



HAL
open science

Instrumentation et traitement de l'information pour l'imagerie 3D : Application au domaine bio-végétal

Yann Chéné

► **To cite this version:**

Yann Chéné. Instrumentation et traitement de l'information pour l'imagerie 3D : Application au domaine bio-végétal. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université d'Angers, 2014. Français. NNT: . tel-03185179

HAL Id: tel-03185179

<https://theses.hal.science/tel-03185179>

Submitted on 30 Mar 2021

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

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

Thèse de Doctorat

Yann CHÉNÉ

*Mémoire présenté en vue de l'obtention du
grade de Docteur de l'Université d'Angers
sous le label de l'Université de Nantes Angers Le Mans*

École doctorale : Sciences et Technologies de l'Information et Mathématiques (503)

Discipline : Traitement du signal et des images

Unité de recherche : Laboratoire Angevin de Recherche en Ingénierie des Systèmes (LARIS, EA 7315)

Soutenue le 24 septembre 2014 à l'ISTIA, École d'ingénieurs de l'Université d'Angers

Thèse n° : 1424

Instrumentation et traitement de l'information pour l'imagerie 3D : Application au domaine bio-végétal

JURY

Rapporteurs : **M^{me} Danielle NUZILLARD**, Professeur des Universités à l'Université Reims Champagne-Ardenne, CReSTIC
M. Olivier AUBRETON, Maître de conférences (HDR) à l'Université de Bourgogne, Le2i
Examineur : **M. Gilles RABATEL**, Directeur de recherche, IRSTEA - Centre de Montpellier
Directeur de thèse : **M. François CHAPEAU-BLONDEAU**, Professeur des Universités à l'Université d'Angers, LARIS
Co-directeur de thèse : **M. David ROUSSEAU**, Professeur des Universités à l'Université Lyon 1, CREATIS

Remerciements

La thèse de doctorat présentée dans ce mémoire a été financée par une allocation de la région des Pays de la Loire. Elle a été préparée au Laboratoire Angevin de Recherche en Ingénierie des Systèmes (LARIS, EA 7315), au sein de l'École d'ingénieurs ISTIA de l'Université d'Angers.

Pour la réalisation de cette thèse, je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde gratitude à :

- F. CHAPEAU-BLONDEAU et D. ROUSSEAU pour leur encadrement et leurs conseils méthodologiques et scientifiques ainsi que pour la confiance qu'ils m'ont accordée.
- J. L. BOIMOND, directeur du LARIS, pour m'avoir accueilli au sein de ce laboratoire durant la durée de cet apprentissage à la recherche.
- D. GINDRE et J. M. BRETEAU pour avoir supervisé ma progression scientifique en tant que membres de mon Comité de Suivi de Thèse.
- G. RABATEL, O. AUBRETON et D. NUZILLARD pour m'avoir fait l'honneur d'accepter de juger mon travail écrit et oral lors de la restitution de ma thèse doctorat.

Cette thèse a été un moment de formation et de collaboration très épanouissant, je remercie donc :

- Les collègues avec lesquels j'ai eu le plaisir de collaborer et publier (J. BERTHELOOT, G. GALOPIN, V. CAFFIER, et tous les autres ...)
- É. BELIN, J. B. FASQUEL et P. LUCIDARME pour nos discussions et partages en imagerie, traitement des images et informatique.
- L'ensemble du personnel du LARIS et de l'ISTIA pour leur bonne humeur au quotidien.

Merci également à :

- Mes parents pour toute leur aide et leur soutien
- Ma tendre et chère pour m'avoir soutenu et épaulé
- Le reste de ma famille et mes amis pour leur soutien indéfectible

Thèse de Doctorat

Yann CHÉNÉ

Instrumentation et traitement de l'information pour l'imagerie 3D :

Application au domaine bio-végétal

Instrumentation and information processing for 3D imaging :

Application to plant science

Résumé

L'utilisation de l'imagerie dans le domaine bio-végétal permet de réaliser des mesures quantitatives sans contact, automatisées, potentiellement à haut débit, et avec précision. Les systèmes d'imagerie 3D offrent la possibilité de caractériser la forme des végétaux. Jusqu'à présent, ces systèmes représentaient des coûts relativement importants. Depuis peu, des imageurs de profondeur bas-coût ont fait leur apparition. Dans ce mémoire, nous développons différentes études démontrant les potentialités d'un de ces imageurs de profondeur, pour des mesures scientifiques à différentes échelles du végétal. Nous décrivons des choix innovants permettant de contrôler la complexité des acquisitions et des traitements résultants.

Pour les plantes mono-axiales, nous utilisons une unique image de profondeur acquise en vue de dessus. Dans cette image, nous isolons chacune des feuilles avec une méthode originale de segmentation. Nous extrayons alors des informations quantitatives à partir de l'imageur de profondeur seul ou de son couplage avec une autre modalité d'imagerie. Pour les plantes complexes, nous décrivons l'ensemble du feuillage à partir d'images latérales délivrées par un imageur de profondeur motorisé. Cette description est réalisée par le traitement conjoint de l'ensemble des images via l'implémentation de quatre nouveaux descripteurs sur chacune d'elles. Pour les scènes forestières, nous montrons les capacités de méthodes de caractérisation fractale pour réaliser une description quantitative de ces scènes. Également, nous démontrons que des propriétés fractales sont présentes aussi bien dans les images de luminance que dans les images de profondeur de ces scènes naturelles.

Mots clés

Imageur de profondeur, Instrumentation, Traitement d'image, Segmentation, Multimodalité, Traitement conjoint, Fractals, Bio-végétal.

Abstract

The use of imaging in plant science provides contactless and automated measurements, potentially with high throughput and precision. 3D imaging systems are useful to shape characterization of plants. So far these systems represented relatively high costs. Recently, low-cost depth imagers became available. Here, we develop several studies demonstrating the capabilities of one such depth imager, for scientific measurements at different scales of plants. We implement innovative choices to control the complexity of both image acquisition and processing.

For mono-axial plants, we use a unique depth image from top view. In this image, we segment leaves with an original segmentation method. Then, we extract quantitative informations from the depth imager alone or from its association with another imaging modality. For complex plants, we describe the whole plant shoot from side images acquired with a motorized depth imager. This description is based on the joint processing of these images with four new descriptors implemented on each of them. For forestry scenes, we establish the capabilities of fractal methods to characterize this type of scenes. In addition, we demonstrate the simultaneous presence of fractal properties both in luminance and in depth images from such natural scenes.

Key Words

Depth imager, Instrumentation, Image processing, Segmentation, Multimodality, Joint processing, Fractals, Plant science.

Table des matières

Chapitre 1 – Introduction	9
1 Le contexte de la thèse	9
1.1 L'imagerie et le domaine bio-végétal	9
1.2 L'imagerie 3D et le domaine bio-végétal	11
2 L'organisation du document	14
Chapitre 2 – L'imageur de profondeur	17
1 Des imageurs de profondeur pour le domaine bio-végétal	18
1.1 Des imageurs de profondeur passifs	19
1.2 Des imageurs de profondeur actifs	24
1.3 Choisir un imageur de profondeur pour le domaine bio-végétal	27
2 L'imageur de profondeur de la Kinect	30
2.1 La description du capteur de profondeur de la Kinect ..	30
2.2 Une comparaison avec d'autres imageurs de profondeur	34
3 Conclusions et perspectives	38
Chapitre 3 – L'imageur de profondeur et les plantes mono-axiales	39
1 La segmentation des feuilles dans une vue de dessus	41
1.1 Des rappels sur la segmentation des images	42
1.2 Une méthode de segmentation originale	43
1.3 L'application aux plantes mono-axiales	45
2 Des mesures quantitatives avec une vue de dessus	49
2.1 Des mesures architecturales	49
2.2 Une information multimodale sur les feuilles	57
3 Conclusions et perspectives	65
Chapitre 4 – L'imageur de profondeur et les plantes complexes	67
1 Des descripteurs morphométriques	69
1.1 Le Volume Efficace	69
1.2 La Symétrie 3D	71
1.3 La Transmission	73
1.4 La Lacunarité	74
2 La caractérisation de l'ensemble du feuillage	75
2.1 L'imageur de profondeur motorisé	75
2.2 Le traitement conjoint des vues latérales	76
3 Conclusions et perspectives	83

Chapitre 5 – L’imageur de profondeur et les scènes forestières	85
1 Des méthodes de caractérisation fractale	87
1.1 La distribution du contraste	88
1.2 La distribution du gradient	89
1.3 Le spectre de puissance moyen	91
1.4 Le comptage de boîtes	92
1.5 L’intégrale de corrélation	95
2 La caractérisation fractale de scènes forestières	96
2.1 La caractérisation des images de luminance et de pro- fondeur	97
2.2 La corrélation entre les images de luminance et de pro- fondeur	106
2.3 La caractérisation fractale de plantes complexes	111
3 Conclusions et perspectives	113
Chapitre 6 – Conclusions et perspectives	117
1 L’imagerie 3D pour le domaine bio-végétal	117
2 Du doctorat à la création d’entreprise	122
Annexe A – Une interface pour piloter la Kinect	125
1 L’interface d’acquisition principale	125
2 Des modules complémentaires pour le végétal	126
Annexe B – Comparaison des méthodes de segmentation	129
1 Les six méthodes de segmentation	129
2 Les résultats de la comparaison	132
Annexe C – La précision de l’imageur de profondeur	139
Bibliographie	145

Introduction

Sommaire

1	Le contexte de la thèse	9
1.1	L'imagerie et le domaine bio-végétal	9
1.2	L'imagerie 3D et le domaine bio-végétal	11
2	L'organisation du document	14

1 Le contexte de la thèse

1.1 L'imagerie et le domaine bio-végétal

L'imagerie est un domaine en pleine expansion, dont les innovations se répercutent aussi bien sur la quantification de nouvelles informations que sur la baisse des coûts de production. Ainsi, de plus en plus de systèmes d'imagerie sont disponibles pour donner accès à de nouvelles informations physiques [22, 41]. Avec la baisse des coûts, ces imageurs deviennent de plus en plus accessibles, offrant ainsi l'opportunité d'envisager des démarches de recherche pour des applications dans de nombreux domaines scientifiques. Ces démarches requièrent l'adaptation ou le développement de méthodes de traitement en adéquation avec ces nouvelles informations ou domaines d'application [33]. Les innovations de l'imagerie ouvrent donc un champ large de recherche pour les sciences de l'information mais aussi de nouveaux instruments de mesures sans contact pour des domaines scientifiques variés. Dans ce manuscrit, nous nous insérons dans ce contexte et nous développons des études à l'interface entre les sciences de l'information et le domaine bio-végétal.

Les végétaux sont des organismes vivants dont le fonctionnement est complexe. Les sciences bio-végétales cherchent donc en permanence à comprendre

ce fonctionnement et l'origine de celui-ci. Pour ce faire, une démarche consiste alors à essayer de relier un fonctionnement, une expression phénotypique, à une séquence de gènes. Le génotypage, qui consiste à relever l'ensemble des gènes des végétaux, a longtemps été le facteur limitant de cette démarche. Cependant, il est dorénavant passé dans une autre dimension avec l'apparition de systèmes automatisés à haut débit. Ces systèmes permettent de génotyper de très grandes populations en un minimum de temps, ils ont donc ouvert la voie à la mise en place d'expérimentations de plus grande envergure. Durant ces expérimentations, le phénotypage consiste à relever le fonctionnement des végétaux. Suite aux évolutions des systèmes de génotypage, cette démarche de mesure est alors devenue le principal facteur limitant de la recherche végétale [30, 32, 44]. En effet, le phénotypage doit souvent être réalisé sur un très grand nombre d'individus avec des contraintes de temps, pour permettre une étude dynamique des comportements, mais aussi de précision, pour assurer la fiabilité des conclusions. Traditionnellement, ces mesures sont effectuées de manière destructive, manuelle et/ou visuelle. Ces méthodes sont alors parfois limitatives tant au niveau du nombre d'individus que de l'étude dans le temps et de la qualité des mesures. Fréquemment, de nouveaux imageurs offrent la possibilité de faire des mesures non-destructives des végétaux [30, 32, 44]. Ils permettent alors de mettre en place des mesures automatisées avec un débit élevé tout en permettant des études en dynamique avec précision, et donnant parfois accès à de nouvelles informations.

Lors de recherches végétales, des mesures scientifiques sont nécessaires à plusieurs échelles d'observation, de la molécule (génome) à la canopée en passant par la cellule, la plantule, les racines, la feuille, la plante entière et la parcelle. À travers ces échelles, les organismes végétaux peuvent être analysés dans des environnements très différents comme le laboratoire, la serre, ou le champ. De plus, la complexité de ces organismes vivants se reflète souvent par une grande plage de comportement entre les individus d'espèces différentes, mais aussi par une forte variabilité de celui-ci à l'intérieur d'une même espèce. Ces particularités du monde végétal, ainsi que les capacités de mesures des imageurs, poussent à l'apparition de travaux de recherche à l'interface entre les sciences de l'information et le domaine bio-végétal. En effet, la multitude d'échelles d'observation et d'environnements, ainsi que la variabilité inter-espèce, ouvrent un champ large de possibilités pour le développement de systèmes d'imagerie pour le végétal. L'accès à des nouvelles informations ainsi que la variabilité intra-espèce obligent alors à l'implémentation de nouveaux algorithmes de traitement de l'information, fiables et robustes. Les systèmes d'imagerie ainsi développés sont alors des instruments de mesures scientifiques précieux pour réduire les contraintes du phénotypage des végétaux. Lever ces contraintes permet aux acteurs du végétal de mieux comprendre le fonctionnement des végétaux, dans l'objectif d'apporter des solutions pour contrer les problématiques mondiales soulevées par l'augmentation de la population et les préoccupations environnementales (changement climatique et respect de l'environnement). Les collaborations à l'interface des sciences de l'information et du domaine bio-végétal sont donc cruciales pour développer, dans les délais les plus rapides, ces innovations d'intérêt mondial.

1.2 L'imagerie 3D et le domaine bio-végétal

L'imagerie 3D regroupe l'ensemble des systèmes donnant accès à des informations tridimensionnelles, géométriques, des objets. Selon les imageurs, cette information tridimensionnelle est extraite à partir de principes physiques variés. Par exemple, l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) s'appuie sur les ondes radio émises par les atomes d'hydrogène soumis à un champ magnétique, alors que la tomographie exploite la transmission des rayons X à travers les objets. Ces deux systèmes d'imagerie 3D sont très utilisés dans le domaine médical. Ils fournissent une information volumique des structures internes des objets de manière très précise mais avec des contraintes d'espace, de mobilité et de coût. Pour certaines problématiques, l'information tridimensionnelle utile porte seulement sur la géométrie de surface des objets. Dans ce cas, l'analyse de la réflexion d'un rayonnement optique, visible ou infrarouge, est suffisante et permet de diminuer les contraintes des acquisitions (espace, mobilité et coût).

Les systèmes d'imagerie 3D basés sur la réflexion d'ondes optiques sont plus communément appelés capteurs ou imageurs de profondeur. Ces imageurs délivrent des informations tridimensionnelles sur la surface des objets. Depuis de nombreuses années, des versions commerciales de ces capteurs sont disponibles avec une précision élevée (inférieure au millimètre) mais pour un coût relativement important (quelques milliers d'euro au minimum) [19, 25, 29]. Durant la dernière décennie, la recherche scientifique a développé de nouvelles méthodes de vision par ordinateur pour ces capteurs. Ces développements, ainsi que la baisse des coûts de production, ont donné lieu, depuis peu, à une petite révolution parmi les capteurs commerciaux, l'apparition de capteurs de profondeur bas-coût [20, 26, 35, 38, 42, 43]. Nous donnons quelques exemples par l'intermédiaire de la Fig. 1.1. Ces capteurs de profondeur, accessibles pour quelques centaines d'euro, sont moins précis que leurs concurrents plus onéreux (de l'ordre du centimètre) mais sont souvent plus mobiles et plus rapides. Leur coût, leur mobilité et leur rapidité en font des instruments scientifiques intéressants et innovants pour de nombreux domaines de recherche.

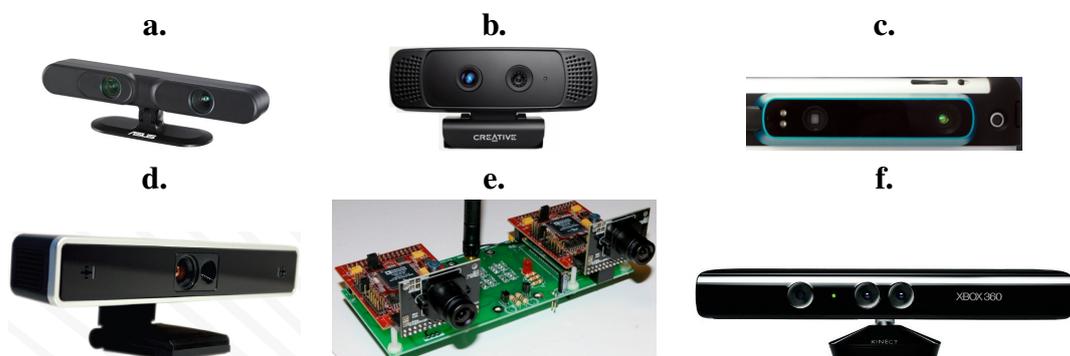


FIGURE 1.1 – Des capteurs de profondeur bas-coût. **a.** L'Asus Xtion à 200 € [20]. **b.** Le Sens3D de Creative à 199 € [26]. **c.** Le Structure d'Occipital à 349 € [38]. **d.** Le DS 311 de SoftKinetic à 215 € [42]. **e.** Le SVS de Surveyor à 550 € [43]. **f.** La Kinect de Microsoft à 150 € [35].

Parmi ces capteurs, le plus connu est sans doute celui de la Fig. 1.1d, la Kinect de Microsoft. Ce périphérique, initialement développé pour piloter la console de jeu X-Box, est en réalité composé d'un imageur de profondeur innovant [35]. Depuis sa sortie fin 2010, cet imageur a déjà été détourné dans de nombreux domaines scientifiques [27, 46]. Avec la Fig. 1.2, nous illustrons deux de ces multiples applications. Tout d'abord, la Fig. 1.2a représente l'utilisation de la Kinect dans le domaine de la réalité virtuelle [45]. La Kinect permet alors de détecter des mouvements dans le cadre d'une interface homme/machine. Cette interface est finalement implantée dans le milieu médical afin d'améliorer la réhabilitation d'enfants atteints de maladies cérébrales. La Fig. 1.2b illustre l'utilisation de la Kinect dans le domaine de la robotique [21]. Fixée sur chaque robot d'une flotte mobile, elle permet alors de piloter les robots, de reconstruire la scène de travail, mais aussi de reconnaître des objets de référence.

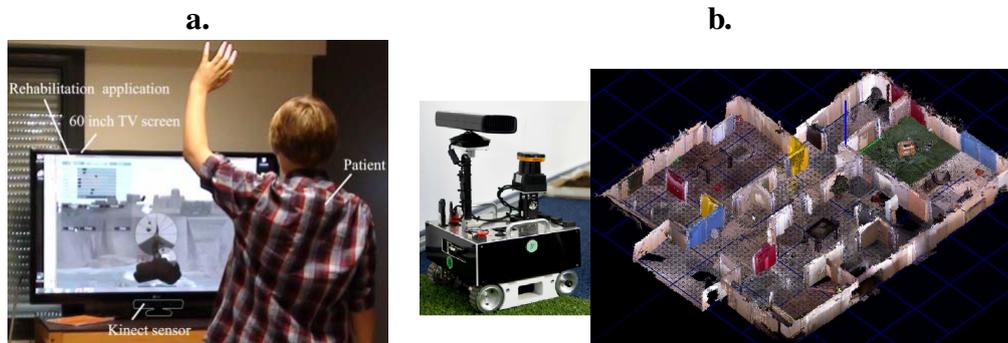


FIGURE 1.2 – Des applications scientifiques de la Kinect de Microsoft au laboratoire LARIS. **a.** La Kinect dans le domaine de la réalité virtuelle [45]. **b.** La Kinect dans le domaine de la robotique [21].

Dans le domaine bio-végétal, l'imagerie 3D permet de faire des mesures architecturales de la surface externe des végétaux mais aussi de leurs organes internes [23, 24, 28, 31, 34, 36, 37, 39, 40]. Très souvent, les systèmes exploités sont ceux employés dans le domaine médical (IRM ou tomographie) [24, 28, 31, 34, 36, 37] ou bien des capteurs de profondeur de haute précision [23, 39, 40]. Chacun de ces imageurs possède des avantages et des inconvénients mais ils présentent tous des coûts importants. Dans ce contexte, nous pensons que la nouvelle génération d'imageurs de profondeur bas-coût représente une solution complémentaire de ces systèmes d'imagerie 3D. Ces capteurs étant moins précis que les capteurs traditionnels, le choix de leur utilisation doit donc se faire en adéquation avec la problématique végétale abordée. Malgré cette plus faible précision, ces imageurs présentent à nos yeux trois avantages cruciaux : leur coût bien évidemment (réplication du système possible) mais aussi des acquisitions à la cadence vidéo et une bonne portabilité. Ces avantages nous permettent d'envisager des acquisitions tridimensionnelles à haut-débit dans des conditions multiples, très intéressantes pour les études sur de grandes populations de végétaux lors des étapes de phénotypage. À l'occasion de ce manuscrit de thèse, nous proposons différentes études démontrant les potentialités de ces imageurs de profondeur, pour des mesures scientifiques à différentes échelles du domaine bio-végétal. Nous développons ces études avec le détournement du

capteur de profondeur de la Kinect comme un instrument de mesures scientifiques pour le domaine bio-végétal. Pour chacune des échelles abordées, nous décrivons des choix innovants permettant de contrôler la complexité des acquisitions et des traitements résultants.

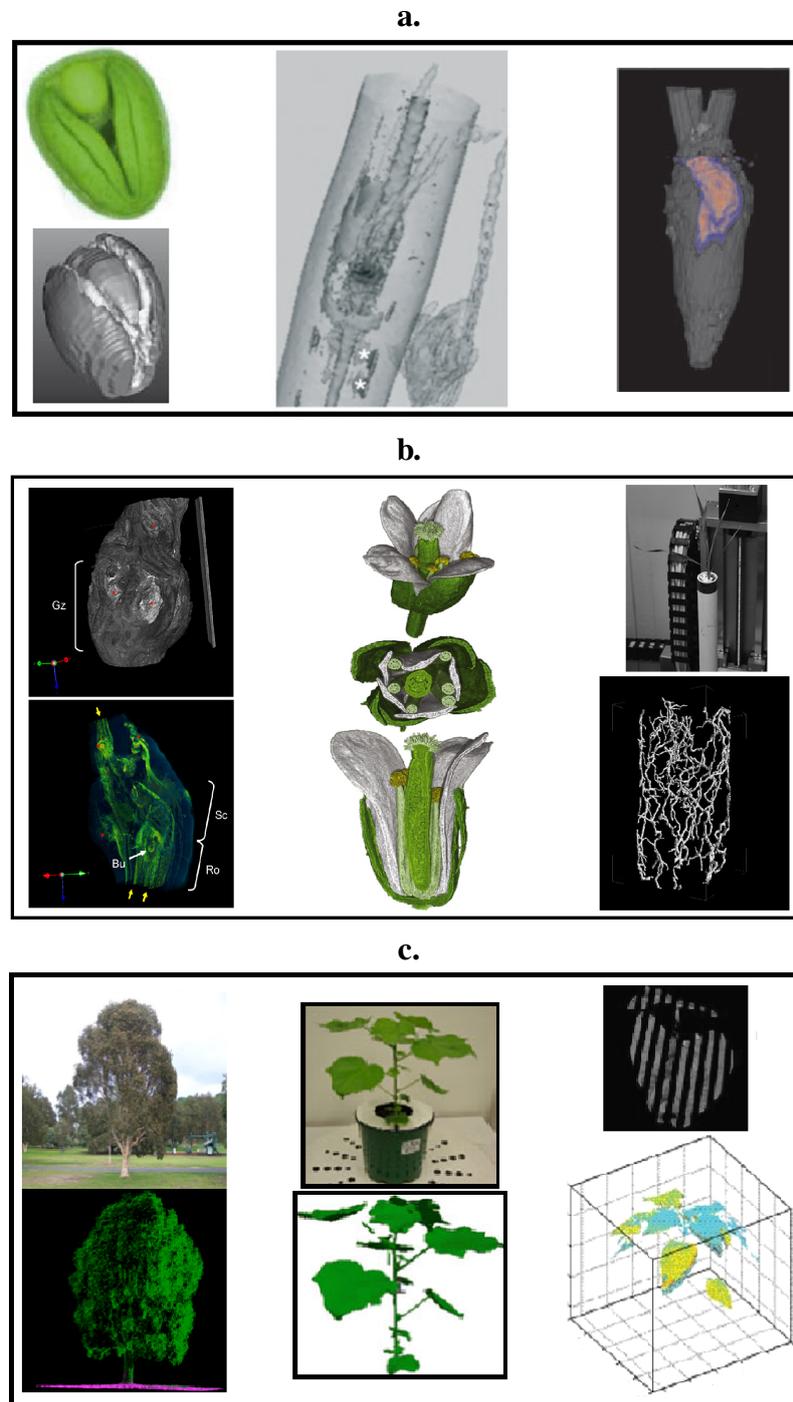


FIGURE 1.3 – Des systèmes d’imagerie 3D pour le végétal. **a.** Des acquisitions tridimensionnelles par IRM (de gauche à droite, images extraites de [37, 24, 34]). **b.** Des acquisitions tridimensionnelles par tomographie à rayons X (de gauche à droite, images extraites de [36, 28, 31]). **c.** Des acquisitions tridimensionnelles par capteur de profondeur (de gauche à droite, images extraites de [40, 39, 23])

2 L'organisation du document

Dans ce manuscrit, nous démontrons des potentialités des capteurs de profondeur bas-coût pour des mesures quantitatives à différentes échelles bio-végétales. Cette démonstration s'appuie sur l'ensemble des résultats obtenus durant ma thèse de doctorat [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18]. Ces résultats sont le fruit de trois collaborations avec des équipes de chercheurs de l'INRA d'Angers et portent sur trois échelles différentes du végétal : l'échelle des feuilles des plantes mono-axiales, l'échelle du feuillage des plantes complexes et l'échelle des scènes forestières. Tout d'abord, nous commençons ce manuscrit avec une présentation de notre capteur de profondeur. Ensuite, lors des trois chapitres suivants, nous abordons chacune des échelles végétales explorées. Pour finir, nous consacrons le dernier chapitre à des conclusions générales et des perspectives scientifiques et personnelles.

