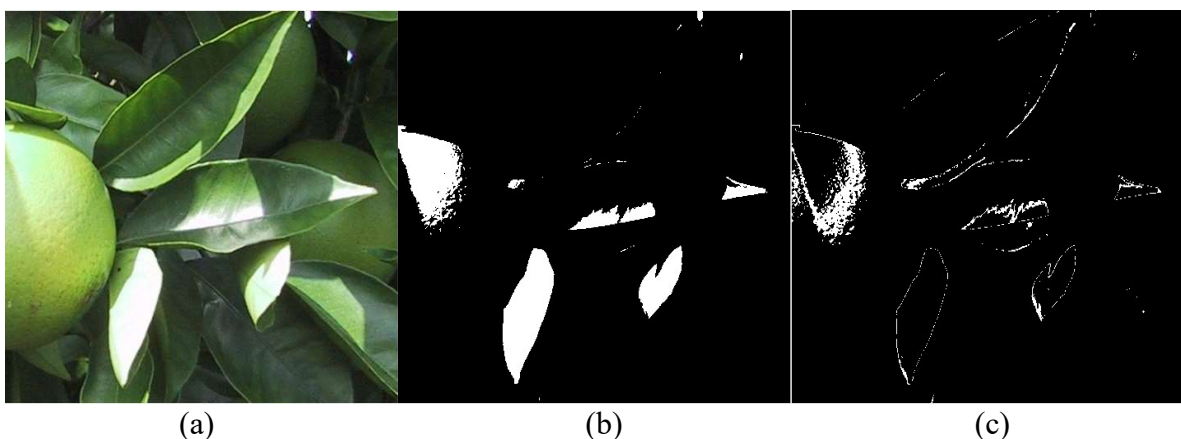


Figure 3.2 – (a) Image originale, (b) Détection des pixels d'intensités élevées, (c) Repêchage des pixels de surbrillance d'intensité plus faible

Comme mentionné dans le chapitre 2, ces méthodes présentent deux insuffisances majeures : la difficulté à déterminer le bon seuil et les erreurs de détection liées à l'exploitation de plusieurs seuils.

Contrairement à ces méthodes pour lesquelles, nous proposons deux "pseudo-détections" à la suite desquelles nous déterminons un seul seuil d'étiquetage. Une "pseudo-détection" consiste à augmenter l'écart entre les intensités des pixels les plus éclairés (pixels ayant les intensités les plus élevées) et celles des autres pixels, de sorte à avoir l'illusion d'une image binaire. Elle permet d'isoler les pixels plus éclairés sans toutefois les étiqueter. L'intérêt de la pseudo-détection est d'éviter la détermination de plusieurs seuils permettant ainsi, de réduire les erreurs liées à leur exploitation.

Toujours dans le chapitre 2, nous avons vu que selon l'espace colorimétrique sélectionné, un ou plusieurs canaux contenant l'information de la luminosité sont exploités. Autant de seuils que de canaux exploités sont définis, posant une fois de plus, le problème lié à l'exploitation de plusieurs seuils.

Tout comme Stehle [39] ainsi que Wu et Su [40], nous proposons la sélection d'un seul canal contenant l'information de luminosité et les détails des régions affectées par la surbrillance.

La figure 3.3 présente les différentes étapes de notre approche portant sur la détection de la surbrillance. La première étape concerne la sélection de la composante colorimétrique qui contient l'information de luminosité. La seconde, est le processus de seuillage. Ce processus part des phases de "pseudo-détection" jusqu'à la binarisation de l'image.



L'architecture générale de notre approche est définie à la figure suivante :

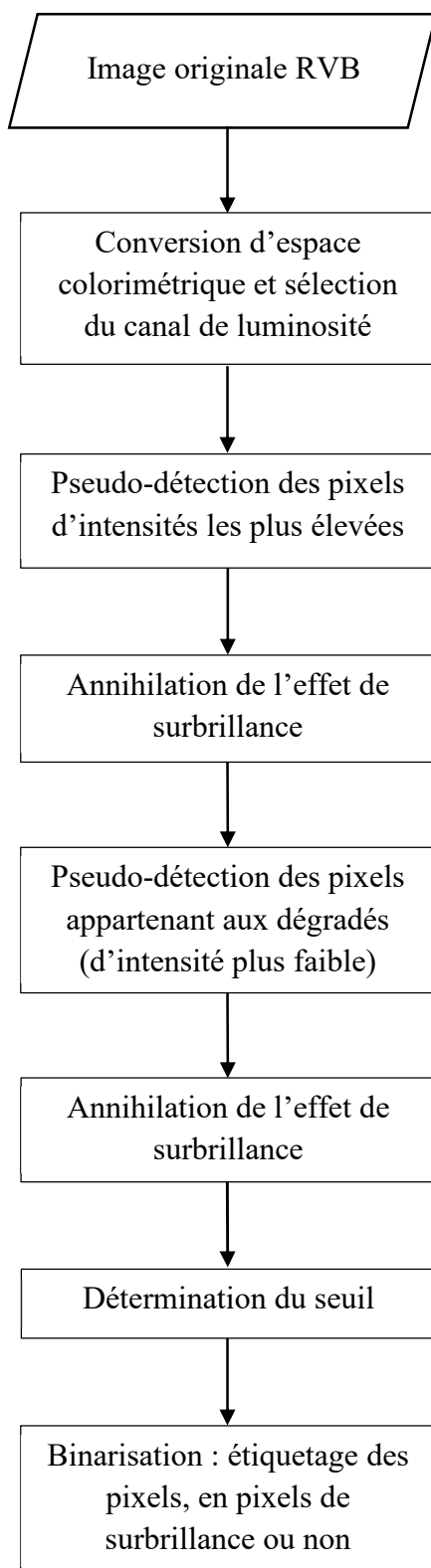


Figure 3.3 – Architecture de détection des pixels affectés par la surbrillance

### 3.2 Choix de l'espace et sélection du canal colorimétrique

Nous avons montré dans le chapitre 1 que la couleur observée est fonction de la lumière incidente, de la réponse de l'interaction entre cette dernière et la matière ainsi que de la position de l'observateur (capteur numérique, œil humain, ...). Plusieurs catégories d'espaces colorimétriques ont été définies (voir chapitre 2) afin de traiter l'information colorimétrique.

Dans cette étude, nous utiliserons l'espace colorimétrique CIELAB qui garantit une totale décorrélation statistique entre les différentes composantes. Nous exploiterons la composante  $L^*$  de cet espace car elle ne contient que l'information de la luminosité.

La figure 3.4 présente une image contenant des zones de surbrillance et ses représentations dans divers canaux colorimétriques. La figure 3.4(a) représente l'image originale RVB contenant des zones de surbrillance. Les figures 3.4 (b) à 3.4 (d) représentent respectivement les composantes R, V et B de l'espace RVB. Nous constatons que les zones de surbrillance sont clairement visibles au niveau des composantes V et B. Cela est dû au fait que les environs des zones de surbrillance ne contiennent pas les couleurs vert et bleu ou lorsque ces couleurs sont présentes dans l'image, elles ont de faibles intensités. Cela entraîne une bonne identification des zones de surbrillance dans ces canaux. En revanche, cette tâche est difficilement réalisable dans la composante R. Il y a une confusion dans la détection entre les pixels ayant des intensités de rouge élevées et les pixels affectés par la surbrillance. Dans un cadre général, il est difficile, d'exploiter l'espace RVB, vu que la configuration observée change selon l'image.

Les figures 3.4 (e) à 3.4 (g) sont les représentations des composantes respectives T, S et I de l'espace TSI. Nous observons que la composante T ne parvient pas à discriminer les zones de surbrillance. Les composantes pouvant être utilisées à cet effet, sont les composantes I et S où :

$$I = \frac{R + V + B}{3} \quad (3.3)$$

et

$$S = \begin{cases} 0 & \text{Si } R = V = B \\ 1 - \frac{3 \min(R, V, B)}{R + V + B} & \text{Sinon} \end{cases} \quad (3.4)$$

En combinant les équations (3.3) et (3.4) et en considérant que le trio (R, V, B) est différent de (0,0,0), on obtient l'équation suivante :

$$S = 1 - \frac{\min(R, V, B)}{I} \quad (3.5)$$

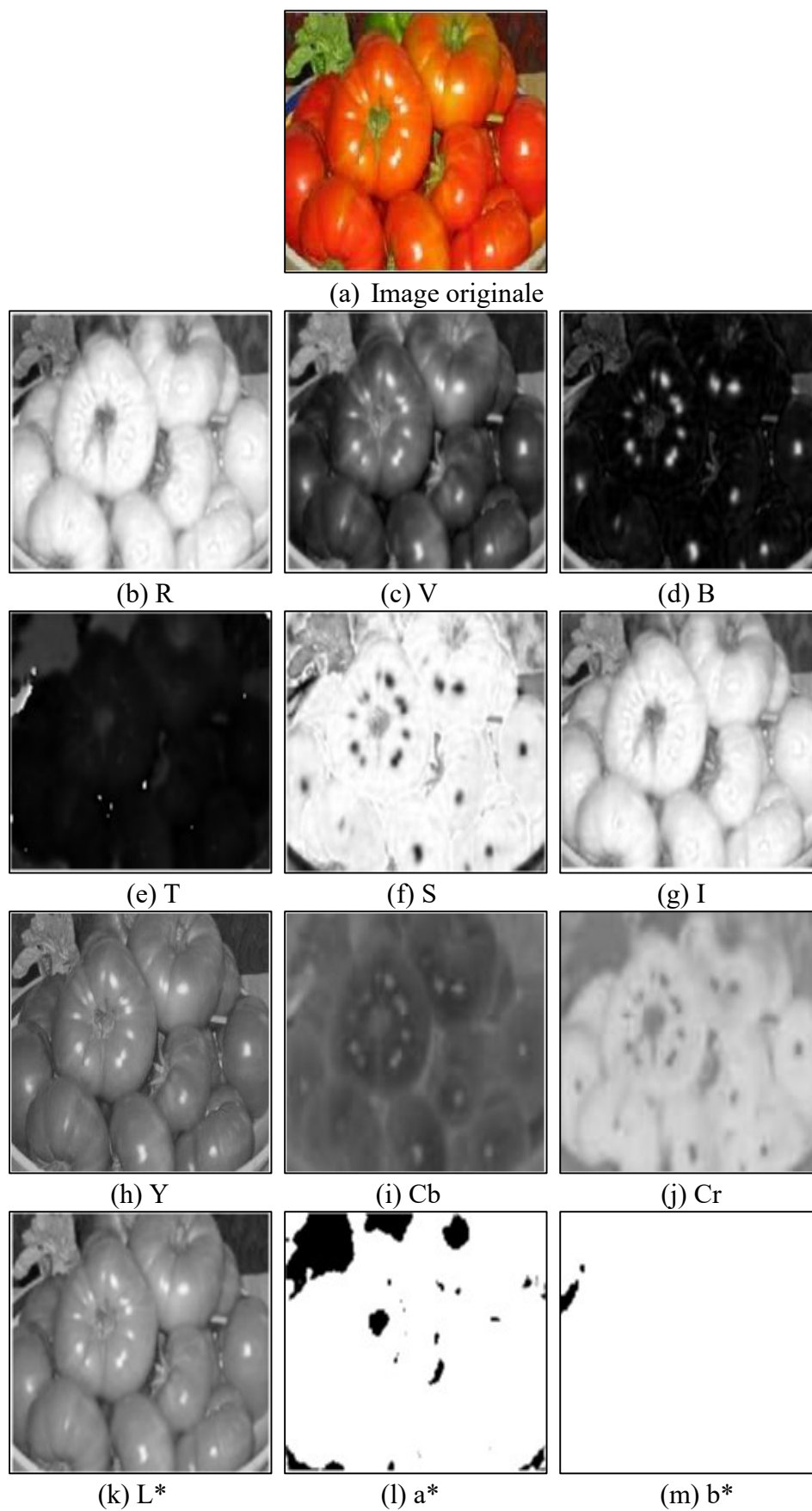


Figure 3.4 – Représentation des composantes colorimétriques d'une image contenant des zones de surbrillance

Dans le chapitre 2, nous avons montré que dans l'espace TSI, un pixel est dit affecté par la surbrillance, s'il a une valeur très élevée dans le canal I et une valeur très faible dans le canal S. Ainsi pour tout pixel affecté par la surbrillance, S tend vers 0 et I tend vers 1 (R, V et B étant normalisées). De l'équation (3.5), on obtient donc pour un pixel de surbrillance :

$$\min(R, V, B) \approx 1 \quad (3.6)$$

Par conséquent, déterminer les pixels affectés par la surbrillance, en se basant sur la détermination de seuil au niveau des canaux S et I de TSI, revient à rechercher les pixels dont les trois composantes R, V et B, ont à la fois des valeurs élevées. L'équivalence dans la recherche des pixels affectés par la surbrillance est ainsi établie entre l'usage de l'espace RVB et celui de l'espace TSI. Ce dernier présente l'avantage d'exploiter moins de canaux pour la détection. Cependant la figure 3.4 (g) représentant le canal I de TSI présente la même limitation que la figure 3.3(b) à savoir la difficulté à identifier les pixels de surbrillance.

Les figures 3.4 (h) à 3.4 (j) représentent respectivement les composantes Y, Cb et Cr de l'espace YCbCr. Les figures 3.4 (k) à 3.4 (m) représentent quant à elles, les composantes respectives L\*, a\* et b\* de l'espace CIELAB. Dans ces deux derniers espaces colorimétriques, une seule composante présente mieux les zones de surbrillance : la composante Y dans le cas de l'espace YCbCr et la composante L\* pour l'espace CIELAB.

Nous remarquons que dans ces deux composantes, nous percevons mieux la différence entre les pixels affectés par la surbrillance et les autres pixels. Au niveau de la composante Y (figure 3.4 (h)), nous constatons une atténuation des intensités comparativement à la composante L\* (figure 3.4 (k)), dans laquelle la surbrillance est plus éclatante.

Nous proposons donc d'exploiter la composante L\* de l'espace CIELAB. Notre choix s'est porté sur cette composante parce qu'elle provient d'un espace proche du système visuel humain et que les canaux colorimétriques qui composent cet espace sont indépendants. La composante L\* contient uniquement l'information de la luminosité. Elle présente mieux les détails des zones de surbrillance (les dégradés). A travers son expression définie comme suit :

$$L^* = \begin{cases} 116(Y/Y_0)^{1/3} - 16 & \text{Si } Y/Y_0 \geq (\frac{24}{116})^3 \\ 903,3(Y/Y_0) & \text{Sinon} \end{cases} \quad (3.7)$$

nous remarquons qu'elle dépend uniquement de la composante Y qui représente la luminosité au niveau de l'espace CIEXYZ. Dans l'expression (3.7)  $Y_0$  représente l'intensité de

l'illuminant. Les pixels affectés par la surbrillance possédant les intensités les plus élevées dans une image, auront donc tendance à avoir des intensités proches de celle de l'illuminant. Ainsi la recherche des pixels affectés par la surbrillance consistera à déterminer les pixels ayant les intensités les plus élevées.

### **3.3 Processus de seuillage**

Cette phase permet d'étiqueter les pixels et admet en entrée l'image de la composante  $L^*$ . Concernant, les pixels de surbrillance situés au centre de la zone de surbrillance, la recherche du seuil ne constitue pas un problème majeur, vu que ceux-ci ont des intensités qui se démarquent de celles des autres pixels. Cependant, le problème de détection se pose pour les pixels de surbrillance proche des contours des zones de surbrillance (dégradés). Ceux-ci ont des intensités qui se rapprochent de celles des pixels environnants, non affectés par la surbrillance. Nous nous basons sur les approches séquentielles qui consistent à détecter les pixels appartenant généralement à la partie centrale des zones de surbrillance et par la suite, à détecter les pixels de surbrillance appartenant aux zones dégradées qui n'ont pu être détectés lors de la première phase. Notre démarche consiste à effectuer deux "pseudo-détections" à la suite desquelles est déterminé le seuil d'étiquetage des pixels. La première concerne la "pseudo-détection" des pixels d'intensités les plus élevées et la seconde est la "pseudo-détection" des pixels de surbrillance non détectés dans la première phase.

L'objectif de ces "pseudo-détections" est de dissocier les pixels des zones de surbrillance présentant des dégradés, des pixels du voisinage non affectés par la surbrillance. Elles permettent aussi de faciliter la détermination du seuil.

Le processus du seuillage est résumé dans la figure 3.5. Ce processus part de la sélection de la composante colorimétrique jusqu'à la détermination d'une image binaire dans laquelle les pixels sont étiquetés en pixel de surbrillance ou non. Dans la suite, nous présenterons en détail les différentes étapes du processus.

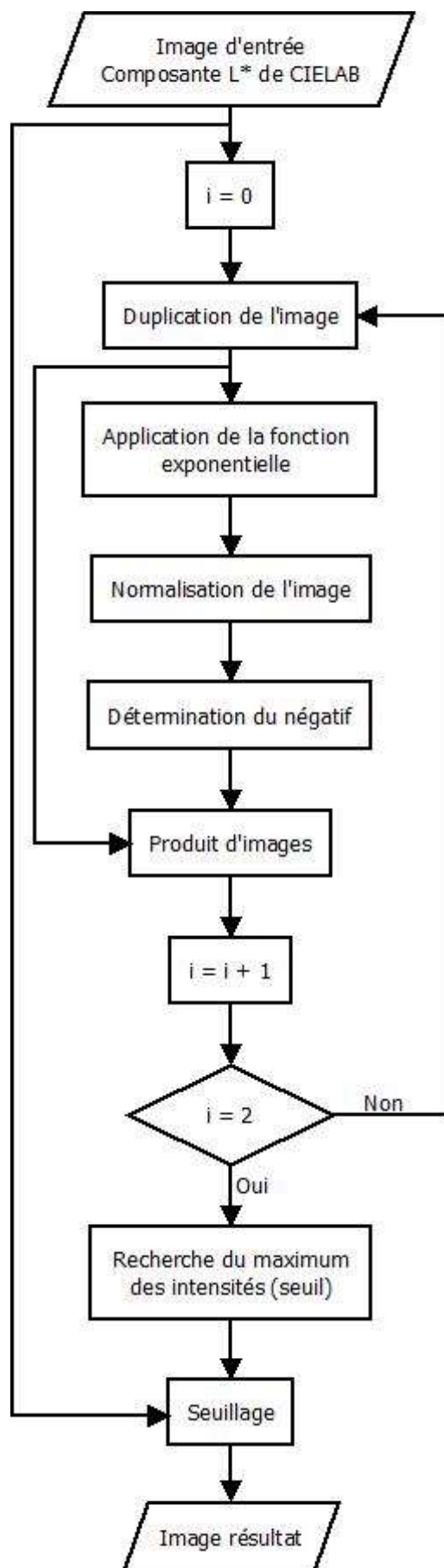


Figure 3.5 – Processus de seuillage

Dans le processus décrit à la figure 3.5,  $i$  représente le nombre d'itérations. La première itération correspond à la recherche des pixels de surbrillance d'intensités les plus élevées. La seconde permet de rechercher ceux appartenant aux dégradés.

### 3.3.1 Duplication de l'image

Cette étape a pour but de reproduire une copie de l'image d'entrée qui sera réutilisée plus tard dans le processus. L'image d'entrée suit les différentes étapes du traitement afin de mettre en évidence les pixels d'intensités les plus élevées. L'image résultant de cette transformation est ensuite combinée à la copie initiale pour annihiler l'effet de la surbrillance.

### 3.3.2 Application de la fonction exponentielle

Les pixels de surbrillance ont les intensités les plus élevées dans une image. Dans l'optique de les dissocier des autres, la fonction exponentielle qui est non linéaire et strictement croissante est utilisée pour amplifier leurs niveaux de gris (figure 3.6).

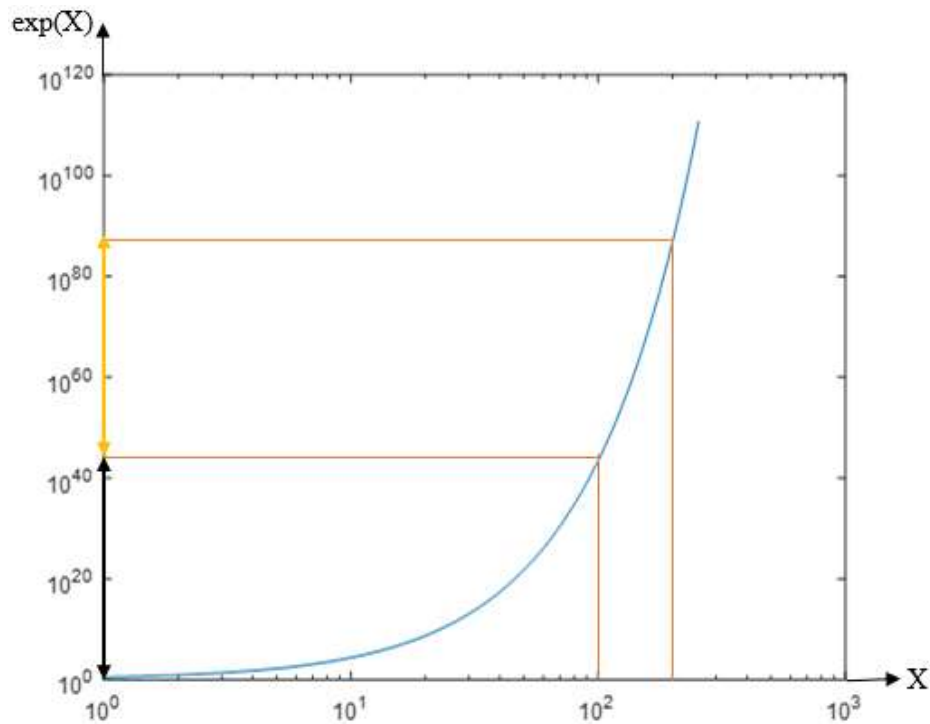


Figure 3.6 – Représentation de la fonction exponentielle à l'échelle logarithmique

La normalisation de l'opération fait intervenir un coefficient  $\alpha$  tel que :

$$Exp_{norm}(i, j) = \alpha \exp(L(i, j)) \quad (3.8)$$

avec

$$\alpha = \frac{1}{\max_{i,j}(\exp(L(i,j)))} \quad (3.9)$$

où  $L(i, j)$  représente l'intensité dans le canal  $L^*$  du pixel se trouvant à la position  $(i, j)$ .

Ainsi, dans une image contenant des zones de surbrillance, l'application de la fonction exponentielle normalisée permet de créer une sélectivité plus fine entre les pixels affectés par la surbrillance ou non (figure 3.7).

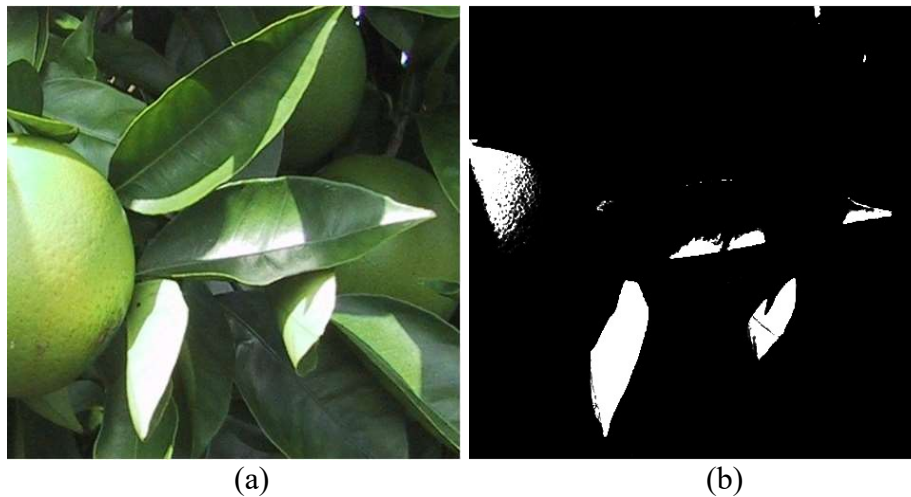


Figure 3.7 – (a) Image originale contenant des zones de surbrillance, (b) Image résultante après application de l'exponentielle normalisée

La fonction exponentielle permet d'accentuer la différence de niveaux de gris entre les pixels ayant les intensités les plus élevées et les autres.

Le résultat obtenu n'est pas binaire (obtention de deux classes) mais est une image à intensité de niveaux de gris où les pixels de surbrillance ont été mis en exergue. Cette opération est qualifiée de "pseudo-détection" des pixels de surbrillance.

Toutefois, nous constatons que certaines zones de surbrillance n'ont pu être isolées et que les parties des zones de surbrillance proches des contours ne le sont pas aussi. Pour récupérer les pixels appartenant à ces zones, nous allons aborder la seconde étape qui consiste à annihiler l'effet de surbrillance des pixels pseudo-déTECTÉS et à procéder à une nouvelle pseudo-détection.

### **3.3.3 Annihilation de l'effet de surbrillance**

Cette étape consiste à fournir une image qui permettra de réaliser la recherche de nouveaux pixels affectés par la surbrillance. L'obtention de cette nouvelle image s'effectue en deux phases :



- La détermination du négatif de l'image obtenue après l'application de l'équation (3.8). Son expression est la suivante :

$$Neg(i, j) = 1 - Exp_{norm}(i, j) \quad (3.10)$$

Cette phase est nécessaire, vu que le résultat de l'équation (3.8) permet de mettre en évidence les zones de surbrillance. Dans l'image résultante de cette équation, les pixels pseudo-détectés comme des pixels de surbrillance ont des valeurs élevées qui tendent vers 1 tandis que les autres pixels ont des valeurs qui tendent vers 0. Ainsi le négatif permet d'inverser les différentes valeurs. Nous aurons donc les pixels pseudo-détectés de la zone de surbrillance affectés de valeurs quasi nulles et les autres pixels possédant des valeurs tendant vers 1. La figure 3.8 présente une image et son négatif.

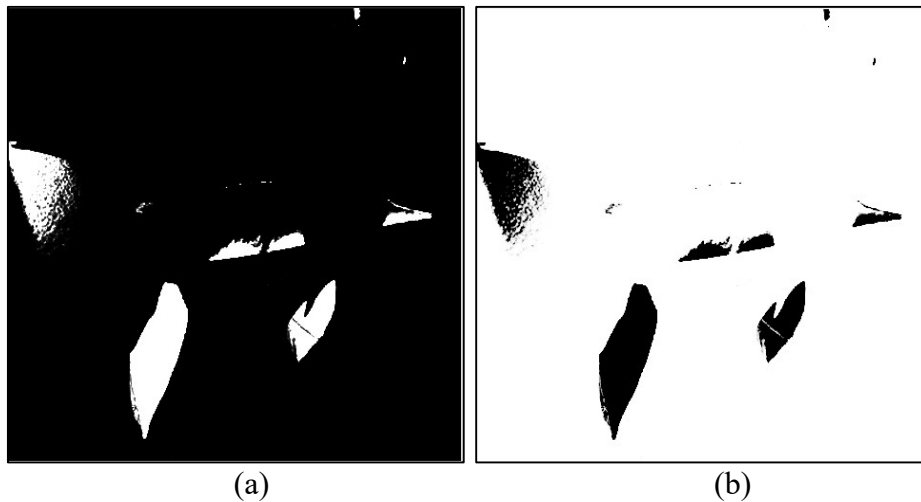


Figure 3.8 – (a) Image obtenue après application de l'exponentielle normalisée, (b) Négatif de l'image.

- La détermination du produit de l'image dupliquée (section 3.3.1) et le négatif de l'image obtenue après application de l'exponentielle normalisée. Son expression est définie par l'équation 3.11 :

$$L_{res}(i, j) = L_{dupl}(i, j) \times Neg(i, j) \quad (3.11)$$

où  $L_{res}$  est l'image de la composante  $L^*$  résultant du produit et  $L_{dupl}$  est celle de la composante  $L^*$  dupliquée. C'est cette étape qui permet d'annihiler l'effet de surbrillance des pixels pseudo-détectés. L'illustration du résultat obtenu à cette étape est donnée à la figure 3.9.

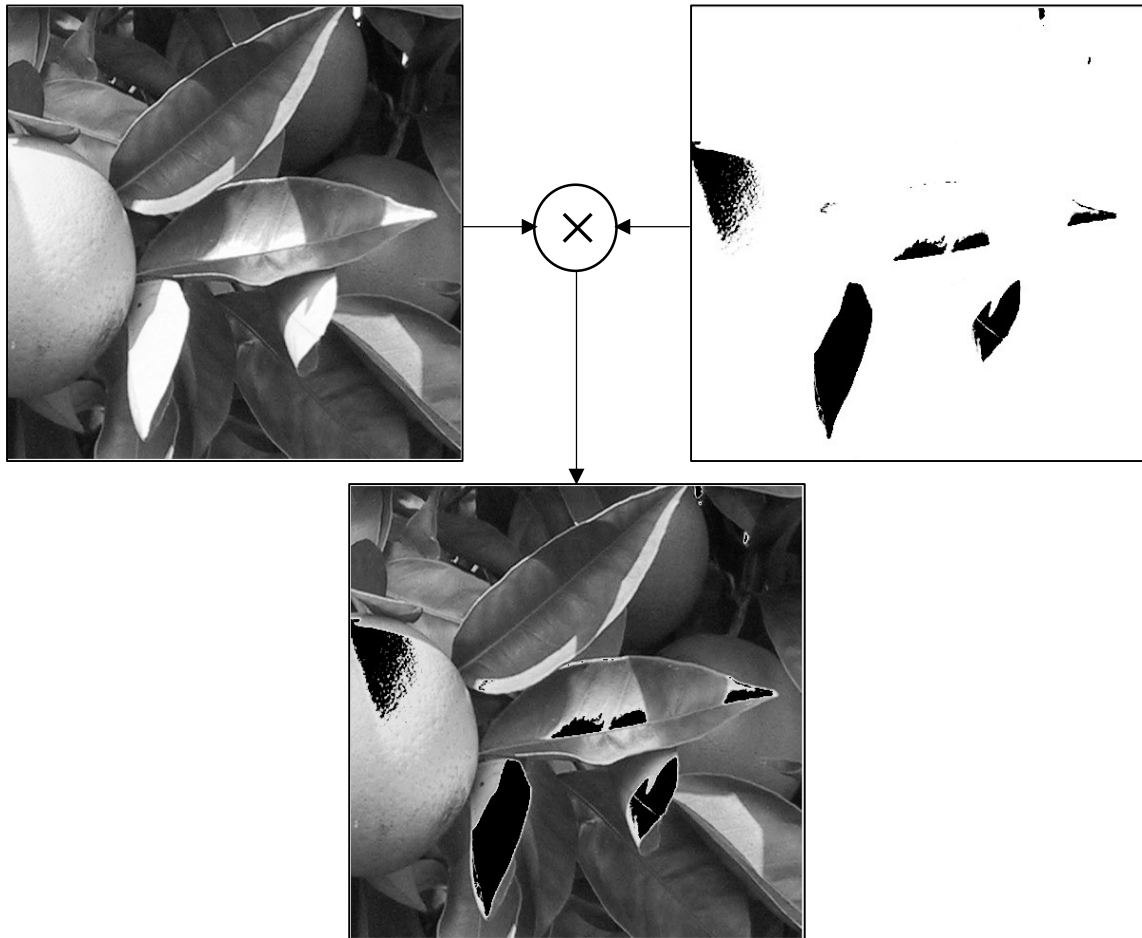


Figure 3.9 – Image résultant du produit de l'image de la composante  $L^*$  et du négatif de l'image obtenue après application de l'exponentielle normalisée.

Dans l'image obtenue à la suite du produit, on remarque effectivement l'existence de zones résiduelles de surbrillance que nous allons détecter.

### 3.3.4 Pseudo-détection des pixels de surbrillance résiduels

Cette étape consiste à reprendre tout le processus depuis la duplication de l'image à traiter jusqu'à l'annihilation de l'effet de surbrillance. A ce niveau, l'image à dupliquer est celle obtenue à partir de l'équation (3.11). A la fin du processus, l'image résultante est l'image de la composante  $L^*$  dans laquelle l'effet de surbrillance les zones pseudo-détectées lors des deux "pseudo-détections" est annihilé. Nous présentons à la figure 3.10 un aperçu du résultat de ce processus.

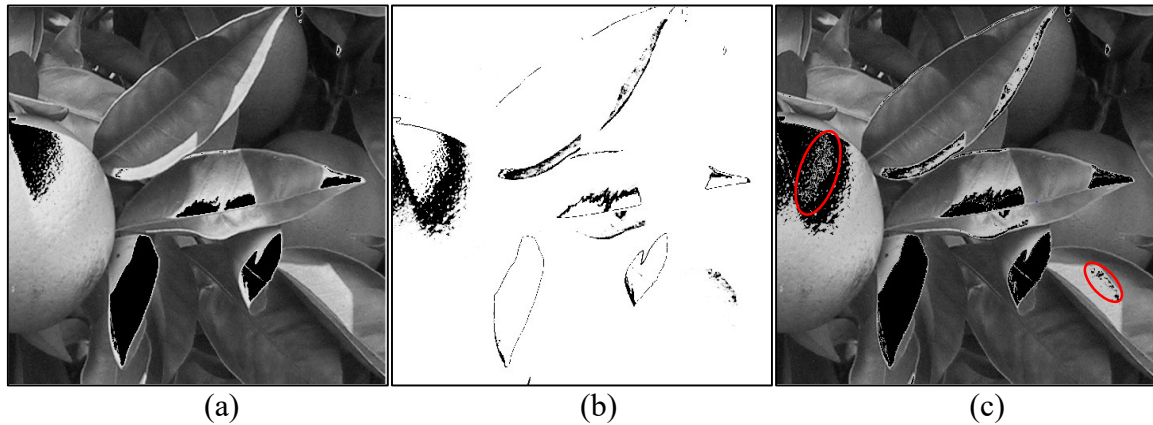


Figure 3.10 –Résultat obtenu à la suite de la seconde annihilation de l'effet de surbrillance

La figure 3.10 (a) est l'image d'entrée dans la seconde "pseudo-détection". Elle correspond au produit de l'image de la composante  $L^*$  et du négatif de l'image obtenue après la première application de l'exponentielle normalisée. La figure 3.10 (b) est le négatif du résultat la seconde pseudo-détection et la figure 3.10 (c) est la résultante des deux pseudo-détections.

Dans l'image finale (figure 3.10 (c)), nous pouvons voir une atténuation générale des intensités comparativement à l'image d'entrée (figure 3.10 (a)). Cette atténuation s'explique par le fait que l'image résultant de la fonction exponentielle normalisée donne des valeurs qui tendent vers zéro pour les pixels non affectés par la surbrillance. Ainsi le négatif de ces valeurs tend vers 1. En effectuant les différents produits on en déduit aisément la baisse des intensités. Cette dernière étape nous conduit donc à la détermination de notre seuil qui permettra d'étiqueter les pixels en pixel de surbrillance ou non.

#### 3.3.5 Détermination du seuil et seuillage

Dans l'image finale du processus des "pseudo-détections", nous avons montré qu'il y a une atténuation des intensités. Nous pouvons aussi voir dans l'exemple illustrant le résultat final du processus (figure 3.10(c)), que nous avons quelques pixels de surbrillance qui n'ont pu être détectés (comme ceux présents dans les ellipses à contour rouge de la figure 3.10(c)). Cela s'explique par le fait que la seconde recherche de pixels d'intensité les plus élevées est effectuée sur une image dans laquelle certains pixels de surbrillance résiduels (qui n'ont pu être détectés) ont perdu de leur brillance (atténuation des intensités). Cette défaillance peut être, en partie, résolue par la détermination de notre seuil. En fait, en considérant, d'une part, la composante  $L^*$  de l'image originale, dans laquelle l'effet de surbrillance des pixels pseudo-détectés est éliminé et d'autre part, l'image finale obtenue à la suite des deux processus de "pseudo-

détection" (image obtenue juste avant l'étape de détermination du seuil), on peut affirmer que le maximum des intensités de la première image est supérieur à celui de la seconde.

Ainsi, en sélectionnant le maximum des intensités de pixel de la seconde image comme la valeur du seuil, on récupère dans l'image originale, d'autres pixels de surbrillance qui n'ont pas été pseudo-déTECTÉS.

Définissons par  $T$  cette valeur maximale (seuil). Un pixel est étiqueté comme affecté par la surbrillance si sa valeur dans la composante  $L^*$  est supérieure à  $T$ . Dans le cas contraire, le pixel est déclaré non affecté par la surbrillance. Cela est exprimé par l'équation suivante :

$$Surbrillance(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{Si } L(i, j) > T \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases} \quad (3.12)$$

où  $L(i, j)$  est la valeur du pixel situé à la position  $(i, j)$  dans la composante  $L^*$  de l'image originale.

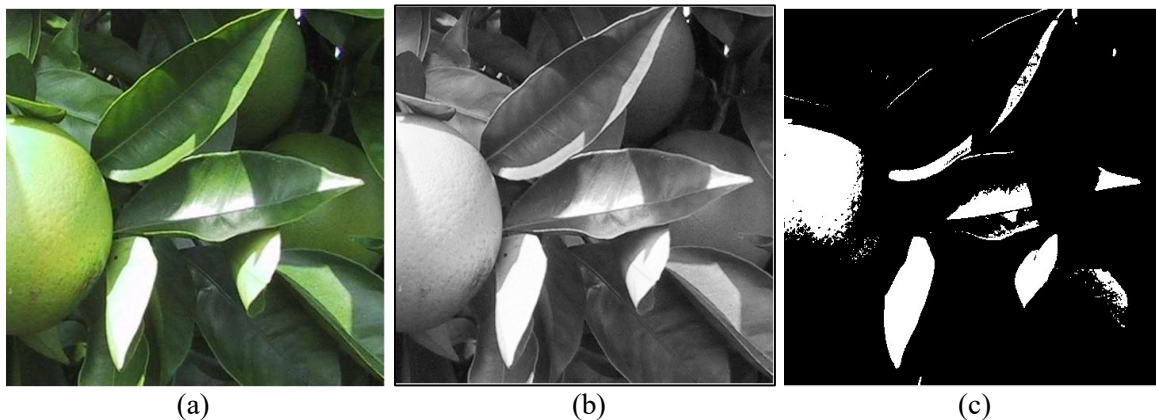


Figure 3.11 – (a) Image originale contenant des zones de surbrillance, (b) La composante  $L^*$   
(c) Détection des pixels de surbrillance

La figure 3.11(c) donne le résultat final de la détection des pixels affectés par la surbrillance. Dans cette figure, les zones de surbrillance sont représentées par les régions blanches.

### 3.4 Résultats et évaluations expérimentaux

Afin d'évaluer la performance de notre méthode de détection de la surbrillance, nous effectuons nos tests sur un ensemble d'images de natures différentes car notre méthode se veut générique. Toutefois, la difficulté à réaliser des images vérité-terrain de zone de surbrillance détectée à partir d'images réelles rend difficile l'évaluation quantitative des résultats de détection.

Ainsi, nous proposons l'usage d'images de synthèse pour la réalisation de l'évaluation quantitative. L'évaluation qualitative est effectuée sur un ensemble d'images comportant à la fois des images réelles et de synthèse.

### **3.4.1 Evaluation quantitative**

#### **3.4.1.1 Choix des images**

La réalisation de cette expérience repose sur l'utilisation d'une image à fond noir contenant une zone de surbrillance. Cette image est, par la suite, fusionnée à trois images de synthèse ne contenant initialement aucune surbrillance. Cette fusion permet alors d'obtenir trois images comportant chacune une zone de surbrillance. Ces images servent d'images tests d'entrée pour la détection des zones de surbrillance et l'image à fond noir sert d'image de référence avec laquelle seront comparées les images résultant des différentes méthodes de détection de la surbrillance. Nous présentons à la figure 3.12, les images utilisées pour la réalisation de cette expérience.

La figure 3.12 (a) constitue l'image de référence. Les figures 3.12(b), 3.12(c) et 3.12(d) sont les images de synthèse auxquelles sont fusionnées l'image de référence pour donner respectivement les figures 3.12(e), 3.12(f) et 3.12(g).

La figure 3.12(e) montre une zone de surbrillance qui couvre plusieurs régions dans une image matérialisée par le changement de couleur des zones couvertes. Les figures 3.12(f) et 3.12(g), nous montrent le cas d'une image contenant une seule région couverte par la surbrillance. La figure 3.12(g), correspond à une image contenant une zone de surbrillance dont la couleur est proche de celle de l'illuminant.

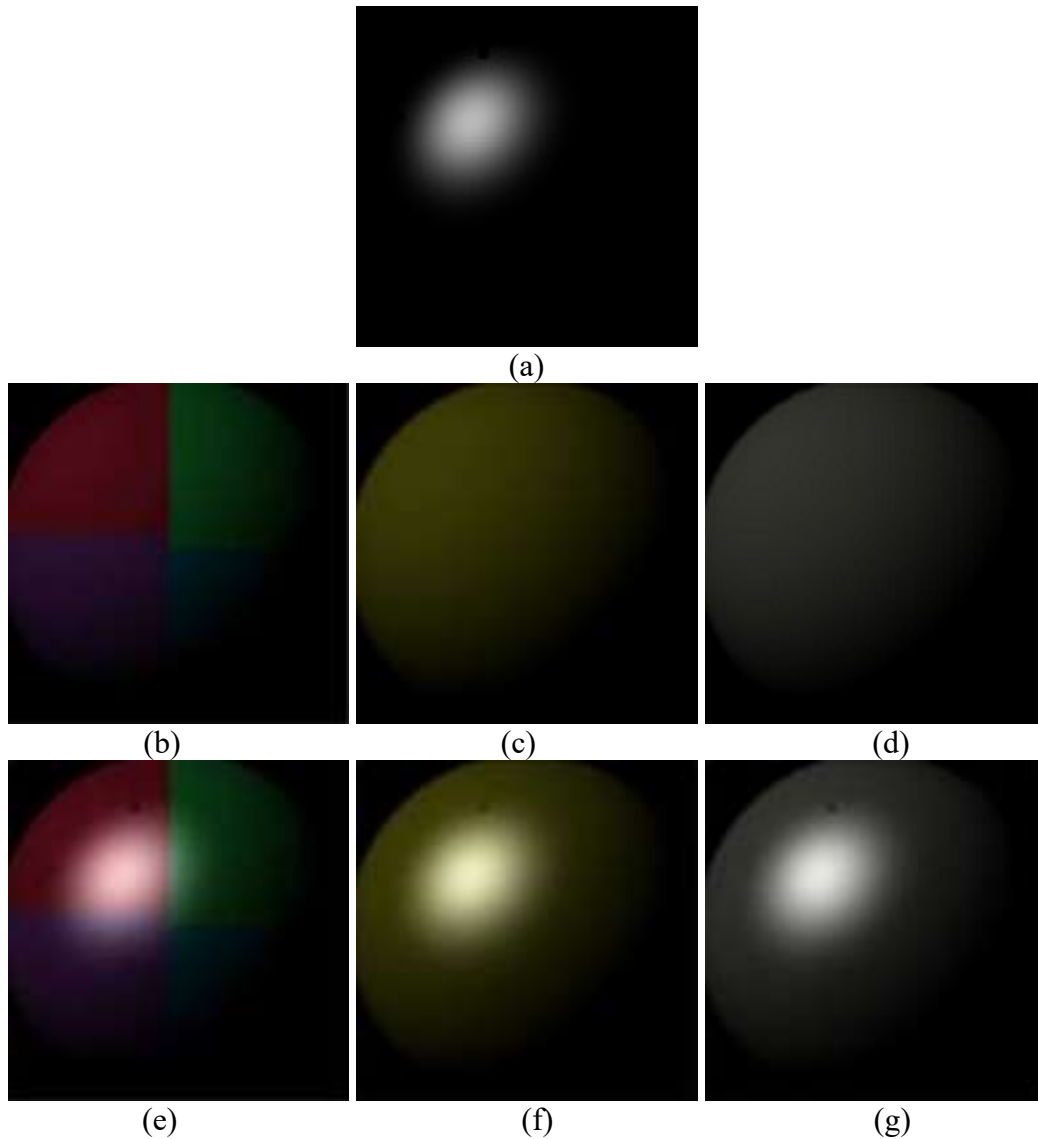


Figure 3.12 – Image de référence et images tests

Avant de présenter et analyser les résultats, nous présentons dans la section suivante les métriques utilisées pour l'évaluation des performances des différents algorithmes.

### 3.4.1.2 Métriques d'évaluation et choix des méthodes

Pour la réalisation de l'évaluation quantitative de notre méthode, nous avons opté pour l'utilisation de trois métriques : l'exactitude, la précision et la sensibilité. Ces trois métriques reposent sur le nombre de faux-positifs (Fp), le nombre de faux-négatifs (Fn), le nombre de vrai-positifs (Vp) et le nombre de vrai-négatifs (Vn).

Au niveau de la détection de la surbrillance, on parle de faux-positif, lorsqu'un pixel non affecté par la surbrillance est classé comme un pixel de surbrillance. Un faux-négatif est un pixel de surbrillance qui est classé à tort parmi les pixels non affectés par la surbrillance. Le

vrai-positif et le vrai-négatif sont respectivement le pixel de surbrillance et le pixel non affecté par la surbrillance bien classés.

**L'exactitude** représente la proportion des pixels bien classés (la somme des vrai-positifs et des vrai-négatifs) dans l'ensemble des pixels de l'image. Sa formule est la suivante :

$$Exactitude = \frac{Vp + Vn}{Vp + Vn + Fp + Fn} \quad (3.13)$$

**La précision** est liée à l'élément recherché (c'est-à-dire les pixels de surbrillance, dans notre étude). C'est le rapport des pixels affectés par la surbrillance, correctement détectés, sur l'ensemble des pixels classés comme pixels de surbrillance. Son expression est définie comme suit :

$$Precision = \frac{Vp}{Vp + Fp} \quad (3.14)$$

**Le rappel** ou aussi **la sensibilité** met en relation le nombre d'occurrences représentant l'élément recherché estimé et celui représentant effectivement cet élément. La sensibilité est le rapport des pixels recherchés effectivement détectés sur l'ensemble des pixels portant réellement l'information recherchée. Elle est définie comme suit :

$$Rappel = \frac{Vp}{Vp + Fn} \quad (3.15)$$

En se basant sur ces métriques, nos résultats sont comparés à ceux de Morgand et Tamaazousti [24] ainsi qu'à ceux de Wu et Su [40]. Morgand et Tamaazousti ont proposé une méthode générique basée sur l'exploitation des composantes T et S de l'espace TSV. Ils ont procédé à un seuillage suivi d'un post traitement pour dissocier les objets blancs des zones de surbrillance. Notre choix s'est porté sur cette approche car c'est l'une des rares méthodes qui ne tient pas compte du domaine d'application. Wu et Su ont quant à eux, exploité le canal Y de l'espace YIQ. Ils ont segmenté l'image en fonction des régions susceptibles de contenir de la surbrillance puis ont effectué une détection locale. Nous avons sélectionné cette approche car elle exploite un seul canal colorimétrique qui ne contient que l'information de la luminosité et fournit les meilleurs résultats de cette catégorie.

La section suivante présente les résultats liés à l'évaluation quantitative.

### 3.4.1.3 Résultats de l'évaluation quantitative

Les résultats sont présentés en deux volets. Nous exposons d'abord les régions détectées par les différents algorithmes. Ces régions sont représentées par la figure 3.13. Ensuite, les résultats obtenus après l'application des différentes métriques sont montrés dans un tableau récapitulatif.