Dans le chapitre 2, nous présentons l'élément de base de ce manuscrit, le capteur de profondeur de la Kinect. Dans la première section, nous présentons un panel de méthodes de vision par ordinateur exploitées par des capteurs de profondeur existants pour obtenir des informations tridimensionnelles [1]. Cette présentation nous sert de base pour mieux comprendre le fonctionnement de notre capteur mais aussi pour le situer par rapport aux existants. À cette occasion, nous faisons aussi une comparaison générale des méthodes présentées et nous discutons de l'influence des propriétés de celles-ci pour leur application dans le domaine végétal. Dans la deuxième section, nous nous focalisons sur le capteur de profondeur de la Kinect. Tout d'abord, nous faisons une description détaillée de celui-ci. Pour ce faire, nous décrivons l'historique de son détournement, son principe de fonctionnement ainsi que ses capacités de mesures. Nous finissons cette deuxième section par une comparaison de notre capteur de profondeur avec des capteurs plus onéreux.

Dans le chapitre 3, nous utilisons notre capteur de profondeur à une échelle centimétrique du végétal, l'échelle des feuilles des plantes mono-axiales [1, 4, 5, 7, 9, 11, 12, 17, 18]. À cette échelle, nous démontrons les potentialités d'un choix technologique fort : faire des mesures à partir d'une unique vue de dessus de la plante. Dans la première section, nous démontrons que la segmentation des feuilles de la plante est réalisable dans notre unique image de profondeur en vue de dessus. Pour ce faire, nous proposons une nouvelle méthode de segmentation. Après des rappels sur la segmentation et une présentation de notre méthode, nous la comparons avec des méthodes de segmentation génériques de la littérature scientifique. Dans la deuxième section, nous exploitons la segmentation des feuilles pour faire des mesures quantitatives sur chaque feuille individuelle de la plante. Tout d'abord, nous utilisons l'information de profondeur seule pour faire des mesures architecturales. Ensuite, nous couplons notre capteur de profondeur avec une autre modalité d'imagerie afin d'avoir accès à une information multimodale portant sur chaque feuille individuelle.

Dans le chapitre 4, nous appliquons notre capteur de profondeur à une échelle décimétrique du végétal, l'échelle du feuillage des plantes complexes [2, 10, 15, 16]. À cette échelle, nous démontrons les potentialités d'un autre choix tech-

nologique fort : traiter conjointement des images de profondeur acquises tout autour des plantes. Plutôt que de tenter de reconstruire l'architecture complète de la plante, nous traitons alors chaque vue acquise de manière indépendante, puis, nous analysons conjointement les résultats des traitements pour décrire l'ensemble du feuillage. Dans la première section, nous présentons quatre nouveaux descripteurs morphométriques spécifiquement développés pour décrire la forme et la constitution du feuillage dans une image de profondeur latérale. Nous présentons chacun de ces descripteurs, puis nous les illustrons et validons avec des scènes synthétiques. Dans la deuxième section, nous démontrons la pertinence du traitement conjoint de plusieurs vues latérales pour caractériser l'ensemble du feuillage. Pour acquérir ces vues latérales, nous présentons un capteur de profondeur motorisé composé de notre capteur de profondeur et d'un plateau tournant. Ensuite, nous appliquons nos quatre descripteurs sur les images de deux plantes complexes aux feuillages très différents. Grâce à ces plantes, nous démontrons la pertinence de nos descripteurs morphométriques, mais aussi la nécessité d'exploiter plusieurs vues afin de caractériser l'ensemble du feuillage.

Dans le chapitre 5, nous exploitons notre capteur de profondeur à une échelle métrique du végétal, l'échelle des scènes forestières [3, 6, 8, 13]. À cette échelle, nous démontrons les capacités des méthodes de caractérisation fractale pour la description quantitative de ces scènes. Dans la première section, nous présentons cinq méthodes génériques de caractérisation fractale. Nous décrivons chaque méthode en détails, puis nous illustrons les signatures spécifiques induites par la présence de propriétés fractales grâce à des images synthétiques. Dans la seconde section, nous appliquons ces cinq méthodes sur les paires d'images luminance-profondeur de scènes forestières. Avec cette application, nous démontrons, pour la première fois à notre connaissance, la présence de propriétés fractales dans les paires d'images luminance-profondeur de scènes naturelles. Cette démonstration illustre les signatures spécifiques des scènes forestières, donnant ainsi des descripteurs quantitatifs de ces scènes. Ensuite, poussé par la similarité statistique entre la luminance et la profondeur, nous continuons cette section avec une étude de dépendance statistique entre ces deux informations physiquement très différentes. Pour finir, nous prolongeons cette section en diminuant l'échelle d'observation à celle des plantes complexes. Nous montrons alors que des propriétés fractales sont aussi présentes à cette échelle, donnant ainsi accès à des descripteurs quantitatifs de la constitution du feuillage.

Dans le chapitre 6, nous clôturons ce manuscrit de thèse de doctorat. Tout d'abord, nous rappelons les différentes conclusions portant sur les chapitres 2, 3, 4 et 5. Ensuite, nous énumérons différentes perspectives scientifiques possibles de ces travaux. Ces perspectives portent sur de nouvelles applications de notre capteur de profondeur bas-coût pour le végétal mais aussi sur la mise en place d'un autre capteur de profondeur plus onéreux. Pour clore ce chapitre et donc ce manuscrit, je donne ensuite mes perspectives professionnelles. Cette partie, plus personnelle, relate les initiatives que j'ai prises, durant mon doctorat, pour créer une entreprise centrée sur la vision par ordinateur pour le végétal [14].

L'imageur de profondeur

Sommaire

1	Des imageurs de profondeur pour le domaine bio-végétal	18
1.1	Des imageurs de profondeur passifs	19
1.2	Des imageurs de profondeur actifs	24
1.3	Choisir une imageur de profondeur pour le domaine bio-végétal	27
2	L'imageur de profondeur de la Kinect	30
2.1	La description du capteur de profondeur de la Kinect	30
2.2	Une comparaison avec d'autres imageurs de profondeur	34
3	Conclusions et perspectives	38

Dans ce chapitre, nous proposons la description de l'imageur de profondeur bas-coût que nous avons détourné pour ce manuscrit de thèse. Cet imageur de profondeur, basé du périphérique Kinect de Microsoft, est issu de l'univers du jeu-vidéo (voir la Fig. 2.1), et fait actuellement parti des capteurs de profondeur les moins chers du marché commercial. Dans les chapitres 3, 4 et 5 de ce manuscrit, nous détournons ce capteur grand-public pour en faire un instrument de mesures scientifiques opérant à différentes échelles du domaine bio-végétal. La réussite de ce détournement, notamment la définition des échelles accessibles, est soumise à la connaissance de son fonctionnement et de ses capacités de mesures. Le constructeur de ce capteur innovant n'a pas souhaité dévoiler ces différentes propriétés technologiques. Dans ce chapitre, nous nous employons à décrire ces propriétés en nous basant sur des articles scientifiques, mais aussi des observations pratiques.



FIGURE 2.1 – La Kinect de Microsoft possède un capteur de profondeur qui lui permet de piloter la console de jeu-vidéo X-Box avec les gestes du corps (Extrait de <http://gamesidded.com> (gauche) et <http://www.lefigaro.fr> (droite)). La Kinect est entourée en rouge sur les deux images.

Dans ce chapitre, nous décrivons le fonctionnement et les capacités de mesures de l'imageur de profondeur de la Kinect. Afin de mieux comprendre son fonctionnement, mais aussi de le situer par rapport aux existants, nous commençons ce chapitre par une section décrivant un panel non-exhaustif de méthodes de vision par ordinateur sur lesquelles s'appuient des imageurs de profondeur actuellement disponibles [1]. À l'image de certains états de l'art dans différents domaines scientifiques [81, 119] et par soucis de concision, nous nous focalisons sur des méthodes de la littérature déjà appliquées aux échelles végétales considérées dans ce manuscrit. Ensuite, nous continuons ce chapitre avec une section présentant en détails les caractéristiques technologiques de l'imageur de profondeur de la Kinect.

1 Des imageurs de profondeur pour le domaine bio-végétal

Dans cette section, nous proposons la description d'un panel non-exhaustif de méthodes de vision par ordinateur sur lesquelles s'appuient des imageurs de profondeur actuellement disponibles [1]. D'un point de vue global, ces méthodes peuvent être classées parmi les méthodes d'acquisition 3D (voir la Fig. 2.2 pour une illustration non-exhaustive). Théoriquement, toutes les méthodes données dans la Fig. 2.2 permettent de réaliser des mesures tridimensionnelles dans le domaine bio-végétal. Cependant, certaines d'entre elles possèdent des caractéristiques non-adaptées aux problématiques de phénotypage à haut-débit. Par exemple, les méthodes destructives ne permettent pas de répéter les prises de mesures, tandis que les méthodes avec contact sont intrusives et relativement peu automatisables (chronophages). A contrario, la plupart des approches sans contact apparaissent comme adaptées au phénotypage haut-débit, du fait de leur capacité à réaliser des mesures automatisées non-destructives et non-intrusives. Parmi ces méthodes sans contact, nous retrouvons les systèmes d'imagerie traditionnellement exploités dans le domaine médical (méthodes sans contact par transmission d'ondes ou par réflexion d'ondes non-optiques). Ces imageurs 3D sont très précis et donnent accès à des informations internes de végétaux. Néanmoins, ils représentent un investissement budgétaire conséquent. Une alternative à ces méthodes se présente via les méthodes basées sur la réflexion d'ondes

optiques, plus communément appelées les imageurs de profondeur. Contrairement aux systèmes issus du médical, ces imageurs ne donnent pas accès à des informations internes des végétaux mais ils sont, pour la plupart, moins chers, plus rapides, moins encombrants (portabilité envisageable). Néanmoins, ils permettent tout de même de répondre à de nombreuses problématiques du domaine bio-végétal. Au vue du nombre d'imageurs de profondeur existants [81, 119], mettre en place un état de l'art exhaustif apparaît comme une tâche complexe. Dans cette section, nous nous focalisons donc sur des imageurs de profondeur déjà exploités dans le domaine bio-végétal.

Dans cette section, nous décrivons les différentes méthodes de vision par ordinateur sur lesquelles s'appuient les imageurs de profondeur déjà utilisés dans le domaine bio-végétal. Toutes ces méthodes utilisent un système de vision pour détecter les propriétés des rayons lumineux réfléchis par la scène. Parmi celles-ci, certaines sont considérées comme passives [52], alors que d'autres sont dites actives [59]. Les méthodes passives s'emploient dans des conditions de lumière naturelle, tandis que les méthodes actives nécessitent l'ajout d'une source de lumière contrôlée. Nous commençons cette section avec les descriptions de méthodes passives, puis nous la prolongeons avec celles de méthodes actives. Chaque méthode présentée peut donner lieu, selon les choix technologiques, à plusieurs imageurs de profondeur différents. Pour chaque méthode abordée dans cette section, nous commençons par donner le principe général de fonctionnement, puis nous présentons différentes déclinaisons possibles de celle-ci de manière non-exhaustive. Pour conclure cette section, nous discutons des potentialités de chacune de ces méthodes pour le domaine bio-végétal.

1.1 Des imageurs de profondeur passifs

Dans cette section, nous nous intéressons aux capteurs de profondeur passifs. Ces capteurs fonctionnent dans des conditions d'éclairage naturel. Pour l'ensemble de ces capteurs, les systèmes de vision sont des détecteurs matriciels captant en une seule acquisition l'ensemble de l'intensité lumineuse émise par la scène. La profondeur de la scène est alors retrouvée grâce aux propriétés du système de vision (position, réglages optiques) et de la scène (texture). Pour plus de clarté, nous séparons les méthodes passives en deux grandes catégories : les méthodes mono-vue et les méthodes multi-vues. Les méthodes mono-vue s'appuient sur une seule image, alors que les méthodes multi-vues en nécessitent au minimum deux. Les méthodes mono-vue utilisent des principes de base de certaines méthodes multi-vues, nous décrivons donc d'abord les méthodes multi-vues, puis nous poursuivons avec les méthodes mono-vue.

1.1.1 Des méthodes passives multi-vues

Dans cette section, nous décrivons des méthodes passives multi-vues, les méthodes de stéréo-vision et de *Depth From Focus/Defocus*. Tout d'abord, nous commençons par les méthodes de stéréo-vision. Dans le domaine bio-végétal, ces méthodes ont déjà été utilisées, notamment, pour reconstruire l'architecture de plantes mono-axiales [112, 120]. Elles nécessitent deux acquisitions distinctes de la scène avec deux points de vue différents. La profondeur

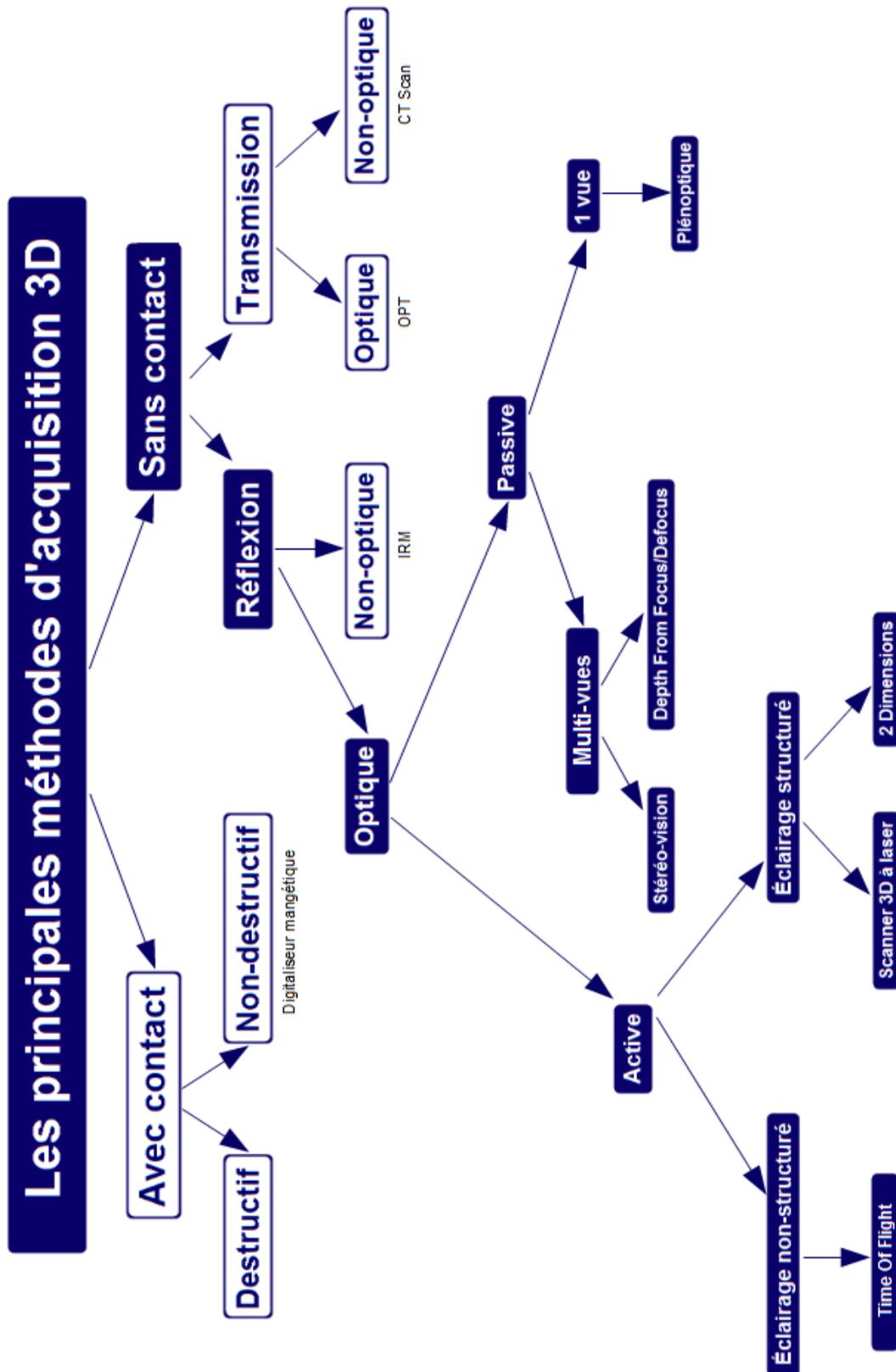


FIGURE 2.2 – Les méthodes d'acquisition 3D. Dans cette section, nous nous focalisons sur les méthodes sans contact par réflexion d'ondes optiques (encadrés bleus avec les écritures blanches).

de la scène est alors retrouvée grâce à la connaissance précise de la différence de point de vue. Ensuite, nous continuons avec les méthodes de *Depth From Focus/Defocus*. Celles-ci s'appuient sur des acquisitions effectuées pour différentes translations du système de vision ou pour différents réglages optiques. L'analyse de la focalisation de la scène, dans les différentes images, permet alors d'estimer la profondeur de la scène. Dans le domaine végétal, un système basé sur ces méthodes a récemment été développé pour reconstruire l'architecture des épis de blé [55].

Les méthodes de stéréo-vision

Les méthodes de stéréo-vision sont directement inspirées du système visuel humain. Celui-ci combine, par l'intermédiaire de processus cognitifs complexes, les vues de ses deux yeux pour en obtenir des informations 3D. D'une façon similaire, les méthodes de stéréo-vision s'appuient sur deux images I_r et I_l acquises pour deux points de vue différents de la scène. Selon les choix technologiques, ces deux points de vue sont obtenus avec un ou deux systèmes de vision (voir la Fig. 2.3a). L'utilisation d'un seul système est soumise à un mouvement maîtrisé de celui-ci ou de la scène. Dans les images I_r et I_l , le point réel P de l'espace est respectivement associé aux pixels p_r et p_l (voir la Fig. 2.3a). Ces pixels, alors appelés pixels conjugués, permettent de retrouver la profondeur du point réel P grâce à des relations de triangulation. Ces relations dépendent du type d'acquisition (un ou deux systèmes de vision) mais aussi de paramètres calculés lors de la calibration du ou des systèmes de vision [60, 131, 141].

La triangulation n'est applicable qu'après la détection des pixels conjugués (voir [62, 106] pour des états de l'art). Cette détection peut être menée avec des méthodes locales [53, 57, 87] ou globales [56, 61, 92, 121, 127, 128]. Les méthodes locales ne considèrent que le voisinage des pixels, alors que les méthodes globales traitent les images dans leur ensemble avec des algorithmes d'optimisation. Les méthodes globales sont plus précises, mais aussi moins rapides que les méthodes locales. Du fait de la différence de point de vue entre les deux images I_r et I_l , la recherche d'un point conjugué n'aboutit pas dans tous les cas. En effet, cette différence de point de vue induit forcément l'absence de concordance dans certaines zones des images et peut, aussi, provoquer la présence d'occlusions (voir la Fig. 2.3b).

Les méthodes de Depth From Focus/Defocus

Les méthodes de *Depth From Focus/Defocus* s'appuient sur le principe de focalisation des systèmes de vision composés d'une optique et d'un détecteur de lumière (voir la Fig. 2.4). Pour ces systèmes, l'optique conjugue le point objet P avec le point image P' , puis la position du détecteur définit la netteté du point P dans l'image. Lorsque le point image P' est situé dans le plan du détecteur, l'image de P est un point, le point P est donc net, focalisé. Par contre, lorsque le point image P' est situé en dehors de ce plan, l'image de P est alors un cercle de diamètre σ délimitant une zone de flou dans l'image et matérialisant la défocalisation du point P . La focalisation du point P est ajustable

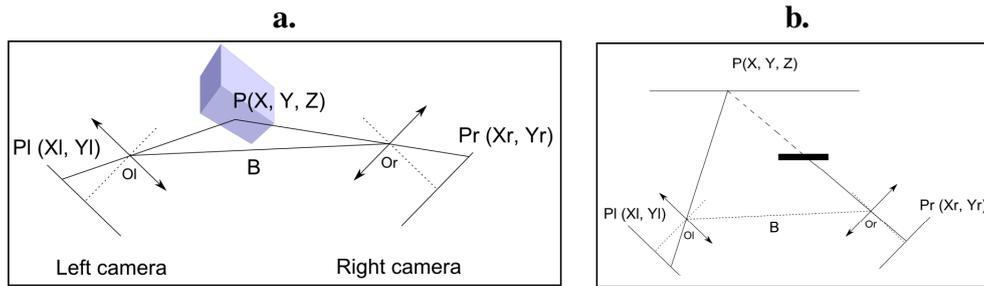


FIGURE 2.3 – Les méthodes de stéréo-vision. **a.** Un schéma de principe de la méthode de stéréo-vision à deux systèmes de vision. **b.** Illustration de la présence d'occlusions.

grâce à la variation de la distance système de vision/objet ou la modification de certaines propriétés du système de vision. Les méthodes de *Depth From Focus/Defocus* exploitent cette possibilité pour retrouver la profondeur de la scène à partir de plusieurs images avec des focalisations différentes. Dans ces images, les méthodes de *Depth From Focus* évaluent la focalisation des points de l'espace, alors que celles de *Depth From Defocus* estiment leur défocalisation.

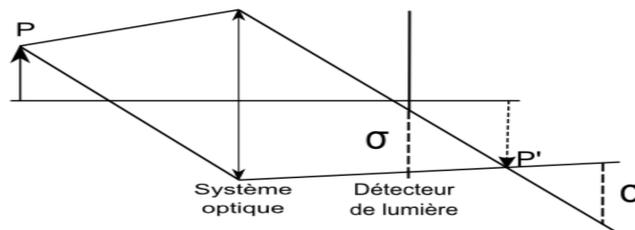


FIGURE 2.4 – La focalisation à travers un système de vision composé d'une optique et d'un détecteur de lumière. Le point P' n'est pas focalisé.

Pour les méthodes de *Depth From Focus*, les images sont acquises avec le même système de vision pour différentes translations de la scène [102, 108] ou du système de vision [55] (voir la Fig. 2.5). Dans ces images, la focalisation de chaque point de l'espace est déterminée grâce au degré local de focalisation de chaque pixel. Le flou étant similaire à l'application d'un filtre passe-bas sur l'image focalisée, le degré local de focalisation peut donc être estimé par la quantification locale des hautes fréquences autour du pixel [48, 49, 65, 82, 96, 97, 100, 102, 108, 126, 135]. Son évolution en chaque pixel à travers les différentes images permet ensuite de retrouver la profondeur du point de l'espace associé. Celle-ci est égale à la distance système de vision/scène pour laquelle le degré local de focalisation est maximum.

Pour les méthodes de *Depth From Defocus*, les images sont acquises avec différents réglages optiques du système de vision (ouverture, focale,...). Pour chaque pixel de ces images, la défocalisation est modélisée par la convolution entre l'image focalisée et la fonction *PSF* (*Point Spread Function* en anglais). L'approximation de cette fonction, par des approches statistiques [71, 117, 122] ou des optimisations déterministes [72, 73, 78, 130, 136], permet

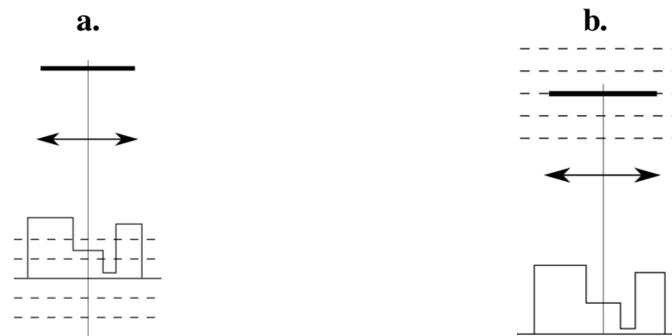


FIGURE 2.5 – Les méthodes de *Depth From Focus*. **a.** Variation de la position de la scène. **b.** Variation de la position du système de vision.

d'estimer la valeur du diamètre σ de la zone de flou. La profondeur de chaque point de la scène est finalement retrouvée grâce à la résolution, pour chaque pixel, du système d'équations l'exprimant en fonction des valeurs de σ et des différents réglages optiques du système de vision.

1.1.2 Des méthodes passives mono-vue

Dans cette section, nous nous intéressons à des méthodes passives ne nécessitant qu'une seule acquisition, les méthodes plénoptiques. Dans le domaine bio-végétal, un système s'appuyant sur ces méthodes a récemment été utilisé pour séparer les organes des feuilles pour des plants de piment [113]. D'une manière similaire aux méthodes de *Depth From Focus/Defocus*, ces méthodes s'appuient sur des mesures de focalisation. Cependant, cette fois, la pile d'images nécessaire à la détermination de la profondeur est obtenue en une seule acquisition grâce à un système de vision spécifique.

Les méthodes plénoptiques

Les méthodes plénoptiques s'appuient sur des systèmes de vision initialement mis en œuvre pour caractériser le champ des rayons lumineux émis par une scène, les capteurs plénoptiques. Ces capteurs sont composés d'une optique et d'un détecteur de lumière, mais aussi d'une matrice de microlentilles intercalée entre ces deux éléments. Au sein de cette matrice, chaque microlentille fournit une image capturée par l'intermédiaire de la matrice locale de $n \times n$ pixels du détecteur de lumière située juste derrière. Les images de toutes les microlentilles décrivent alors l'ensemble du champ des rayons lumineux émis par la scène. À partir de ce champ de rayons lumineux, il est ensuite possible de retrouver différentes images simulant diverses positions du capteur de lumière [107, 109]. Ces images, obtenues en une seule acquisition, forment alors une pile d'images correspondant à différents réglages du système de vision. Le traitement de cette pile d'images avec des méthodes de *Depth From Focus/Defocus* aboutit, pour finir, à la profondeur de la scène [58, 95].

1.2 Des imageurs de profondeur actifs

Dans cette section, nous décrivons des capteurs de profondeur qui exploitent une source de lumière artificielle, les capteurs de profondeur actifs. Cette source de lumière est contrôlée spatialement et/ou temporellement. La profondeur de la scène est alors retrouvée grâce à l'analyse des réflexions par la scène de la lumière émise par celle-ci. En fonction de la forme spatiale de la source, nous séparons les méthodes actives en deux grandes catégories : les méthodes à éclairage structuré ou non. Nous commençons cette section avec la présentation de méthodes actives à éclairage non-structuré, puis nous la continuons avec celle de méthodes à éclairage structuré.

1.2.1 Des méthodes à éclairage non-structuré

Dans cette section, nous présentons des méthodes actives s'appuyant sur une source large de lumière incohérente spatialement non-structurée, méthodes implémentées dans les caméras dites *Time Of Flight* [88]. Ces méthodes, qui ont déjà été mises en œuvre pour faire des mesures architecturales sur du blé et du maïs [63, 90], exploitent la variation de certaines propriétés de la lumière durant son temps de vol. Selon la technologie employée, elles sont dites à modulation d'onde continue [74, 79, 93] ou à obturation optique [84, 137]. Les propriétés considérées sont respectivement la phase d'une onde temporellement modulée et l'intensité d'un pulse de lumière. Dans les deux cas, la lumière réfléchie par la scène est captée à l'aide d'un système de vision matriciel. Dans cette section, nous commençons par présenter la caméra *Time Of Flight* à modulation d'onde continue, puis nous continuons avec celle à obturation optique.