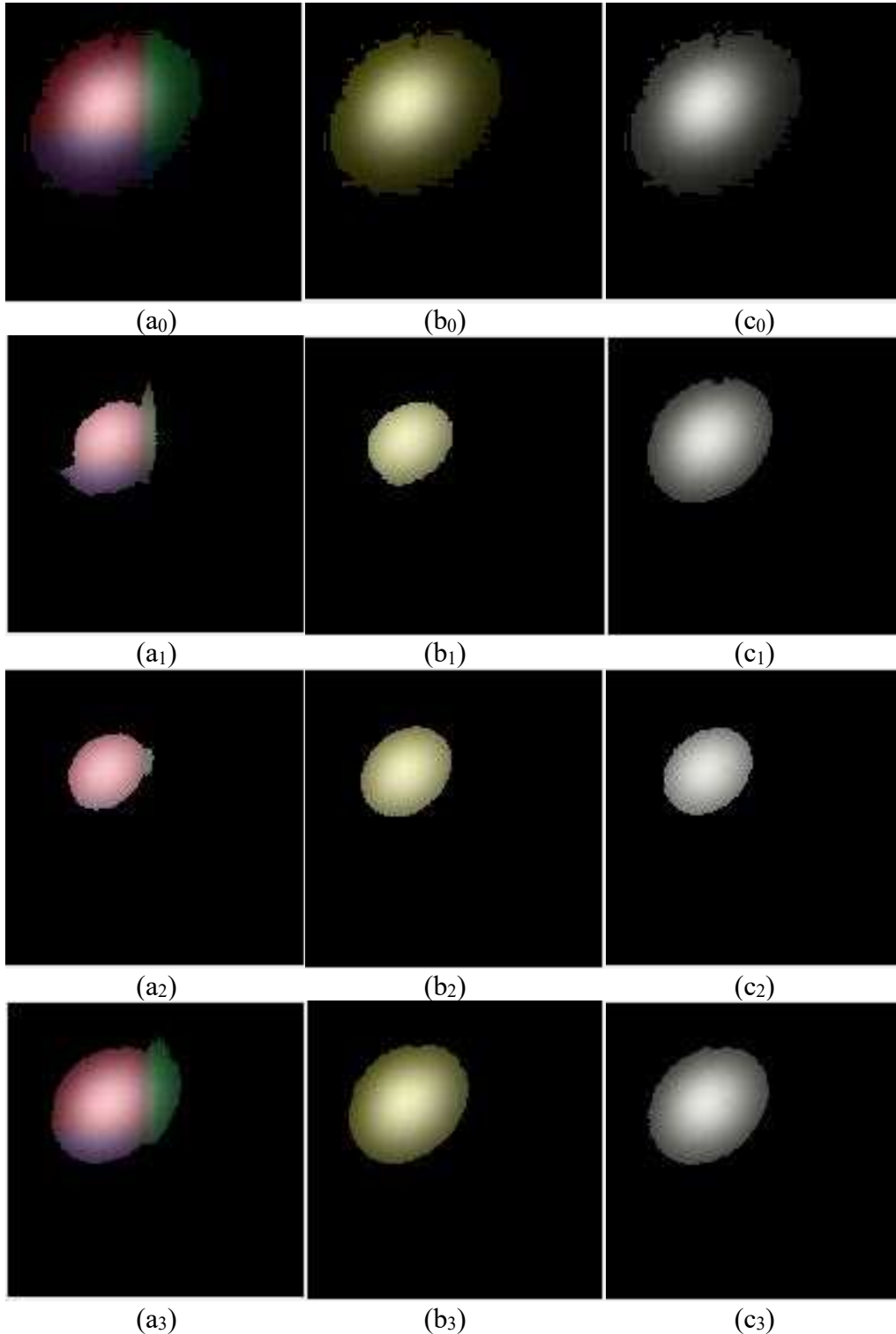


Figure 3.13 – Images des vraies zones de surbrillance (indice 0). Résultat de Morgand et Tamaazousti (indice 1). Résultats de Wu et Su (indice 2). Nos résultats (indice 3).



Les images représentant les vraies zones de surbrillance sont obtenues à la suite d'un produit entre l'image de référence (figure 3.12(a)) binarisée et les images test (figures 3.12(e) à 3.12(g)).

Nous pouvons voir à travers ces images que notre méthode donne de meilleurs résultats car les zones de surbrillance sont mieux détectées (figures 3.13 (a<sub>3</sub>) à (c<sub>3</sub>)). Cet avantage est beaucoup plus visible en comparant d'une part, les figures de la première colonne (figures 3.13(a<sub>1</sub>) à 3.13(a<sub>3</sub>)) et d'autre part, celles de la seconde colonne (figures 3.13(b<sub>1</sub>) à 3.13(b<sub>3</sub>)). Concernant les figures de la dernière colonne (figures 3.13(c<sub>1</sub>) à 3.13(c<sub>3</sub>)), le résultat de Morgand et Tamaazousti (figure 3.13 (c<sub>1</sub>)) semble avoir un léger avantage par rapport au nôtre (figure 3.13 (c<sub>3</sub>)). Il est donc nécessaire d'effectuer l'évaluation quantitative afin de vérifier les remarques susmentionnées. Le tableau 3.1 présente les résultats de cette évaluation.

Tableau 3.1 – Evaluation quantitative des différentes méthodes

Images	Exactitude			Précision			Sensibilité		
	MT	WS	N	MT	WS	N	MT	WS	N
<b>3.12 (e)</b>	0,8361	0,8105	<b>0,8943</b>	1	1	1	0,3207	0,2147	<b>0,5620</b>
<b>3.12 (f)</b>	0,8182	0,8472	<b>0,8829</b>	1	1	1	0,2468	0,3667	<b>0,5147</b>
<b>3.12 (g)</b>	<b>0,8949</b>	0,8256	0,8943	1	1	1	<b>0,5645</b>	0,2772	0,5620

Dans ce tableau, les lettres MT, WS et N représentent respectivement la méthode de Morgand et Tamaazousti [24], celle de Wu et Su [40] ainsi que la nôtre.

Quelle que soit la métrique utilisée, les valeurs sont comprises entre 0 et 1. Plus la valeur est élevée, plus le résultat est meilleur.

En ce qui concerne l'exactitude qui représente la proportion de pixels bien classés, les différentes méthodes donnent des valeurs supérieures à 0.8. Cela implique que plus de 80% des pixels sont bien classés quelle que soit la méthode employée. Toutefois, notre algorithme fournit de meilleurs résultats pour les figures 3.12 (e) et 3.12 (f). Les résultats obtenus par Morgand et Tamaazousti [24] sont les meilleurs au niveau de la figure 3.12(g). Cela s'explique par le fait que l'image est en niveau de gris. Dans ce cas, la majorité des pixels ont une faible intensité et sont susceptibles d'appartenir à la zone de surbrillance pour le canal S (saturation) de l'espace TSV (voir l'équation (2.11)). Le seul canal de cet espace, permettant alors la classification des pixels, est le canal V de l'espace TSV. La valeur prise au niveau de ce canal

est le maximum des valeurs prises entre les trois composantes R, V et B de l'espace RVB. On peut bien comprendre, à partir de l'équation (2.11), que plus de pixels de surbrillance peuvent être détectés.

Pour les différentes images proposées, les trois méthodes donnent une précision de 100%. Pour rappel, la précision est le rapport entre les vrais pixels de surbrillance détectés et l'ensemble des pixels détectés comme pixels de surbrillance. Lorsque ce rapport vaut 1, cela signifie que tous les pixels qui ont été détectés comme des pixels de surbrillance le sont effectivement. En revanche, cela n'implique pas que tous les pixels de surbrillance ont été détectés.

La métrique permettant de donner cette information relative à la proportion de pixels de surbrillance détectés sur l'ensemble des pixels de surbrillance est la sensibilité. A ce niveau, nous obtenons de bons résultats comparés à ceux des deux autres méthodes pour les figures 3.12(e) et 3.12(f). Concernant la figure 3.12(g), on y constate un léger avantage pour la méthode de Morgand et Tamaazousti comme dans le cas de l'exactitude. L'explication donnée pour l'exactitude reste valable.

### **3.4.2 Evaluation qualitative**

#### **3.4.2.1 Choix des images**

Afin de prendre en compte l'aspect générique de notre méthode, nous avons fait la sélection d'un ensemble d'images qui couvre plusieurs domaines d'application. Cet ensemble est constitué d'images de synthèse (figure 3.14(a)), des images acquises en illumination naturelle ou artificielle ou encore d'images provenant de l'imagerie médicale (figure 3.14(c)), agricole (figure 3.14(e)), etc. Nous présentons, ici, cinq de ces images qui recouvrent diverses situations.

#### **3.4.2.2 Démarche et résultats**

L'évaluation à ce niveau repose uniquement sur le plan visuel, vu qu'en situation réelle, il est difficile de se procurer des images vérité-terrain ne contenant pas de zones de surbrillance. Pour une meilleure lecture des résultats, nous les présentons sous deux formes. La première est une image binaire dans laquelle les pixels sont soit affectés par la surbrillance (couleur blanche), soit non affectés par la surbrillance (couleur noire). La seconde forme, dans laquelle apparaissent les résultats, est une superposition de l'image contenant les zones de surbrillance et le négatif de l'image binaire obtenue précédemment. Le but de cette seconde expérience, est de montrer la zone de surbrillance résiduelle après la phase de détection afin de mieux apprécier la qualité de la détection. Les résultats sont présentés aux figures 3.15 et 3.16.

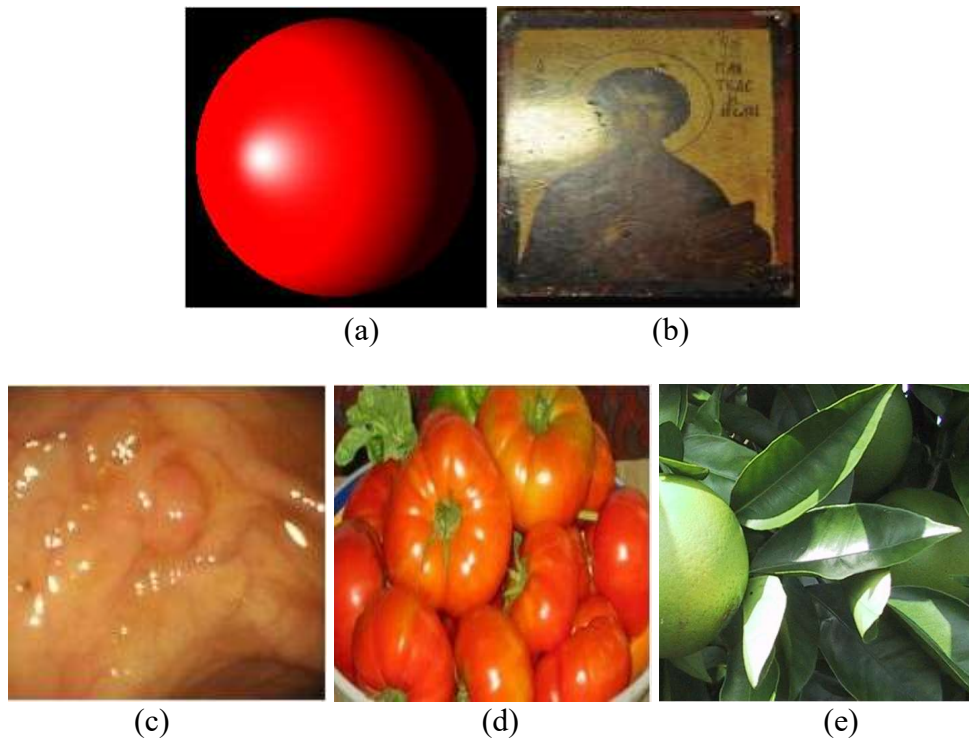


Figure 3.14 – Images test pour l'évaluation qualitative

Nous pouvons voir qu'au niveau des figures 3.15(a<sub>0</sub>) et 3.15(b<sub>0</sub>), nos résultats sont meilleurs que ceux des deux autres méthodes. A la figure 3.15(c<sub>0</sub>), notre résultat et celui de Wu et Su [40] sont les meilleurs. Par contre, au niveau de la figure 3.15(d<sub>0</sub>), notre méthode a la capacité de détecter toutes les zones de surbrillance mais elle détecte à tort certaines régions blanches comme des zones de surbrillance. Pour la figure 3.15(e<sub>0</sub>), il est difficile de se prononcer sur la méthode fournissant le meilleur résultat. Cela nous conduit donc au second volet de notre évaluation qui consiste à voir les zones de surbrillance résiduelles. La figure 3.16 donne les résultats de cette dernière expérience.

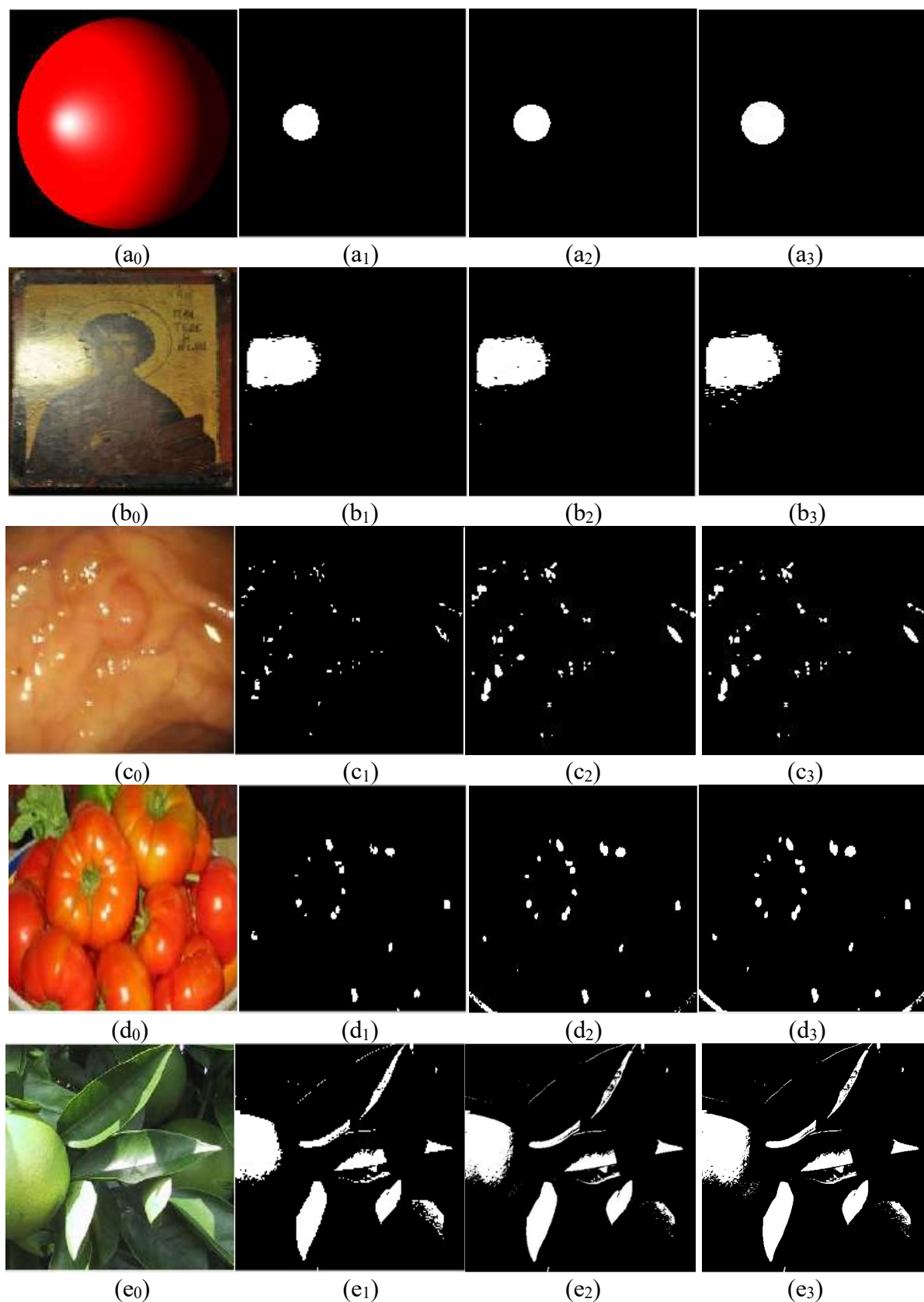


Figure 3.15 – Résultats de la détection. De gauche à droite, les images originales (indice 0), les résultats de Morgand et Tamaazousti (indice 1), ceux de Wu et Su (indice 2) et nos résultats (indice 3).

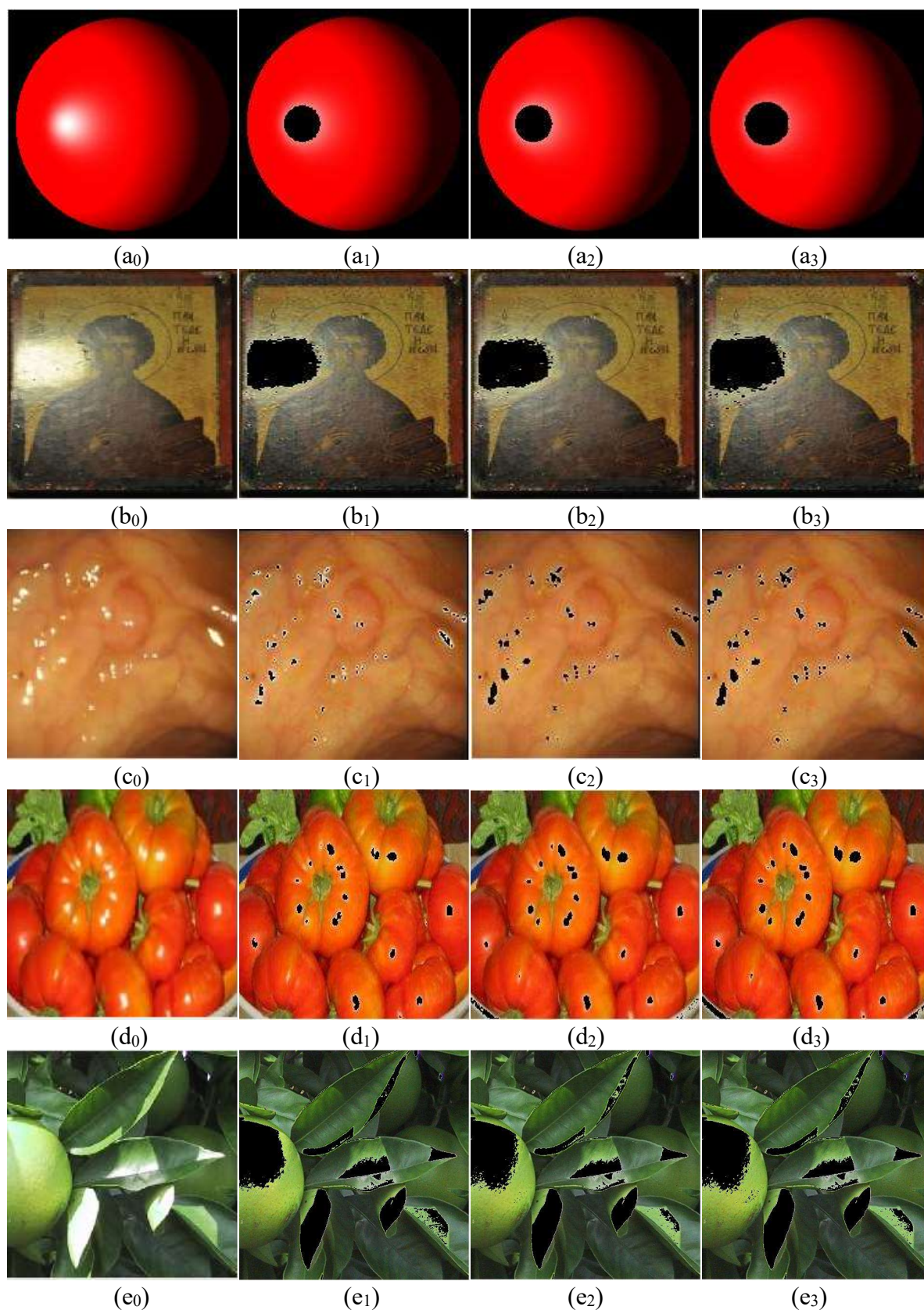


Figure 3.16 – Superposition du négatif des zones détectées et de l’image originale. De gauche à droite, les images originaux (indice 0), les résultats de Morgand et Tamaazousti (indice 1), ceux de Wu et Su (indice 2) ainsi que nos résultats (indice 3).

Cette seconde expérience confirme les remarques observées à la première expérience concernant les images. Seulement au niveau de la figure 3.16(c<sub>0</sub>), nous observons un léger avantage de notre résultat (figure 3.16(c<sub>3</sub>)) comparé à celui de Wu et Su [40] (figure 3.16(c<sub>2</sub>)). En effet, leur méthode est destinée à l'imagerie endoscopique et fournit de bons résultats lorsque les zones à détecter ne sont pas de grande taille. Comme on peut le voir dans les deux dernières images susmentionnées, les zones de surbrillance ne sont pas de grande taille. Les erreurs de détection (figure 3.16(d<sub>0</sub>)), observées dans le cas de Wu et Su, sont dues à la segmentation effectuée afin de régionaliser l'image avant la phase de détection. Dans notre cas, ces erreurs sont dues au fait que certaines régions blanches et les zones de surbrillance présentant un dégradé ont les mêmes intensités. Lorsque ce cas de figure se présente, il est difficile de dissocier les régions blanches des zones de surbrillance en se basant uniquement sur l'information de la luminosité.

## **Conclusion**

Nous avons proposé, dans ce chapitre, une nouvelle méthode générique de détection de la surbrillance. Cette méthode comporte deux étapes majeures : la sélection de l'espace et de la composante colorimétriques puis la détermination du seuil permettant de classer les pixels en pixel affecté par la surbrillance ou non.

Il a été montré que les risques d'erreurs de détection augmentaient avec les canaux colorimétriques à exploiter. Pour les réduire, nous avons choisi comme canal d'étude la composante  $L^*$  de l'espace CIELAB qui ne contient que l'information de luminosité et qui présente le mieux les détails des zones de surbrillance.

Afin de prendre en compte la détection des pixels de surbrillance d'intensités les plus élevées et le repêchage de ceux d'intensités plus faibles, nous avons proposé un processus de détermination de seuil (figure 3.5), dans lequel ces deux étapes sont comprises. Dans ce processus, la fonction exponentielle normalisée a été exploitée pour mettre en exergue les pixels affectés par la surbrillance spéculaire.

Nous avons comparé nos résultats à ceux des méthodes similaires soit dans la généralité de l'approche, soit au niveau du nombre de canaux exploités. Il ressort de ces évaluations, que notre méthode parvient à surpasser de façon générale les méthodes concurrentes. Toutefois des améliorations doivent être effectuées au niveau de la différenciation entre les objets de couleurs blanches et les zones de surbrillance.

# CHAPITRE 4 : NOUVEL ALGORITHME D'INPAINTING BASE SUR LES MOTIFS

## Sommaire

Introduction .....	84
4.1 Algorithme de Criminisi .....	85
4.1.1 Calcul des priorités et sélection du patch prioritaire .....	86
4.1.2 Détermination du meilleur patch de remplissage .....	87
4.1.3 Mise à jour du terme de confiance .....	88
4.2 Nouvel algorithme d' <i>inpainting</i> .....	89
4.2.1 Nouvelles fonctions de priorité et du terme de données .....	90
4.2.2 Amélioration de la mise à jour du terme de confiance .....	91
4.3 Expériences et analyse des résultats .....	94
4.3.1 Choix des paramètres .....	94
4.3.2 Evaluation qualitative .....	100
4.3.3 Evaluation quantitative .....	102
4.3.4 Application à la suppression de la surbrillance .....	109
Conclusion .....	112

### Introduction

La reconstitution de l'arrière-plan d'une région endommagée ou manquante dans une image est considérée comme un problème difficile. Elle est réalisée par le biais d'une technique nommée : *inpainting* d'image. La technique d'*inpainting* consiste à utiliser les informations des régions environnantes pour effectuer le remplissage des régions à reconstituer.

Selon la taille d'une région à reconstituer, la structure et la texture des régions environnantes, la reconstitution de l'arrière-plan est réalisée soit par une approche de diffusion, soit par une approche par motif.

Dans le chapitre 2 (section 2.3.2.4), il a été montré que les algorithmes d'*inpainting* basés sur la diffusion sont efficaces dans la reconstitution des régions de petites tailles tandis que ceux basés sur les motifs présentent de bonnes performances à la fois dans la reconstitution des régions de grandes et petites tailles.

Le contexte de notre étude étant la reconstitution de l'arrière-plan d'une région détériorée sans aucune connaissance a priori sur sa taille ou sa configuration (texture et structure), le nouvel algorithme doit être capable de s'adapter aux caractéristiques d'une telle région, tout en améliorant la précision de la reconstitution.