La caméra Time Of Flight à modulation d'onde continue

Pour la caméra à modulation d'onde continue [74, 79, 93], la source émet une onde temporellement modulée en amplitude. Au fur et à mesure de son temps de vol, cette onde se décale en phase en fonction de la distance parcourue. Après réflexion par la scène, chaque pixel du système de vision reçoit donc une onde lumineuse déphasée par rapport à l'onde initiale. Ce décalage de phase, déterminé par corrélation, est finalement utilisé pour retrouver la profondeur de chaque point de la scène.

La caméra Time Of Flight à obturation optique

Pour la caméra à obturation optique [84, 137], la source émet un pulse court de lumière et le système de vision est associé à un obturateur optique. Cet obturateur reste ouvert durant un intervalle de temps prédéfini à partir de l'émission du pulse, limitant ainsi l'intervalle de profondeur mesurable. Durant son temps de vol, l'intensité du pulse de lumière s'atténue au fur et à mesure de la distance parcourue. Après réflexion par la scène, chaque pixel du système de vision capte donc une intensité lumineuse dépendante de la profondeur. Celle-ci est retrouvée à partir de l'intensité du pixel, de l'intervalle de profondeur mesurable et de l'intensité totale réfléchie.

1.2.2 Des méthodes à éclairage structuré

Dans cette section, nous nous intéressons à des méthodes actives basées sur une source de lumière spatialement structurée. Selon la méthode considérée, cette source de lumière s'étale sur une ou deux dimensions. Les méthodes à éclairage structuré 1D [50, 114] s'appuient sur une source laser ponctuelle. La profondeur de la scène est alors séquentiellement calculée pour chaque point de la scène grâce aux propriétés de réflexion du laser. Ces méthodes correspondent aux imageurs de profondeur les plus utilisés dans le domaine bio-végétal, avec des applications de l'échelle de la petite plante à celle de la canopée [111, 138]. Pour les méthodes à éclairage structuré 2D [76, 118], la source de lumière est cette fois un pattern de forme connue. Dans ce cas, les profondeurs sont parallèlement retrouvées, pour toute la scène, par l'intermédiaire des déformations du pattern lors de sa projection dans la scène. Dans le domaine bio-végétal, ces méthodes ont été exploitées pour quelques applications, notamment, pour réaliser des mesures quantitatives à l'échelle de la plante [54, 98]. Dans cette section, nous commençons par les méthodes à éclairage structuré 1D, puis nous concluons avec celles à éclairage structuré 2D.

Les méthodes à éclairage structuré 1D

Les méthodes à éclairage structuré 1D [50, 114] sont utilisées par les scanners 3D à laser. Ces systèmes pointent séquentiellement sur les différents points de la scène par l'intermédiaire d'un laser et d'un miroir fixé sur un système mécanique. La profondeur de chaque point est alors retrouvée en analysant diverses propriétés de la réflexion du laser par ce point. Les quatre propriétés les plus utilisées sont la position, le temps de vol, le décalage de phase et la modulation de fréquence.

Les scanners 3D à laser basés sur la position de la réflexion laser s'appuient, comme les méthodes de stéréo-vision, sur des relations de triangulation [51, 64, 69, 75, 134]. Pour passer d'un système de stéréo-vision à ce type de scanner, il suffit de remplacer un des systèmes de vision de la Fig. 2.3a par le laser. Pour chaque point de la scène, le système de vision visualise la position de la réflexion laser dans la scène. La connaissance de la position relative entre le laser et le système de vision permet alors de retrouver la profondeur du point considéré par triangulation. Ces scanners 3D à laser peuvent aussi utiliser des lignes laser. De la même manière, chaque profondeur de la ligne échantillonnée est définie par sa position dans l'image du système de vision.

Les scanners 3D à laser basés sur le temps vol analysent la durée écoulée entre l'émission et la réception d'un pulse laser [83, 104]. Pour chaque point de la scène, le pulse laser est émis à un temps connu t_i , puis il est réfléchi par la scène vers une photodiode à un temps t_f . La différence entre t_f et t_i donne accès au temps de vol du pulse laser. Connaissant la vitesse de la lumière, ce temps de vol permet de retrouver la profondeur du point considéré.

Les scanners 3D à laser basés sur le décalage de phase exploitent la différence de phase entre une onde laser et sa réflexion [105, 116]. Ils utilisent le

même principe que la méthode *Time Of Flight* à modulation d'onde continue. En effet, l'onde laser émise est continue et modulée en amplitude et sa réflexion, captée par une photodiode, est décalée en phase. Comme expliqué précédemment, ce décalage de phase permet de déduire la profondeur.

Les scanners 3D à laser basés sur la modulation en fréquence utilisent, comme ceux à décalage de phase, une onde laser continue et modulée en amplitude [47, 115]. Cependant, cette fois, l'onde laser émise est aussi modulée en fréquence. Pour chaque point de la scène, l'onde réfléchie vers la photodiode possède le même profil fréquentiel que l'onde émise, mais avec un décalage en temps. Celui-ci correspond au temps de vol de l'onde sur la distance parcourue, il permet donc de retrouver la profondeur du point considéré.

Les méthodes à éclairage structuré 2D

Les méthodes à éclairage structuré 2D [76, 118] associent la source de lumière avec un système de vision matriciel. Les systèmes résultants sont donc assimilables à des systèmes de stéréo-vision pour lesquels l'un des capteurs de vision est remplacé par la source de lumière structurée (voir la Fig. 2.3a). Celle-ci permet, grâce à son codage unique de chaque point de la scène, de contourner le problème de détection des pixels conjugués, simplifiant ainsi l'application des relations de triangulation. En fonction des choix technologiques, le codage spécifique de l'éclairage structuré est créé par un ou plusieurs patterns de lumière.

La projection séquentielle de différents patterns permet d'affecter un code temporel unique à chaque point de la scène. Le code le plus élémentaire est le code binaire [85, 133]. Pour ce code, chaque pattern de lumière est composé de lignes horizontales ou verticales de lumière pour lesquelles l'écart interligne peut varier. Chaque point (ou ligne) de la scène est ainsi codé par un mot binaire qui lui est propre. Le codage binaire nécessite un grand nombre de patterns différents. Pour réduire ce nombre, il peut être remplacé par du codage en niveaux de gris [91] ou en couleur.

L'utilisation d'un seul pattern structuré est aussi possible, à la seule condition que les éléments le structurant soient indexés. Ces patterns structurés sont composés de lignes indexées ou d'une grille indexée. Pour les méthodes à lignes indexées, chaque ligne peut être codée par un niveau de gris [70] ou une couleur [77]. Ce codage peut aussi être porté par la composition de la ligne. Cette fois, toutes les lignes ont la même couleur mais chaque ligne est découpée, de manière unique, en plusieurs segments de différentes longueurs [101]. Une autre manière de réaliser l'indexation des lignes est de les indexer par rapport à leur voisinage [103, 140]. Cette indexation est basée sur la séquence de De Bruijn contrainte par l'impossibilité d'avoir deux lignes consécutives de même couleur. Pour les méthodes à grille indexée, la grille est remplie avec une loi pseudo-aléatoire. Dans cette grille, chaque sous-fenêtre de taille définie est unique. Cette grille peut être remplie avec des points binaires [94, 132], mais aussi avec des patterns codés en couleur [68] ou en forme [80]. Il est cependant difficile d'assurer l'unicité de chaque sous-fenêtre.

1.3 Choisir un imageur de profondeur pour le domaine bio-végétal

Dans cette section, nous réalisons une comparaison des différents imageurs de profondeur présentés précédemment. Pour réaliser cette comparaison, nous positionnons chacun de ces imageurs par rapport à 5 propriétés distinctes (la précision, le temps de numérisation, l'influence de l'absence de texture, la portabilité et le coût). Cette liste de propriétés n'est pas exhaustive mais elle permet tout de même d'illustrer les principales caractéristiques d'un imageur de profondeur, caractéristiques influençant le choix d'un imageur dans le cadre d'une problématique bio-végétale. En effet, pour n'importe quelle problématique, ces caractéristiques devront être prises en compte afin de répondre au mieux aux contraintes spécifiques de celle-ci (le végétal observé, l'attribut à extraire, la précision souhaitée, l'environnement des mesures, et le budget disponible). Dans cette section, nous présentons les caractéristiques de chacune des méthodes passives et actives présentées dans ce manuscrit (voir la Fig. 2.6). Cette présentation s'appuie sur notre connaissance des différents systèmes commerciaux existants, elle n'est donc pas exhaustive mais elle permet tout de même de donner des indications intéressantes sur les avantages et inconvénients de chaque imageur dans le cadre d'applications dans le domaine bio-végétal.

Nous commençons cette comparaison en nous intéressant à la précision en profondeur des imageurs, c'est à dire la résolution en profondeur ou l'écart de profondeur minimal discernable avec l'imageur. Pour une méthode donnée, cette notion de précision est fonction des choix technologiques (algorithmiques et matériels) et de l'échelle d'observation. Ainsi, cette précision peut fluctuer entre une valeur minimale et maximale en fonction des méthodes (voir la Fig. 2.6). Classer les différentes méthodes les unes par rapport aux autres est donc difficile. Néanmoins, il est intéressant de noter que parmi les imageurs commerciaux, seuls des scanners 3D à laser, ou ceux exploitant des méthodes de *Depth From Focus/Defocus* ou à éclairage structuré 2D donnent accès à une précision d'une centaine de micromètres. Cette précision impacte évidemment les échelles bio-végétales accessibles. Cependant, elle est différente de la précision souhaitée pour répondre à la problématique végétale. En effet, pour connaître cette précision, il faut alors coupler la précision évoquée précédemment à des notions de fiabilité et de reproductibilité de la mesure en fonction de l'attribut à extraire.

La deuxième propriété analysée lors de cette comparaison correspond au temps de numérisation. Ce temps est fonction de la configuration matérielle de la méthode implémentée. Ainsi, les méthodes s'appuyant sur une unique acquisition permettent d'avoir accès à des cadences vidéo (30 Hz minimum), alors que celles nécessitant plusieurs acquisitions successives sont forcément plus lentes (plusieurs dizaines de secondes). Les caméras *Time Of Flight* et plénoptiques mais aussi certains systèmes de stéréo-vision (avec deux systèmes de vision) ou à éclairage structuré 2D (un unique pattern fixe) sont donc les seuls à fournir des informations tridimensionnelles avec des cadences vidéo. Ces cadences élevées permettent d'avoir des débits plus grands mais aussi de suivre des objets soumis à des mouvements. Le temps de numérisation est donc une caractéristique à mettre en adéquation avec la taille de la population étudiée,

	Systèmes passifs				Systèmes actifs		
	Multi-vues		Mono-vue	Non-Structuré	Structuré		Éclairage structuré 2D
	Stéréo-vision	Depth From (De)Focus	Plénoptique	Caméras Time Of Flight	Scanner 3D à laser		
Précision en profondeur	mm à quelques mm	100 µm à quelques mm	mm à quelques mm	mm à quelques mm	100 µm à quelques mm	100 µm à quelques mm	
Temps de numérisation (possibilité d'avoir des mouvements)	Cadence vidéo (2 systèmes de vision) à dizaines de secondes (mouvement de la scène)	Plusieurs secondes à dizaines de secondes	Cadence vidéo	Cadence vidéo	Plusieurs secondes à dizaines de secondes	Cadence vidéo (pattern fixe) à plusieurs dizaines de secondes	
Influence de l'absence de texture	Oui	Oui	Oui	Non	Non	Non	
Portabilité	Position fixe entre 2 systèmes de vision ou besoin d'un mouvement de la scène	Besoin d'un mouvement du système de vision ou de la scène	Pas de contrainte	Pas de contrainte	Position fixe entre le laser et le système de vision	Position fixe entre l'éclairage et le système de vision	
Prix	De 500 à 10 000 €	De 10 000 à 100 000 €	De 10 000 à 100 000 €	De 200 à 10000 €	De 100 à 50 000 €	De 150 à 100 000 €	

FIGURE 2.6 – Le positionnement de chaque imageur de profondeur par rapport à 5 propriétés à prendre en compte pour des applications dans le domaine bio-végétal.

l'objet observé et l'environnement des mesures (mouvements induits par les conditions). Pour les échelles bio-végétales étudiées dans ce manuscrit, les objets sont considérés comme fixes car la vitesse de croissance est négligeable par rapport à la vitesse d'acquisition. Cependant, lors d'acquisitions en champs, ces objets peuvent bouger sous l'influence du vent. Ainsi, une cadence de numérisation élevée permettra tout de même d'avoir accès à des informations tridimensionnelles fiables. Pour des applications en champs, l'utilisation d'un imageur de profondeur à cadence plus faible sera soumise à la mise en place d'un système d'isolement par rapport au vent.

Pour continuer cette comparaison, nous nous intéressons à une propriété portant sur l'objet étudié, et plus particulièrement à la texture de sa surface. La présence de texture est une donnée très importante car elle permet d'éliminer directement certaines méthodes en fonction de l'objet étudié. En effet, pour les méthodes de stéréo-vision, de *Depth From Focus/Defocus* et plénoptiques, la présence de texture est indispensable pour retrouver les informations tridimensionnelles. Ainsi, ces méthodes ne seront utilisables que pour des objets végétaux dont la surface est assez texturée du point de vue de l'algorithme implémenté.

L'avant dernière propriété de cette comparaison porte sur la portabilité des imageurs de profondeur. Cette propriété est fonction des impératifs matériels induits par chaque méthode. Ainsi, les méthodes exploitant plusieurs éléments de positions relatives parfaitement connues (scanner 3D à laser, éclairage structuré 2D, ou stéréo-vision) ou celles nécessitant un mouvement de la scène (stéréo-vision, ou *Depth From Focus/Defocus*) apparaissent comme beaucoup moins portables, transportables, que les méthodes n'utilisant qu'un unique élément (caméras *Time Of Flight* et plénoptiques). Cette moindre portabilité apparaît alors comme un frein tant pour la manipulation de l'imageur par un opérateur, que pour son déplacement dans des environnements végétaux sinueux sur des vecteurs mobiles (robots terrestres, drones, ...). Néanmoins, Il est important de noter que le marché commercial fournit tout de même de nombreux systèmes, composés de 2 éléments, qui sont légers, maniables et très robustes aux chocs ou aux déplacements.

Pour finir cette comparaison, nous nous intéressons à un élément moins scientifique, le coût des imageurs de profondeur. Ce coût est différent d'un imageur à un autre puisqu'il dépend des choix matériels, des performances visées mais aussi du temps de recherche et développement nécessaire à la commercialisation de l'imageur. Chaque méthode présente une gamme de prix plus ou moins élevés, il n'est donc pas possible de classer chacune de ces méthodes les unes par rapport aux autres. Cependant, il est intéressant de relever que seuls les méthodes actives et de stéréo-vision sont actuellement implémentées par des imageurs de profondeur bas-coût du marché commercial. Même si un coût moindre est souvent corrélé à des performances plus faibles, cette variabilité des coûts permet tout de même d'adapter le choix d'un imageur au budget disponible à condition que les performances de celui-ci soient en adéquation avec la problématique étudiée.

Avec cette comparaison, nous avons donné les principales caractéristiques des imageurs de profondeur déjà exploités dans le domaine bio-végétal. Nous avons ainsi montré que chaque méthode présentée précédemment possède ses propres avantages et inconvénients. Ceux-ci devront être pris en compte pour choisir l'imageur de profondeur le plus en adéquation avec les contraintes de la problématique végétale abordée (objet observé, attribut à extraire, précision souhaitée, environnement des mesures et budget disponible). Dans la suite de ce manuscrit, nous explorons les potentialités d'un imageur de profondeur bas-coût pour des applications dans le domaine bio-végétal. Afin d'identifier les différentes échelles du domaine bio-végétal accessibles avec cet imageur, il est primordial de comprendre son principe de fonctionnement et de connaître ses capacités de mesures.

2 L'imageur de profondeur de la Kinect

Dans cette section, nous proposons une présentation de l'imageur de profondeur utilisé pour ce manuscrit, le capteur de profondeur de la Kinect. Celui-ci, du fait de sa portée grand-public dans le domaine du jeu-vidéo, mais aussi de son fonctionnement technologique, est un capteur innovant à bas-coût. Au même titre que les autres capteurs de profondeur bas-coût (voir la Fig. 1.1), il offre une alternative aux imageurs de profondeur certes plus précis et résolus, mais aussi plus onéreux. Son constructeur n'a pour le moment pas souhaité divulguer sa description officielle. Dans cette section, nous donnons donc une description informelle de cet imageur de profondeur. Ensuite, nous concluons cette section par une rapide comparaison avec des capteurs de profondeur plus onéreux.

2.1 La description du capteur de profondeur de la Kinect

Dans cette section, nous proposons une description de l'imageur de profondeur de la Kinect. Cet imageur de profondeur délivre des informations tridimensionnelles à bas-coût. Initialement conçu pour le domaine du jeu-vidéo, il a rapidement été détourné à des fins scientifiques afin d'offrir une alternative aux imageurs plus onéreux. Dans cette section, nous donnons tout d'abord une description informelle du fonctionnement et des capacités de mesures de cet imageur. Pour mettre en place cette description, nous nous basons sur le recoupement de nos observations pratiques avec des articles de la littérature scientifique [66, 67, 86, 99, 123, 125, 139]. Ensuite, nous concluons cette section avec l'historique du détournement de la Kinect pour des applications scientifiques.

2.1.1 Un capteur de profondeur à éclairage structuré 2D

Dans cette section, nous donnons une description informelle du fonctionnement et des capacités de mesures de l'imageur de profondeur de la Kinect. Ce capteur est composé d'une source proche infrarouge structurée en deux dimensions et d'un système de vision sensible à ces longueurs d'onde (voir la Fig. 2.7a). Ce capteur est donc basé sur une méthode à éclairage structuré 2D (voir la section 1.2.2). Initialement, la source de lumière est large et non-structurée.

Pour obtenir sa structuration, la lumière émise traverse des réseaux de diffraction afin d'obtenir un pattern de speckle composé de points binaires (voir la Fig. 2.7b). Ce speckle correspond à une grille indexée remplie de points au voisinage unique. Sa disposition dans la scène, visualisée avec le système de vision, est reliée à un pattern de référence lors de la recherche de conjugués par inter-corrélation. Finalement, la profondeur de la scène est retrouvée par triangulation des points conjugués.

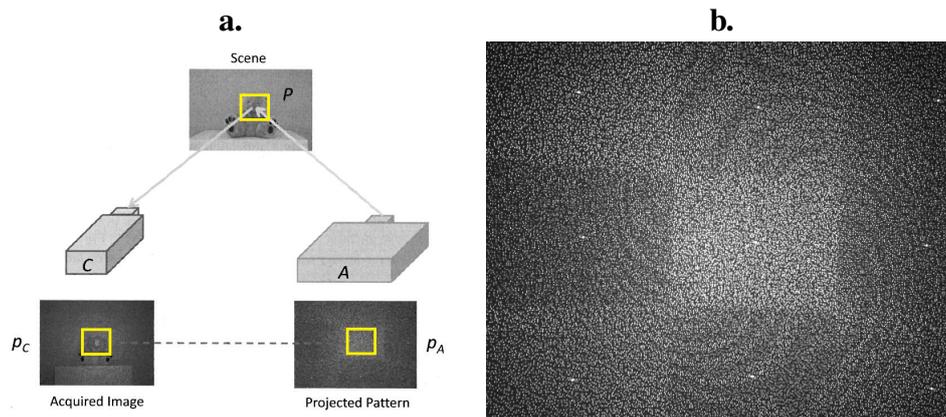


FIGURE 2.7 – Le capteur de profondeur de la Kinect est un capteur actif à éclairage structuré 2D. **a.** Son principe de fonctionnement (extrait de [67]). **b.** Son pattern d'éclairage structuré (extrait de [66]).

La méthode employée permet à ce capteur de profondeur de délivrer une image de profondeur de taille 640×480 pixels à une fréquence de 30 Hz. Dans cette image de profondeur, les valeurs des pixels indiquent la profondeur des points du premier plan de la scène (voir la Fig. 2.8b). Selon les besoins, cette image de profondeur peut être transformée en un nuage de points de 307200 points ($= 640 \times 480$) (voir la Fig. 2.8c). Dans ce nuage de points, chaque point possède des coordonnées (X, Y, Z) en millimètre dans un référentiel donné. L'image de profondeur et le nuage de points représentent deux typologies d'information 3D différentes. Le traitement de ces deux typologies est donc différent et chacune d'entre elles présente des atouts en fonction du type d'information à extraire. Dans ce manuscrit, nous traitons aussi bien des images de profondeur que des nuages de points

De part son fonctionnement, certains points de la scène ne sont pas accessibles avec ce capteur de profondeur. Ces points, non-présents dans le nuage de points, correspondent à des pixels ayant une valeur non-définie dans l'image de profondeur (pixels blancs dans les images de profondeur de la Fig. 2.8b). L'absence de mesure pour ces points est liée à la méthode employée. Tout d'abord, certains de ces points ont une profondeur inférieure à la profondeur minimale P_{min} mesurable. Cette profondeur est fonction de la résolution du système de vision, mais aussi de la différence de champ entre ce système et l'éclairage structuré. D'après nos observations pratiques, P_{min} est d'environ 500 mm. D'autres points non-définis ont une profondeur supérieure à la profondeur maximale P_{max} mesurable. Cette profondeur est fonction de l'atténua-

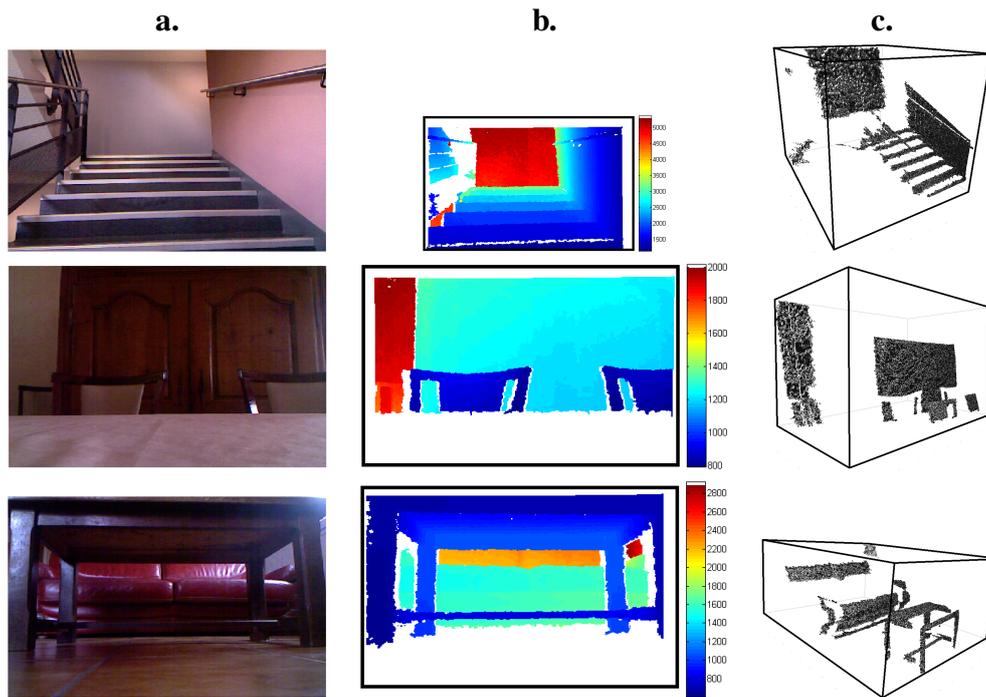


FIGURE 2.8 – Des exemples de données délivrées par la Kinect. **a.** Une image couleur. **b.** L'image de profondeur correspondante (les profondeurs sont données en mm). **c.** Le nuage de points associé.

tion des infrarouges avec la profondeur. D'après nos observations pratiques, P_{max} est d'environ 6000 mm. Pour finir, les points non-définis restants ont une profondeur appartenant à l'intervalle $[P_{min}, P_{max}]$ mais correspondent à des espaces d'ombre ou à des objets non-adaptés à la technologie du capteur. Les espaces d'ombre correspondent à des occlusions, tandis que les objets non-adaptés sont composés de matériaux ou surfaces qui absorbent, transmettent, diffusent ou emprisonnent (réflexions multiples) les infrarouges. Dans les deux cas, le système de vision ne détecte pas le pattern structuré pour les zones correspondantes. La présence de ces points non-définis est une limitation commune à tous les capteurs de profondeur à éclairage structuré 2D.

La précision en profondeur de l'imageur de profondeur de la Kinect n'est pas divulguée par son constructeur. Pour la déterminer, nous utilisons une "plante artificielle" composée de plans situés à différentes hauteurs (voir la Fig. 2.9a) et nous plaçons le capteur en vue de dessus. Pour analyser la variation de la précision en fonction de la distance de travail, nous faisons varier la distance entre le capteur et le plan le plus haut de la "plante artificielle". Pour chaque distance de mesure, nous utilisons plusieurs images de profondeur (voir la Fig. 2.9b) dans lesquelles nous déterminons les distances inter-plans. La précision pour une distance de mesure fixée correspond à l'erreur moyenne, par rapport aux distances théoriques, pour toutes les distances inter-plans obtenues (voir la Fig. 2.9c). Comme dans [86, 123], nous obtenons une précision en profondeur qui diminue quadratiquement avec la distance de travail. Cette précision est d'environ 2 mm à 750 mm et d'environ 6 mm à 1500 mm.