La nouvelle approche proposée fait partie de la famille des algorithmes basés sur les motifs. Elle est une extension de l'algorithme de Criminisi et al. [82] dont nous rappellerons le principe dans la section 4.1.1.

La section 4.1 décrit le principe de base des techniques d'*inpainting* basées sur les motifs (algorithme de Criminisi) ainsi que ses faiblesses. La section 4.2 est consacrée à la présentation de notre nouvel algorithme. La section 4.3 présente les résultats et les évaluations expérimentaux.



## 4.1 Algorithme de Criminisi

L'algorithme de Criminisi est un algorithme capable de reconstituer les structures linéaires et la texture simultanément. Il a la réputation de réparer les grandes surfaces endommagées. Dans cet algorithme, une image à reconstituer comporte trois parties. La première est la région connue ( $\Phi$ ), la seconde est la région inconnue ( $\Omega$ ) et la troisième est la frontière ( $\delta\Omega$ ) séparant les deux régions précitées. Les informations nécessaires à la description de cet algorithme sont présentées à la figure 4.1.

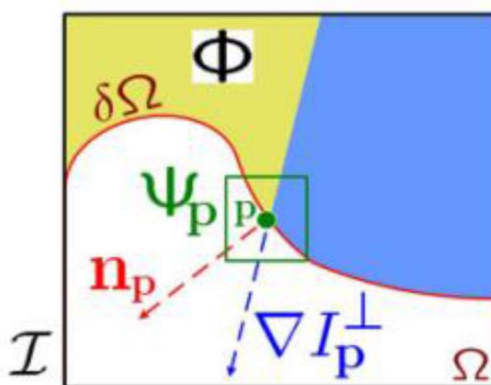


Figure 4.1 – Principe de base de l'algorithme de Criminisi (Source : [82])

Dans la figure 4.1, un pixel de la frontière ( $\delta\Omega$ ) est désigné par  $p$ .  $\psi_p$  est un patch à reconstituer centré sur le pixel  $p$ . Il est aussi appelé bloc cible. Ce patch contient, comme l'image entière, une région connue, une région inconnue à reconstituer et une frontière constituée d'un ensemble de pixels, séparant les deux régions. Le gradient  $\nabla I_p^\perp$  représente la direction de la ligne d'illumination et  $n_p$  est la normale à la direction de  $\delta\Omega$  au point  $p$ . Le gradient  $\nabla I_p^\perp$  est défini par :

$$\nabla I_p^\perp = \frac{(-I_y(p), I_x(p))}{\sqrt{[I_x(p)]^2 + [I_y(p)]^2}} \quad (4.1)$$

L'algorithme de Criminisi comprend quatre étapes :

1. Calcul des priorités de chaque pixel  $p$  de la frontière  $\delta\Omega$  et sélection du patch prioritaire ;
2. Détermination du meilleur patch de remplissage ;
3. Mise à jour du terme de confiance ;
4. Répétition des trois étapes jusqu'au remplissage complet de la région à reconstituer.

### 4.1.1 Calcul des priorités et sélection du patch prioritaire

Afin d'obtenir une bonne reconstitution d'une région endommagée, il est nécessaire d'établir un ordre de remplissage des patches à reconstituer. Un patch à reconstituer est une fenêtre (sous image) centrée sur un pixel de la frontière  $\delta\Omega$ . Il s'identifie par son pixel central. Pour déterminer le patch prioritaire (patch à remplir en premier), la priorité de chaque pixel de la frontière  $\delta\Omega$  est calculée par la fonction  $P(p)$  suivante :

$$P(p) = C(p)D(p) \quad (4.2)$$

où  $C(p)$  et  $D(p)$  sont respectivement le terme de confiance et le terme de données du pixel  $p$ .

Le terme de confiance est lié au nombre de pixels de la région connue du patch à reconstituer. Plus la taille de la région connue est grande, plus son terme de confiance a une valeur élevée et la texture à reconstituer est mieux représentée.

L'expression du terme de confiance des pixels des régions connue et inconnue est :

$$C(q) = \begin{cases} 0 & \text{si } q \in \Omega \\ 1 & \text{si } q \in \Phi \end{cases} \quad (4.3)$$

où  $q$  est un pixel d'une région connue ou inconnue.

Dans cette expression, seul le terme de confiance des pixels de la région inconnue ( $\Omega$ ) peut changer au fil des remplissages.

Le terme de confiance d'un pixel de la frontière  $\delta\Omega$  est calculé par :

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \Psi_p \cap \Phi} C(q)}{|\Psi_p|} \quad (4.4)$$

où  $|\Psi_p|$  représente le nombre total de pixels dans le patch  $\Psi_p$ . On remarque à partir de (4.3) et (4.4) que  $C(p)$  est inférieur à  $C(q)$  vu que ce dernier est identique pour les pixels de la région connue du patch à reconstituer  $\Psi_p \cap \Phi$ .

Le terme de données  $D(p)$  est quant à lui, utilisé pour favoriser la reconstitution des structures linéaires. Ce terme est défini selon (4.5) :

$$D(p) = \frac{|\nabla I_p^\perp \cdot n_p|}{\alpha} \quad (4.5)$$

où  $|\nabla I_p^\perp \cdot n_p|$  est la valeur absolue du scalaire  $\nabla I_p^\perp \cdot n_p$  ( $\nabla I_p^\perp$  et  $n_p$  sont des vecteurs représentant respectivement la direction de la structure et la normale à la direction de  $\delta\Omega$  liées au point p). Le nombre  $\alpha$  est un coefficient de normalisation et sa valeur est  $2^q \times 3$  pour une image RVB codée sur q bits.

Le patch prioritaire est celui dont la priorité  $P(p)$  de son pixel central p est la plus élevée. Il est obtenu suivant l'expression (4. 6) :

$$\psi_{\hat{p}} = Arg \max_{\psi_p} P(p) \quad (4. 6)$$

### 4.1.2 Détermination du meilleur patch de remplissage

Dans la région connue de l'image, tous les patches de même taille que celui du patch à reconstituer (patch prioritaire) sont déterminés. Ceux-ci constituent l'ensemble des patches de remplissage. Chacun d'eux est comparé au patch prioritaire. Seulement les pixels de la région connue du patch prioritaire et leurs correspondants dans ceux de remplissage sont pris en compte dans cette comparaison. La fonction permettant la sélection du meilleur patch de remplissage est la somme des différences quadratiques et est définie comme suit :

$$d(\psi_p, \psi_q) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m [(p_{ij}^R - q_{ij}^R)^2 + (p_{ij}^V - q_{ij}^V)^2 + (p_{ij}^B - q_{ij}^B)^2] \quad (4. 7)$$

où  $p_{ij}^R$ ,  $p_{ij}^V$  et  $p_{ij}^B$  sont les valeurs des canaux couleurs R, V et B des pixels du patch à reconstituer et  $q_{ij}^R$ ,  $q_{ij}^V$  et  $q_{ij}^B$  sont ceux du patch courant.  $m$  est le nombre de pixels de la région connue du patch  $\psi_p$  à reconstituer. Le patch sélectionné est celui dont la valeur de  $d(\psi_p, \psi_q)$  est minimale. L'équation de sélection du meilleur patch de remplissage est la suivante :

$$\psi_{\hat{q}} = Arg \min_{\psi_q \subset \Phi} d(\psi_{\hat{p}}, \psi_p) \quad (4. 8)$$

Le processus de remplissage est illustré à la figure 4. 2.

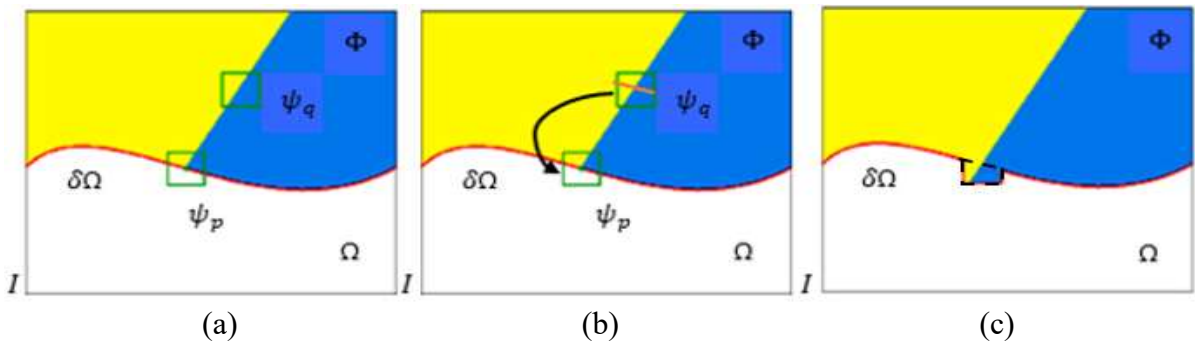


Figure 4.2– Processus de remplissage de patch

La figure 4.2 (a) présente le patch  $\Psi_q$  de la région connue de l'image, similaire au patch  $\Psi_p$  à reconstituer. La figure 4.2 (b) montre le processus de remplissage. L'information contenue dans la région du patch  $\Psi_q$  correspondant à la région inconnue de  $\Psi_p$  est transférée dans  $\Psi_p$ . Le résultat de ce remplissage est présenté à la figure 4.2 (c) (région délimitée par les traits discontinues de couleur noir).

### 4.1.3 Mise à jour du terme de confiance

A la suite du remplissage d'un patch, les pixels appartenant initialement à la région inconnue, ont une nouvelle valeur du terme de confiance. Cette valeur correspond à celle du pixel central du patch reconstitué (précédemment prioritaire) et est calculée à partir de l'équation (4. 4).

L'expression de la mise à jour du terme de confiance des pixels de la région reconstituée est définie comme suit :

$$C(q) = C(\hat{p}) \quad \forall q \in \Psi_{\hat{p}} \cap \Omega \quad (4. 9)$$

où  $\hat{p}$  désigne le pixel central du patch  $\Psi_{\hat{p}}$  reconstitué et q, un pixel de la région reconstituée.

La valeur du terme de confiance mis à jour dépend du niveau de remplissage. On entend par niveau de remplissage, le nombre de remplissages successifs, effectués dans la chaîne de remplissage d'un patch  $\Psi_p$  donné. Considérons une image initiale dont aucun patch n'a encore été rempli. Dans cette image, tous les patches  $\Psi_p$  ont le niveau 0. Après un remplissage, de nouveaux pixels font partie de la frontière  $\delta\Omega$  séparant les régions connue et inconnue de l'image. Les patches centrés sur ceux-ci auront un niveau de remplissage égal à 1. Ainsi, tout pixel de la frontière  $\delta\Omega$  issu du remplissage d'un patch de niveau n, donnera lieu à un patch dont le niveau de remplissage est n+1.

Plus ce niveau est élevé, plus le terme de confiance mis à jour décroît. En effet, l'expression (4. 4) montre que le terme de confiance du pixel central d'un patch à reconstituer est inférieur à celui des pixels de la région connue de ce patch. On peut réécrire le terme de confiance du pixel central d'un patch en fonction du niveau de remplissage :

$$C_{n+1}(p) = \frac{\sum_{q \in \Psi_p \cap \Phi} C_n(q)}{|\Psi_p|} \quad (4. 10)$$

où  $n$  représente le niveau de remplissage.

### Faiblesses de l'algorithme de base

Comme nous l'avons mentionné dans le chapitre 2, l'algorithme de Criminisi présente des limitations liées aux différentes fonctions définies pour réaliser le remplissage de la région inconnue. Trois limitations sont les plus significatives.

La plus importante est l'exploitation de l'opérateur produit dans le calcul de la priorité (équation (4. 2)). Une valeur très faible de l'un des deux termes (terme de confiance et terme de données) impacte négativement le résultat de la priorité. En effet, lorsque l'un des termes a une valeur qui tend vers zéro, l'influence de l'autre n'est plus perceptible.

La seconde est liée à la mise à jour du terme confiance à la suite d'un remplissage. Selon la fonction de mise à jour dépendant des équations (4. 4) et (4. 9), on constate une décroissance rapide vers zéro du terme de confiance. Cette rapidité influence négativement le choix du patch prioritaire. En effet, lorsque les priorités atteignent des valeurs quasi nulles, il est difficile de les différencier.

La troisième limitation majeure concerne le calcul du terme de données. Dans celui-ci, seule la structure linéaire liée au pixel central du patch à reconstituer est prise en compte. Celles rattachées aux autres pixels de la frontière dans le patch ne sont considérées. Dans ce cas, il peut se poser le problème de discontinuité des structures linéaires.

## 4.2 Nouvel algorithme d'*inpainting*

Dans cette section, nous proposons un algorithme qui améliore celui de Criminisi. Cette amélioration prend en compte les trois limitations mentionnées dans la section 4.1.2. Nous définissons une nouvelle fonction de priorité dans laquelle le produit des termes de confiance et de données est substitué par une somme pondérée afin d'éviter l'influence mutuelle entre ces deux termes. Nous proposons une fonction de mise à jour du terme de confiance définie par intervalle afin d'améliorer sa décroissance et éviter la convergence rapide vers zéro. Nous proposons également une nouvelle formulation du terme de données en prenant en compte toutes les structures linéaires liées aux pixels frontières dans un patch à reconstituer.

### 4.2.1 Nouvelles fonctions de priorité et du terme de données

Dans le but de résoudre le problème du calcul de la priorité lié au produit des termes qui la composent, plusieurs propositions ont été faites dont celle de la substitution du produit par une somme pondérée [83]. Cette dernière constitue une alternative intéressante car elle permet de corriger le problème de l'influence mutuelle des termes de confiance et de données. Toutefois, elle ne résout pas le problème de la décroissance rapide du terme de confiance vers zéro et celui de la reconstitution des structures linéaires dans un patch (problème lié au calcul du terme de données).

En considérant le fait qu'un patch à reconstituer ( $\psi_p$ ) est une sous image possédant une région connue ( $\psi_p \cap \Phi$ ), une région inconnue ( $\psi_p \cap \Omega$ ) et une frontière ( $\psi_p \cap \delta\Omega$ ) séparant les deux régions, le problème de la reconstitution des structures linéaires peut trouver une solution. Dans cette solution, tous les pixels de la frontière ( $\psi_p \cap \delta\Omega$ ) doivent être pris en compte dans le calcul du terme de données. Une description d'un patch à reconstituer est présentée à la figure 4. 3.

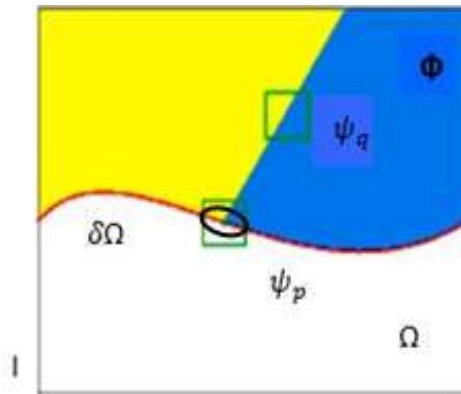


Figure 4.3 – Eléments constituant un patch à restaurer

Dans la figure 4. 3, la ligne rouge contenue dans le patch  $\psi_p$ , représente l'ensemble des pixels de la frontière du patch à reconstituer (représentée dans l'ellipse de contour noir). On constate effectivement que plusieurs pixels constituent cette frontière dans le patch à reconstituer et que chacun de ces pixels peut porter des informations concernant les structures linéaires. Une structure peut être vue comme la ligne séparant les régions jaune et bleue dans notre figure.

Nous proposons, ici, une nouvelle fonction de priorité basée sur la somme pondérée des termes de confiance et de données. Dans cette fonction, le terme de données tient compte de tous les pixels de la frontière ( $\psi_p \cap \delta\Omega$ ) et non uniquement sur le pixel central du patch. Sa formule est définie par l'équation (4. 11) :

$$P(p) = \alpha C(p) + \beta \bar{D}(p) \quad (4. 11)$$

avec

$$\alpha + \beta = 1 \quad (4. 12)$$

et

$$\bar{D}(p) = \frac{\sum_{p \in \delta\Omega \cap \Psi_p} D(p)}{|\delta\Omega \cap \Psi_p|} \quad (4. 13)$$

où le terme  $\bar{D}(p)$  est la valeur moyenne des termes de données définis pour chaque pixel de la frontière entre les régions connue et inconnue dans le patch  $\Psi_p$ .

Le choix des coefficients  $\alpha$  et  $\beta$  fera l'objet d'une étude que nous développerons dans la section 4.3.1.

## 4.2.2 Amélioration de la mise à jour du terme de confiance

### 4.2.2.1 Motivation et description générale de notre méthode

Afin de favoriser les patches qui n'ont jamais été remplis ou ceux qui ont été remplis plus tôt, Criminisi et al.[82] ont proposé de réduire la valeur du terme de confiance mis à jour des pixels nouvellement remplis par rapport aux valeurs des termes de confiance des pixels déjà connus (équation (4. 4)). De ce fait, après plusieurs niveaux de remplissage, les valeurs des termes de confiance mis à jour diminuent jusqu'à tendre vers zéro. Leur convergence vers zéro est rapide et constitue une limite à leur algorithme [83], [93].

Notre contribution relative à la mise à jour du terme de confiance s'effectue en deux étapes. Nous proposons, tout d'abord, d'amplifier la décroissance du terme de confiance. Cela favorise le remplissage des patches qui ne l'ont jamais été et a pour inconvénient l'amplification du problème de la convergence rapide vers zéro.

Pour éviter cette convergence rapide, nous définissons ensuite une valeur seuil à partir de laquelle nous allons augmenter la valeur  $C(\hat{p})$  du terme de confiance obtenu à partir de l'équation (4. 4)). La valeur augmentée de  $C(\hat{p})$  sera attribuée aux pixels de la région reconstituée comme valeur du terme de confiance mis à jour  $C(q)$ . Le seuil sélectionné est la

valeur minimale des termes de confiance des pixels de la frontière  $\delta\Omega$  calculés à partir de l'image initiale.

En effet, après un remplissage, Criminisi et al. attribuent aux pixels de la région reconstituée, la valeur du terme de confiance  $C(\hat{p})$  du pixel central du patch rempli. Cette valeur est soit inférieure, soit supérieure à la valeur minimale initiale. Dans le cas où cette valeur est supérieure au minimum initial, la valeur de la mise à jour du terme de confiance doit être réduite mais demeurer supérieure au minimum initial. Cette réduction donne plus d'avantage de sélection aux patches qui n'ont pas été remplis par rapport à celui qui vient de l'être. Dans le cas contraire, la valeur du terme de confiance mis à jour doit augmenter tout en demeurant inférieur au minimum initial. Cela permet d'éviter des valeurs très proches de zéro et de rapprocher celles-ci du minimum initial. Ce double ajustement permet de garantir la décroissance des termes de confiance et d'éviter la convergence rapide vers zéro. La figure 4.4 illustre notre modèle de mise à jour du terme de confiance.

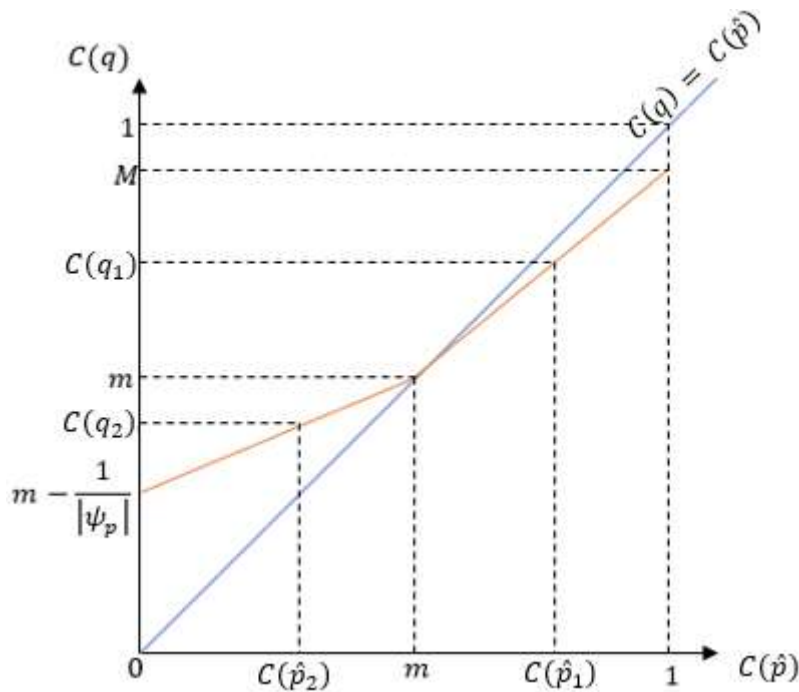


Figure 4.4 – Evolution de la mise à jour du terme de confiance  $C(p)$

A la figure 4. 4, la droite de couleur bleu représente la fonction identité ainsi que la fonction de mise à jour du terme confiance proposée par Criminisi et al. Les deux segments de couleur rouge représentent notre fonction de mise à jour défini par partie.  $M$  et  $m$  sont respectivement les valeurs maximale et minimale du terme de confiance des pixels de la frontière  $\delta\Omega$  dans l'image initiale. Le nombre  $\frac{1}{|\psi_p|}$  est une valeur permettant de contrôler la convergence du terme



de confiance mis à jour  $C(q)$  lorsque celui du pixel central  $C(\hat{p})$  est inférieur à  $m$ .  $|\psi_p|$  est le nombre de pixels dans le patch  $\psi_p$  et  $q$  est un pixel de la région initialement inconnue du patch qui vient d'être rempli.  $C(\hat{p}_1)$  et  $C(\hat{p}_2)$  sont les termes de confiance de deux pixels centraux de patches qui ont été remplis.  $C(q_1)$  et  $C(q_2)$  sont leurs correspondants respectifs de mise à jour. On peut constater que  $C(q_1)$  est inférieur à  $C(\hat{p}_1)$  lorsque ce dernier est supérieur à  $m$  (cela favorise la sélection des patches jamais remplis) et  $C(q_2)$  est supérieur à  $C(\hat{p}_2)$  lorsque  $C(\hat{p}_2)$  est inférieur à  $m$  (cela permet d'avoir une convergence lente vers zéro).

#### 4.2.2.2 Etapes de l'algorithme de la mise à jour du terme de confiance $C(q)$

Notre algorithme de mise à jour comporte trois étapes. La première est la phase d'initialisation des termes de confiance. La seconde est la recherche des paramètres initiaux permettant la mise à jour. La dernière concerne les fonctions de mise à jour. La description détaillée de ces trois étapes est la suivante :

- Calcul des valeurs du terme de confiance des pixels de la frontière  $\delta\Omega$  à l'initialisation :  $C_0(p)$  à partir de l'équation (4. 4) ;
- Recherche du minimum et du maximum des  $C(p)$  initiaux :  $m = \min (C_0(p))$  et  $M = \max (C_0(p))$  ;
- Recherche de deux fonctions linéaires représentant l'évolution des termes de confiance :
  - Lorsque le terme de confiance du pixel central du patch rempli  $C(\hat{p})$  est compris entre  $\min (C_0(p))$  et  $\max (C_0(p))$ , la fonction doit respecter la contrainte de réduction de la valeur du terme confiance et la contrainte de la non-convergence vers 0. Pour ce faire, nous proposons une droite croissante qui est en dessous de la droite d'équation :  $C(q) = C(\hat{p})$ , et qui la coupe lorsque  $C(\hat{p}) = \min (C_0(p))$ . Cela impose que les valeurs de mise à jour  $C(q)$  soient comprises entre  $\min (C_0(p))$  et  $\max (C_0(p))$ . Cette fonction linéaire est définie à partir de l'équation (4. 14) :

$$C(q) = \lambda C(\hat{p}) + \mu \quad (4. 14)$$

avec les conditions suivantes, permettant la détermination de cette droite :

$$C(q) = \begin{cases} \max C_0(p) & \text{si } C(\hat{p}) = 1 \\ \min C_0(p) & \text{si } C(\hat{p}) = \min C_0(p) \end{cases} \quad (4. 15)$$

ainsi, on obtient :

$$\lambda = \frac{\max(C_0(p)) - \min(C_0(p))}{1 - \min(C_0(p))} \quad (4.16)$$

et

$$\mu = \frac{\min(C_0(p))[1 - \max(C_0(p))]}{1 - \min(C_0(p))} \quad (4.17)$$

- Dans un patch dont les pixels de la région connue ont des valeurs du terme de confiance  $C(p)$  proches de  $\min(C_0(p))$ , il est possible d'obtenir un terme de confiance du pixel central  $C(\hat{p}) < \min(C_0(p))$ . Dans ce cas, lorsque ce patch est rempli, une seconde fonction est définie pour la mise à jour des termes de confiance des pixels de la région inconnue. Cette fonction doit être croissante et converger vers  $\min(C_0(p))$ . Sa courbe doit être au-dessus de la droite d'équation  $C(q) = C(\hat{p})$  et doit couper cette droite lorsque  $C(\hat{p}) = \min(C_0(p))$ . Sa croissance doit être lente pour rapprocher au mieux les valeurs mises à jour  $C(q)$  de  $\min(C_0(p))$ . Cela permet d'éviter des valeurs proches de zéro. Cette fonction est représentée par la droite d'équation :

$$C(q) = \gamma C(\hat{p}) + \eta \quad (4.18)$$

vérifiant les conditions suivantes :

$$C(q) = \begin{cases} \min(C_0(p)) - \frac{1}{|\psi_p|} & \text{si } C(\hat{p}) = 0 \\ \min(C_0(p)) & \text{si } C(\hat{p}) = \min(C_0(p)) \end{cases} \quad (4.19)$$

ainsi :

$$\gamma = \frac{1}{|\psi_p| \min(C_0(p))} \quad (4.20)$$

et

$$\eta = \min(C_0(p)) - \frac{1}{|\psi_p|} \quad (4.21)$$

## 4.3 Expériences et analyse des résultats

### 4.3.1 Choix des paramètres

Cette section porte sur le choix des coefficients de pondération des termes de confiance et de données. Cette étude s'intéresse par ailleurs au choix de la taille des patches. Les

expérimentations ont été effectuées sur un ensemble d'images couleur de taille 256x256. Pour la taille des patches, nous avons fait varier la fenêtre de 5x5 à 11x11 par pas de 2. La raison du choix de ces tailles de patch tient du fait que lorsque la taille de la fenêtre est trop petite, elle ne permet pas une bonne reconstitution de la texture et lorsqu'elle est très grande, il y a apparition des effets de bords. Nous avons fait évoluer d'un pas de 0,1 en partant de 0,1 à 0,9, le coefficient  $\alpha$  de pondération du terme de confiance. Ainsi, pour une image donnée, nous obtenons 36 images en compétition dont nous devons sélectionner la meilleure. Cela permet d'effectuer à la fois le choix de la meilleure taille de patch et des meilleurs coefficients  $\alpha$  et  $\beta$  des termes de confiance et de données respectivement. La figure 4. 5 donne une illustration de cette expérience.

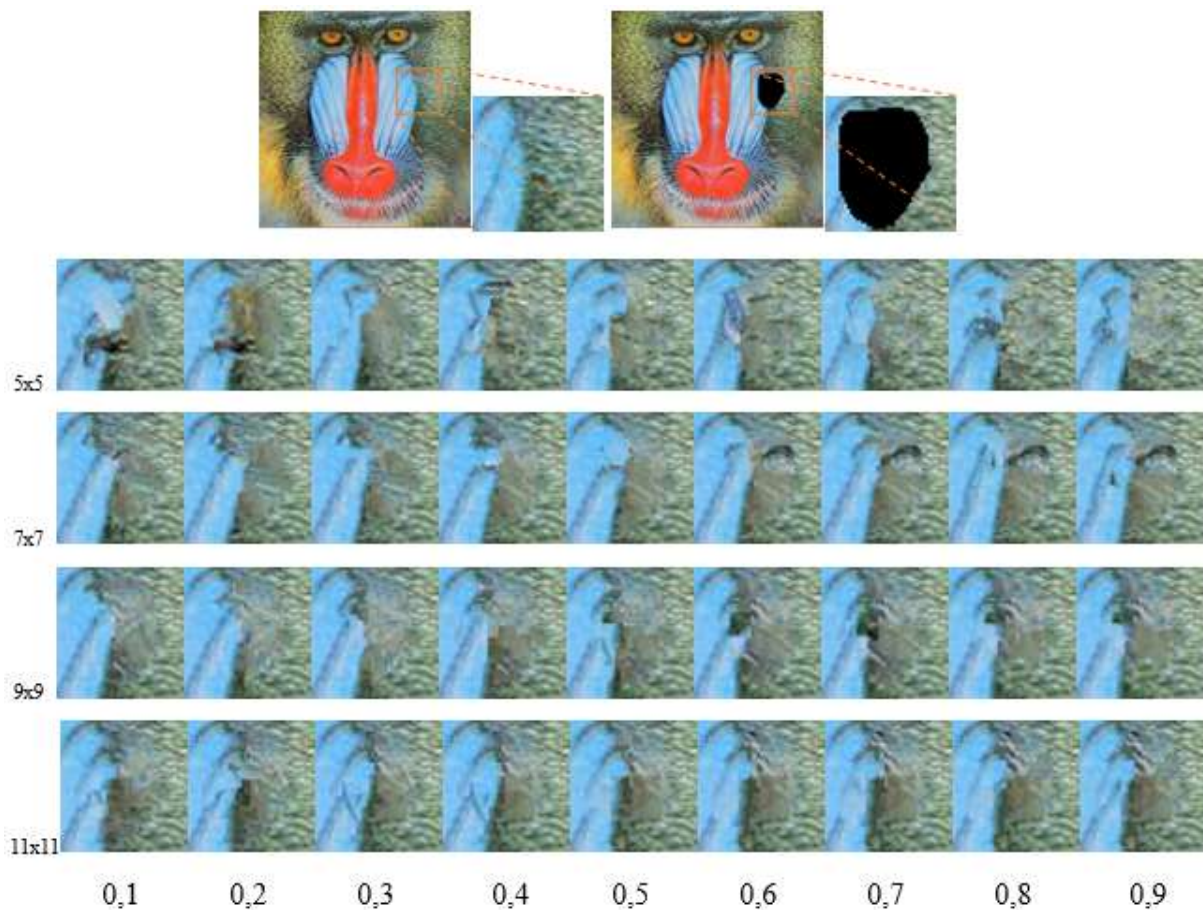


Figure 4.5 – Image du Babouin et les résultats de l'*inpainting* avec les tailles de patch et des coefficients  $\alpha$  du terme de confiance.

Dans la figure 4.3, les images de la première ligne présentent, de gauche à droite respectivement, l'image originale sans détérioration, la zone d'intérêt sans détérioration, l'image à reconstituer contenant une tache et la zone d'intérêt masquée. De haut en bas, les lignes deux à quatre correspondent respectivement aux résultats de reconstitution avec des patch

de tailles 5x5, 7x7, 9x9 et 11x11. Les colonnes de gauche à droite, correspondent aux résultats avec le coefficient  $\alpha$  (coefficient de pondération du terme de confiance dans la fonction de priorité) allant de 0,1 à 0,9 par pas de 0,1.

Ces résultats montrent qu'il est difficile de définir la meilleure taille de patch et le meilleur coefficient du terme de confiance. Cependant, les patches de taille 9x9 et 11x11 semblent produire de meilleurs résultats. Pour ces tailles de patch, les coefficients 0,1 à 0,5 donnent de meilleurs résultats. Partant du constat que l'aspect visuel tout seul, ne nous permet pas d'effectuer le choix des paramètres, nous exploitons le pic du rapport signal sur bruit (Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR)) et la mesure de la similarité structurelle (Structural SIMilarity (SSIM)) entre deux images numériques pour l'évaluation quantitative.

Le PSNR est utilisé pour mesurer la cohérence de reconstitution entre l'image reconstituée et l'image originale. Cette métrique d'évaluation est définie à l'équations (4. 22) :

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{d^2}{MSE} \right) \quad (4. 22)$$

où  $d$  représente la dynamique de l'image et MSE (Mean Square Error) est l'erreur quadratique moyenne. La MSE est définie par l'équation (4. 23) :

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (I_o(i, j) - I_r(i, j))^2 \quad (4. 23)$$

avec  $m$  et  $n$  désignant le nombre de lignes et de colonnes des images  $I_o$  (image originale) et  $I_r$  (image reconstituée).

La SSIM est une métrique permettant d'évaluer la qualité visuelle de restauration en comparant l'image reconstituée et l'image originale. Son expression est la suivante :

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_x\sigma_y + c_2)(2cov_{xy} + c_3)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)(\sigma_x\sigma_y + c_3)} \quad (4. 24)$$

avec

- $\mu_x, \mu_y$  les moyennes respectives des images  $x$  et  $y$  ;
- $\sigma_x^2, \sigma_y^2$  leur variance ;
- $cov_{xy}$  la covariance de  $x$  et  $y$  ;

- $c_1$ ,  $c_2$  et  $c_3$  les variables de stabilisation de la division lorsque le dénominateur a une très faible valeur.

Les résultats de l'évaluation quantitative permettant la sélection des meilleurs paramètres sont recueillis dans les tableaux 4.1 et 4.2.

Tableau 4.1 – Résultats du PSNR de l'image du babouin pour différentes tailles de patch et pour des coefficients de pondération du terme de confiance variables

$\alpha$	5 x 5	7 x 7	9 x 9	11 x 11
0,1	32,6694	35,9045	36,215	35,8816
0,2	34,2809	35,3802	36,0053	35,5391
0,3	36,2197	35,8309	<b>36,919</b>	36,2681
0,4	34,913	36,2447	36,8832	36,2214
0,5	34,932	35,8147	36,3861	35,7203
0,6	35,3008	35,3759	34,6359	35,0639
0,7	35,7355	35,2724	35,3292	35,2091
0,8	34,1555	35,1694	35,6763	35,1676
0,9	34,3502	35,3179	35,6818	35,3486


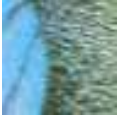
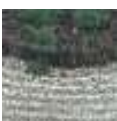
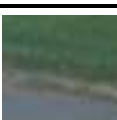
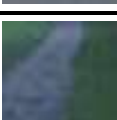
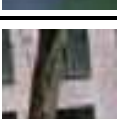
Tableau 4.2 – Résultats du SSIM de l'image du babouin pour différentes tailles de patch et pour des coefficients de pondération du terme de confiance variables

$\alpha$	5 x 5	7 x 7	9 x 9	11 x 11
0,1	0,9909	0,9923	<b>0,993</b>	0,9916
0,2	0,9903	0,9922	0,9928	0,9917
0,3	0,9929	0,9923	0,9926	0,9926
0,4	0,9911	0,9922	0,9926	0,9922
0,5	0,9917	0,9926	0,9923	0,9914
0,6	0,9913	0,9921	0,991	0,9909
0,7	0,9916	0,9922	0,9912	0,991
0,8	0,9912	0,9921	0,9917	0,9909
0,9	0,9916	0,9922	0,9917	0,9911

Au niveau du tableau du PSNR, le meilleur résultat est obtenu à partir du coefficient  $\alpha = 0,3$  et pour une taille du patch 9x9. En revanche, au niveau du SSIM, le coefficient  $\alpha = 0,1$  et la taille de patch 9x9 donnent le meilleur résultat. Cette étude a été effectuée sur un ensemble d'images

de texture différentes. Les meilleurs résultats des PSNR et SSIM pour les différentes tailles de patch sont résumés dans le tableau 4. 3.

Tableau 4.3 – Meilleurs résultats des PSNR et SSIM pour des images de texture différentes et pour différentes tailles de patch

			5x5	7x7	9x9	11x11
Fenêtre		PSNR	45,3101	45,5046	45,918	<b>46,3161</b>
		SSIM	0,997	0,9973	<b>0,9974</b>	0,9973
Babouin		PSNR	36,2197	35,9045	<b>36,919</b>	36,2681
		SSIM	0,9929	0,9926	<b>0,993</b>	0,9926
Champs		PSNR	33,4775	32,2674	33,9514	<b>34,2936</b>
		SSIM	0,9809	0,981	<b>0,9818</b>	0,9808
Piste		PSNR	47,4129	<b>47,6068</b>	47,5378	47,1245
		SSIM	0,9972	<b>0,9975</b>	0,9973	0,9972
Forêt		PSNR	41,7133	<b>44,2778</b>	43,4745	43,764
		SSIM	0,9969	<b>0,9981</b>	0,9978	0,9975
Immeuble		PSNR	31,653	<b>32,7926</b>	31,4507	29,965
		SSIM	0,9893	<b>0,9902</b>	0,9892	0,9846

Ce tableau montre que les meilleurs résultats, pour des images présentant plus de zones texturées, sont obtenus à partir des patches de taille 9x9. Cela est perceptible à travers les trois images du haut du tableau 4.3. Pour des images contenant plus de zones homogènes, la taille 7x7 fournit les meilleurs résultats (voir les trois images du bas du tableau 4.3).

Ainsi pour le choix du coefficient  $\alpha$ , nous avons classé en deux catégories notre série d'images en fonction de leurs caractéristiques texturales. Nous avons appliqué des patches de taille 9x9 à six images présentant à la fois des zones texturées et des zones homogènes. A cinq autres images présentant des zones homogènes, des patches de taille 7x7 ont été utilisés. Nous avons fait varier le coefficient  $\alpha$  de 0,1 à 0,9. Les figures 4. 6 et 4. 7 présentent les courbes des PSNR et SSIM obtenues en appliquant respectivement des patches de taille 7x7 et 9x9.

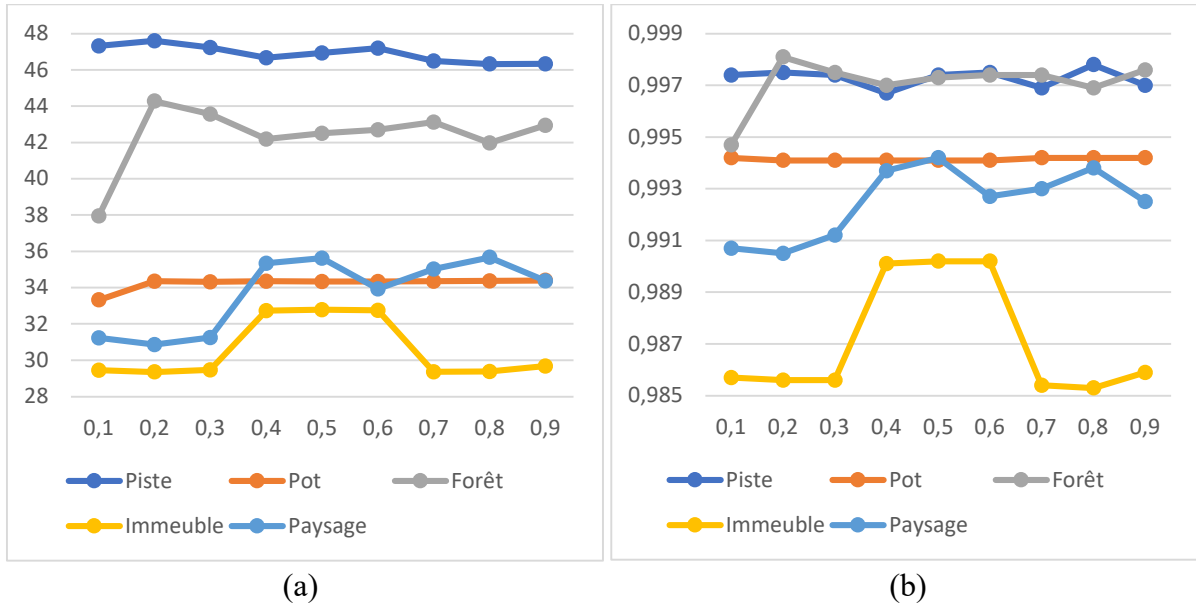


Figure 4.6 – Représentation des PSNR et SSIM pour différents coefficients  $\alpha$  pour des patches de taille 7x7. (a) courbes des PSNR ; (b) courbes des SSIM

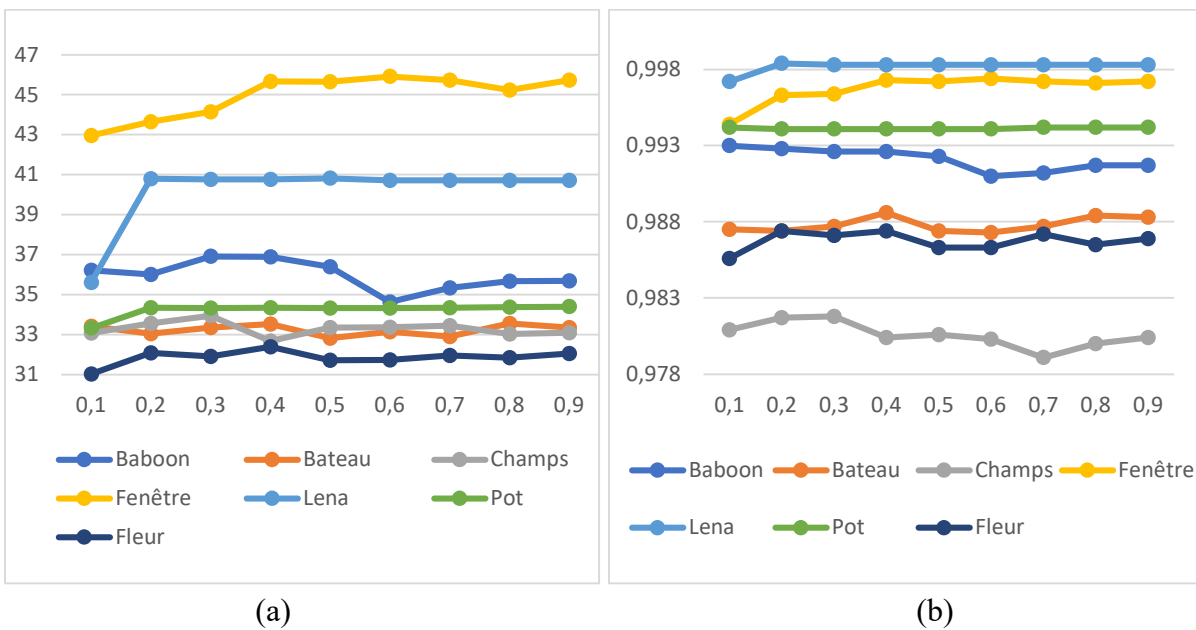


Figure 4.7 – Représentation des PSNR et SSIM pour différents coefficients  $\alpha$  pour des patches de taille 9x9. (a) courbes des PSNR ; (b) courbes des SSIM

A travers les résultats des PSNR et SSIM, le choix du meilleur coefficient reste toujours difficile. Cependant, les coefficients  $\alpha = 0,5$  semble convenir pour les patches de taille 7x7 et  $\alpha = 0,4$  pour ceux de taille 9x9. Ainsi nous optons pour le choix de  $\alpha = 0,5$  et la taille de patch 7x7 lorsque les régions environnantes de celle à restaurer présentent moins de textures. Dans le cas contraire, nous retenons  $\alpha = 0,4$  et la taille de patch 9x9. Cela impose respectivement les valeurs de 0,5 et 0,6 à  $\beta$  car  $\alpha + \beta = 1$  (voir équation (4.12)).

### 4.3.2 Evaluation qualitative

Afin de valider nos résultats, nous les avons comparés à ceux de Criminisi et al. et ceux de Nan et al. Le choix de l'algorithme de Criminisi est motivé par le fait qu'il est la référence au niveau des méthodes basées sur les motifs. Celui de Nan, s'explique par le fait que les auteurs ont proposé de résoudre les limitations liées au calcul de la fonction de priorité et celles de la décroissance rapide du terme de confiance lors de la mise à jour. En effet, ils ont remplacé le produit des termes de confiance et de données par une somme pondérée et ont exploité une fonction logistique pour contraindre les valeurs du terme de confiance à ne pas tendre vers zéro. Contrairement à l'algorithme de Nan, nous exploitons le terme de données moyen dans le calcul de la fonction de priorité et déterminons deux fonctions linéaires définies par intervalle afin de résoudre le problème de la décroissance rapide du terme de confiance.

Dans la pratique, il est difficile d'évaluer quantitativement le résultat de la restauration d'images à partir d'une méthode d'*inpainting*. En effet, pour effectuer cette évaluation, il est nécessaire de connaître l'information exacte ne comportant pas de dégradation afin de déterminer la similarité entre l'image restaurée et l'image originale. Ainsi nos expériences portent sur deux ensembles d'images. Le premier concerne des images dont on ne connaît pas l'information se trouvant en arrière-plan de la zone à reconstituer. A ce niveau, seulement l'évaluation qualitative est possible. Le second ensemble porte sur des images dans lesquelles ont été insérées des taches à supprimer afin de permettre l'évaluation quantitative.

Cette section est consacrée uniquement aux images pour lesquelles, l'information d'arrière-plan n'est pas connue. Les figures. 4.8 et 4.9 donnent une illustration de cette expérience. Dans ces cas, l'évaluation repose sur un jugement visuel. L'objectif est de produire une image dans laquelle l'effet de retouche n'est pas perceptible.

Les figures 4.8(c) à 4.8(e) présentent les résultats de l'*inpainting* obtenus respectivement à partir des algorithmes de Criminisi, de Nan et de notre algorithme. Les parties entourées en rouge montrent les zones de discussion des trois méthodes. Nous pouvons voir des défauts de reconstitution au bas de la toiture. Au niveau des résultats de Criminisi et de Nan, les défauts se matérialisent par l'apparition de certaines plantes sur la toiture. Au niveau de notre résultat, on constate une légère déformation de la bordure de la toiture. Toutefois les structures de la toiture y sont représentées. La reconstitution de la rive semble être de bonne qualité pour notre méthode et celle de Nan contrairement au résultat de Criminisi.