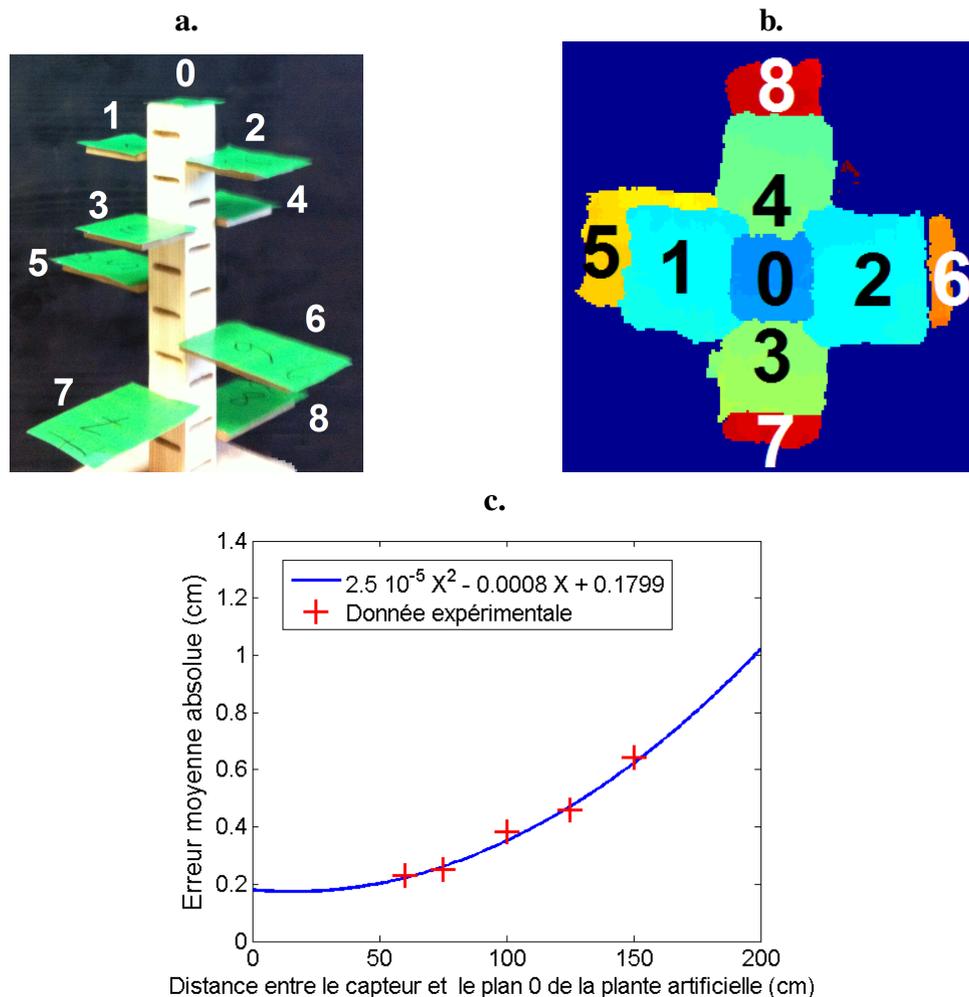


FIGURE 2.9 – La précision en profondeur du capteur de profondeur de la Kinect. **a.** Une image couleur de la “plante artificielle” en vue latérale. **b.** Une image de profondeur de la “plante artificielle” en vue de dessus. **c.** L’évolution de la précision du capteur de profondeur de la Kinect en fonction de la distance de travail.

2.1.2 Le détournement de la Kinect pour le domaine scientifique

Dans cette section, nous retraçons l’historique du détournement de la Kinect comme instrument d’imagerie pour le domaine scientifique. Initialement, la Kinect est un périphérique de la console de jeu-vidéo X-Box de Microsoft permettant de piloter la console par les gestes du corps. Ce gadget de plus pour la communauté des “gamers” est en fait basé sur un imageur couleur-profondeur très innovant (voir la Fig. 2.10). Grâce à ce capteur, la Kinect détecte le squelette des joueurs et interprète leurs mouvements (voir la Fig. 2.11).

Lors de la commercialisation de la Kinect, le 4 novembre 2010, Microsoft était totalement réfractaire à son ouverture pour des applications éloignées du jeu-vidéo. Frustrée par ce choix, la communauté informatique a alors développé, à l’insu de Microsoft, un pilote libre appelé Libfreenect. Ce premier pilote a été développé en seulement 5 jours et a provoqué, durant tout novembre 2010, l’apparition de nombreuses applications scientifiques dans des domaines

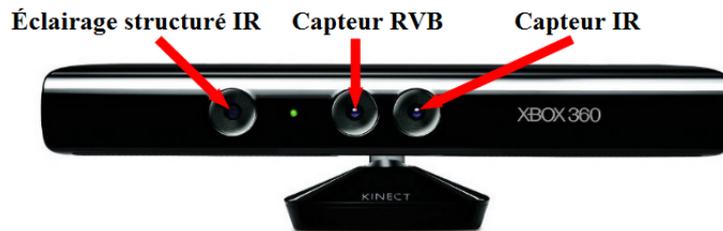


FIGURE 2.10 – La Kinect de Microsoft, un capteur couleur-profondeur grand-public.



FIGURE 2.11 – La Kinect est initialement conçue pour piloter la console de jeu-vidéo X-Box de Microsoft avec les gestes du corps.

très variés. Au vu de cet engouement fort et rapide de la communauté scientifique, Microsoft a tout d'abord autorisé, le 9 décembre 2010, la mise à disposition d'un pilote officiel appelé OpenNi. Ce pilote est délivré en libre accès par la société PrimeSense, entreprise sous-traitante de Microsoft pour la création de la Kinect. La mise à disposition de ce pilote officiel a laissé le temps à Microsoft de créer son propre SDK pour Windows. Ce SDK a été mis en accès libre le 16 juin 2011. Finalement, fort du succès sans doute peu attendu pour ce périphérique du jeu-vidéo, Microsoft a commercialisé, le 1^{er} février 2012, une version dédiée aux applications dérivées et s'apprête à sortir une version 2 courant 2014.

Aujourd'hui, la communauté scientifique possède un panel large d'outils pour le développement d'applications basées sur la Kinect de Microsoft. Ces outils sont accessibles pour de nombreux langages de programmation (C, C++, C#, Python, Java,...) et sur de nombreuses plateformes (Windows, Mac, Ubuntu...). Pour mener à bien les études présentées dans la suite de ce manuscrit, nous avons utilisé certains de ces outils pour mettre en place une interface d'acquisition sur le système d'exploitation Ubuntu 12.04. Nous présentons cette interface, développée en C++ sous Qt 4.7 avec le pilote OpenNi, en annexe A.

2.2 Une comparaison avec d'autres imageurs de profondeur

Dans cette section, nous proposons une rapide comparaison entre l'imageur de profondeur bas-coût de la Kinect et des capteurs de profondeur plus onéreux. Au vue de la multitude de capteurs existants, nous ne pouvons pas proposer une comparaison exhaustive incluant chacun d'entre eux. Dans cette section, nous

nous focalisons donc sur une comparaison qualitative avec des capteurs que nous avons eu l'opportunité d'utiliser lors d'une collaboration scientifique avec le laboratoire Le2i du Creusot. Nous commençons par présenter les quatre capteurs de profondeur, puis nous les comparons par rapport à quelques critères que nous avons sélectionnés.

Durant cette comparaison, l'imageur de profondeur de la Kinect est le capteur A. Les autres capteurs sont des imageurs actifs à éclairage structuré (voir la section 1.2.2). Le capteur B est un scanner 3D à laser *KonicaMinolta* [89] basé sur la triangulation. Le pointage de la scène est effectué séquentiellement par une ligne laser. Le capteur C est un capteur de profondeur *Noomeo* portable et de technologie hybride [110]. Il est basé sur la combinaison d'un système de stéréo-vision composé de deux systèmes de vision et d'un éclairage structuré. L'éclairage structuré, une grille indexée composée de formes binaires, permet de contourner le problème de recherche des pixels conjugués du système de stéréo-vision. Pour finir, le capteur D est un capteur de profondeur *Steinbichler* à éclairage structuré 2D [124]. L'éclairage structuré est composé de différents patterns projetés séquentiellement et remplis de lignes binaires horizontales ou verticales. L'écart interligne varie pour chaque pattern.

Les quatre imageurs A, B, C et D possèdent un coût mais aussi des capacités de mesures propres à leur technologie (voir le Tab. 2.1). Concernant le coût, l'imageur A est commercialisé à un prix plus de cent fois inférieur à celui des trois autres. Bien évidemment, cette différence de prix se traduit dans la direction opposée pour la précision en profondeur. Cependant, malgré sa faible précision, il donne accès à une gamme de profondeurs plus importante que les autres. Seul l'imageur C présente une profondeur P_{min} inférieure. De plus, la fréquence d'acquisition de l'imageur A et sa portabilité sont des avantages par rapport aux imageurs B et D. Par contre, son éclairage infrarouge proscrit, contrairement aux autres capteurs, des acquisitions en serre.

	A Kinect	B [89]	C [110]	D [124]
Prix (€)	150	50,000	30,000	50,000
Éclairage	Infrarouge	laser	Visible	Visible
Précision en profondeur(cm)	1	0.01	0.01	0.035
Nombre de points	307200	307200	500000	1400000
Intervalle de profondeur (cm)	50 à 600	60 à 250	32.5 à 47.5	80 à inconnu
Fréquence (Hz)	30	0.33	100	0.28
Portabilité	+	-	+	-
Fonctionnement en serre	Non	Oui	Oui	Oui

TABLE 2.1 – Une comparaison entre l'imageur de profondeur de la Kinect et des capteurs de profondeur commerciaux du laboratoire Le2i du Creusot.

Nous concluons cette comparaison en l'illustrant avec des acquisitions effectuées sur deux plantes mono-axiales (voir la Fig. 2.12). Pour une même plante, les nuages de points délivrés par les imageurs de cette comparaison diffèrent quelque peu. Cette différence est liée à la précision en profondeur, à l'angle d'observation et à l'intervalle de profondeurs observables de chaque capteur de profondeur. Cependant, il apparaît que l'imageur de profondeur de la Kinect, malgré son faible prix, donne accès à une information de profondeur qui semble similaire à celles des autres imageurs plus onéreux.

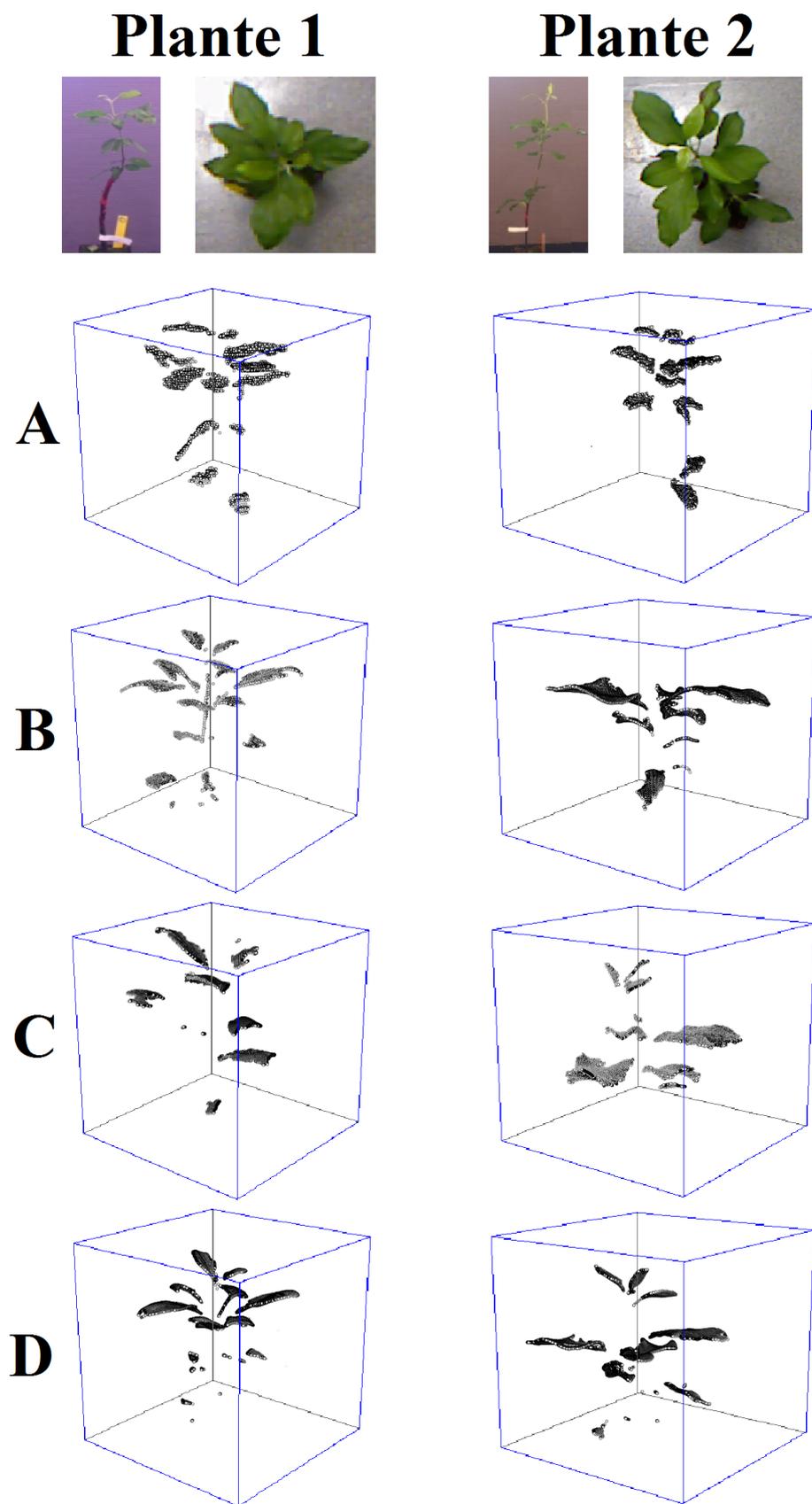


FIGURE 2.12 – Les nuages de points délivrés par les quatre imageurs de profondeur A, B, C et D de notre comparaison.

3 Conclusions et perspectives

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'imageur de profondeur bas-coût utilisé pour la suite de ce manuscrit. Dans la première section, nous avons décrit une panoplie de méthodes de vision par ordinateur sur lesquelles s'appuient les imageurs de profondeur déjà utilisés dans le domaine bio-végétal. Après une description de leur principe de fonctionnement, nous avons discuté de différentes caractéristiques à prendre en compte lors d'applications dans le domaine bio-végétal. Dans la seconde section, nous avons décrit notre capteur de profondeur bas-coût, l'imageur de profondeur de la Kinect. Tout d'abord, nous avons effectué une description de sa technologie et de ses capacités de mesures. Puis, nous avons récapitulé l'historique de son détournement à des fins scientifiques. Ensuite, nous avons complété cette description par une comparaison avec trois capteurs de profondeur plus onéreux. Malgré une précision moindre, nous avons montré que notre capteur de profondeur présente certains avantages (prix, étendue de profondeur, portabilité) tout en délivrant une information de profondeur similaire. Au cours des chapitres 3, 4 et 5, nous exploitons donc cet imageur à trois échelles bio-végétales que nous avons jugé adaptées à sa technologie. Pour chaque échelle, nous démontrons que sa faible précision permet tout de même de réaliser des mesures quantitatives dans le domaine bio-végétal, mais aussi que le couplage de ses qualités (rapidité et prix) avec des choix technologiques innovants donne accès à des mesures haut-débit.

Outre l'imageur de profondeur exploité dans ce manuscrit, les méthodes de la section 1 ont permis de mettre à la disposition de la communauté scientifique une multitude de capteurs de profondeur. Tous ces imageurs présentent des spécificités et capacités de mesures propres à leur technologie. Faire le choix optimal parmi toutes ces possibilités est une tâche complexe. La mise en place d'un guide sur les imageurs de profondeur du commerce (fonctionnement et capacités de mesures) semble pertinente afin de guider les scientifiques dans ce choix. Comme nous l'avons expliqué dans ce chapitre, le choix de ce capteur doit être fait en fonction de l'échelle d'observation, du lieu d'expérimentation, mais aussi du budget disponible. Sur ce dernier point, les imageurs de profondeur bas-coût présentent un avantage certain. Même si leur précision est inférieure à celle des imageurs plus onéreux, ils offrent des potentialités très intéressantes pour des échelles données. Dans ce manuscrit, nous nous attachons à démontrer ces potentialités pour différentes échelles du domaine bio-végétal, de l'échelle du centimètre à celle de quelques mètres.

L'imageur de profondeur et les plantes mono-axiales

Sommaire

1	La segmentation des feuilles dans une vue de dessus	41
1.1	Des rappels sur la segmentation des images	42
1.2	Une méthode de segmentation originale	43
1.3	L'application aux plantes mono-axiales	45
2	Des mesures quantitatives avec une vue de dessus	49
2.1	Des mesures architecturales	49
2.2	Une information multimodale sur les feuilles	57
3	Conclusions et perspectives	65

Dans ce chapitre, nous proposons une démonstration des potentialités de notre imageur de profondeur pour les mesures quantitatives à l'échelle centimétrique du végétal. Étant donné la précision en profondeur de ce capteur (6 mm à une distance de 1.5 m), nous considérons cette échelle comme la plus faible échelle observable avec celui-ci. Nous illustrons cette échelle avec des mesures relatives aux différentes feuilles des plantes mono-axiales (par exemple des jeunes plants de rosier, pommier, ou tabac) [1, 4, 5, 7, 9, 11, 12, 17, 18] (voir la Fig. 3.1). Une approche pour obtenir ces informations de manière automatique est de reconstruire l'architecture complète de la plante avec des instruments d'imagerie 3D. Pour les plantes mono-axiales, la faisabilité de cette reconstruction a déjà été démontrée [166, 167]. Les méthodes employées reconstruisent le nuage de points global grâce à l'application de méthodes complexes de vision par ordinateur [161] sur plusieurs images de profondeur acquises avec des points de vue différents (mouvement du capteur ou de la plante). Les différentes informations quantitatives sont finalement retrouvées par l'application, sur ce nuage de points, de méthodes avancées de morphologie mathématique

[167]. Dans ce chapitre, nous proposons une solution alternative s'appuyant sur une seule et unique image de profondeur acquise en vue de dessus de la plante mono-axiale (voir la Fig. 3.1.c et d). Ce choix technologique innovant nous permet de diminuer la complexité globale des mesures (acquisition, reconstruction, traitements). Cependant, il induit aussi une perte d'information puisque, en vue de dessus, certaines feuilles sont partiellement visibles ou totalement invisibles. Malgré cette limitation, nous montrons, dans ce chapitre, que le choix technologique que nous proposons permet d'obtenir des informations quantitatives riches et nombreuses, sur un nombre de feuilles non négligeable, tout en augmentant le débit des mesures.

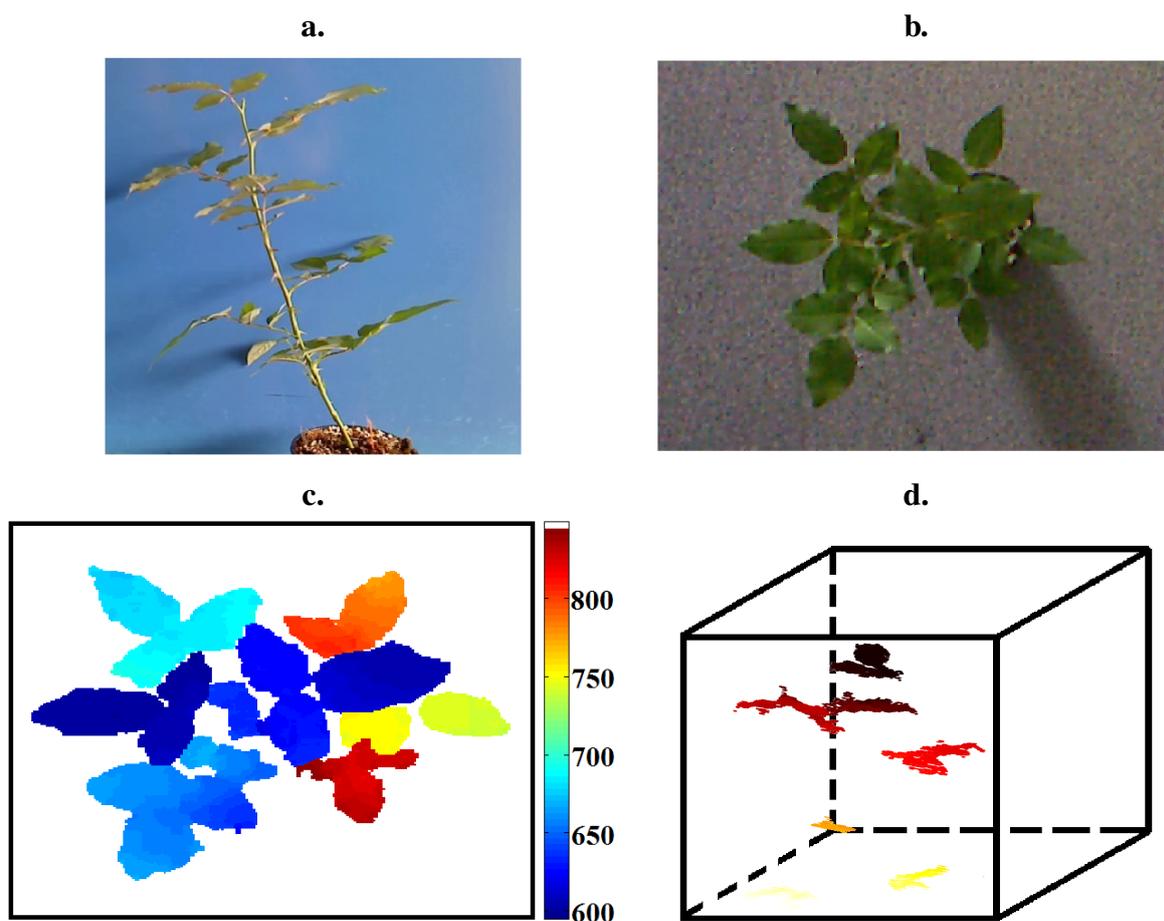


FIGURE 3.1 – Un exemple de plante mono-axiale : le jeune plant de rosier. **a.** Une image couleur d'une vue latérale. **b.** Une image couleur d'une vue de dessus. **c.** L'image de profondeur associée (les profondeurs sont en mm). **d.** Le nuage de points associé.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons aux informations quantitatives portant sur les feuilles des plantes mono-axiales (échelle centimétrique du domaine bio-végétal). Nous montrons que ces informations sont mesurables à partir de l'information de profondeur isolée de chaque feuille individuelle. Cette information n'est accessible qu'après la segmentation de l'image de profondeur acquise en vue de dessus. Pour ce faire, nous proposons, dans la première section, une méthode originale de segmentation [4]. Après une description détaillée de cette méthode originale, nous la comparons avec des méthodes génériques de segmentation des images [5]. Dans la seconde section, nous décrivons différentes mesures quantitatives rendues accessibles par cette segmentation. Tout d'abord, nous exposons un éventail de mesures caractérisant l'architecture des plantes mono-axiales. Ensuite, nous décrivons la mise en place d'un système d'imagerie multimodalité associant le capteur de profondeur à une modalité d'imagerie d'intérêt pour le végétal. Nous montrons que ce système délivre une information multimodale pour chaque feuille individuelle des plantes mono-axiales.

1 La segmentation des feuilles dans une vue de dessus

Dans cette section, nous proposons une résolution de la problématique de segmentation des feuilles d'une plante mono-axiale dans une image de profondeur acquise en vue de dessus. La segmentation des images est une des thématiques les plus anciennes de la vision par ordinateur. Par conséquent, la littérature scientifique présente une multitude de solutions [147] pour les images couleur ou [157] pour les images de profondeur). Le choix de la méthode de segmentation est fonction de la nature de l'image à segmenter (image couleur, image de profondeur,...), du type d'information à séparer (couleur, texture, surface,...) et des transitions entre les zones à séparer (transitions brutales, progressives, bruitées...). Pour une plante mono-axiale, les feuilles sont disposées séquentiellement le long d'un axe principal, avec différentes hauteurs et orientations (voir la Fig. 3.1.a). Dans une image de profondeur en vue de dessus (voir la Fig. 3.1c. et d.), chaque feuille est composée de pixels dont les valeurs varient lentement en fonction de sa forme et de son inclinaison. Cette évolution lente ainsi que le positionnement séquentiel le long de l'axe permettent d'assimiler les feuilles à des surfaces régulières séparées par des transitions brutales et non-bruitées. Dans cette section, après de rapides rappels sur la segmentation des images, nous présentons une méthode originale de segmentation des images de profondeur composées de surfaces régulières avec des transitions brutales et non-bruitées [4]. Cette méthode est inspirée de la méthode développée par [164] pour détecter les Maximum Stable Extremal Regions (*MSEER*). Ensuite, nous démontrons qu'elle réalise une segmentation efficace des feuilles d'une plante mono-axiale dans une image de profondeur acquise en vue de dessus. Pour finir, nous la comparons avec des méthodes génériques de segmentation que nous avons adaptées à notre problématique [5].

1.1 Des rappels sur la segmentation des images

Dans cette section, nous faisons de rapides rappels sur la segmentation des images. Lors d'une problématique de segmentation, une image I (voir la Fig. 3.2a) est considérée comme une association de sous-ensembles non-vides R_i , appelés régions. Ces régions R_i sont composées de pixels connexes qui présentent des propriétés homogènes (couleur, texture, surface,...). La segmentation est alors définie comme le partitionnement d'une image I tel que

$$I = \cup R_i \text{ avec } R_i \cap R_j = \phi \text{ pour } j \neq i. \quad (3.1)$$

Le résultat de la segmentation (voir la Fig. 3.2b) est une image S de taille identique à l'image I , dans laquelle chaque région R_i homogène est labellisée, numérotée, avec un numéro qui lui est propre. Cette labellisation permet de mettre en place, pour chaque région R_i , un masque binaire M_i de segmentation (voir la Fig. 3.2c). Ce masque binaire est, lui aussi, une image de même taille que l'image I . Par contre, dans M_i , les pixels appartenant à la région R_i sont fixés à 1 alors que tous les autres sont nuls. L'application de M_i à l'image I résulte en une image I_i dans laquelle seule l'information de la région R_i est restituée (voir la Fig. 3.2d). En d'autres termes, dans I_i , les pixels appartenant à la région R_i gardent les mêmes valeurs que dans l'image I alors que tous les autres sont nuls.

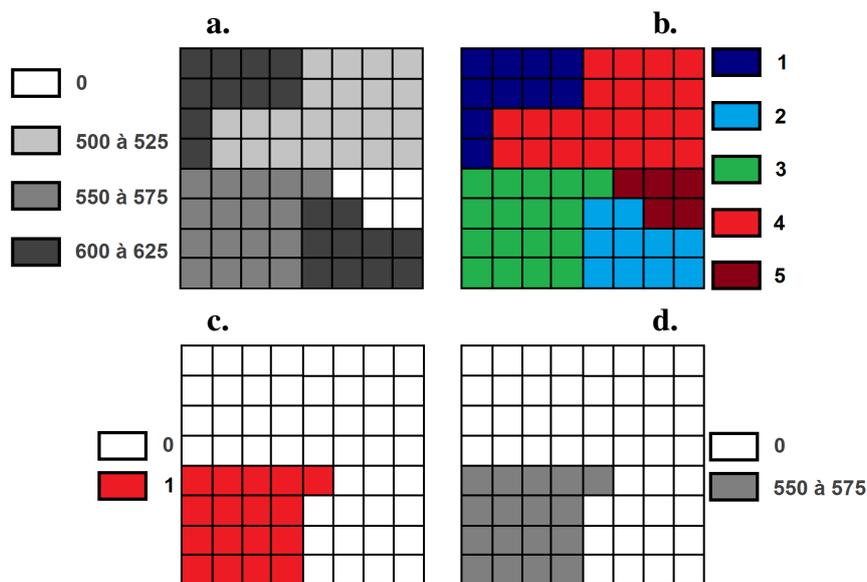


FIGURE 3.2 – Illustration de la segmentation d'une image. **a.** L'image I . **b.** L'image S correspondante lorsque la propriété d'homogénéité considérée est l'appartenance à un même intervalle de valeurs. **c.** Le masque binaire M_4 correspondant. **d.** L'image I_4 correspondante. Les carrés dans ces quatre images correspondent à l'emplacement des pixels (ils ne correspondent pas à une information dans l'image).