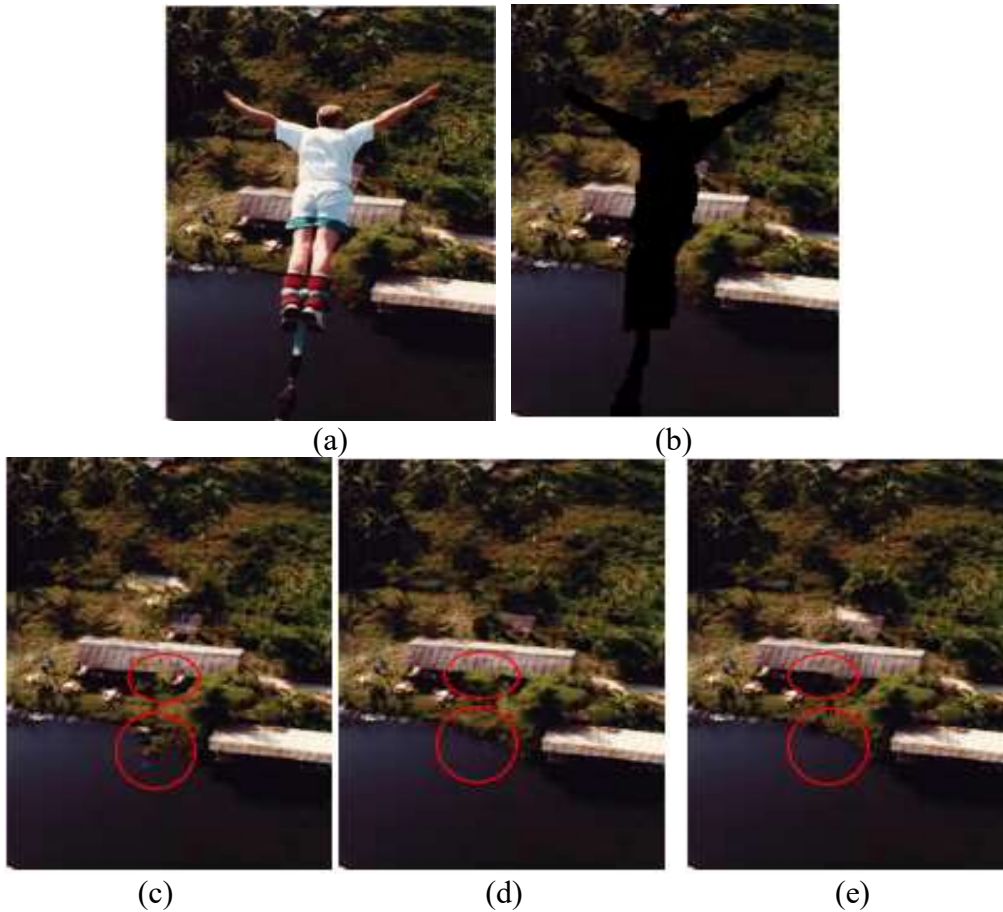


Figure 4.8 – Résultat de la restauration de l'image Bungee. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat

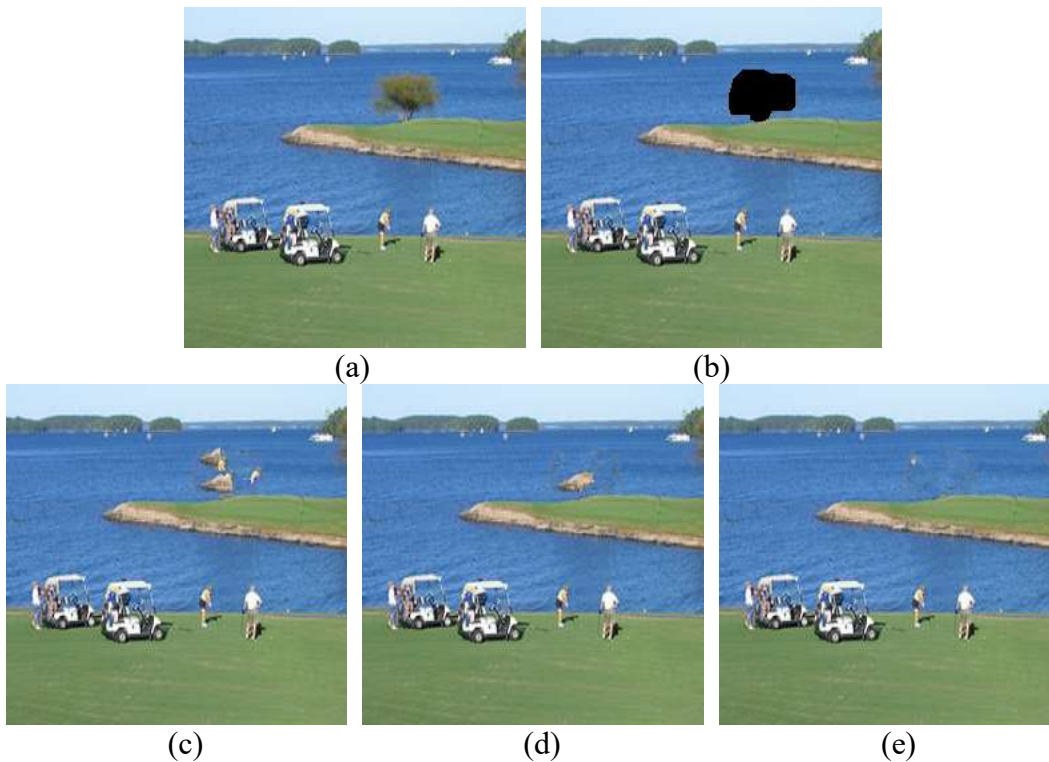


Figure 4.9 – Résultat de la restauration de l'image Rive. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat

Dans la figure 4.9, nous remarquons une très grande différence de la restauration d'arrière-plan. En effet, en retirant l'arbre présent dans la figure 4.9(a), on s'attend logiquement à voir une continuité de l'étendue d'eau. Notre méthode reconstitue mieux l'information se trouvant dans l'arrière-plan de l'arbre supprimé. Tandis que l'on constate, au niveau des résultats de Criminisi et de Nan, la présence anormale de blocs de terre dans l'arrière-plan.

### 4.3.3 Evaluation quantitative

Ici, l'idée est d'obstruer une information par une tache tout en sachant l'information obstruée. Ensuite, on procède à l'élimination de la tache en reconstituant l'information d'arrière-plan. Le challenge est de parvenir à reconstituer cette information de sorte que les textures et les structures de l'information vraie correspondent à celles reconstituées.

Pour ce faire, nous avons sélectionné d'autres images dans lesquelles nous avons inséré une tache à supprimer. Les figures 4.10 à 4.17 d'indice (a) présentent ces différentes images. Celles-ci ont été sélectionnées selon la différence des textures et des structures présentes dans les régions à reconstituer. Parmi celles-ci, nous avons sélectionné les figures 4.10(a), 4.11(a) et 4.12(a) pour représenter les courbes d'évolution des termes de confiance (figures 4.10(f), 4.11(f) et 4.12(f)) et celles des fonctions de priorité (figures 4.10(g), 4.11(g) et 4.12(g)) en fonction du nombre d'itérations. Ces trois figures représentent trois différents types d'images. La figure 4.10(a) est une image contenant uniquement des régions homogènes. Dans la figure 4.11(a), la zone obstruée contient à la fois des structures linéaires et une zone texturée. Dans la figure 4.12(a), les structures sont plus fines et ne sont pas assez perceptibles. Les figures 4.10(g), 4.11(g) et 4.12(g) permettent de montrer l'influence du produit (courbes de Criminisi) et de la somme pondérée (courbes de Nan et les nôtres) sur l'évolution de la fonction de priorité. Elles montrent aussi l'influence de l'évolution du terme de confiance sur l'allure de la fonction de priorité.

Les métriques exploitées pour réaliser l'évaluation quantitative sont le PSNR et la SSIM. Les tableaux 4.4 et 4.5 présentent les résultats comparatifs des algorithmes de Criminisi et al., de Nan et al. ainsi que du nôtre.

Les graphes obtenus dans les figures 4.10(f), 4.11(f) et 4.12(f) montrent la décroissance rapide du terme de confiance proposé par Criminisi. Ils montrent aussi, les valeurs constantes observées par intervalle et la non-décroissance du terme de confiance au niveau de l'algorithme proposé par Nan. Dans le cas où les valeurs du terme de confiance sont constantes, seul le terme de données a un impact sur l'ordre de priorité. Ce qui peut constituer une limite à l'algorithme.

Notre algorithme, quant à lui, permet d'assurer la décroissance et une convergence lente du terme de confiance vers zéro.

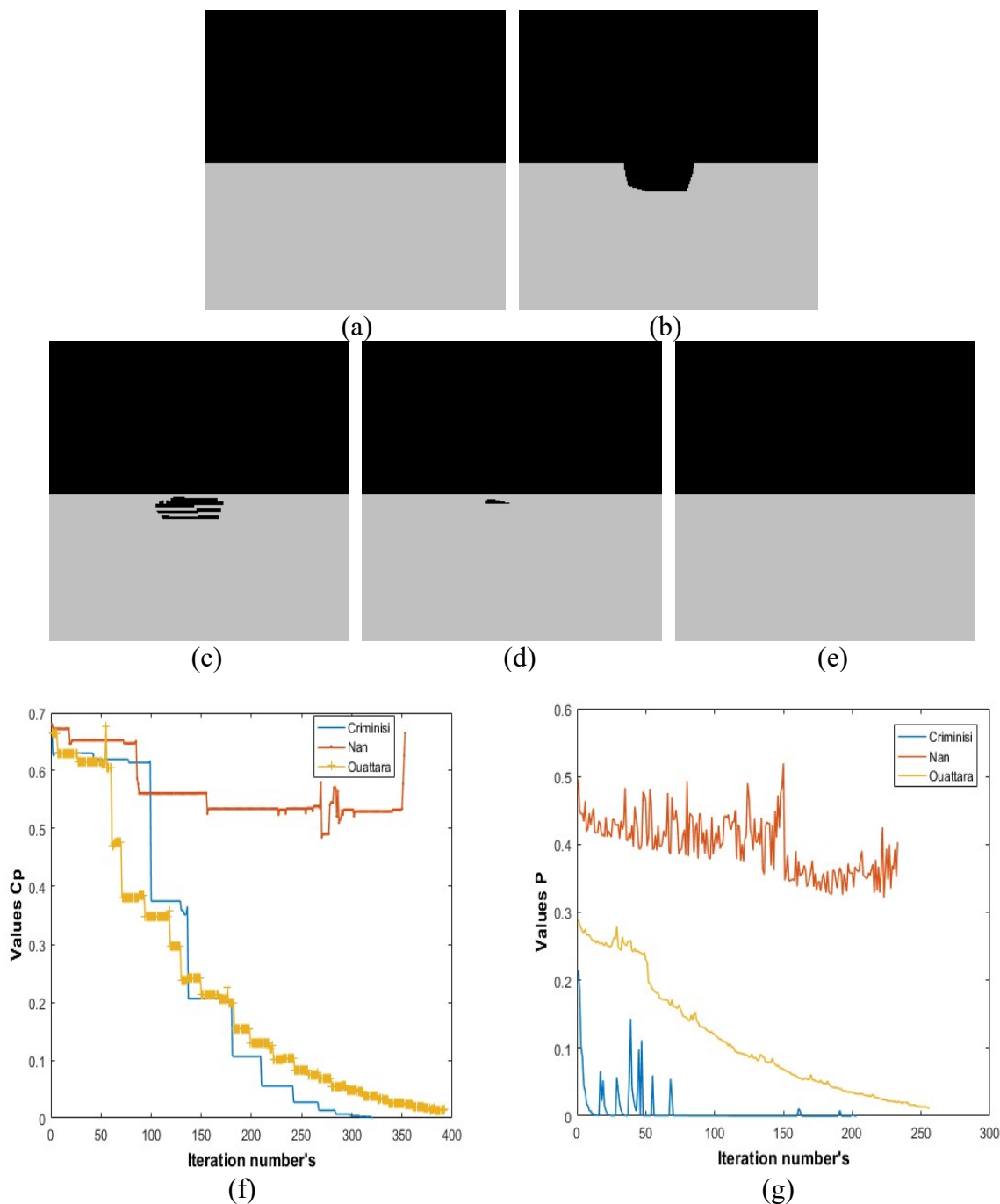


Figure 4.10 – Résultats de la restauration de l'image de synthèse. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat ; (f) valeurs de  $C(p)$  ; (g) valeurs de  $P(p)$

En effectuant une lecture croisée entre les courbes observées aux figures 4.10(f), 4.11(f), 4.12(f) et celles des figures 4.10(g), 4.11(g) et 4.12(g), on perçoit l'impact de l'évolution des termes de confiance sur celles des fonctions de priorité. Nous remarquons que les valeurs de la fonction de priorité tendent à être constantes et à avoir une valeur quasi nulle pour l'algorithme de

Criminisi. Les valeurs constantes du terme de confiance observées par intervalle et la non-décroissance de celui-ci donnent une allure de fonction de priorité oscillant autour d'une même valeur par endroit et une légère croissance pour les dernières valeurs. La décroissance recherchée par Criminisi est observée dans nos résultats et la contrainte de la non-convergence rapide vers zéro est aussi respectée par notre méthode. Nos courbes du terme de confiance et de la fonction de priorité les montrent.

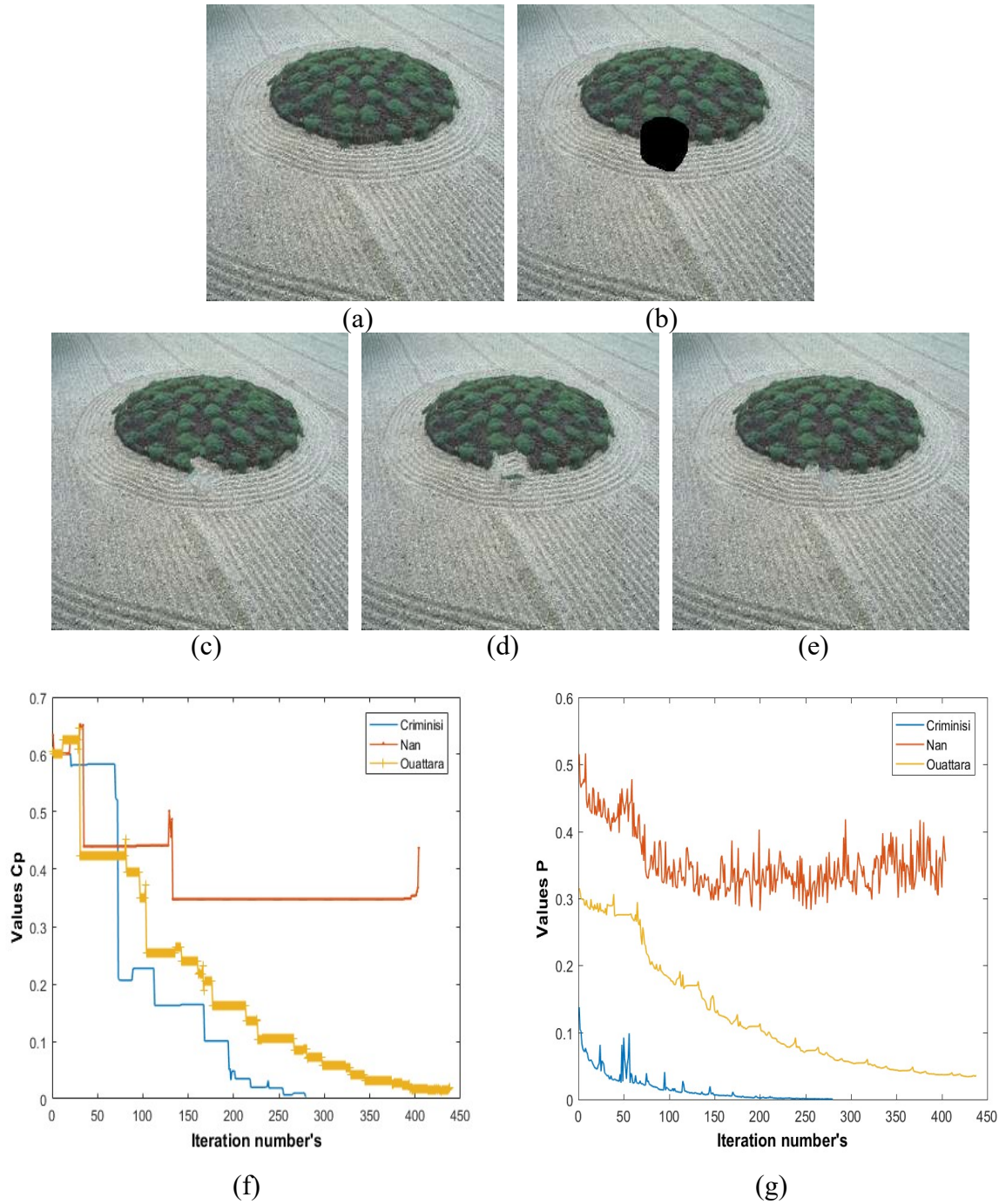


Figure 4.11 – Résultats de la restauration de l'image Champs. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat ; (f) valeurs de  $C(p)$  ; (g) valeurs de  $P(p)$

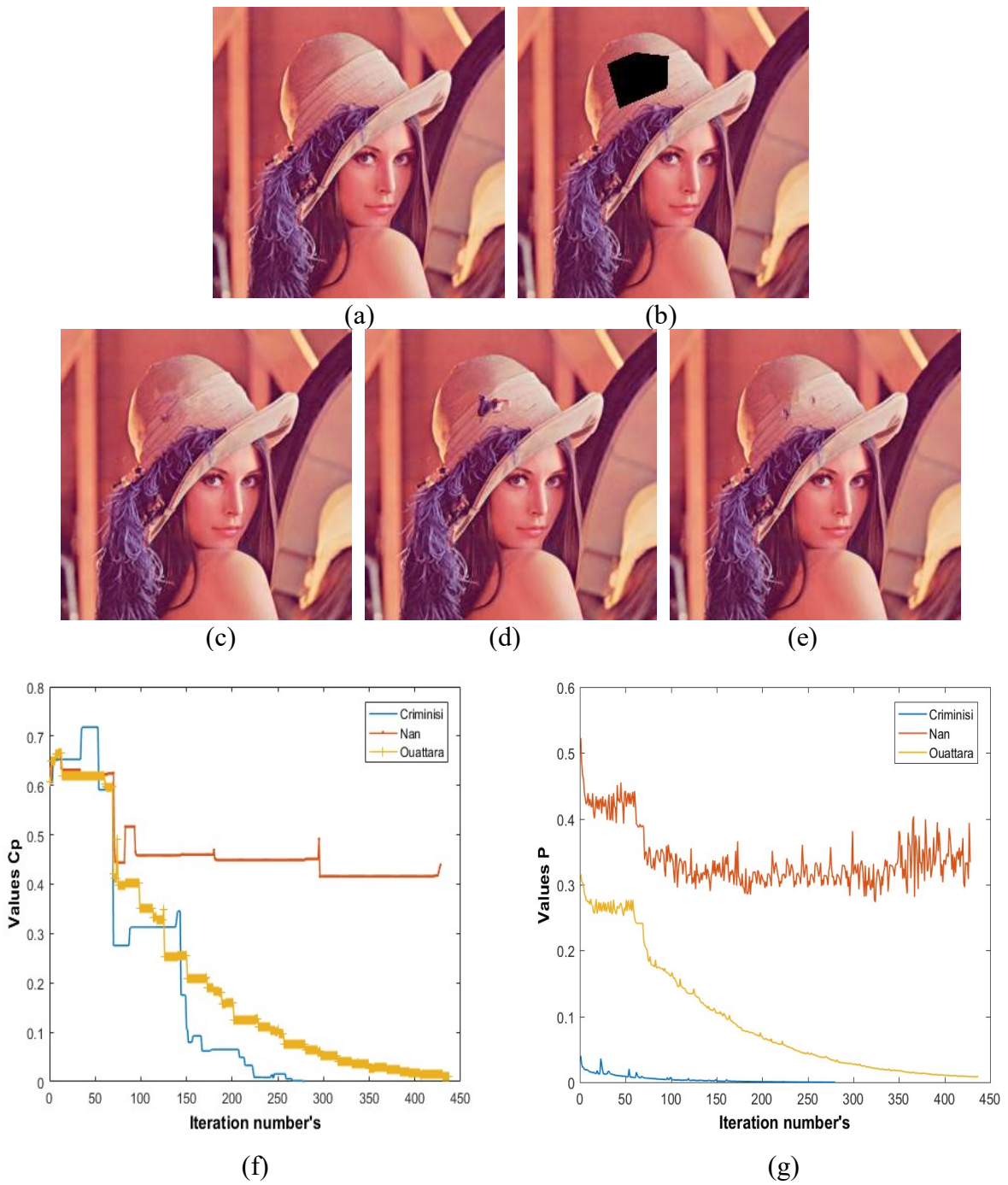


Figure 4.12 – Résultats de la restauration de l'image Lena. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat ; (f) valeurs de  $C(p)$  ; (g) valeurs de  $P(p)$

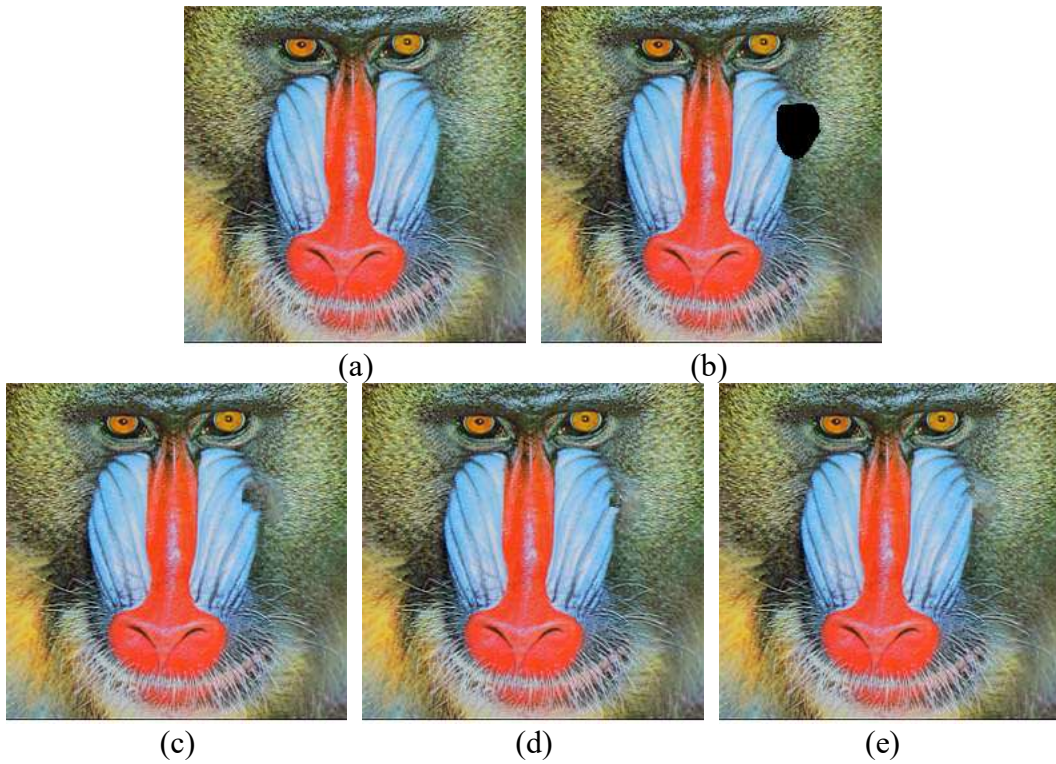


Figure 4.13 – Résultats de la restauration de l'image Babouin. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat

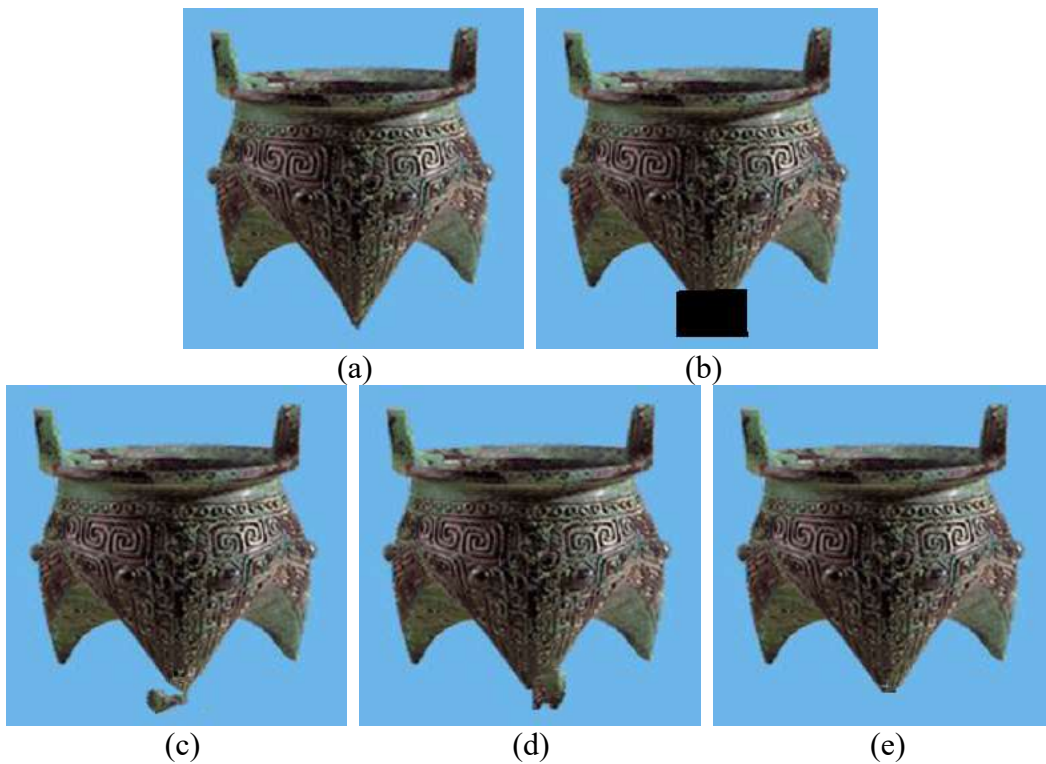


Figure 4.14 – Résultats de la restauration de l'image Pot. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat

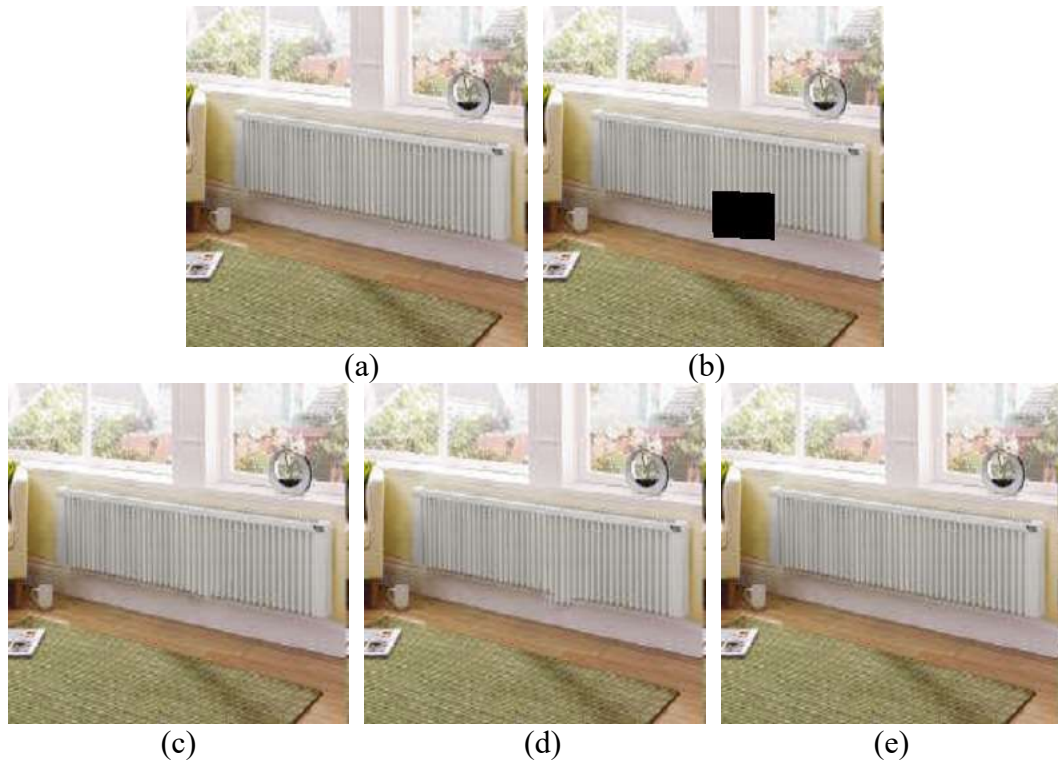


Figure 4.15 – Résultats de la restauration de l'image Fenêtre. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat

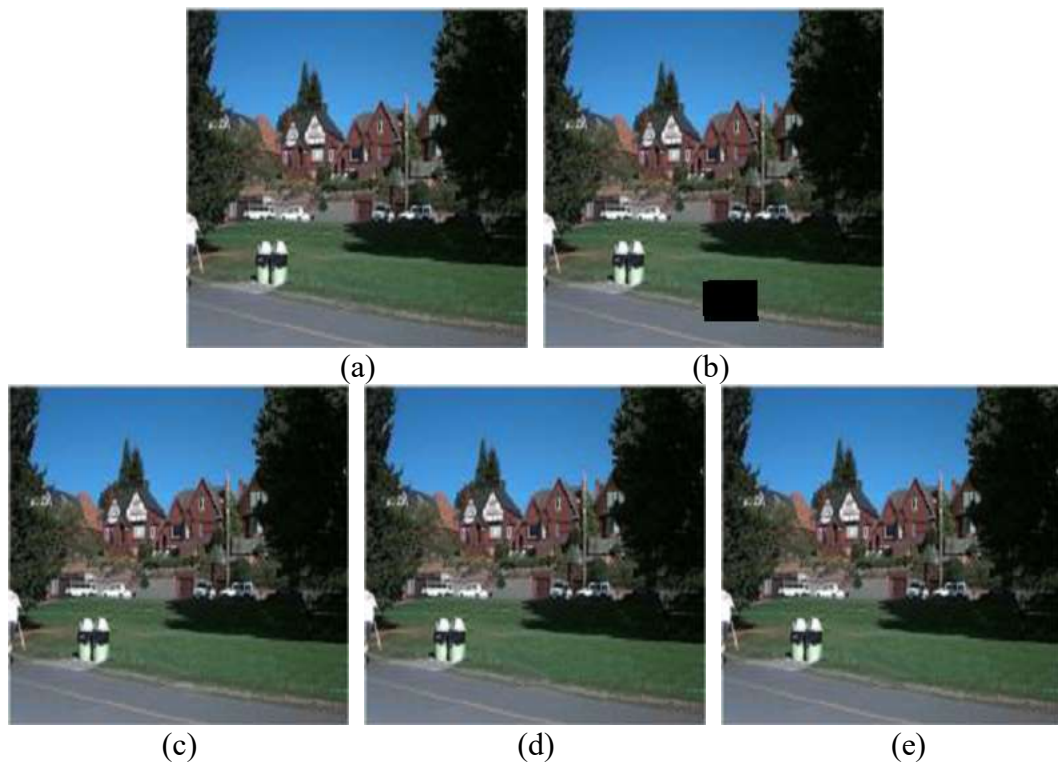


Figure 4.16 – Résultats de la restauration de l'image Piste. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat

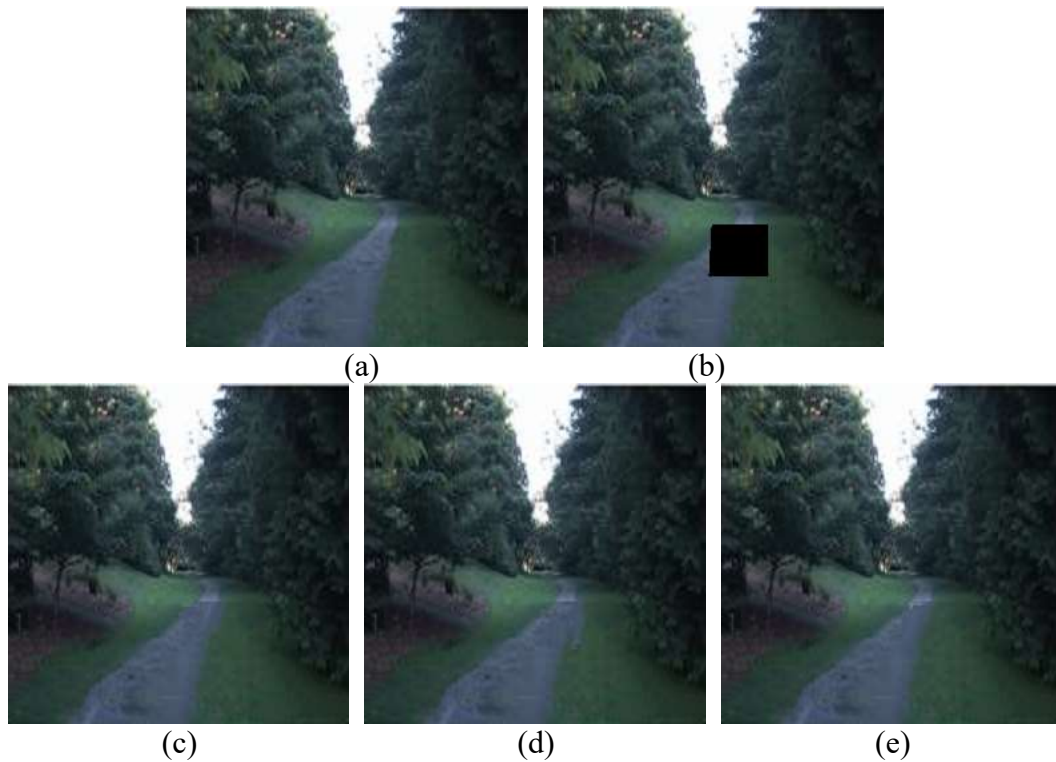


Figure 4.17 – Résultats de la restauration de l'image Forêt. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) résultat de Criminisi ; (d) résultat de Nan ; (e) notre résultat

Tableau 4.4 – Comparaisons des Valeurs du PSNR

	Criminisi	Nan	Notre algorithme
Champs	30,6118	27,9657	<b>32,6820</b>
Synthèse	25,0545	42,1786	$\infty$
Babouin	31,9447	35,5832	<b>36,8832</b>
Bateau	33,2237	31,5973	<b>33,5203</b>
Fenêtre	43,1780	43,2911	<b>45,6559</b>
Pot	29,4801	28,0416	<b>34,347</b>
Piste	44,7967	46,6525	<b>46,9254</b>
Fleur	30,0323	31,9666	<b>32,3962</b>
Lena	<b>41,0514</b>	31,7987	40,7665
Forêt	43,7404	42,0271	<b>44,2778</b>
Immeuble	31,0260	31,4830	<b>32,7926</b>
Paysage	32,5483	33,9106	<b>35,6248</b>



Tableau 4.5 – Comparaisons des Valeurs du SSIM

	Criminisi	Nan	Notre algorithme
Champs	0,9796	0,9785	<b>0,9804</b>
Synthèse	0,9838	0,9983	<b>1,000</b>
Babouin	0,9877	0,9918	<b>0,9926</b>
Bateau	0,9867	0,9854	<b>0,9886</b>
Fenêtre	0,9952	0,9963	<b>0,9973</b>
Pot	0,9728	0,9756	<b>0,9941</b>
Piste	0,9961	0,9969	<b>0,9975</b>
Fleur	0,9858	<b>0,9880</b>	0,9874
Lena	<b>0,9984</b>	0,9950	0,9983
Forêt	0,9975	0,9962	<b>0,9981</b>
Immeuble	0,9891	0,9889	<b>0,9902</b>
Paysage	0,9880	0,9925	<b>0,9942</b>

A partir des tableaux 4.4 et 4.5, nous pouvons voir que de façon générale, notre méthode fournit de meilleurs résultats par rapport aux algorithmes proposés par Criminisi et par Nan. C'est le cas pour toutes les images présentées sauf celles de "Lena" et de "Fleur". En effet, plus le PSNR et la SSIM sont élevés, plus le résultat de la restauration est meilleur. La différence entre la qualité de nos résultats de restauration et ceux de Criminisi et de Nan est perceptible au niveau des figures 4.10, 4.11 et 4.13 à 4.17. En revanche au niveau de l'image de "Fleur", les résultats sont mitigés. Nous obtenons un meilleur PSNR mais le meilleur SSIM est obtenu par Nan. Cela s'explique par le fait que la qualité visuelle du résultat de Nan est meilleure tandis que notre résultat permet une meilleure reconstitution des textures et structures. Au niveau de l'image de "Lena", les meilleurs résultats sont ceux de Criminisi. A travers la figure 4.12, nous pouvons voir que bien que les valeurs du PSNR et de la SSIM sont les plus élevées pour Criminisi, sur le plan visuel, les résultats sont toujours discutables. Cette contre-performance s'explique par le fait que les structures et les textures ne sont pas bien définies dans les environs de la zone à reconstituer.

#### **4.3.4 Application à la suppression de la surbrillance**

Dans cette section, nous avons sélectionné les trois images de synthèse du chapitre 3, pour lesquelles une évaluation quantitative avait été réalisée. La sélection de ces images permet

d'évaluer non seulement la qualité de notre méthode de reconstitution mais aussi, l'influence des défauts de détection.

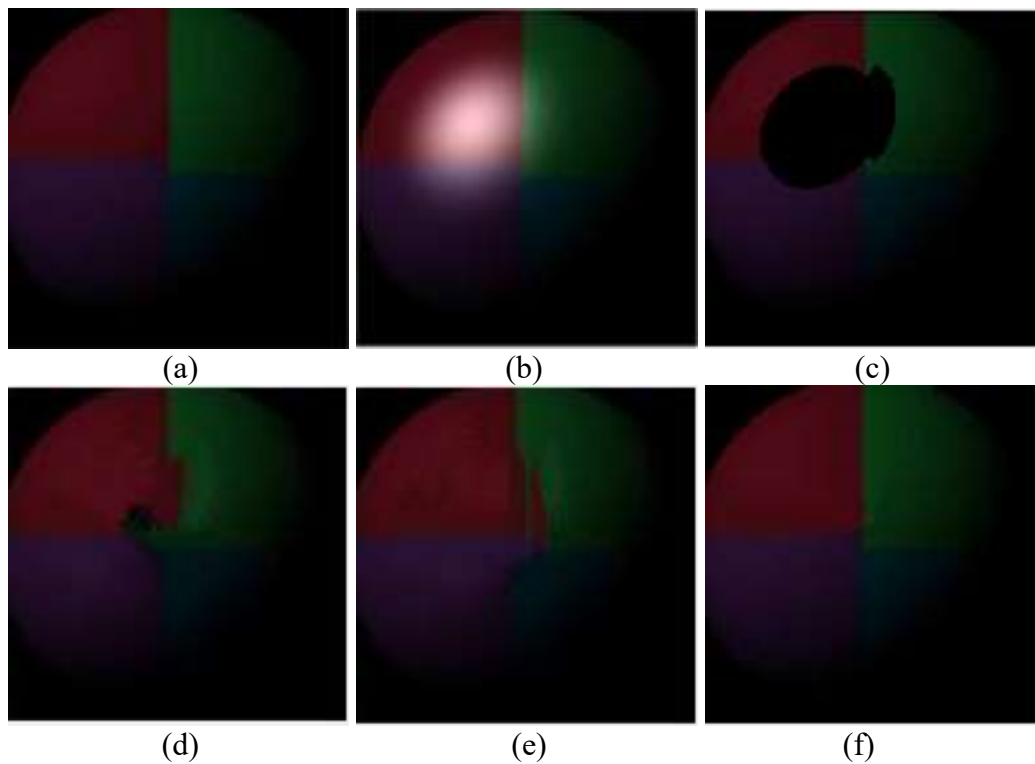


Figure 4.18 – Résultats de l'image de synthèse 1. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) image masquée ; (d) résultat de Criminisi ; (e) résultat de Nan ; (f) notre résultat

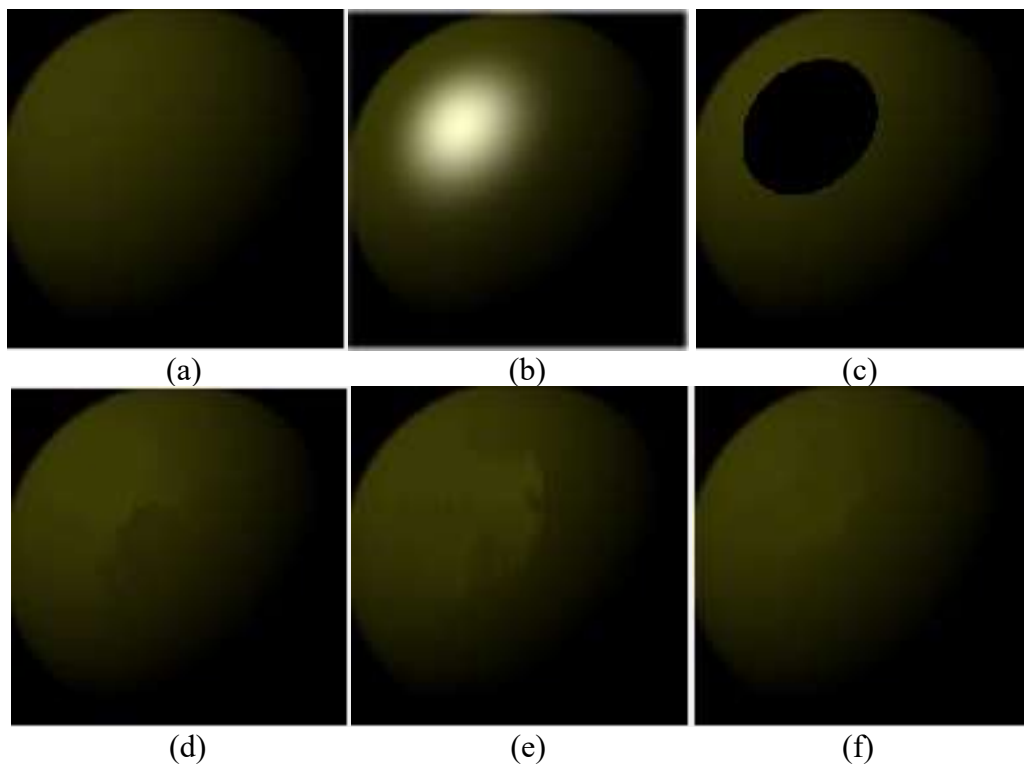


Figure 4.19 – Résultats de l'image de synthèse 2. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) image masquée ; (d) résultat de Criminisi ; (e) résultat de Nan ; (f) notre résultat

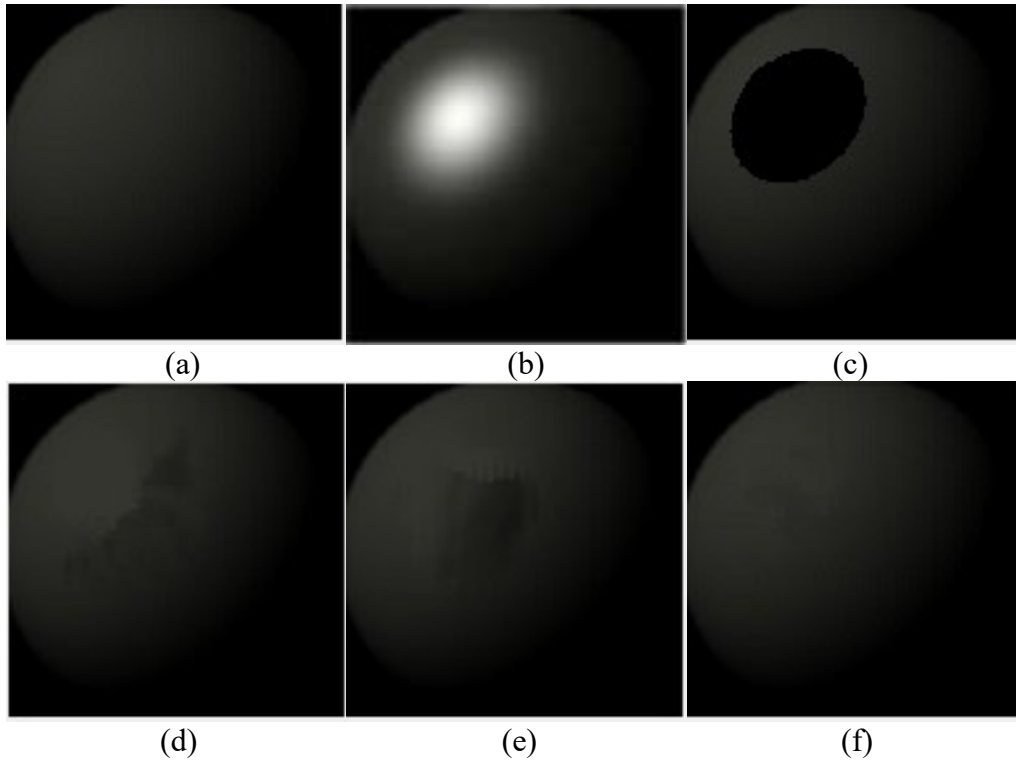


Figure 4.20 – Résultats de l’image de synthèse 3. (a) image originale ; (b) image à restaurer ; (c) image masquée ; (d) résultat de Criminisi ; (e) résultat de Nan ; (f) notre résultat

Les images masquées (figures 4. 18(c), 4. 19(c) et 4. 20(c)) sont obtenues par la superposition des zones de surbrillance détectées à partir de notre méthode de détection (proposée dans le chapitre 3) sur les images à restaurer (figures 4. 18(b), 4. 19(b) et 4. 20(b) respectivement). On constate une bonne prise en compte des zones de surbrillance. Les pixels de surbrillance non détectés ne sont visibles dans ces images. Sur le plan visuel, nos résultats (figures 4. 18(f), 4. 19(f) et 4. 20(f)) sont meilleurs à ceux de Criminisi (figures 4. 18(d), 4. 19(d) et 4. 20(d)) et de Nan (figures 4. 18(e), 4. 19(e) et 4. 20(e)). La confirmation de ces résultats est donnée dans le tableau 4.6.

Tableau 4.6 – Comparaisons des Valeurs de PSNR et SSIM des images de synthèse

		Criminisi	Nan	Notre algorithme
Synthèse 1	PSNR	36,5974	34,1869	<b>38,7689</b>
	SSIM	0,9677	0,9818	<b>0,9876</b>
Synthèse 2	PSNR	45,4361	42,6099	<b>45,9339</b>
	SSIM	0,9984	0,9971	<b>0,9987</b>
Synthèse 3	PSNR	43,9510	41,3378	<b>44,4642</b>
	SSIM	0,9918	0,9899	<b>0,9936</b>

### Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une nouvelle méthode de reconstitution de l'arrière-plan d'une zone obstruée ou endommagée dans une image. Elle est une extension de l'algorithme de Criminisi qui constitue une référence dans les approches basées sur les motifs. Nous avons proposé de définir une nouvelle fonction de priorité afin de résoudre le problème lié à la combinaison des termes de confiance et de données en substituant le produit par une somme pondérée. Nous avons modifié le terme de données pour une prise en compte de toutes les structures linéaires présentes dans un patch à reconstituer en déterminant le terme de données moyen. Deux fonctions linéaires ont été définies pour la mise à jour du terme de confiance. Ces fonctions permettent à la fois de favoriser la sélection des patches jamais remplis ou remplis plus tôt (recherchés par Criminisi) et d'éviter la convergence rapide vers zéro (limitation majeure pour la sélection du patch prioritaire).

Nos résultats ont été comparés à ceux de Criminisi et al. et ceux de Nan et al. Le choix de l'algorithme de Nan et al. se justifiant par le fait que celui-ci exploite la somme pondérée au lieu de la multiplication et propose la détermination d'une fonction de mise à jour pour éviter la décroissance rapide du terme de confiance. Les résultats montrent que notre approche fournit de meilleurs résultats de façon générale. Cela est perceptible tant au niveau visuel qu'au niveau des métriques PSNR et SSIM. Cependant, en présence de structures linéaires très fines dans la région à reconstituer, notre approche présente des limites.

# Conclusion Générale et Perspectives

Les travaux présentés dans ce manuscrit portent sur la suppression de la surbrillance spéculaire dans une image unique. L'objectif est de restaurer l'information se trouvant dans l'arrière-plan des régions obstruées par la surbrillance en se basant uniquement sur les propriétés statistiques de l'image. Pour atteindre cet objectif, il est nécessaire de connaître les caractéristiques de la surbrillance spéculaire. Cette étude révèle que la surbrillance spéculaire se présente comme une région possédant les intensités les plus élevées dans une image. Elle est homogène dans sa partie centrale et présente des dégradés lorsqu'on se rapproche de ses frontières, ce qui rend difficile la précision de sa détection.

Notre contribution dans cette thèse est à deux niveaux : une approche de détection de la surbrillance spéculaire et une amélioration de l'algorithme de Criminisi pour une meilleure reconstitution de l'arrière-plan.

Au niveau de la détection de la surbrillance spéculaire, nous avons proposé de corriger les erreurs dues à l'exploitation de plusieurs canaux colorimétriques en sélectionnant le canal  $L^*$  de l'espace CIELAB. Ce canal contient uniquement l'information de la luminosité et présente mieux les détails des régions affectées par la surbrillance. Pour prendre en compte les deux parties d'une région de surbrillance à savoir la zone homogène et les dégradés, nous proposons un algorithme de seuillage qui comprend deux "pseudo-détections" : l'une permettant de détecter les pixels de surbrillance d'intensités plus élevées et l'autre servant à détecter ceux d'intensités plus faibles. Notre algorithme a été comparé à celui de Morgand et Tamaazousti et celui de Wu et Su. L'évaluation a reposé sur l'aspect visuel et l'exploitation des métriques : exactitude, précision et sensibilité. Il ressort de cette évaluation que notre méthode fournit de meilleurs résultats pour les images couleurs.

Concernant notre approche d'*inpainting*, nous avons apporté une proposition pour chaque limitation de l'algorithme de Criminisi. La première est la définition d'une nouvelle fonction de priorité basée sur la somme pondérée des termes de données et de confiance. A ce niveau une étude a été réalisée pour la sélection de la taille du patch et des coefficients de pondération des deux termes. La seconde est liée au terme de données. Nous avons substitué le terme de données rattaché au pixel central du patch à reconstruire, utilisé dans l'algorithme de Criminisi,

par la moyenne des termes de données dans ce patch, afin d'améliorer la reconstitution des structures. La troisième contribution concerne la mise à jour du terme de confiance. Pour ralentir sa convergence vers zéro, nous avons déterminé deux fonctions linéaires définies par intervalles. L'une favorise la sélection pour le remplissage des patches jamais remplis et l'autre empêche la convergence rapide vers zéro. Ceci permet d'assurer la décroissance du terme de confiance et la reconstitution des textures. Notre approche a été comparée à l'algorithme de Criminisi et à celui de Nan. Les métriques ayant servi à l'évaluation sont les PSNR et la SSIM. Notre approche présente de meilleurs résultats.

Comme perspectives à ce travail, nous envisageons améliorer la sensibilité de la détection en définissant un critère d'arrêt dynamique. En effet, nous n'avons pas abordé la dissociation des objets blancs, des zones de surbrillance. Or, il est difficile de dissocier les dégradés des zones de surbrillance, des pixels blancs, en ne se servant que de l'intensité des pixels. Il faut associer à cette approche, le fait qu'un objet blanc se présente sous la forme d'une zone homogène, tandis que les zones de surbrillance contiennent à la fois une zone homogène et des dégradés. Cela pourrait permettre d'améliorer la qualité de la détection en augmentant le nombre d'itérations dans le processus de détermination du seuil.

Nous avons également constaté que des problèmes liés à la reconstitution des structures demeurent notamment, lorsque les structures des régions environnantes sont très fines. Enfin, dans la suite de nos travaux, nous essayerons d'améliorer le terme de données en utilisant d'autres fonctions comme les tenseurs, en lieu et place du gradient dans le calcul du terme de données ou en définissant une nouvelle fonction permettant une meilleure prise en compte des structures présentes dans le patch à reconstruire.

# Références

- [1] Samar M. Alsaleh, Angelica I. Aviles, Pilar Sobrevilla, Alicia Casals, and James Hahn, ‘Towards robust specularly detection and inpainting in cardiac images’, presented at the Proc.SPIE, 2016, vol. 9786.
- [2] K. Nassau, *Color for science, art and technology*. 1998.
- [3] A. Harouna Seybou, ‘Analyse d’images couleurs pour le contrôle qualité non destructif’, thesis, Poitiers, 2016.
- [4] R. Sève, *Physique de la couleur: de l’apparence colorée à la technique colorimétrique*. Paris: Masson, 1996.
- [5] S. K. Shevell and Optical Society of America, *The science of color*. Amsterdam; Boston; [United States: Elsevier ; Optical Society of America, 2003.
- [6] S. H. Said, M. Tamaazousti, and A. Bartoli, ‘Image-Based Models for Specularity Propagation in Diminished Reality’, *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, vol. 24, no. 7, pp. 2140–2152, Jul. 2018, doi: 10.1109/TVCG.2017.2705687.
- [7] S. A. Shafer, ‘Using color to separate reflection components’, *Color Research & Application*, vol. 10, no. 4, pp. 210–218, 1985, doi: 10.1002/col.5080100409.
- [8] R. W. Fleming, A. Torralba, and E. H. Adelson, ‘Specular reflections and the perception of shape’, *Journal of Vision*, vol. 4, no. 9, p. 10, Sep. 2004, doi: 10.1167/4.9.10.
- [9] I. Sato, Y. Sato, and K. Ikeuchi, ‘Acquiring a Radiance Distribution to Superimpose Virtual Objects onto a Real Scene’, in *Modeling from Reality*, K. Ikeuchi and Y. Sato, Eds. Boston, MA: Springer US, 2001, pp. 137–160.
- [10] P. Lager, M. Salzmann, V. Lepetit, and P. Fua, ‘3D pose refinement from reflections’, in *2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Anchorage, AK, USA, 2008, pp. 1–8, doi: 10.1109/CVPR.2008.4587498.
- [11] M. Meilland, A. Comport, and P. Rives, ‘Real-time Dense Visual Tracking under Large Lighting Variations’, in *Proceedings of the British Machine Vision Conference 2011*, Dundee, 2011, pp. 45.1-45.11, doi: 10.5244/C.25.45.
- [12] G. Silveira and E. Malis, ‘Real-time Visual Tracking under Arbitrary Illumination Changes’, in *2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Minneapolis, MN, USA, 2007, pp. 1–6, doi: 10.1109/CVPR.2007.382993.

- 
- [13] K. Rohmer, W. Buschel, R. Dachsel, and T. Grosch, ‘Interactive near-field illumination for photorealistic augmented reality on mobile devices’, in *2014 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR)*, Munich, Germany, 2014, pp. 29–38, doi: 10.1109/ISMAR.2014.6948406.
- [14] J. Y. Chang, R. Raskar, and A. Agrawal, ‘3D pose estimation and segmentation using specular cues’, in *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Miami, FL, 2009, pp. 1706–1713, doi: 10.1109/CVPR.2009.5206820.
- [15] A. Netz and M. Osadchy, ‘Recognition Using Specular Highlights’, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 35, no. 3, pp. 639–652, Mar. 2013, doi: 10.1109/TPAMI.2012.127.
- [16] N. Shroff, Y. Taguchi, O. Tuzel, A. Veeraraghavan, S. Ramalingam, and H. Okuda, ‘Finding a needle in a specular haystack’, in *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Shanghai, China, 2011, pp. 5963–5970, doi: 10.1109/ICRA.2011.5979857.
- [17] L. Gruber, T. Langlotz, P. Sen, T. Hoherer, and D. Schmalstieg, ‘Efficient and robust radiance transfer for probeless photorealistic augmented reality’, in *2014 IEEE Virtual Reality (VR)*, Minneapolis, MN, USA, 2014, pp. 15–20, doi: 10.1109/VR.2014.6802044.
- [18] T. Hachisuka, S. Ogaki, and H. W. Jensen, ‘Progressive photon mapping’, in *ACM SIGGRAPH Asia 2008 papers on - SIGGRAPH Asia '08*, Singapore, 2008, p. 1, doi: 10.1145/1457515.1409083.
- [19] J. Jachnik, R. A. Newcombe, and A. J. Davison, ‘Real-time surface light-field capture for augmentation of planar specular surfaces’, in *2012 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR)*, Atlanta, GA, USA, 2012, pp. 91–97, doi: 10.1109/ISMAR.2012.6402544.
- [20] W. Jarosz, M. Zwicker, and H. W. Jensen, ‘The Beam Radiance Estimate for Volumetric Photon Mapping’, *Computer Graphics Forum*, vol. 27, no. 2, pp. 557–566, Apr. 2008, doi: 10.1111/j.1467-8659.2008.01153.x.
- [21] S. B. Knorr and D. Kurz, ‘Real-time illumination estimation from faces for coherent rendering’, in *2014 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR)*, Munich, Germany, 2014, pp. 113–122, doi: 10.1109/ISMAR.2014.6948416.
- [22] A. Blake and H. Bülthoff, ‘Does the brain know the physics of specular reflection?’, *Nature*, vol. 343, no. 6254, pp. 165–168, Jan. 1990, doi: 10.1038/343165a0.



- 
- [23] A. Artusi, F. Banterle, and D. Chetverikov, ‘A Survey of Specularity Removal Methods’, *Computer Graphics Forum*, vol. 30, no. 8, pp. 2208–2230, Dec. 2011, doi: 10.1111/j.1467-8659.2011.01971.x.
- [24] A. Morgand and M. Tamaazousti, ‘Generic and real-time detection of specular reflections in images’, in *2014 International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP)*, 2014, vol. 1, pp. 274–282.
- [25] M. Arnold, A. Ghosh, S. Ameling, and G. Lacey, ‘Automatic Segmentation and Inpainting of Specular Highlights for Endoscopic Imaging’, *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, vol. 2010, pp. 1–12, 2010, doi: 10.1155/2010/814319.
- [26] I. Kirati, ‘La segmentation bayésienne non supervisée d’images’, 3e cycle, Université Badji Mokhar-Annaba, 2015.
- [27] S. M. Alsaleh, A. I. Aviles, P. Sobrevilla, A. Casals, and J. K. Hahn, ‘Adaptive segmentation and mask-specific Sobolev inpainting of specular highlights for endoscopic images’, in *2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2016, pp. 1196–1199, doi: 10.1109/EMBC.2016.7590919.
- [28] S. M. Alsaleh, A. I. Avilés, P. Sobrevilla, A. Casals, and J. K. Hahn, ‘Automatic and robust single-camera specular highlight removal in cardiac images’, *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 675–678, 2015, doi: 10.1109/EMBC.2015.7318452.
- [29] J. Oh, S. Hwang, J. Lee, W. Tavanapong, J. Wong, and P. C. de Groen, ‘Informative frame classification for endoscopy video’, *Medical Image Analysis*, vol. 11, no. 2, pp. 110–127, Apr. 2007, doi: 10.1016/j.media.2006.10.003.
- [30] J. M. Marcinczak and R.-R. Grigat, ‘Total Variation Based 3D Reconstruction from Monocular Laparoscopic Sequences’, in *Abdominal Imaging. Computational and Clinical Applications*, 2014, pp. 239–247.
- [31] G. Zimmerman-Moreno and H. Greenspan, ‘Automatic detection of specular reflections in uterine cervix images’, presented at the Medical Imaging, San Diego, CA, 2006, p. 61446E, doi: 10.1117/12.653089.
- [32] J. W. Tukey, *Exploratory Data Analysis*, 01 ed. Reading, Mass: Pearson, 1977.
- [33] Y. Deng and B. S. Manjunath, ‘Unsupervised segmentation of color-texture regions in images and video’, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 8, pp. 800–810, Aug. 2001, doi: 10.1109/34.946985.

- 
- [34] F. Torres, J. Angulo, and F. Ortiz, ‘Automatic Detection of Specular Reflectance in Colour Images Using the MS Diagram’, in *Computer Analysis of Images and Patterns*, vol. 2756, N. Petkov and M. A. Westenberg, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2003, pp. 132–139.
- [35] F. Ortiz and F. Torres, ‘A New Inpainting Method for Highlights Elimination by Colour Morphology’, in *Pattern Recognition and Image Analysis*, vol. 3687, S. Singh, M. Singh, C. Apte, and P. Perner, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2005, pp. 368–376.
- [36] E. Barnea, R. Mairon, and O. Ben-Shahar, ‘Colour-agnostic shape-based 3D fruit detection for crop harvesting robots’, *Biosystems Engineering*, vol. 146, pp. 57–70, Jun. 2016, doi: 10.1016/j.biosystemseng.2016.01.013.
- [37] R. Bajcsy, S. W. Lee, and A. Leonardis, ‘Detection of diffuse and specular interface reflections and inter-reflections by color image segmentation’, *Int J Comput Vision*, vol. 17, no. 3, pp. 241–272, Mar. 1996, doi: 10.1007/BF00128233.
- [38] S. P. Mallick, T. Zickler, P. N. Belhumeur, and D. J. Kriegman, ‘Specularity Removal in Images and Videos: A PDE Approach’, in *Computer Vision – ECCV 2006*, vol. 3951, A. Leonardis, H. Bischof, and A. Pinz, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2006, pp. 550–563.
- [39] T. Stehle, ‘Removal of Specular Reflections in Endoscopic Images’, *Acta Polytechnica*, vol. 46, no. 4, Jan. 2006, doi: 10.14311/854.
- [40] C. H. Wu and M. Y. Su, ‘Specular Highlight Detection from Endoscopic Images for Shape Reconstruction’, *Applied Mechanics and Materials*, vol. 870, pp. 357–362, Sep. 2017, doi: 10.4028/www.scientific.net/AMM.870.357.
- [41] D. Yu, J. Han, X. Jin, and J. Han, ‘Efficient highlight removal of metal surfaces’, *Signal Processing*, vol. 103, pp. 367–379, Oct. 2014, doi: 10.1016/j.sigpro.2013.11.021.
- [42] S. M. Alsaleh, A. I. Aviles, P. Sobrevilla, A. Casals, and J. Hahn, ‘Towards robust specular detection and inpainting in cardiac images’, 2016, p. 97861Q, doi: 10.1117/12.2216999.
- [43] Qingxiong Yang, Shengnan Wang, N. Ahuja, and Ruigang Yang, ‘A Uniform Framework for Estimating Illumination Chromaticity, Correspondence, and Specular Reflection’, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 20, no. 1, pp. 53–63, Jan. 2011, doi: 10.1109/TIP.2010.2055573.

- 
- [44] C. Wang, S. Kamata, and L. Ma, ‘A fast multi-view based specular removal approach for pill extraction’, 2013, pp. 4126–4130, doi: 10.1109/ICIP.2013.6738850.
- [45] H. Wang, C. Xu, X. Wang, Y. Zhang, and B. Peng, ‘Light Field Imaging Based Accurate Image Specular Highlight Removal’, *PLOS ONE*, vol. 11, no. 6, p. e0156173, Jun. 2016, doi: 10.1371/journal.pone.0156173.
- [46] Y. Sato and K. Ikeuchi, ‘Temporal-Color Space Analysis of Reflection’, *Journal of Optical Society of America A*, vol. 11, pp. 2990–3002, Nov. 1994.
- [47] R. Feris, R. Raskar, K.-H. Tan, and M. Turk, ‘Specular highlights detection and reduction with multi-flash photography’, *Journal of the Brazilian Computer Society*, vol. 12, no. 1, pp. 35–42, Feb. 2006, doi: 10.1007/BF03192386.
- [48] V. Prinet, M. Werman, and D. Lischinski, ‘Specular highlight enhancement from video sequences’, 2013, pp. 558–562, doi: 10.1109/ICIP.2013.6738115.
- [49] S. Lin and Heung-Yeung Shum, ‘Separation of diffuse and specular reflection in color images’, in *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001*, Kauai, HI, USA, 2001, vol. 1, pp. I-341–I-346, doi: 10.1109/CVPR.2001.990495.
- [50] A. Agrawal, R. Raskar, S. K. Nayar, and Y. Li, ‘Removing Photography Artifacts using Gradient Projection and Flash-Exposure Sampling’, *ACM Transactions on Graphics*, vol. 24, pp. 828–835, Jul. 2005.
- [51] Tongbo Chen, M. Goesele, and H.- Seidel, ‘Mesostructure from Specularity’, in *2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR’06)*, 2006, vol. 2, pp. 1825–1832, doi: 10.1109/CVPR.2006.182.
- [52] S. K. Nayar, X.-S. Fang, and T. Boult, ‘Separation of Reflection Components Using Color and Polarization’, *International Journal of Computer Vision*, vol. 21, no. 3, pp. 163–186, 1997.
- [53] L. B. Wolff, ‘Classification Of Material Surfaces Using The Polarization Of Specular Highlights’, in *proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, Boston, MA, 1989, vol. 1005, pp. 206–213, doi: 10.1117/12.949046.
- [54] L. B. Wolff, ‘Polarization-based material classification from specular reflection’, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 11, pp. 1059–1071, Nov. 1990, doi: 10.1109/34.61705.

- 
- [55] V. Müller, ‘Polarization-Based Separation of Diffuse and Specular Surface-Reflection’, in *Mustererkennung 1995*, G. Sagerer, S. Posch, and F. Kummert, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1995, pp. 202–209.
- [56] S. Umeyama and G. Godin, ‘Separation of diffuse and specular components of surface reflection by use of polarization and statistical analysis of images’, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26, no. 5, pp. 639–647, May 2004, doi: 10.1109/TPAMI.2004.1273960.
- [57] G. A. Atkinson, ‘Recovery of Surface Orientation From Diffuse Polarization’, *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*, vol. 15, no. 6, pp. 1653–1664, 2006.
- [58] B. Lamond, P. Peers, and P. Debevec, ‘Fast image-based separation of diffuse and specular reflections’, in *ACM SIGGRAPH 2007 sketches on - SIGGRAPH '07*, San Diego, California, 2007, pp. 74-es, doi: 10.1145/1278780.1278869.
- [59] G. A. Atkinson and E. R. Hancock, ‘Two-dimensional BRDF estimation from polarisation’, *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 111, no. 2, pp. 126–141, Aug. 2008, doi: 10.1016/j.cviu.2007.09.005.
- [60] L. Zhang, E. R. Hancock, and G. A. Atkinson, ‘Reflection Component Separation Using Statistical Analysis and Polarisation’, in *Pattern Recognition and Image Analysis*, vol. 6669, J. Vitrià, J. M. Sanches, and M. Hernández, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2011, pp. 476–483.
- [61] D.-W. Kim, S. Lin, K.-S. Hong, and H. Shum, ‘Variational Specular Separation Using Color and Polarization’, Aug. 2017.
- [62] H. A. Khan, J.-B. Thomas, and J. Y. Hardeberg, ‘Analytical Survey of Highlight Detection in Color and Spectral Images’, in *Computational Color Imaging*, vol. 10213, S. Bianco, R. Schettini, A. Trémeau, and S. Tominaga, Eds. Cham: Springer International Publishing, 2017, pp. 197–208.
- [63] R. Feris, R. Raskar, Kar-Han Tan, and M. Turk, ‘Specular reflection reduction with multi-flash imaging’, in *Proceedings. 17th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*, 2004, pp. 316–321, doi: 10.1109/SIBGRA.2004.1352976.
- [64] G. J. Klinker, S. A. Shafer, and T. Kanade, ‘The measurement of highlights in color images’, *International Journal of Computer Vision*, vol. 2, no. 1, pp. 7–32, Jun. 1988, doi: 10.1007/BF00836279.
- [65] G. J. Klinker, S. A. Shafer, and T. Kanade, ‘A Physical Approach to Color image Understanding’, *International Journal of Computer Vision*, vol. 4, no. 1, pp. 7–38, 1990.

- [66] G. J. Klinker, S. A. Shafer, and T. Kanade, ‘Using A Color Reflection Model to Separate Highlights from Object Color’, in *First International Conference on Computer Vision*, pp. 145–150, 1991.
- [67] Y. Akashi and T. Okatani, ‘Separation of reflection components by sparse non-negative matrix factorization’, *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 146, pp. 77–85, May 2016, doi: 10.1016/j.cviu.2015.09.001.
- [68] R. T. Tan and K. Ikeuchi, ‘Separating Reflection Components of Textured Surfaces using a Single Image’, p. 8, 2003.
- [69] K. Yoon, Y. Choi, and I. S. Kweon, ‘Fast Separation of Reflection Components using a Specularity-Invariant Image Representation’, in *2006 International Conference on Image Processing*, Atlanta, GA, 2006, pp. 973–976, doi: 10.1109/ICIP.2006.312650.
- [70] H.-L. Shen and Q.-Y. Cai, ‘Simple and efficient method for specular removal in an image’, *Applied Optics*, vol. 48, no. 14, p. 2711, May 2009, doi: 10.1364/AO.48.002711.
- [71] H.-L. Shen, H.-G. Zhang, S.-J. Shao, and J. H. Xin, ‘Chromaticity-based separation of reflection components in a single image’, *Pattern Recognition*, vol. 41, no. 8, pp. 2461–2469, Aug. 2008, doi: 10.1016/j.patcog.2008.01.026.
- [72] Yuanliu Liu, Zejian Yuan, Nanning Zheng, and Yang Wu, ‘Saturation-preserving specular reflection separation’, 2015, pp. 3725–3733, doi: 10.1109/CVPR.2015.7298996.
- [73] H. Kim, H. Jin, S. Hadap, and I. Kweon, ‘Specular Reflection Separation Using Dark Channel Prior’, 2013, pp. 1460–1467, doi: 10.1109/CVPR.2013.192.
- [74] J. Suo, D. An, X. Ji, H. Wang, and Q. Dai, ‘Fast and High Quality Highlight Removal From a Single Image’, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 25, no. 11, pp. 5441–5454, Nov. 2016, doi: 10.1109/TIP.2016.2605002.
- [75] H.-L. Shen and Z.-H. Zheng, ‘Real-time highlight removal using intensity ratio’, *Applied Optics*, vol. 52, no. 19, p. 4483, Jul. 2013, doi: 10.1364/AO.52.004483.
- [76] S. Masnou and J.-M. Morel, ‘Level lines based disocclusion’, in *Proceedings 1998 International Conference on Image Processing. ICIP98 (Cat. No.98CB36269)*, Chicago, IL, USA, 1998, vol. 3, pp. 259–263, doi: 10.1109/ICIP.1998.999016.
- [77] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles, and C. Ballester, ‘Image inpainting’, in *Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, 2000, pp. 417–424.

- 
- [78] J. Shen and T. F. Chan, ‘Mathematical Models for Local Nontexture Inpaintings’, *SIAM Journal on Applied Mathematics*, vol. 62, no. 3, pp. 1019–1043, Jan. 2002, doi: 10.1137/S0036139900368844.
- [79] D. Tschumperlé, ‘Fast Anisotropic Smoothing of Multi-Valued Images using Curvature-Preserving PDE’s’, *Int J Comput Vision*, vol. 68, no. 1, pp. 65–82, Jun. 2006, doi: 10.1007/s11263-006-5631-z.
- [80] A. Telea, ‘An Image Inpainting Technique Based on the Fast Marching Method’, *Journal of Graphics Tools*, vol. 9, no. 1, pp. 23–34, Jan. 2004, doi: 10.1080/10867651.2004.10487596.
- [81] C. Guillemot and O. Le Meur, ‘Image Inpainting : Overview and Recent Advances’, *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 31, no. 1, pp. 127–144, Jan. 2014, doi: 10.1109/MSP.2013.2273004.
- [82] A. Criminisi, P. Perez, and K. Toyama, ‘Region Filling and Object Removal by Exemplar-Based Image Inpainting’, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 9, pp. 1200–1212, Sep. 2004, doi: 10.1109/TIP.2004.833105.
- [83] A. Nan and X. Xi, ‘An improved Criminisi algorithm based on a new priority function and updating confidence’, in *2014 7th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics*, Dalian, China, 2014, pp. 885–889, doi: 10.1109/BMEI.2014.7002897.
- [84] Z. Hou, ‘Criminisi Image Concealment Algorithm Based on Priority Function and Blocking Matching Principle’, *Revista Tecnica De La Facultad De Ingenieria Universidad Del Zulia*, vol. 39, no. 9, pp. 203–209, Dec. 2016, doi: 10.21311/001.39.9.27.
- [85] P. Buysens, M. Daisy, D. Tschumperle, and O. Lezoray, ‘Exemplar-based Inpainting: Technical Review and new Heuristics for better Geometric Reconstructions’, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 24, no. 6, pp. 1809–1824, Mar. 2015, doi: 10.1109/TIP.2015.2411437.
- [86] Q. Zhang and J. Lin, ‘Exemplar-Based Image Inpainting Using Color Distribution Analysis’, *Journal of Information Science and Engineering*, vol. 28, no. 4, pp. 641–654, 2012.
- [87] H. Ying, L. Kai, and Y. Ming, ‘An Improved Image Inpainting Algorithm Based on Image Segmentation’, *Procedia Computer Science*, vol. 107, pp. 796–801, Jan. 2017, doi: 10.1016/j.procs.2017.03.175.

- 
- [88] A. A. Efros and T. K. Leung, ‘Texture synthesis by non-parametric sampling’, in *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, Kerkyra, Greece, 1999, pp. 1033–1038 vol.2, doi: 10.1109/ICCV.1999.790383.
- [89] Y. Chi, N. He, and Q. Zhang, ‘A Fast Image Restoration Method Based on an Improved Criminisi Algorithm’, *Journal of Computers*, vol. 12, no. 6, p. 11, 2017.
- [90] A. Li, Y. Li, W. Niu, and T. Wang, ‘An improved criminisi algorithm-based image repair algorithm’, in *2015 8th International Congress on Image and Signal Processing (CISP)*, Shenyang, China, 2015, pp. 263–267, doi: 10.1109/CISP.2015.7407887.
- [91] L.-J. Deng, T.-Z. Huang, and X.-L. Zhao, ‘Exemplar-Based Image Inpainting Using a Modified Priority Definition’, *PLOS ONE*, vol. 10, no. 10, p. e0141199, Oct. 2015, doi: 10.1371/journal.pone.0141199.
- [92] D. Lei, J. Dai-Hong, D. Bin, and J. K. Hahn, ‘Improved Digital Image Restoration Algorithm Based on Criminisi’, *Journal of Digital Information Management*, vol. 14, no. 5, p. 9, 2016.
- [93] S. Yuheng and Y. Hao, ‘Image Inpainting Based on a Novel Criminisi Algorithm’, *arXiv:1808.04121 [cs]*, Aug. 2018.