Les méthodes de segmentation peuvent être classées en trois grandes catégories : les méthodes basées contours [146, 155, 171, 172], les méthodes basées classification [148, 149, 160, 165, 168] et les méthodes basées régions [142, 154, 158, 170]. Au vu de la multitude de méthodes de segmentation existantes, cette énumération de catégories ne peut pas être exhaustive et ne per-

met pas de toutes les classer. Certaines méthodes de segmentation peuvent être classées dans plusieurs catégories, d'autres utilisent l'association de plusieurs méthodes appartenant à des catégories différentes et d'autres des méthodes particulièrement exotiques. La méthode originale de segmentation que nous présentons dans la section suivante est une méthode basée régions. Cette méthode est spécifique à la segmentation d'une image de profondeur composée de surfaces régulières avec des transitions brutales et non-bruitées.

1.2 Une méthode de segmentation originale

Dans cette section, nous présentons une méthode originale de segmentation des images de profondeur composées de surfaces régulières avec des transitions brutales et non-bruitées [4]. Cette méthode est dérivée d'une méthode de détection des *MSER*. Les *MSER* sont des régions de l'image qui présentent certaines propriétés bénéfiques pour la recherche de correspondances entre deux images. Énumérer ces propriétés et les expliquer sort du cadre de notre étude. Dans cette section, nous exposons donc seulement le principe de fonctionnement de la méthode de détection de ces régions présentée dans [164]. Ensuite, nous exposons, en détails, le principe de fonctionnement de notre méthode de segmentation [4]. Puis, nous illustrons ce fonctionnement avec une image artificielle.

D'après [164], la détection des *MSER* dans une image I en niveaux de gris s'appuie sur l'analyse séquentielle des images binaires B_s obtenues telles que

$$B_s(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } I(x, y) \geq s \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.2)$$

avec (x, y) les coordonnées dans l'image et $s = 1, \dots, 2^N - 1$ pour une image codée sur N bits. Dans les images binaires B_s , une Extremal Region (*ER*) est une région de l'image composée de pixels connexes qui ont la même valeur (0 ou 1). Entre deux valeurs de seuil s successives, l'aire d'une *ER* est susceptible d'évoluer (augmentation, diminution). Une *ER* devient une *MSER* si cette aire reste relativement stable pour une plage de seuil s relativement grande.

Pour une image de profondeur I composée de surfaces régulières dont les transitions sont brutales et non-bruitées, certaines *MSER* "particulières" correspondent aux régions R_i à segmenter. Pour les détecter, nous reprenons les grandes lignes de la méthode de [164] en y ajoutant des contraintes liées à notre problématique de segmentation. Tout d'abord, nous considérons cette fois les images binaires B_s définies telles que

$$B_s(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } I(x, y) \geq P_{max} - s \times dP \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.3)$$

avec P_{max} la valeur maximale dans l'image, dP le pas entre deux seuils et $s = 1, \dots, \frac{P_{max}-P_{min}}{dP} + 1$ lorsque P_{min} est la valeur minimale non-nulle dans l'image I . Pour obtenir une bonne segmentation de l'image I , le pas dP entre deux images binaires B_s successives doit être inférieur à la moitié de l'écart mi-

nimal entre deux régions R_i voisines. Lors de l'analyse des images B_s , contrairement à la méthode de [164], seules les ER composées de pixels égaux à 1 sont considérées. De plus, cette fois, une ER devient une $MSEER$ "particulière" si son aire reste strictement identique entre deux images B_s successives. Cette $MSEER$ "particulière" est ensuite définie comme une région R_i de l'image I si son aire est supérieure à une valeur seuil à ajuster en fonction de la taille des régions R_i à segmenter. Dans ce cas, la région R_i est labellisée dans l'image segmentée (initialement remplie de pixels nuls) et les pixels la composant sont considérés comme nuls dans l'image I lors de la mise en place des images binaires B_s avec des valeurs de s supérieures. Cette exclusion des régions segmentées permet d'obtenir itérativement la segmentation de toutes les régions R_i de l'image I . L'algorithme de principe de cette méthode de segmentation originale est retranscrit dans la Fig. 3.3.

```

% Entrée-Sortie de l'algorithme
Entrée : Image de profondeur  $I$  ;
Sortie : Image segmentée  $S$  ;

% Paramètres géométriques
Aire minimale = aire minimale occupée par une surface régulière ;
 $P_{max}$  = la valeur maximale dans l'image  $I$  ;
 $P_{min}$  = la valeur minimale non-nulle dans l'image  $I$  ;
 $dP$  = valeur inférieure à la moitié de l'écart minimal entre 2 régions  $R_i$  voisines ;

% Paramètres algorithmiques
Nombre d'itérations =  $\frac{P_{max}-P_{min}}{dP} + 1$  ;
Nombre total d'objets = 0 ;

Pour  $s = 1 \rightarrow$  Nombre d'itérations
   $B_s = I \geq P_{max} - s \times dP$  ;
  Détection des  $ER_s$  dans  $B_s$  ;
  Si  $s \geq 1$ 
    Pour chaque  $ER_s$ 
      Si Aire de  $ER_s \geq$  Aire minimale
        Si  $ER_s = ER_{s-1}$ 
          Nombre total d'objets = Nombre total d'objets + 1 ;
          Dans  $S$ ,  $ER_s =$  Nombre total d'objets ;
          Dans  $I$ ,  $ER_s = 0$  ;
        Fin Si
      Fin Si
    Fin Pour
  Fin Si
Fin Pour

```

FIGURE 3.3 – Algorithme de principe de notre méthode de segmentation originale [4].

Nous illustrons le fonctionnement de notre méthode de segmentation en l'appliquant à l'image I de la Fig. 3.2a. Cette image I possède quatre régions R_i de pixels non-nuls. Chaque région R_i est composée de pixels dont les valeurs varient dans un intervalle donné. Les transitions entre les régions R_i voisines

sont marquées et non-bruitées. La valeur maximale P_{max} de cette image est de 625 alors que sa valeur minimale non-nulle P_{min} est de 500. La différence minimale entre deux régions voisines est de 25. Théoriquement, le pas dP doit donc être inférieur à 12,5. Pour préserver la clarté de notre illustration, nous choisissons un pas $dP = 15$ afin de minimiser le nombre d'images B_s à analyser. La segmentation de l'image I se fait donc en analysant successivement 9 (arrondi inférieur de $\frac{625-500}{15} + 1$) images binaires B_s . Initialement, l'image segmentée S est composée de pixels nuls, puis elle se remplit de régions labellisées au fur et à mesure de l'avancement de la méthode et de la détection de $MSEER$ "particulières". L'image segmentée finale (S_9) est identique à l'image segmentée théorique (voir la Fig. 3.2.b) à l'exception des zones de valeur nulle. Pour notre algorithme, ces zones ne sont pas considérées comme des régions puisque le seuil minimal appliqué à l'image est $P_{min} - dP$.

Notre méthode de segmentation est opérationnelle pour des images I codées sur un seul canal. Dans cette image, la propriété définissant les régions R_i doit être l'appartenance à un intervalle de valeur. Pour que cette méthode soit efficace, il faut que les transitions entre les régions R_i soient marquées et non-bruitées. Le choix de la valeur du pas dP aura une importance cruciale pour obtenir une bonne segmentation et, notamment, parer aux variations de valeurs à l'intérieur des régions R_i . Comme évoqué précédemment, les feuilles d'une plante mono-axiale dans une image de profondeur acquise en vue de dessus peuvent être assimilées à des surfaces régulières dont les transitions sont brutales et non-bruitées. Ces surfaces régulières sont composées de pixels appartenant à un même intervalle de profondeur. Notre méthode est donc appropriée pour segmenter les feuilles d'une plante mono-axiale dans une image de profondeur en vue de dessus.

1.3 L'application aux plantes mono-axiales

Dans cette section, nous démontrons les capacités de notre méthode pour la segmentation des feuilles d'une plante mono-axiale dans une image de profondeur acquise en vue de dessus. Tout d'abord, nous démontrons son efficacité avec un unique jeune plant de rosier. Ensuite, nous vérifions sa robustesse en l'appliquant à dix autres rosiers lors d'une comparaison avec six méthodes de segmentation génériques du traitement des images [5].

Nous illustrons l'efficacité de notre méthode en l'appliquant à l'image de profondeur I de la Fig. 3.1c. Le jeune rosier considéré est composé de huit feuilles (voir la Fig. 3.5a) dont sept sont visibles sur l'image de profondeur I en vue de dessus (voir la Fig. 3.1c). La segmentation de cette image, avec notre méthode, donne huit feuilles différentes au lieu des sept visibles (voir la Fig. 3.5b et c). Cette "sur-segmentation" (plus de régions R_i qu'en réalité) n'est pas due à la méthode de segmentation employée. En effet, du fait de l'acquisition en vue de dessus, la feuille 5 est divisée en deux régions R_i distinctes dans l'image en vue de dessus. La segmentation de l'image avec notre méthode donne donc deux régions différentes pour cette feuille. Mis à part cette sur-segmentation, toutes les autres feuilles sont parfaitement segmentées.

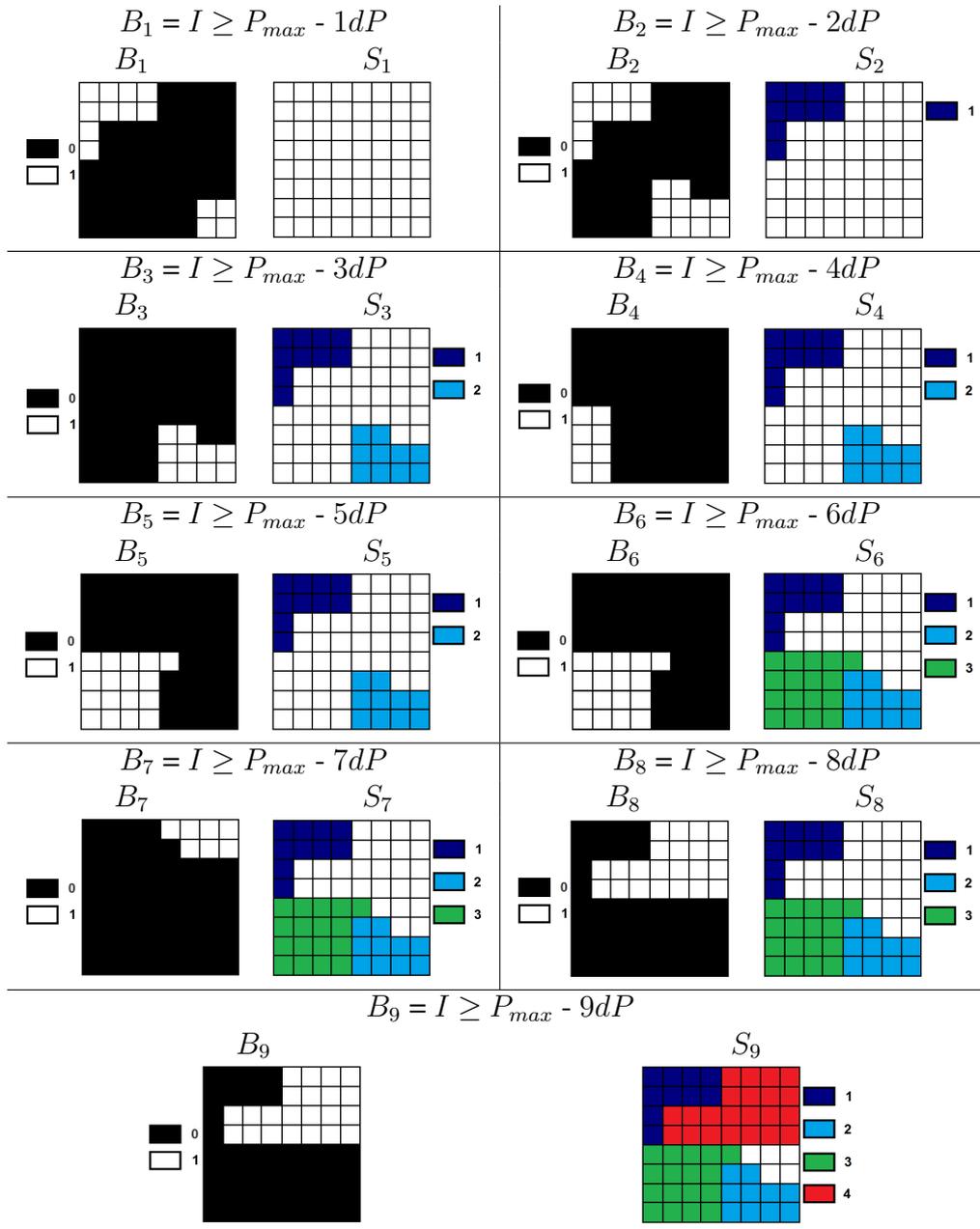


FIGURE 3.4 – Le déroulement de notre méthode de segmentation lorsqu'elle est appliquée à l'image I de la Fig. 3.2. Dans chaque case du tableau, l'image B_s correspond à l'image binaire analysée à l'étape s et S_s à l'image segmentée correspondante.

Comme expliqué dans la section 1, les organismes végétaux présentent de fortes variations intra-population. La validation définitive de notre méthode passe donc par son application sur d'autres plantes mono-axiales (voir l'annexe B). Dans le même temps, nous comparons aussi notre méthode à six méthodes génériques de segmentation. Parmi ces méthodes, deux sont basées contours (segmentation par seuillage de l'amplitude du gradient et par les lignes de partage des eaux), deux autres sont basées classification (segmentation par les K-Moyennes et par décalage à la moyenne) et les deux dernières sont basées régions (segmentation par croissance de région et par division/fusion). Nous indiquons le principe de fonctionnement de chacune de ces méthodes, ainsi que les

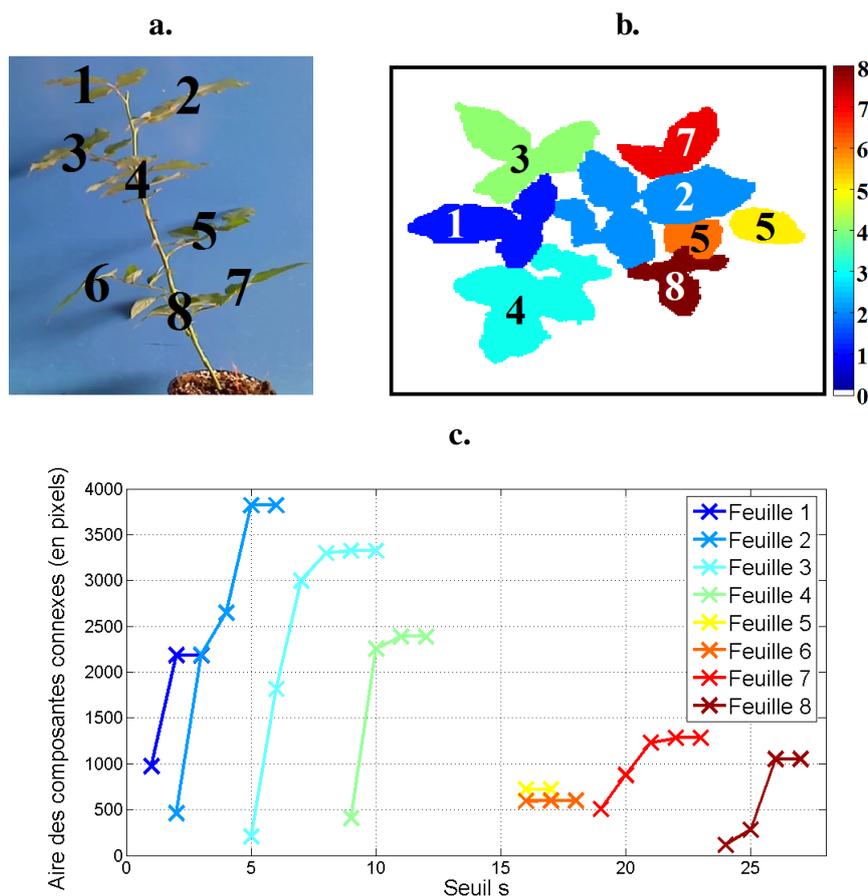


FIGURE 3.5 – La segmentation des feuilles du jeune rosier de la Fig. 3.1 avec notre méthode de segmentation **a**. Une image couleur d’une vue latérale. Chaque feuille du rosier est numérotée de 1 à 8. **b**. L’image segmentée S correspondante après l’application de notre méthode de segmentation sur l’image de profondeur de la Fig. 3.1c. Les numéros présents sur chaque région R_i segmentée indique la correspondance avec les numéros de l’image de la vue latérale **c**. L’évolution de l’aire des ER en fonction de la valeur du seuil s . Les couleurs correspondent aux couleurs de l’image segmentée.

configurations algorithmiques utilisées, en annexe B. Durant cette comparaison, la qualité de la segmentation est jugée par rapport à une vérité terrain qui correspond à la segmentation théorique attendue. Nous avons obtenu cette vérité terrain en fixant manuellement différents seuils sur l’image de profondeur. Pour chaque méthode de segmentation et pour les dix rosiers utilisés, nous estimons l’erreur de segmentation en comptant, pour toute la plante, le nombre de pixels mal segmentés par rapport à la vérité terrain. Au final, nous comparons les différentes méthodes par rapport au pourcentage moyen d’erreur de segmentation (voir le Tab. 3.6).

La qualité de la segmentation dépend fortement des paramètres algorithmiques choisis par l’utilisateur. Il est donc difficile de tirer des conclusions définitives sur la capacité d’une méthode ou d’une autre à répondre à notre problématique. Par contre, nous pouvons quand même tirer des enseignements importants des résultats obtenus. Tout d’abord, notre méthode permet de segmenter quasiment parfaitement toutes les régions R_i des dix plantes mono-axiales uti-

lisées. Pour trois plantes, notre méthode présente une très faible différence avec la vérité terrain (0.04 % en moyenne). Cette faible erreur survient lorsque des régions R_i ont une aire inférieure à l'aire minimale. Ce très faible écart avec la vérité terrain nous permet d'affirmer que notre méthode de segmentation est robuste et donc adaptée pour la tâche de segmentation des feuilles d'une plante mono-axiale dans une image de profondeur acquise en vue de dessus. Nous pouvons aussi étendre cette conclusion aux deux autres méthodes de segmentation basées régions. En effet, grâce à un choix intuitif et logique des paramètres algorithmiques (voir l'annexe B), ces méthodes permettent une segmentation en tout point identique à la vérité terrain. Les autres méthodes mises en place pour cette comparaison donnent des résultats variables dont la qualité dépend de la méthode. L'ajustement des différents paramètres algorithmiques doit permettre d'améliorer ces résultats, en utilisant notamment des méthodes d'optimisation.

Contours		Classification	
Seuillage de contours	Lignes de partage des eaux	K-Moyennes	Décalage à la moyenne
7.21 %	0.68 %	16 %	1.76 %

Régions		
Croissance de région	Division/Fusion	[4]
0 %	0 %	0.04 %

FIGURE 3.6 – Comparaison de notre méthode et de six méthodes génériques pour la segmentation des feuilles des plantes mono-axiales dans une image de profondeur en vue de dessus. Ce tableau donne, pour chaque méthode de segmentation, l'erreur moyenne de segmentation obtenue sur les dix jeunes rosiers de l'annexe B.

Durant cette comparaison, 69 % des feuilles sont visibles sur les images de profondeur. Toutes ces feuilles sont parfaitement segmentées par les méthodes basées régions. Certaines de ces feuilles, séparées en plusieurs morceaux dans l'image de profondeur (acquisition en vue de dessus), sont segmentées en plusieurs régions. Cette sur-segmentation doit pouvoir être diminuée en ajoutant des contraintes de proximité et/ou d'inclinaison entre les différentes régions R_i segmentées. L'ajout de ces contraintes aux méthodes basées régions donnera un algorithme optimal pour traiter la segmentation des feuilles des plantes mono-axiales dans une image de profondeur. Toutes les méthodes basées régions donnent des résultats très robustes. La meilleur de ces méthodes est donc celle qui est la plus rapide, propriété devant être déterminée par une étude de complexité algorithmique. Dans la suite de ce chapitre, nous nous basons sur la segmentation donnée par les méthodes basées régions. Nous exploitons les masques issus de la segmentation pour retrouver des informations quantitatives portant sur chaque feuille individuelle des plantes mono-axiales.

2 Des mesures quantitatives avec une vue de dessus

Dans cette section, nous proposons une liste non-exhaustive de mesures quantitatives potentiellement accessibles lorsque notre imageur de profondeur est placé en vue de dessus des plantes mono-axiales. Par l'intermédiaire de cette liste, nous démontrons que cet imageur fournit des informations riches et variées exploitables pour des caractérisations étendues des végétaux à l'échelle centimétrique. Seul, l'imageur de profondeur délivre une information tridimensionnelle retranscrivant certaines propriétés des plantes. Associé à d'autres modalités, sa capacité à segmenter les feuilles donne accès à une information multimodale portant sur chaque feuille de la plante. Dans cette section, nous traitons séparément ces deux potentialités pertinentes pour le végétal. Nous commençons par la présentation de mesures quantitatives portant sur l'architecture des plantes mono-axiales. Ensuite, nous continuons avec la mise en place d'un système d'imagerie multimodalité composé de l'imageur de profondeur et d'une modalité d'intérêt pour le domaine bio-végétal.

2.1 Des mesures architecturales

Dans cette section, nous décrivons des mesures architecturales réalisables avec notre imageur de profondeur placé en vue de dessus des plantes mono-axiales. Notre but, dans cette section, n'est pas de donner une liste exhaustive de toutes les informations mesurables, mais d'en détailler quelques unes pour démontrer l'ensemble des potentialités offertes. Pour l'ensemble de ces mesures, nous considérons que la plante mono-axiale se trouve dans un pot dans lequel le substrat forme un plan parfaitement vertical à la direction d'observation de l'imageur de profondeur. De plus, nous émettons aussi l'hypothèse que le plan du substrat est segmenté des profondeurs de la plante. Nous commençons par donner des mesures à l'échelle de la plante entière puis nous continuons avec celles à l'échelle de la feuille. Ensuite, nous comparons notre imageur de profondeur avec un digitaliseur magnétique afin de déterminer sa précision pour les mesures architecturales. Pour finir, nous terminons en donnant quelques pistes d'utilisation des différentes mesures présentées dans cette section.

2.1.1 L'échelle de la plante entière

Dans cette section, nous présentons des mesures architecturales à l'échelle de la plante entière. Cette échelle est une échelle décimétrique du domaine bio-végétal, cette section sort donc quelque peu du cadre de notre étude. Cependant, nous profitons de cette parenthèse pour enrichir notre argumentaire avec de nouvelles potentialités. Pour ce faire, nous présentons deux mesures quantitatives portant sur la hauteur et le volume de la plante.

La hauteur de la plante correspond à la distance entre la feuille la plus haute et le substrat. Avec le capteur de profondeur en vue de dessus, cette distance équivaut à la différence entre la profondeur maximale (profondeur du substrat) et la profondeur minimale (profondeur de la feuille la plus haute).

Le volume de la plante traduit l'espace occupé par le feuillage. Dans la section 1.1, nous présentons un attribut morphométrique appelé Volume Efficace. Lorsque le capteur de profondeur est placé en vue de dessus, ce Volume Efficace est une bonne approximation du volume réel de la plante.

2.1.2 L'échelle de la feuille

Dans cette section, nous revenons à l'échelle centimétrique du végétal avec la description de mesures architecturales portant sur les feuilles des plantes mono-axiales. Pour effectuer ces mesures, nous segmentons l'image de profondeur avec une des méthodes basées régions (voir la section 1). Cette segmentation délivre alors des masques de segmentation donnant accès à l'information de profondeur individuelle de chaque feuille (voir la Fig. 3.7). Nous exploitons donc cette information individuelle pour déterminer des caractéristiques architecturales propres à chaque feuille. Nous montrons qu'elle donne accès à des informations aussi bien métriques (hauteur, aire et périmètre) qu'angulaires (orientation des feuilles).

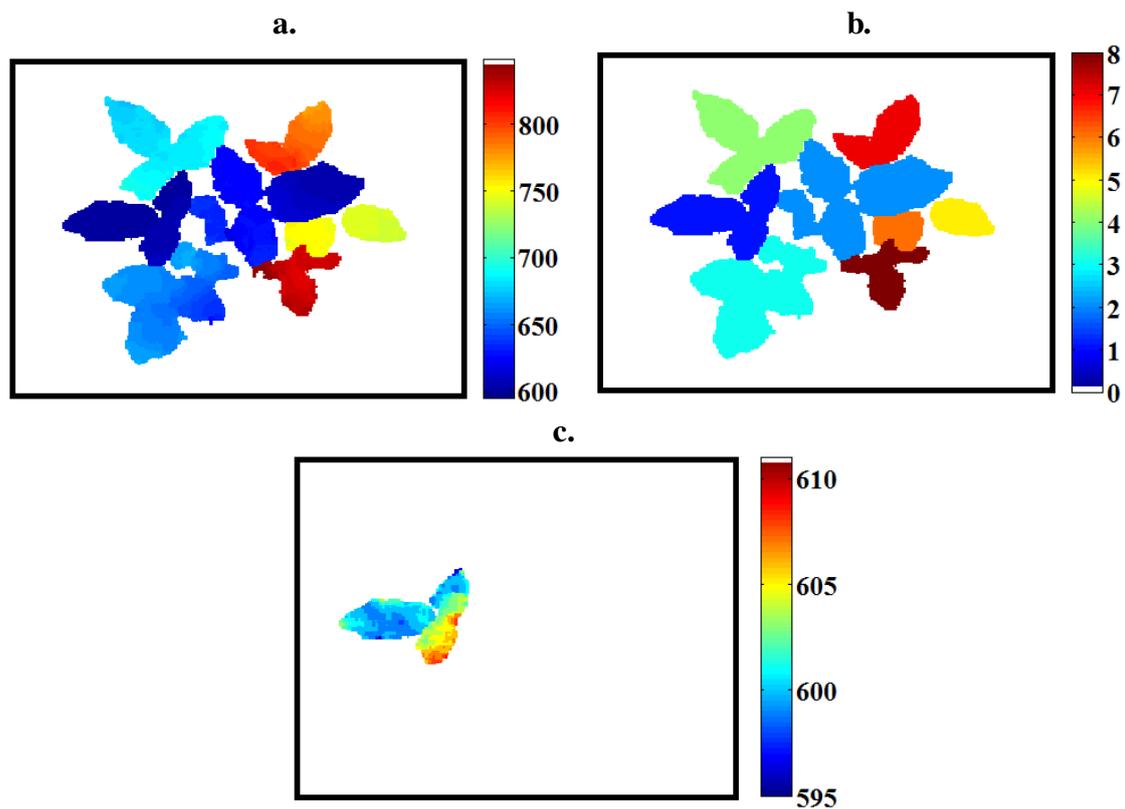


FIGURE 3.7 – L'information de profondeur individuelle d'une feuille d'un jeune rosier. **a.** Une image de profondeur I d'une plante mono-axiale acquise en vue de dessus (les profondeurs sont en mm). **b.** La segmentation S de cette image de profondeur avec notre méthode [4]. **c.** La profondeur isolée de la feuille 1 de l'image segmentée (les profondeurs sont en mm).

Les informations métriques sont des mesures géométriques exprimées en mètres et indépendantes de la distance capteur/plante. Avec l'imageur de profondeur placé en vue de dessus, celles-ci sont accessibles grâce à l'applica-

tion, sur le nuage de points, d’algorithmes simples de vision par ordinateur. Par exemple, la hauteur d’une feuille est retrouvée par la différence de profondeur entre le substrat de la plante et le centre de gravité de la feuille. Son aire est approchée par la somme des aires des triangles reliant les points voisins du nuage de points. Son périmètre est estimé par la somme des distances entre les points de contours.

Pour les plantes mono-axiales, les informations angulaires d’intérêts sont l’orientation (azimut) et l’inclinaison (normale) des feuilles (voir la Fig. 3.8). Comme les informations métriques, ces informations, exprimées en degré, sont indépendantes des conditions d’acquisition. Cependant, celles-ci nécessitent le développement d’algorithmes complexes. Pour ce manuscrit, nous avons développé un algorithme original permettant, à partir d’un masque de segmentation, de déterminer l’azimut d’une feuille composée de plusieurs folioles (petites feuilles) [4], comme par exemple les feuilles des jeunes rosiers.

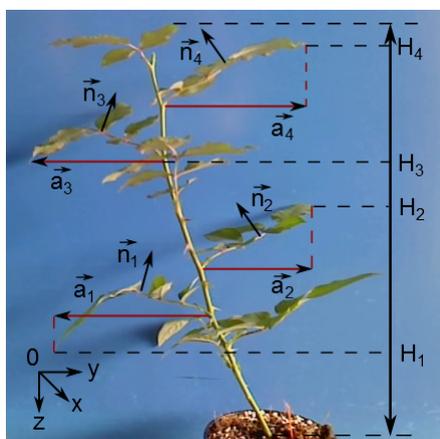


FIGURE 3.8 – Les informations angulaires d’intérêts pour un jeune rosier. Les vecteurs a_i correspondent à des azimuts de feuille et les vecteurs n_i à des normales de feuille.

Par définition, l’azimut \vec{a} correspond à la projection dans le plan $(0x, 0y)$ du vecteur \overrightarrow{FP} , pour F le point de fixation au niveau de l’axe principal et P la “pointe” de la foliole extrême (voir les Fig. 3.8 et 3.9). L’axe principal étant non-linéaire en profondeur (voir la Fig. 3.8), il n’est pas possible, avec notre unique vue de dessus, de connaître la position exacte de F pour l’ensemble des feuilles de la plante. Pour contourner cette contrainte, nous exploitons une propriété remarquable : \overrightarrow{FP} est l’axe de symétrie de la feuille (voir la Fig. 3.9a). Cette axe de symétrie passe forcément par le centre d’inertie C de la feuille. Par conséquent, nous affirmons que l’azimut est colinéaire à la projection dans le plan $(0x, 0y)$ du vecteur \overrightarrow{CP} (voir la Fig. 3.9a). Dans notre algorithme original, nous approximations donc la direction et l’orientation de l’azimut d’une feuille à partir des positions de C et P dans son masque de segmentation M .

Dans le masque de segmentation M , le centre d’inertie C de la feuille correspond au pixel de coordonnées moyennes (moyennes des coordonnées des pixels à 1). Déterminer la position de la “pointe” de la foliole extrême relève d’un

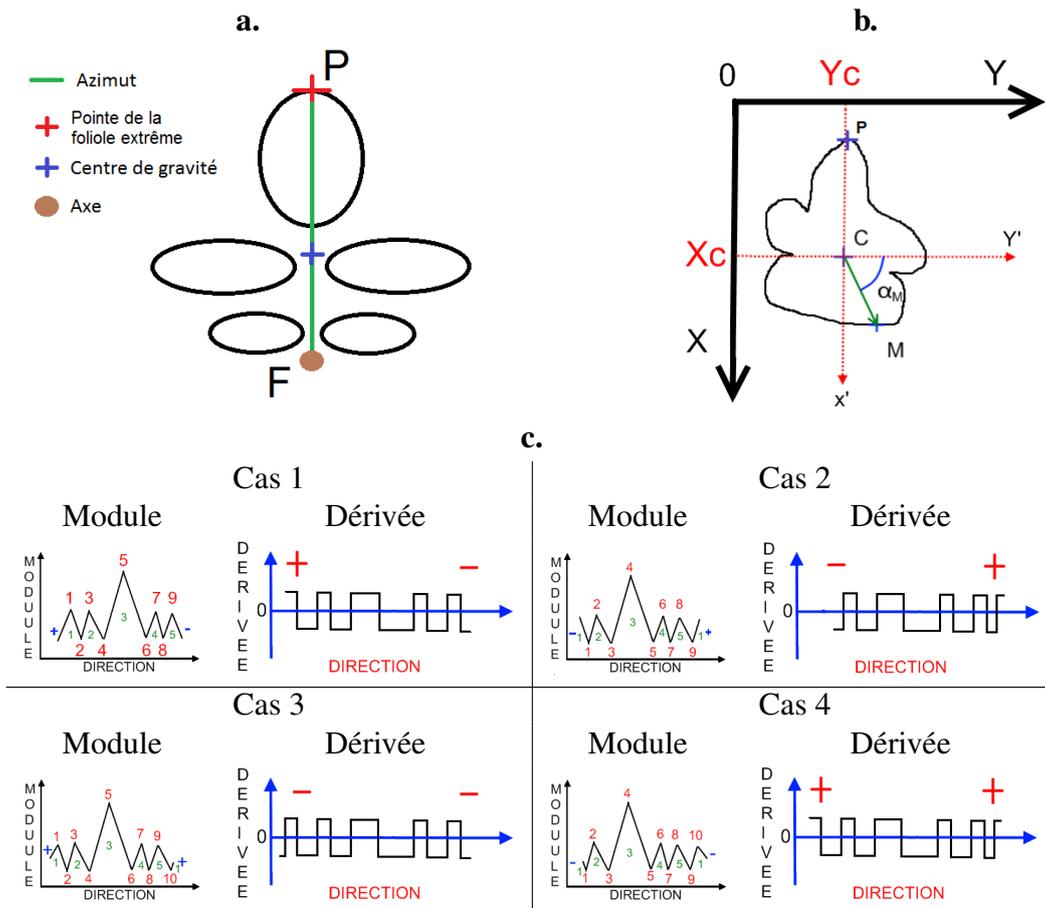


FIGURE 3.9 – L’azimut d’une feuille composé de plusieurs folioles. **a.** Schéma de principe. **b.** Le masque de segmentation M d’une feuille et le repère polaire (r, α_M) d’origine C correspondant. **c.** Les différentes variations possibles de la signature des contours et de sa dérivée pour une feuille à cinq folioles.

procédé plus évolué. Cette foliole est la foliole la plus grande de la feuille. Pour la détecter, nous définissons un repère polaire (r, α_M) d’origine C (voir la Fig. 3.9b). Dans ce repère polaire, nous nous intéressons à l’évolution de la signature des contours (évolution du module des vecteurs de contours \overrightarrow{CM} en fonction de la direction α_M). Les passages par zéro de la dérivée de cette évolution indiquent les positions de chaque foliole (les directions α_M de début et de fin) (voir la Fig. 3.9c). Nous considérons alors que la foliole extrême est celle pour laquelle l’amplitude en α_M est la plus grande. À l’intérieur de cette foliole, la “pointe” est définie comme le pixel de contours P le plus éloigné du centre d’inertie C . Pour finir, l’orientation et la direction de l’azimut correspondent à celles du vecteur \overrightarrow{CP} .

Pour illustrer l’efficacité de notre algorithme, nous l’appliquons aux masques de segmentation M_i des feuilles du rosier de la Fig. 3.1 (voir la Fig. 3.10). Cet algorithme est spécialement développé pour détecter les azimuts des feuilles présentant au moins deux folioles dont la foliole extrême. Avec celui-ci, les azimuts de toutes les feuilles répondant à ce critère sont retrouvés. La détection future des azimuts des autres feuilles passe par des améliorations et adaptations.

Dans la section suivante, nous donnons une indication sur la précision de cette mesure, mais aussi sur celle des mesures métriques, grâce à une comparaison avec un digitaliseur magnétique.

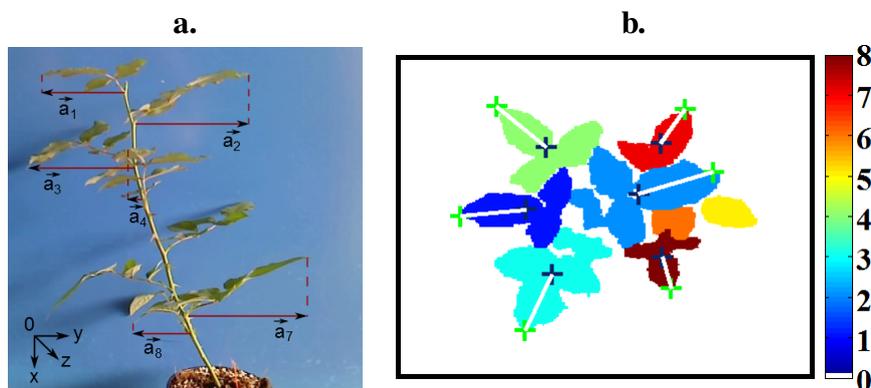


FIGURE 3.10 – La mesure automatique de l’azimut des feuilles du rosier de la Fig. 3.1 par l’application de notre algorithme. **a.** Une image couleur d’une vue latérale. Les vecteurs a_i correspondent aux azimuts mesurables avec notre méthode automatique de mesure (les numéros correspondent aux numéros obtenus lors de la segmentation des feuilles). **b.** Les masques de segmentation et leur azimut lorsque celui-ci est mesurable. Les croix bleues correspondent aux centres d’inertie C et les croix vertes aux “pointes” F des folioles extrêmes.

2.1.3 Comparaison avec un digitaliseur magnétique

Dans cette section, nous estimons les performances de notre imageur de profondeur pour les mesures de la hauteur et de l’azimut des feuilles. Pour faire cette estimation, nous le comparons à un digitaliseur magnétique Microscribe G2® (Immersion Corporation, San José, CA, USA) précis au millimètre. Ce digitaliseur est l’instrument de mesures traditionnellement utilisé à l’INRA d’Angers pour faire des relevés architecturaux sur les plantes [159]. Ces relevés sont réalisés par un opérateur qui pointe successivement sur les différents points d’intérêts de la plante. Ceux-ci sont donc coûteux en temps (environ 15 minutes pour une plante mono-axiale) et intrusifs. Pour les plantes mono-axiales, lorsque le digitaliseur est manipulé par un opérateur compétent, cette intrusion peut être considérée comme négligeable. La comparaison de notre imageur profondeur avec le digitaliseur porte sur dix jeunes rosiers (voir l’annexe B). Pour ces dix plantes mono-axiales, la hauteur d’une feuille est définie comme la hauteur de la pointe de la foliole extrême. En ce qui concerne l’azimut, sa direction et son orientation sont regroupées par la formulation de l’angle $(\overrightarrow{CX'}, \overrightarrow{CP})$ (voir la Fig. 3.9b).

Par soucis de concision, nous n’exposons pas, ici, tous les résultats de cette comparaison (voir l’annexe C). Cependant, nous indiquons et commentons les différences moyennes entre les mesures automatiques de l’imageur de profondeur et les mesures manuelles du digitaliseur. D’un point de vue global, le nombre de feuilles atteignables est naturellement plus important avec le digitaliseur magnétique. En effet, de part son principe de mesure, il donne accès à

100 % des feuilles. Au contraire, l'utilisation d'une unique vue de dessus avec le capteur de profondeur provoque des pertes d'informations. Pour les dix rosiers de notre comparaison, ce choix technologique permet tout de même de faire les mesures sur 57 % des feuilles en moyenne.

Pour la hauteur des feuilles, nous obtenons, en moyenne, une différence de 7 mm entre le digitaliseur et notre capteur de profondeur. Considérant que la distance moyenne plante/capteur de profondeur est d'environ 800 mm, la différence de précision théoriquement attendue est de $1 + 3 = 4 \text{ mm}$ (1 mm pour le digitaliseur et 3 mm pour le capteur de profondeur). La différence de 3 mm avec la valeur théorique provient de notre algorithme de détection de la pointe de la foliole extrême (inclus dans l'algorithme de l'azimut). En effet, pour certaines feuilles, celui-ci retourne une position décalée par rapport à la réalité. Ce décalage est donc une source d'erreur.

Pour l'angle de l'azimut, la différence moyenne entre le digitaliseur magnétique et le capteur de profondeur est de 5.6° . Cette différence est, en partie, due à la précision des instruments et à la même erreur que précédemment. Par contre, cette fois, un autre facteur d'erreur intervient aussi. En effet, dans notre algorithme, nous considérons l'azimut comme colinéaire à la projection dans le plan $(0x, 0y)$ du vecteur reliant le centre d'inertie de la feuille à la "pointe" de sa foliole extrême. Or, dans certains cas, du fait de l'acquisition en vue de dessus, la feuille est incomplète et le centre d'inertie est décalé par rapport à la réalité. Ce décalage est une nouvelle source d'erreur pour la mesure de l'azimut.

Dans notre comparaison, le digitaliseur possède une précision de 1 mm et est manipulé par un opérateur compétent. Nous pouvons donc considérer ses données comme des vérités terrain. Les différences moyennes présentées dans cette section peuvent donc être considérées comme les précisions de notre imageur de profondeur pour les mesures de hauteur et d'angle d'azimut. Ces précisions ne sont pas exceptionnelles par rapport à d'autres systèmes de mesure, mais nous pouvons tout de même les considérer acceptables pour faire des mesures architecturales automatiques et pertinentes sur les feuilles des plantes mono-axiales.

2.1.4 Exploitation des mesures

Dans cette section, nous donnons différentes pistes pour l'exploitation des informations délivrées par notre imageur de profondeur. Nous en profitons aussi pour énumérer ses avantages et inconvénients par rapport aux méthodes traditionnellement utilisées pour le végétal. Celles-ci sont essentiellement des méthodes manuelles ou basées sur l'imagerie couleur. Nous commençons par les pistes à l'échelle de la plante puis nous continuons avec celles à l'échelle de la feuille.

À l'échelle de la plante, notre imageur de profondeur placé en vue de dessus donne accès à la hauteur et à une estimation du volume. La hauteur de la plante peut directement être une information d'intérêt, pour la croissance par exemple, mais aussi n'être qu'un indicateur pour le commencement des analyses. Dans ce cas, le capteur de profondeur placé en vue de dessus permet de

suivre l'évolution de la croissance des plantes. Une fois un seuil de hauteur atteint, celui-ci avertit le biologiste que les plantes sont à maturité (voir la Fig. 3.11). En ce qui concerne le volume, celui-ci est par exemple une information d'intérêt pour estimer la biomasse ou le rendement des plantes. Dans les serres de phénotypage (serres automatisées avec des zones d'imagerie), ce paramètre est souvent estimé par des mesures d'aires projetées dans des images couleur [153]. Ces acquisitions sont automatiques mais ne donnent accès qu'à des informations projectives, dépendantes de la distance capteur/plante. Cette dépendance est rédhibitoire pour comparer des résultats obtenus dans des conditions d'acquisitions différentes. Au contraire des mesures projectives, l'estimation du volume délivrée automatiquement par le capteur de profondeur est métrique et donc indépendante de ces conditions. Le remplacement des caméras couleur par notre capteur de profondeur permet donc de comparer des expérimentations effectuées dans des conditions différentes.

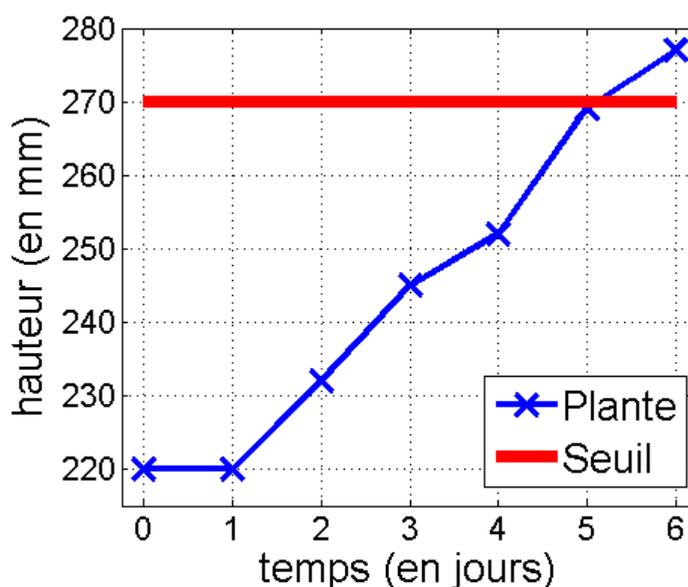


FIGURE 3.11 – Le suivi automatique de la hauteur d'un jeune rosier avec le capteur de profondeur placé en vue de dessus.

À l'échelle de la feuille, l'imageur de profondeur permet de mesurer la hauteur et l'orientation. Ces informations sont pertinentes pour de nombreuses questions végétales portant sur le fonctionnement des plantes. Par exemple, nous pouvons citer les problématiques de modélisation [150], les études de présence de régularité dans la disposition spatiale des feuilles [145] ou des cycles circadien [163] (mouvement journalier des feuilles) (voir la Fig 3.12). Généralement, les mesures sont effectuées avec un digitaliseur sur un grand nombre d'échantillons. Ces mesures manuelles deviennent alors rapidement fastidieuses et la répétition sur la durée une source d'erreur potentielle. Pour ce type de campagne de mesures, l'imageur de profondeur est une alternative intéressante. En effet, dans ces cas, il compense sa précision inférieure et l'absence de données pour certaines feuilles par des mesures plus rapides et automatiques. De plus, son faible coût permet de le répliquer afin d'avoir un débit encore plus élevé.

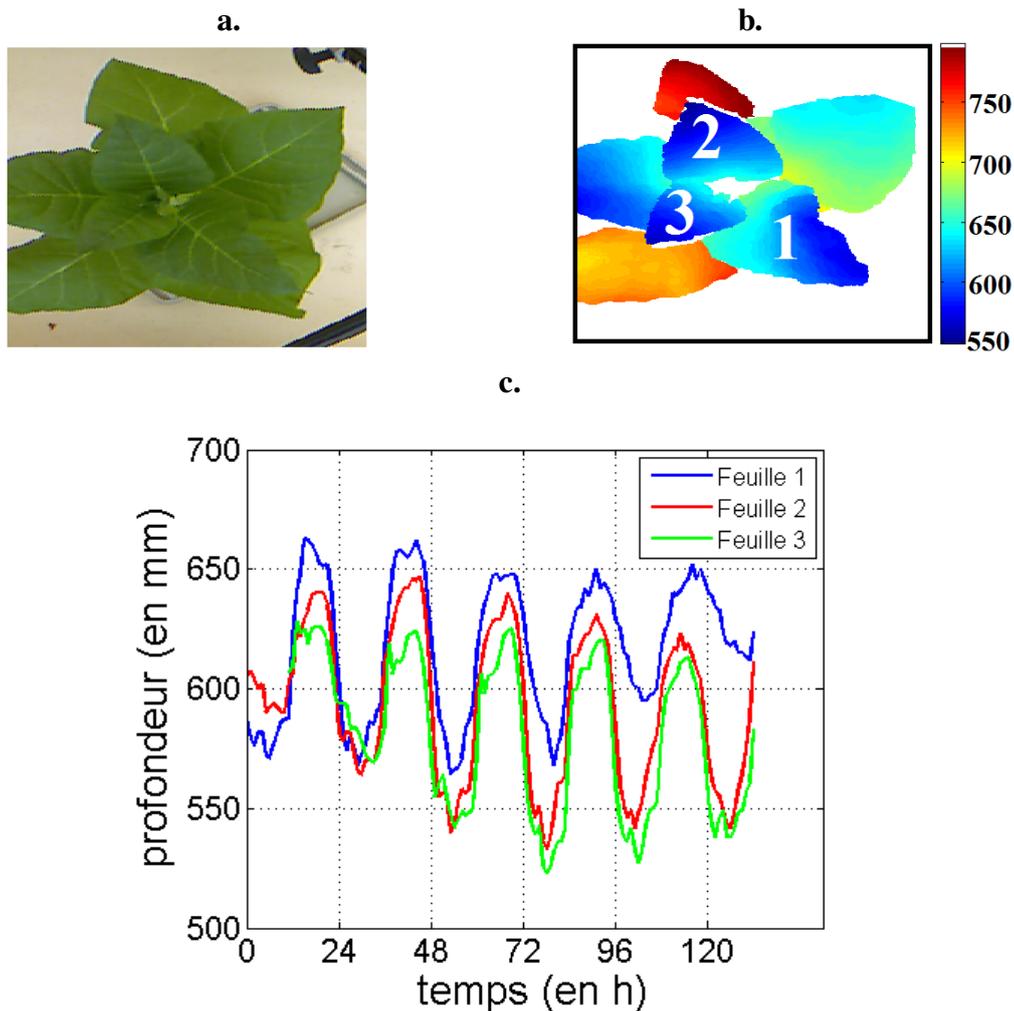


FIGURE 3.12 – Les mouvements cycliques des feuilles d’un jeune tabac durant le cycle circadien. **a.** Une image couleur acquise en vue de dessus. **b.** L’image de profondeur correspondante (les profondeurs sont en mm). **c.** L’évolution au cours du temps de la hauteur de la pointe des feuilles 1, 2 et 3 de l’image de profondeur. Les valeurs de hauteur ont été relevées de manière semi-automatique (acquisition automatique et pointage manuel de la pointe).

2.1.5 Conclusions et perspectives

Dans cette section, nous avons démontré les potentialités offertes par une unique image de profondeur acquise en vue dessus pour les mesures architecturales sur les plantes mono-axiales. Pour ce faire, nous avons tout d’abord donné un panel de mesures réalisables aux échelles de la plante et des feuilles. Ensuite, nous avons déterminé la précision de notre capteur pour la mesure de hauteur (0.7 cm) et d’azimut (5.6°) des feuilles. Pour finir, nous avons donné des pistes d’exploitation de ces mesures dans le domaine végétal. Par la même occasion, nous avons donné les avantages et inconvénients de notre imageur par rapport aux instruments traditionnellement utilisés pour les mesures architecturales.

Les informations, obtenues avec une unique vue de dessus de l'imageur de profondeur, sont acquises de manière automatique et correspondent à des quantités métriques, comparables quelles que soient les conditions d'acquisition. En plus des mesures présentées dans cette section, notre capteur de profondeur donne accès à une multitude d'autres informations sur les plantes mono-axiales. Par exemple, en gardant la vue de dessus, celui-ci pourrait donner accès à des mesures de normales ou à des distances internœuds (distances entre les feuilles successives). En employant plusieurs vues de profondeur, il permettrait de reconstruire l'architecture complète de la plante et ainsi d'avoir accès à l'ensemble des informations sur celle-ci. L'ensemble de ces informations sont exploitables pour des problématiques végétales riches et nombreuses. Elles peuvent aussi être complétées par des informations délivrées par d'autres systèmes d'imagerie d'intérêts pour le végétal.

2.2 Une information multimodale sur les feuilles

Dans cette section, nous proposons la mise en place d'un système d'imagerie multimodalité donnant accès à une information multimodale de chaque feuille individuelle. Cette information multimodale est formée de la profondeur délivrée par l'imageur de profondeur et de l'information délivrée par une seconde modalité d'imagerie. Pour le bio-végétal, les modalités d'intérêts sont les imageurs de thermographie, de fluorescence de chlorophylle ou encore hyperspectral [151]. Pour les plantes mono-axiales, ces modalités sont, dans la plupart des cas, utilisées à l'échelle de la feuille avec des méthodes d'acquisitions destructives (détachement de la feuille) ou invasives (isolement de la feuille) [143, 169]. Ces méthodes peuvent perturber le comportement de la plante et compromettre ainsi des suivis dynamiques. Dans la section 1, nous avons montré que les feuilles d'une plante mono-axiale peuvent être segmentées avec un imageur de profondeur placé en vue de dessus. Un système d'imagerie composé d'un capteur de profondeur et d'une modalité d'intérêt doit donc donner accès à l'information multimodale de chaque feuille individuelle en une seule acquisition et sans intrusion. Par conséquent, cette multimodalité peut permettre de remplacer et même d'étendre les méthodes actuelles. Sa mise en place nécessite une étape de modélisation ainsi qu'une étape d'étalonnage. Dans cette section, nous détaillons ces étapes pour un système composé d'un imageur de profondeur et d'un capteur d'intérêt pour le végétal. Ensuite, nous démontrons que celui-ci donne accès à une information multimodale pour chaque feuille individuelle d'une plante mono-axiale. Nous illustrons nos propos avec la mise en place d'un système multimodalité composé de notre imageur de profondeur et d'un imageur de thermographie (3-5 μm).

2.2.1 La modélisation du système d'imagerie multimodalité

Dans cette section, nous décrivons l'étape de modélisation nécessaire à la mise en place d'un système multimodalité composé d'un imageur de profondeur et d'une modalité d'intérêt pour le végétal. Durant cette étape, nous définissons les paramètres propres à chacun des systèmes (distance focale, aberrations,...), appelés paramètres intrinsèques, mais aussi les paramètres exprimant les positions relatives des deux systèmes, appelés paramètres extrinsèques. Dans cette

section, nous modélisons chacun des deux systèmes d'imagerie par le modèle pinhole (voir la Fig. 3.13). Le référentiel $\{W\}$ définit alors l'espace réel en 3D. Le référentiel $\{S\}$ correspond lui à un déplacement du référentiel $\{W\}$ au niveau de l'axe optique du système d'imagerie. Son origine est située juste avant la partie optique et son orientation dépend de l'orientation du système. Le référentiel $\{I\}$ est un référentiel 2D situé dans le plan du détecteur. Il correspond au référentiel de l'image délivrée par le capteur. Dans ce cadre, les paramètres intrinsèques et extrinsèques permettent de déterminer la relation entre la position (u, v) d'un pixel 2D p dans le référentiel $\{I\}$ et la position (X_w, Y_w, Z_w) du point réel 3D P_w dans le référentiel $\{W\}$. Pour le modèle pinhole, cette relation suit l'homographie de centre de projection O_s .

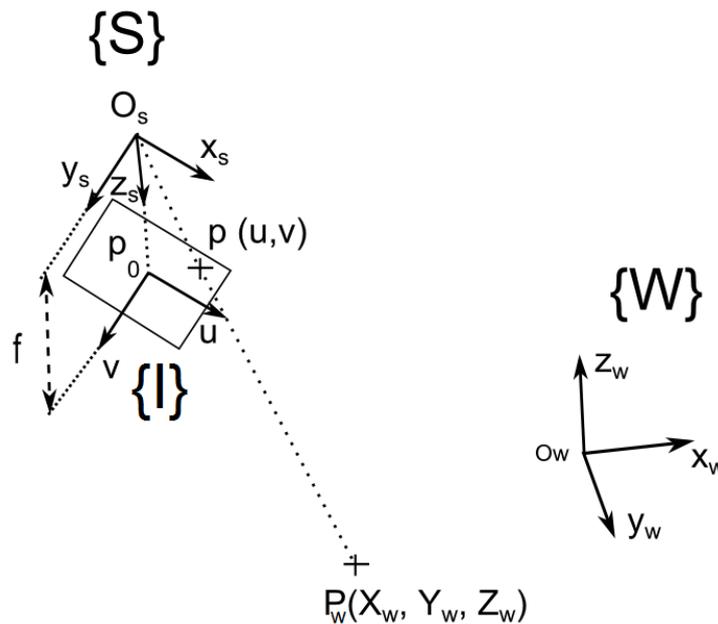


FIGURE 3.13 – La modélisation pinhole d'un système d'imagerie.

Les paramètres extrinsèques décrivent le passage du référentiel $\{W\}$ au référentiel $\{S\}$. Un point P_w de coordonnées $[X_w, Y_w, Z_w]^T$ dans le référentiel $\{W\}$ est relié au point P_s de coordonnées $[X_s, Y_s, Z_s]^T$ dans le référentiel $\{S\}$ en appliquant

$$P_s = RP_w + t \quad (3.4)$$

avec R une matrice 3×3 décrivant la rotation entre les deux référentiels, et t une matrice 3×1 décrivant la translation. Pour le modèle pinhole, les paramètres extrinsèques de tout système d'imagerie sont donc les matrices R et t .

Les paramètres intrinsèques permettent d'effectuer la transformation entre le point 3D P_s et le pixel 2D p de coordonnées $[u, v]^T$ dans le référentiel de l'image $\{I\}$. Contrairement aux paramètres extrinsèques, ils peuvent différer en fonction du système d'imagerie considéré (principe physique, information captée, ...). Pour la modalité d'intérêt pour le végétal, nous n'exprimons pas la conversion de l'information captée en information utile (par exemple la conver-

sion de l'information infrarouge en information de température pour un imageur de thermographie). Pour cette modalité, le point 3D P_s est transformé en un point 2D P_n par normalisation. Les coordonnées de P_n sont donc

$$P_n = \begin{bmatrix} X_n \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{X_s}{Z_s} \\ \frac{Y_s}{Z_s} \end{bmatrix}. \quad (3.5)$$

Ensuite, à cause des distorsions radiales et tangentielles induites par l'optique, le point 2D P_n devient P_d tel que

$$P_d = (1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_5 r^6) P_n + P_g \quad (3.6)$$

avec $P_g = [2k_3 X_n Y_n + k_4 (r^2 + 2X_n^2), k_3 (r^2 + 2Y_n^2) + 2k_4 X_n Y_n]^T$, $r^2 = X_n^2 + Y_n^2$ et k_i pour $i=1, \dots, 5$ les coefficients de distorsion. Le pixel p du référentiel de l'image $\{I\}$ qui correspond au point réel P_w de l'espace défini par le référentiel $\{W\}$ est pour finir obtenu avec

$$p = \begin{bmatrix} f_{cx} & 0 \\ 0 & f_{cy} \end{bmatrix} P_d + P_0 \quad (3.7)$$

où f_{cx} et f_{cy} sont les distances focales en pixels dans les directions x et y , et $P_0 = [u_0, v_0]^T$ est appelé le point principal (intersection entre l'axe optique z_s et le plan image du capteur). Pour un modèle pinhole décrivant une modalité d'intérêt pour le végétal, les paramètres intrinsèques, lorsque la partie conversion de l'information est omise, sont la distance focale $f_c = [f_{cx}, f_{cy}]$, le point principal P_0 et le vecteur des distorsions $k = [k_1, \dots, k_5]$.

Pour les imageurs de profondeur, les paramètres intrinsèques dépendent de la technologie employée. [174] et [152] décrivent, respectivement, ces paramètres pour un scanner 3D à laser et pour un imageur Time-Of-Flight. Dans cette section, nous utilisons la modélisation intrinsèque d'un capteur de profondeur à éclairage structuré donnée par [156]. Les relations données par les Eq. (3.5) et (3.7) sont toujours vérifiées. Par contre, les distorsions du capteur sont définies par la même équation que l'Eq. (3.6) mais en inversant P_n et P_d . De plus, d'autres paramètres intrinsèques sont utilisés pour modéliser la relation entre la disparité, correspondant à la différence de position des pixels conjugués, et la profondeur. D'après [156], la disparité du capteur de profondeur de la Kinect est distordue tel que

$$d = d_k + D_\delta(u, v) \exp(\alpha_0 - \alpha_1 d) \quad (3.8)$$

avec d la disparité non-distordue, d_k la disparité distordue, $D_\delta(u, v)$ le pattern spatial de distorsion et $\alpha = [\alpha_0, \alpha_1]$ la matrice qui modélise la décroissance de la distorsion avec la distance. Pour finir, la profondeur z est proportionnelle à la disparité non-distordue tel que

$$z = \frac{1}{c_1 d + c_0} \quad (3.9)$$

où $c=[c_0, c_1]$ est la matrice des coefficients de calcul de la profondeur. Pour récapituler, les paramètres intrinsèques de l'imageur de profondeur de la Kinect sont identiques à ceux de la modalité d'intérêt pour le végétal avec en plus les paramètres α , $D_\delta(u, v)$ et c .

La modélisation du système d'imagerie multimodalité consiste en l'association des modélisations des deux systèmes d'imagerie le composant (voir la Fig. 3.14). Dans ce cas, les modélisations de ces deux systèmes doivent être définies par rapport au même référentiel $\{W\}$. Ainsi, il est possible, par l'intermédiaire des paramètres intrinsèques et extrinsèques de chacun des systèmes, de passer d'un pixel p_d de l'imageur de profondeur à un pixel p_p de la modalité d'intérêt. Les paramètres intrinsèques et extrinsèques de chacun des systèmes d'imagerie, par rapport au même référentiel $\{W\}$, sont déterminés lors de l'étape d'étalonnage.

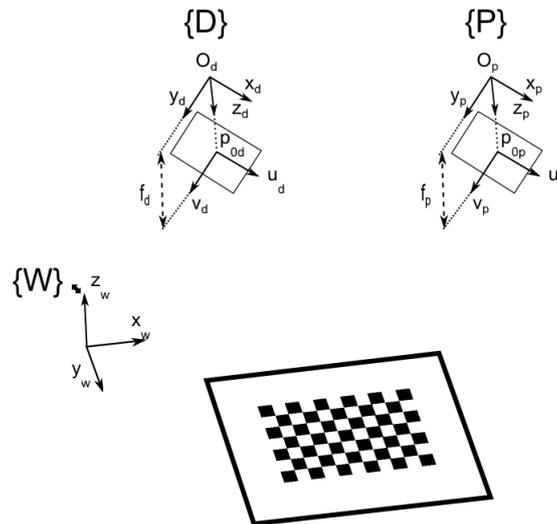


FIGURE 3.14 – La modélisation pinhole d'un système d'imagerie multimodalité composé d'un capteur de profondeur $\{D\}$ et d'une modalité d'intérêt pour le domaine bio-végétal $\{P\}$.

2.2.2 L'étalonnage du système d'imagerie multimodalité

Dans cette section, nous décrivons l'étalonnage, par la méthode de [156], du système multimodalité composé d'un imageur de profondeur et d'une modalité d'intérêt pour le végétal. Cette méthode commence par un étalonnage individuelle de chaque capteur. Pour l'imageur de profondeur, la méthode d'étalonnage à utiliser dépend de sa technologie (voir [174] pour un scanner 3D à laser, [173] pour un imageur à éclairage structuré, [152] pour un imageur Time-Of-Flight). Pour la modalité d'intérêt, quel que soit l'imageur, l'étalonnage individuel peut être effectué avec la méthode de [175] en utilisant différentes images d'un damier d'étalonnage (voir [162] pour les imageurs de thermographie ou [144] pour les imageurs de fluorescence de chlorophylle). Ensuite, l'étalonnage du système d'imagerie multimodalité est effectué à partir de plusieurs paires d'images (images du capteur de profondeur et de la modalité d'intérêt) d'un plan d'étalonnage associé à un damier d'étalonnage de taille connue (voir la Fig. 3.14). Pour chaque paire d'images, le plan d'étalonnage doit avoir une position et une orientation unique. De plus, le damier d'étalonnage doit être bien

contrasté en fonction de l'information délivrée par la modalité d'intérêt pour le végétal (température, couleur,...).

À partir des paires d'images d'étalonnage, les positions relatives de chaque imageur sont approximées en comparant les équations du plan d'étalonnage pour chacune des modalités et pour chaque paire d'images d'étalonnage. Pour la modalité d'intérêt, l'équation est obtenue à partir des déformations du damier. Pour le capteur de profondeur, elle est obtenue à partir des données de profondeur du plan. Finalement, les paramètres intrinsèques et extrinsèques de chaque imageur, par rapport au même référentiel $\{W\}$ (voir la Fig. 3.14), sont optimisés par la minimisation de l'erreur de reprojection obtenue avec tous les paramètres pris en compte. Cette optimisation est un problème non-linéaire de minimisation et est résolue avec un algorithme de Levenberg-Marquardt. Les paramètres intrinsèques et extrinsèques obtenus permettent alors de recalibrer les images fournies par les deux modalités du système multimodalité. Ce recalage est effectué en projetant l'image du capteur de profondeur dans le référentiel $\{P\}$ (voir la Fig. 3.14) de la modalité d'intérêt pour le végétal.

2.2.3 Une information multimodale pour chaque feuille individuelle

Dans cette section, nous démontrons que le système d'imagerie multimodalité que nous proposons permet d'avoir accès à l'information multimodale de chaque feuille individuelle. Pour illustrer nos propos, nous présentons la mise en place d'un système d'imagerie multimodalité composé de notre imageur de profondeur et d'un imageur de thermographie ($3-5 \mu m$) (voir la Fig. 3.15).

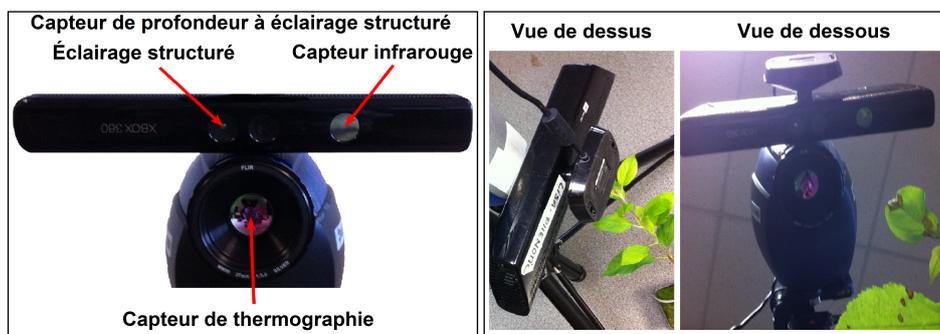


FIGURE 3.15 – Un système d'imagerie multimodalité pour le végétal composé du capteur de profondeur de la Kinect et d'un imageur de thermographie ($3-5 \mu m$).

Un tel système d'imagerie multimodalité se modélise comme présenté précédemment et se calibre avec la méthode de [156], elle aussi détaillée précédemment. Pour ce faire, nous utilisons vingt paires d'images d'étalonnage (voir la Fig. 3.16). Le plan d'étalonnage est en métal et le damier est composé de carrés de 2.5 cm de côté. Ces carrés sont alternativement soit en papier, soit en métal ce qui permet, grâce à la différence d'émissivité entre le métal et le papier, d'avoir un damier d'étalonnage bien contrasté sur l'image de thermographie. Initialement, nous calibrons notre imageur de profondeur à partir des données fournies par le constructeur. Pour l'imageur de thermographie, nous initialisons

son étalonnage avec la méthode de [175] et les vingt images de thermographie du damier d'étalonnage.

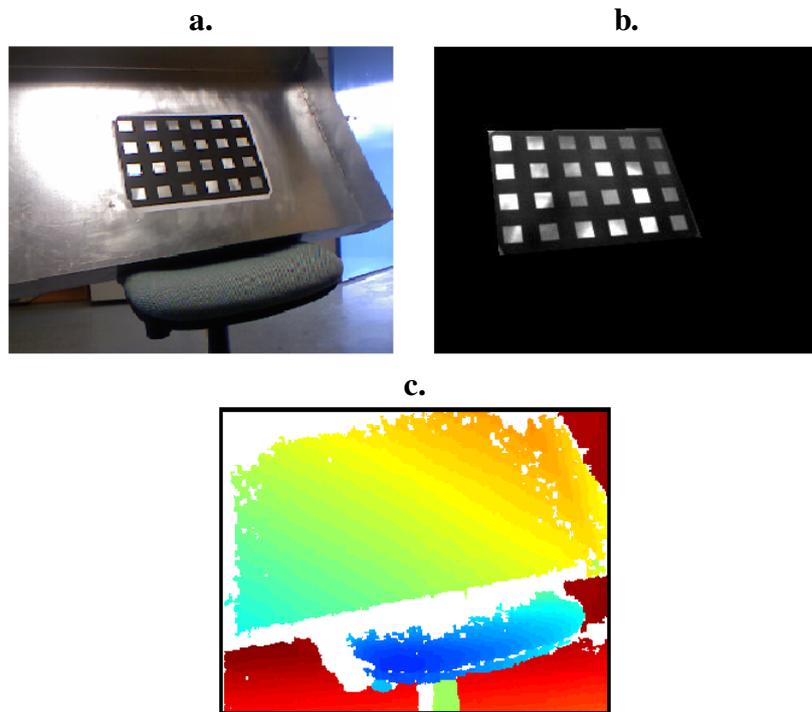


FIGURE 3.16 – Une scène d'étalonnage. **a.** L'image couleur de la scène d'étalonnage. **b.** L'image de thermographie correspondante. **c.** L'image de profondeur correspondante.

Les paramètres calculés lors de l'étape d'étalonnage permettent de projeter l'image de profondeur dans le référentiel de l'image de thermographie. Après l'étalonnage, le système d'imagerie multimodalité délivre donc une information multimodale accessible sous la forme de deux images recalées, l'image de profondeur et l'image de thermographie (voir la Fig. 3.17). Nous avons démontré, dans la section 1, que les feuilles des plantes mono-axiales peuvent être segmentées dans une image de profondeur acquise en vue de dessus. Le système d'imagerie multimodalité que nous proposons délivre une image de profondeur. Il permet donc, lorsqu'il est placé en vue de dessus, de segmenter les feuilles d'une plante mono-axiale, par exemple les feuilles d'un jeune pommier (voir la Fig. 3.18). Cette segmentation S donne accès aux masques binaires de segmentation M_i de chaque feuille individuelle de la plante. Ces masques peuvent ensuite être appliqués aux images fournies par le système d'imagerie multimodalité. Celui-ci permet ainsi d'obtenir une information multimodale de chaque feuille individuelle.

Les Fig. 3.19 et 3.20 illustrent les capacités de notre système d'imagerie multimodalité pour une application aux pommiers. Ces deux images démontrent une bonne concordance entre les masques de segmentation et l'information de thermographie de chaque feuille individuelle. Cependant, des dépassements sont présents sur les bords des feuilles. Ces dépassements sont dus aux approximations lors de l'étape d'étalonnage (notamment à cause de la faible résolution

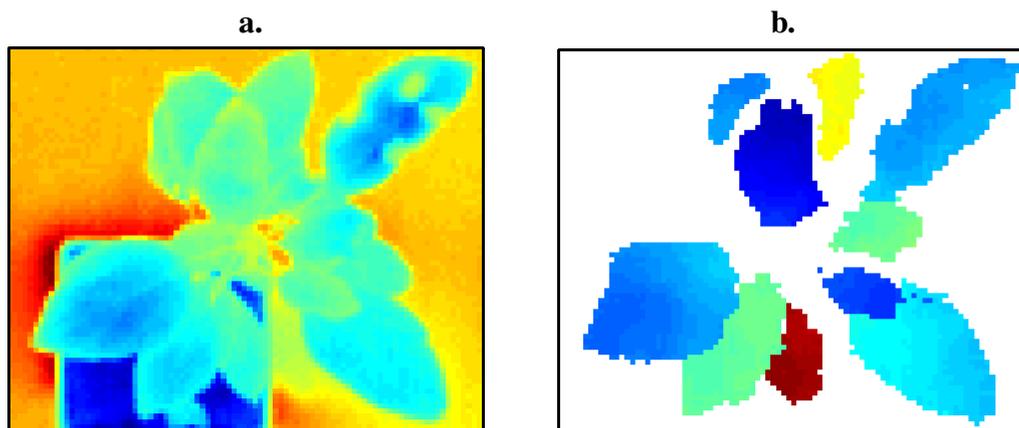


FIGURE 3.17 – Les images délivrées par le système d'imagerie multimodalité composé de notre imageur de profondeur et d'un imageur de thermographie ($3-5 \mu m$) pour un jeune pommier en vue de dessus. **a.** L'image de thermographie. **b.** L'image de profondeur projetée dans le plan de l'image de thermographie.

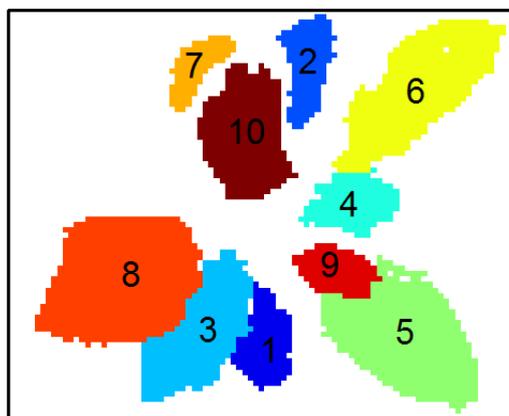


FIGURE 3.18 – La segmentation des feuilles de l'image de profondeur de la Fig. 3.17b par l'application de notre méthode de segmentation [4].

de l'image de thermographie) mais aussi à la précision de notre imageur de profondeur. Ils peuvent donc être corrigés en faisant d'autres choix technologiques.

2.2.4 Conclusions et perspectives

Dans cette section, nous avons mis en place un système d'imagerie multimodalité composé d'un imageur de profondeur et d'une modalité d'intérêt pour le domaine bio-végétal. Ce système permet intrinsèquement d'avoir accès à une information multimodale sur la plante entière. Nous avons démontré qu'il permet aussi d'avoir accès à une information multimodale pour chaque feuille individuelle d'un pommier. Cette démonstration permet d'envisager la mise en place de nouvelles méthodes de suivi dynamique des informations d'intérêts pour le végétal, non plus à l'échelle de la feuille unique, mais à l'échelle de la plante entière et ce quel que soit la modalité d'intérêt pour le végétal. Au

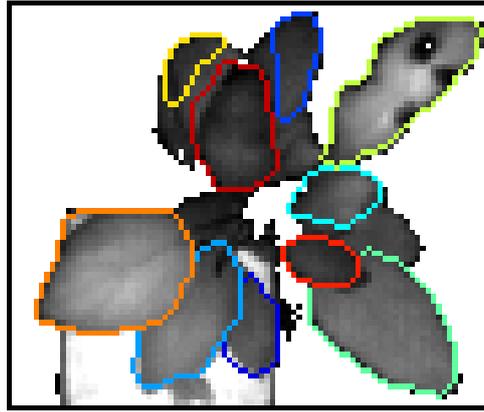


FIGURE 3.19 – Les contours des masques de segmentation M_i de la Fig. 3.18 sur l'image de thermographie convertie en niveaux de gris de la Fig. 3.17a. Les couleurs des contours correspondent aux couleurs des feuilles segmentées de la Fig. 3.18.

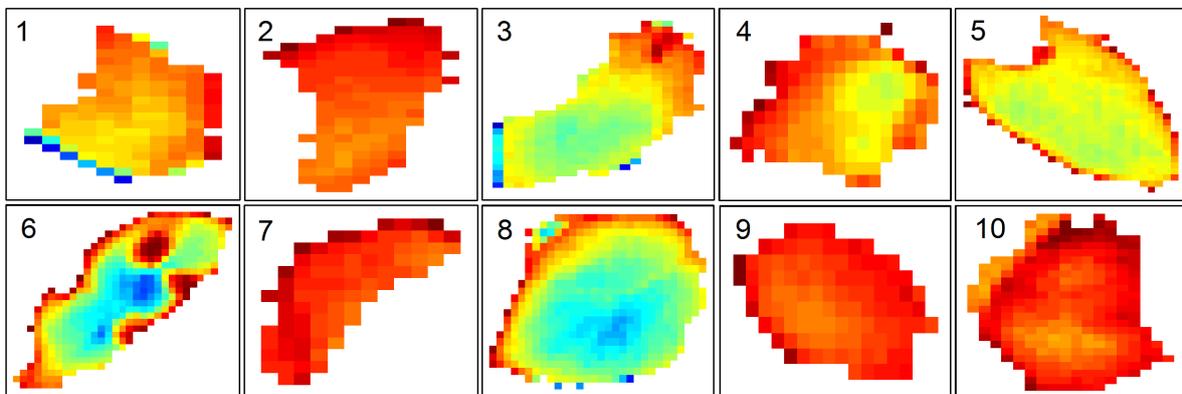


FIGURE 3.20 – Les images de thermographie de chaque feuille individuelle de la plante mono-axiale de la Fig. 3.17. Les numéros des feuilles correspondent aux numéros des feuilles dans l'image segmentée de la Fig. 3.18. La résolution de l'image est celle de l'imageur de thermographie.

niveau des performances, notre étude montre la présence de dépassements pouvant avoir des conséquences néfastes sur le suivi à l'échelle de la feuille individuelle. Cependant, il est important de souligner que ces dépassements pourront être minimisés en utilisant un nombre plus élevé d'images d'étalonnage mais, surtout, en utilisant un capteur de profondeur plus précis et/ou une modalité d'intérêt plus résolue.

Les informations délivrées par les modalités d'intérêt pour le végétal sont, dans la plupart des cas, fonction de la distance au capteur et de l'inclinaison des feuilles [144, 151]. Les données de profondeur de chaque feuille individuelle retransmettent ces données géométriques, elles peuvent donc être utilisées pour homogénéiser l'information d'intérêt délivrée à l'échelle de la plante. Cette homogénéisation permettra d'augmenter la fiabilité de cette information. Par ailleurs, les modalités d'intérêts pour le végétal sont parfois utilisées pour analyser d'autres organes de la plante (fruits, branches, racine,...) et des plantes

plus complexes. Ces analyses peuvent aussi être réalisées par le couplage multimodalité que nous proposons. Les choix des capteurs et du type d'acquisition (une seule vue ou une combinaison de vues) devront être adaptés à l'échelle d'observation et aux besoins de la problématique considérée.

3 Conclusions et perspectives

Dans ce chapitre, nous avons démontré qu'un unique imageur de profondeur placé en vue de dessus ouvre un champ large de potentialités pour les mesures quantitatives portant sur les plantes mono-axiales (échelle centimétrique du domaine bio-végétal). Dans la première section, nous avons montré que les différentes feuilles de ces plantes peuvent être segmentées à partir de l'image de profondeur de cette unique vue. À cette occasion, nous avons proposé une méthode originale de segmentation des images de profondeur. Dans la deuxième section, nous avons utilisé cette segmentation des feuilles afin de mettre en place un panel de mesures quantitatives portant sur les plantes mono-axiales. Nous avons exposé différentes mesures architecturales et nous avons notamment proposé une méthode automatique pour la mesure de l'azimut d'une feuille. Ensuite, nous avons exposé les différentes étapes de la mise en place d'un système d'imagerie multimodalité composé d'un imageur de profondeur et d'une modalité d'intérêt pour le végétal. Nous avons démontré qu'un tel système donne accès à une information multimodale à l'échelle de la plante entière et des feuilles individuelles.

Toutes les mesures quantitatives exposées dans ce chapitre sont réalisables avec l'ensemble des capteurs de profondeur décrits dans la section 1. Dans ce chapitre, nous avons illustré chacun de nos propos par l'utilisation de notre imageur de profondeur bas-coût. Nous avons ainsi démontré que ce capteur, bien qu'il possède une précision moindre par rapport à d'autres capteurs, permet de faire des mesures quantitatives sur les plantes mono-axiales. Il peut être utilisé pour segmenter les feuilles d'une plante, faire des mesures architecturales avec une précision acceptable (moins de 1 cm pour les hauteurs et moins de 6° pour les angles de l'azimut) et rendre accessible une information multimodale sur la plante entière.

Les potentialités offertes par les imageurs de profondeur pour faire des mesures quantitatives sur les plantes mono-axiales sont aussi riches que nombreuses. Dans ce chapitre, nous avons présenté une liste non-exhaustive d'entre elles et nous avons donné des pistes supplémentaires comme la mesure de normales, les distances internœuds ou la correction des informations délivrées par les imageurs d'intérêts. Cette liste peut encore s'allonger rapidement en fonction des différentes questions scientifiques, mais aussi des choix technologiques. Par exemple, si nous ne considérons plus une seule vue mais une multitude de vues acquises tout autour de la plante. Dans ce cas, pour les plantes mono-axiales, ces vues permettent de reconstruire l'intégralité de la plante, des branches aux feuilles en passant par les organes (fruits, fleurs). Ainsi, l'imageur de profondeur ouvre cette fois la voie à des mesures architecturales ou autres portant sur l'ensemble des éléments composant la plante. Cependant, cette re-

construction représente un coût algorithmique important tant pour sa création que pour son traitement avec des algorithmes de morphologie mathématique. Une solution alternative est alors de traiter chaque vue de manière indépendante et d'analyser conjointement les résultats obtenus sur chacune d'elles. Cette solution est encore plus intéressante quand la reconstruction complète devient très difficile, par exemple lorsque les plantes considérées ont un feuillage complexe.

L'imageur de profondeur et les plantes complexes

Sommaire

1	Des descripteurs morphométriques	69
1.1	Le Volume Efficace	69
1.2	La Symétrie 3D	71
1.3	La Transmission	73
1.4	La Lacunarité	74
2	La caractérisation de l'ensemble du feuillage	75
2.1	L'imageur de profondeur motorisé	75
2.2	Le traitement conjoint des vues latérales	76
3	Conclusions et perspectives	83

Dans ce chapitre, nous proposons une démonstration des potentialités de notre imageur de profondeur pour les mesures quantitatives à l'échelle décimétrique du végétal. Nous illustrons cette échelle avec des mesures portant sur l'ensemble du feuillage de plantes complexes [2, 10, 15, 16] (voir la Fig. 4.1). Pour ces plantes, l'unique vue de dessus du Chap. 3 ne donne accès qu'à certaines mesures globales telles que la hauteur ou l'estimation du volume, et non à une description de l'ensemble du feuillage. Dans ce chapitre, nous proposons alors l'exploitation d'un nombre de vues plus important pour faire cette description. Ces vues sont des vues latérales acquises tout autour de la plante. Leur association permet théoriquement de faire la reconstruction complète du feuillage. Cependant, cette reconstruction est difficile à cause des occlusions engendrées par la complexité du feuillage. Pour contourner cette difficulté, [179, 181, 182, 183] effectuent la description morphométrique de végétaux complexes (plantes et racines) à partir du traitement conjoint de descripteurs calculés individuellement sur chaque image latérale. Ces études sont

basées sur des images couleur et donc des descripteurs dépendant des conditions d'acquisition. Dans ce chapitre, nous étendons ces études en appliquant cette démarche à des images de profondeur acquises tout autour des plantes complexes.

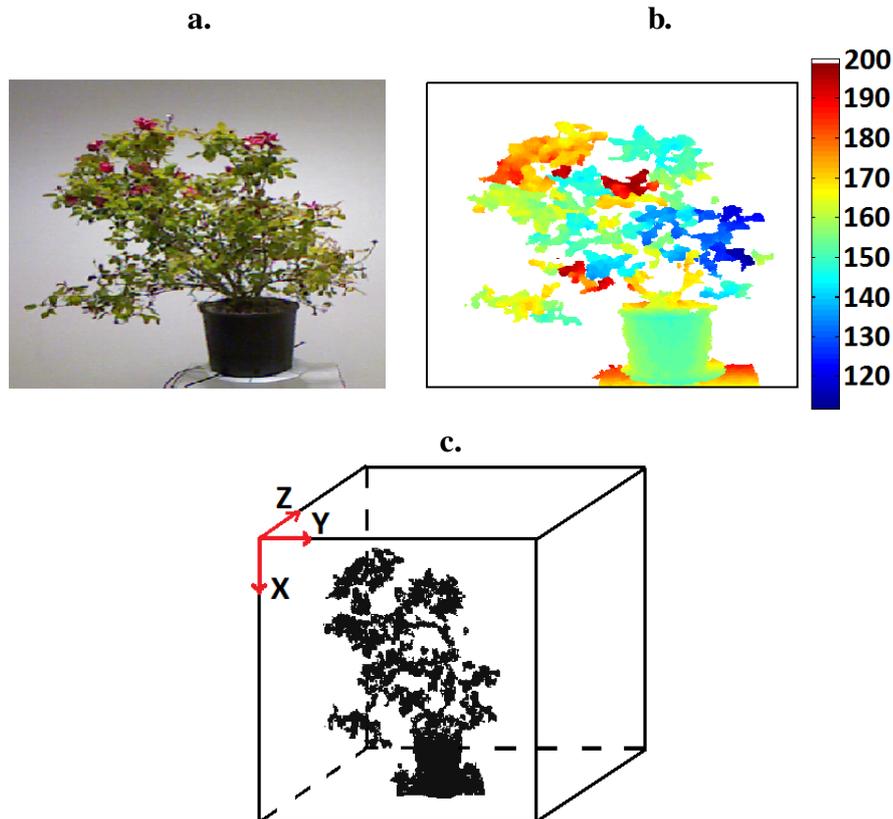


FIGURE 4.1 – Un exemple de plante complexe. **a.** L'image couleur d'une vue latérale. **b.** L'image de profondeur correspondante (les profondeurs sont données en cm). **c.** Le nuage de points correspondant.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à des informations quantitatives portant sur l'ensemble du feuillage des plantes complexes (échelle décimétrique du domaine bio-végétal). Nous montrons que ces informations sont accessibles grâce au traitement conjoint d'images de profondeur acquises tout autour des plantes. Pour ce faire, nous proposons, dans la première section, quatre nouveaux descripteurs morphométriques spécifiquement développés pour les images de profondeur. Ensuite, dans la seconde section, nous implémentons ces descripteurs sur des images de profondeur acquises tout autour de plantes avec un imageur de profondeur motorisé. Après une présentation de ce capteur, nous démontrons les capacités du traitement conjoint des images qu'il délivre pour la caractérisation morphométrique de l'ensemble du feuillage de plantes complexes.

1 Des descripteurs morphométriques

Dans cette section, nous proposons quatre nouveaux descripteurs morphométriques spécifiquement développés pour les images de profondeur des plantes complexes [2]. Ces descripteurs ont été mis en place dans le cadre d'une collaboration avec l'équipe de G. Galopin de l'INRA d'Angers portant sur la quantification de l'esthétique des plantes ornementales avec des systèmes de vision par ordinateur. Ils sont inspirés de mots-clés ressortis d'une étude sensorielle portant sur les rosiers buissonnants [177, 178]. Nous nommons ces quatre descripteurs morphométriques : le Volume Efficace, la Symétrie 3D, la Transmission et la Lacunarité. Ces descripteurs du feuillage s'obtiennent à partir d'une image de profondeur (la Transmission et la Lacunarité), d'un nuage de points (la Symétrie 3D) ou bien de ces deux représentations à la fois (le Volume Efficace). Dans cette section, nous décrivons le principe d'implémentation de chacun de ces quatre nouveaux descripteurs. Nous complétons cette description par une étape méthodologique qui consiste à illustrer et valider notre implémentation avec une scène synthétique.

1.1 Le Volume Efficace

Dans cette section, nous présentons un descripteur morphométrique de l'espace occupé par la plante, le Volume Efficace. Ce descripteur est dérivé d'une analogie avec la notion physique de surface efficace, surface définie comme la surface visible depuis un certain point de vue. Nous étendons cette approche à l'espace 3D en définissant le Volume Efficace comme le volume observé depuis le point de vue du capteur de profondeur, c'est à dire le volume du nuage de points délivré par celui-ci. Ce volume peut être estimé par le volume de son enveloppe convexe [176], par le comptage du nombre de cubes élémentaires le recouvrant [186], par la somme des volumes des polyèdres approximant sa surface [188] ou simplement en sommant les valeurs de ses profondeurs [187]. Dans ce manuscrit, nous proposons une nouvelle méthode pour le déterminer. Cette méthode s'appuie aussi bien sur le nuage de points que sur l'image de profondeur associée et elle est inspirée des méthodes de [187, 188].

Dans notre méthode, nous définissons le Volume Efficace comme la somme des Volumes Efficaces locaux de tous les points du nuage de points [187, 188]. Pour chaque point i , nous définissons alors la distance D_i comme la différence entre la valeur de profondeur maximum et sa valeur de profondeur Z_i [187]. Ensuite, nous définissons le Volume Efficace local du point i comme le produit entre l'aire d'un polygone local autour de ce point (voir la Fig. 4.2) et D_i [188]. Ce polygone est retrouvé à partir de l'image de profondeur. En effet, l'image de profondeur permet de repérer les voisins du point i dans le nuage de points. Ensuite, ces voisins sont projetés dans le plan (X, Y, Z_i) . Les sommets du polygone local sont alors fixés à mi-distance entre le point i et ces projections afin d'éliminer les redondances. Les coordonnées des sommets du polygone local donnent accès à son aire et donc, connaissant D_i , au Volume Efficace local du point i . Finalement, le Volume Efficace global du nuage de points est la somme des Volumes Efficaces locaux de tous les points.

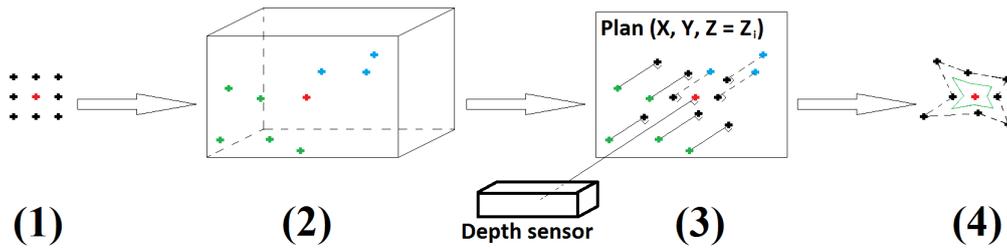


FIGURE 4.2 – Le polygone local autour du point i . (1) L'image de profondeur locale du point i . La croix rouge est le point i et les croix noires ses voisins. (2) Le nuage de points local correspondant. La croix rouge est le point i , les croix vertes ses voisins avec une profondeur inférieure à Z_i et les croix bleues ses voisins avec une profondeur supérieure. (3) La projection des voisins dans le plan (X, Y, Z_i) . Les croix noires représentent les projections. (4) Le polygone local de i (ligne verte).

Afin d'illustrer cette méthode, nous l'appliquons sur une image de profondeur en vue de dessus d'un objet de calibration (voir la Fig. 4.3). Par mesure manuelle et pour une vue de dessus parfaitement perpendiculaire, nous déterminons que le Volume Efficace de cet objet est de 6230 cm^3 (voir la légende de la Fig. 4.3). Notre implémentation du Volume Efficace sur son image de profondeur délivre un Volume Efficace de 6847 cm^3 . En considérant les incertitudes sur la concordance des vues ainsi que sur les méthodes de mesure (manuelle et image de profondeur), nous pouvons estimer que notre implémentation est en accord avec les attentes théoriques ce qui valide notre implémentation.

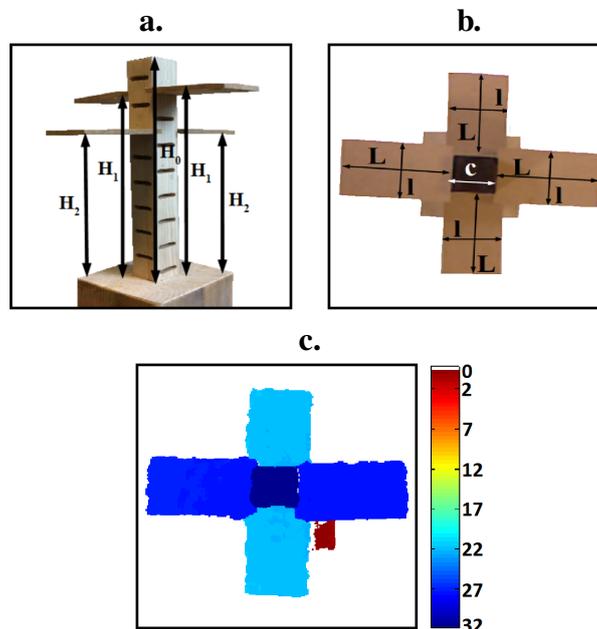


FIGURE 4.3 – Un objet de calibration de Volume Efficace connu. **a.** Une image couleur latérale ($H_0 = 31 \text{ cm}$, $H_1 = 27 \text{ cm}$ et $H_2 = 21.5 \text{ cm}$). **b.** Une image couleur de dessus ($L = 10 \text{ cm}$, $l = 6 \text{ cm}$ et $c = 4 \text{ cm}$). **c.** Une image de profondeur de dessus. La colorbar donne la différence entre la valeur de profondeur maximum et la profondeur locale Z_i (les valeurs sont données en cm). **Valeur théorique :** $H_0 \times c \times c + 2 \times L \times l \times (H_1 + H_2) - 4 \times H_2 \times 1 \times 1 = 6230 \text{ cm}^3$.

1.2 La Symétrie 3D

Dans cette section, nous décrivons un descripteur morphométrique de la forme de la plante, la Symétrie 3D. Ce descripteur correspond à la moyenne de trois symétries bilatérales définies suivant trois directions privilégiées du nuage de points, les directions Longitudinale, Transversale et Parallèle (voir la Fig. 4.4) [180, 185]. Par la suite, le nom que nous donnons à chaque symétrie correspond au nom de la direction suivie par le plan de symétrie considéré. Afin de rester insensible à l'échelle d'observation, ces 3 symétries sont quantifiées par le rapport entre le nombre de symétriques et le nombre total de points dans le nuage de points.

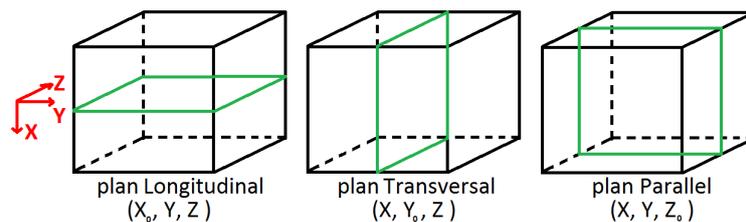


FIGURE 4.4 – Les trois plans pour les symétries bilatérales. Le plan (X_0, Y, Z) , avec X_0 constant, définit le plan Longitudinal, le plan (X, Y_0, Z) , avec Y_0 constant, définit le plan Transversal et le plan (X, Y, Z_0) , avec Z_0 constant, définit le plan Parallèle.

La symétrie Longitudinale d'un nuage de points correspond à la symétrie bilatérale par rapport au plan (X_0, Y, Z) lorsque X_0 est égal à la moyenne des valeurs maximum et minimum des coordonnées X . Dans le nuage de points, un point (X_i, Y_i, Z_i) avec $X_i < X_0$ possède un point symétrique si il existe un point (X_j, Y_j, Z_j) avec $X_j - X_0 = X_0 - X_i$, $Y_j = Y_i$ et $Z_j = Z_i$. Nous illustrons ce descripteur avec un nuage de points synthétique de symétrie Longitudinale théorique égale à 0.47 (voir la Fig. 4.5). Notre implémentation donne une valeur identique à la théorie, elle est donc valide.

Notre implémentation de la symétrie Transversale est très similaire à celle de la symétrie Longitudinale. Cette symétrie correspond à la symétrie par rapport au plan (X, Y_0, Z) lorsque Y_0 est la moyenne des valeurs maximum et minimum des coordonnées Y . Pour cette symétrie, un point (X_i, Y_i, Z_i) avec $Y_i < Y_0$ possède un point symétrique si il existe un point (X_j, Y_j, Z_j) avec $X_j = X_i$, $Y_j - Y_0 = Y_0 - Y_i$ et $Z_j = Z_i$. Comme précédemment, nous illustrons nos propos avec un nuage de points synthétique de symétrie connue et égale à 0.47 (voir la Fig. 4.6). D'une manière similaire, nous obtenons une valeur identique à la théorie qui valide notre implémentation.

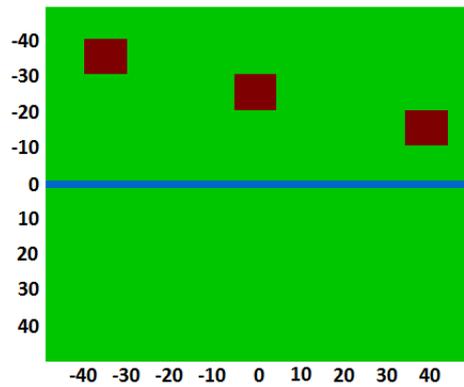


FIGURE 4.5 – L'image de profondeur d'un nuage de points synthétique de symétrie Longitudinale connue. Les valeurs à gauche et en bas indiquent respectivement l'évolution des coordonnées X et Y dans le nuage de points. Les pixels rouges et verts correspondent à deux profondeurs différentes et les pixels bleus sont nuls. **Valeur théorique** : La taille de l'image est de 100×100 pixels. À cause des pixels nuls (deux lignes autour de X_0), le nuage de points contient $100 \times 100 - 2 \times 100 = 9800$ points. X_0 est nul. Il y a trois carrés de taille 10×10 pixels qui n'ont pas de symétrie. Il y a donc $\frac{9800}{2} - 3 \times 10 \times 10 = 4600$ points appartenant à la partie supérieure du nuage de points ($X_i < X_0$) avec un symétrique dans la partie inférieure. La symétrie Longitudinale théorique est donc de $\frac{4600}{9800} = 0.47$.

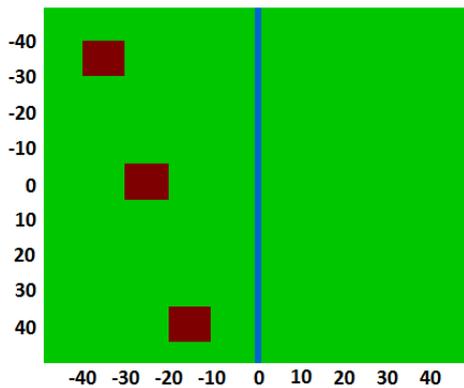


FIGURE 4.6 – L'image de profondeur d'un nuage de points synthétique de symétrie Transversale connue. Les coordonnées X et Y , les valeurs de profondeurs, la taille de l'image et le nombre de points du nuage de points sont identiques à la Fig. 4.5. **Valeur théorique** : Y_0 est nul. Il y a trois carrés de taille 10×10 pixels sans symétrie. Il y a donc $\frac{9800}{2} - 3 \times 10 \times 10 = 4600$ points appartenant à la partie gauche ($Y_i < Y_0$) avec un symétrique dans la partie droite. La symétrie Transversale théorique est donc de $\frac{4600}{9800} = 0.47$.

Contrairement aux deux symétries précédentes, la symétrie Parallèle, définie par rapport au plan (X, Y, Z_0) , n'est pas accessible avec un unique nuage de points délivré par notre capteur de profondeur. En effet, dans celui-ci, deux points de coordonnées Z différentes ne peuvent pas avoir le même couple de coordonnées (X, Y) . De ce fait, l'application d'une implémentation similaire à celles des symétries Longitudinale et Transversale n'est pas envisageable car menant, pour n'importe quel nuage de points, à une absence de symétrie. Pour contourner cette contrainte, nous implémentons la symétrie Parallèle à partir de

deux nuages de points opposés : celui de la vue courante (vue 1 de la Fig. 4.7a) et celui de la vue acquise après une rotation de 180° (vue 2 de la Fig. 4.7a) d'un plateau tournant (voir la section 2.1). Dans le nuage de points courant, un point de coordonnées (X_i, Y_i, Z_i) possède un point symétrique si il existe un point de coordonnées (X_j, Y_j, Z_j) strictement identique dans le nuage de points opposé retourné de 180° . Pour illustrer ce descripteur, nous nous appuyons cette fois sur une paire de nuages de points synthétiques. L'un est le nuage de points courant (voir la Fig. 4.6b) et l'autre le nuage de points opposé (voir la Fig. 4.6c) ce qui mène à une symétrie théorique de 0.89 (voir la légende de la Fig. 4.6). Comme pour les deux symétries précédentes, nous validons notre implémentation en retrouvant une valeur identique à la théorie.

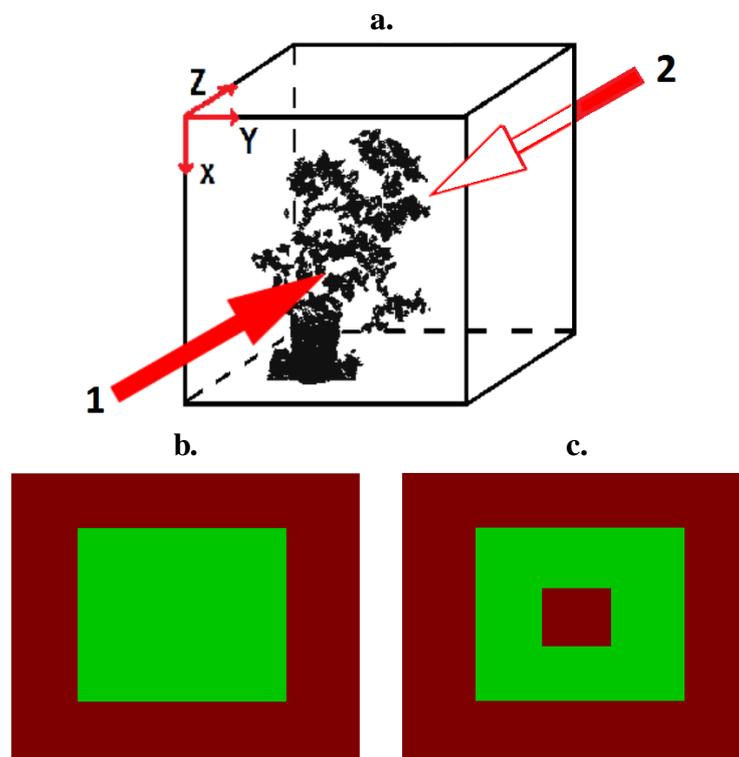


FIGURE 4.7 – La symétrie Parallèle. **a.** La vue courante (vue 1) et la vue opposée (vue 2). **b.** L'image de profondeur d'un nuage de points synthétique. **c.** L'image de profondeur du nuage de points opposé correspondant. **Valeur théorique :** Dans les deux images, les pixels verts ont une profondeur non-nulle et les rouges sont nuls. Pour la vue courante, il y a $60 \times 60 = 3600$ points. Pour la vue opposée, il y a un carré 20×20 points de profondeur nulle supplémentaires. La symétrie Parallèle théorique est donc de $\frac{3600 - 20 \times 20}{3600} = 0.89$.

1.3 La Transmission

Dans cette section, nous présentons un autre descripteur morphométrique de la forme de la plante, la Transmission. Ce descripteur traduit la présence de zones sans feuille à l'intérieur de l'enveloppe convexe englobant la plante. Contrairement aux deux premiers descripteurs, nous l'implémentons à partir de l'image de profondeur seule. Pour appliquer notre implémentation, les acquisitions doivent être réalisées dans un lieu fermé dont les dimensions appartiennent

à l'intervalle de profondeur accessible avec notre capteur (entre 0.5 et 6 m).

En absence de feuillage, la lumière émise par la source du capteur de profondeur est transmise au delà de la plante puis réfléchi vers celui-ci par le fond. Dans l'image de profondeur, les zones de Transmission correspondent donc aux pixels de profondeurs supérieures à la profondeur maximum de la plante. Afin de rester insensible à l'échelle d'observation, la Transmission est alors égale au rapport entre le nombre de ces pixels et le nombre total de pixels de la plante. Cette fois, nous illustrons ce descripteur avec une image de profondeur synthétique (voir la Fig. 4.9). Sa Transmission théorique est de 0.54 (voir la légende de la Fig. 4.9). Notre implémentation donne la même valeur, elle est donc valide.

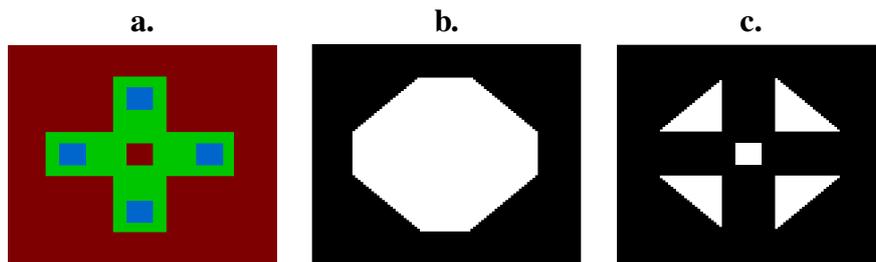


FIGURE 4.8 – La Transmission pour une scène synthétique. **a.** L'image de profondeur de cette scène. Les pixels verts correspondent à l'objet, les pixels rouges au fond et les pixels bleus aux pixels non-définis. **b.** L'image binaire de l'enveloppe convexe correspondante. **c.** L'image binaire des zones de Transmission dans l'enveloppe convexe. **Valeur théorique :** L'objet est composé de deux rectangles de taille 80×20 pixels se recouvrant sur 20×20 pixels. Il contient aussi cinq carrés non-objets de taille 10×10 pixels, donc il y a $80 \times 20 \times 2 - 20 \times 20 - 5 \times 10 \times 10 = 2300$ pixels d'objet. Il y a quatre triangles, rectangles et isocèles, de 24 pixels de coté et un carré de taille 10×10 pixels donc $10 \times 10 + 4 \times \frac{24 \times 24}{2} = 1252$ pixels de Transmission. La Transmission théorique est donc de $\frac{1252}{2300} = 0.54$.

1.4 La Lacunarité

Dans cette section, nous proposons un descripteur morphométrique de la complexité de la plante, la Lacunarité. Ce descripteur indique la présence de zones non-accessibles pour le capteur de profondeur. Comme la Transmission, il s'obtient à l'intérieur de l'enveloppe convexe englobant la plante dans l'image de profondeur et les acquisitions doivent être réalisées dans un lieu fermé dont les dimensions appartiennent à l'intervalle de profondeur accessible.

Les zones de Lacunarité sont le fruit d'occlusions (complexité de forme) ou de mauvaises réflexions de la lumière émise par la source du capteur (complexité de constitution) (voir la section 2.1). Elles sont retranscrites dans une image de profondeur par des pixels nuls. Pour rester insensible à l'échelle d'observation, la Lacunarité est égale au rapport entre le nombre de ces pixels et le nombre total de pixels de la plante. Nous l'illustrons avec la même image synthétique que précédemment. La Lacunarité théorique de cette image est de 0.17 (voir la Fig. 4.9) et nous validons notre implémentation en retrouvant cette valeur.

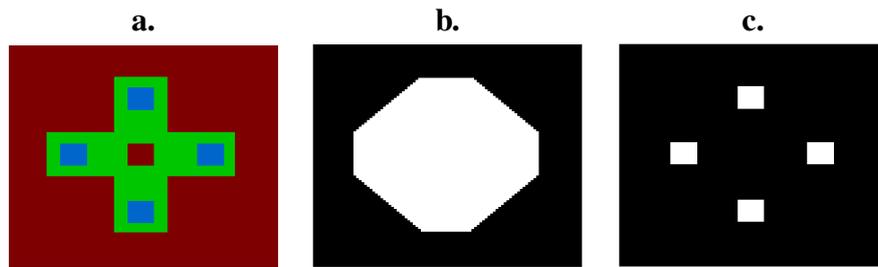


FIGURE 4.9 – La Lacunarité d’une scène synthétique. **a.** L’image de profondeur correspondante (identique à la Fig. 4.9). **b.** L’image binaire de l’enveloppe convexe correspondante. **c.** L’image binaire des zones de Lacunarité dans l’enveloppe convexe. **Valeur théorique :** Il y a 2300 pixels d’objet (voir la légende de la Fig. 4.9). Il y a quatre carrés de taille 10×10 pixels donc $10 \times 10 \times 4 = 400$ pixels de Lacunarité. La Lacunarité est donc de $\frac{400}{2300} = 0.17$.

2 La caractérisation de l’ensemble du feuillage

Dans cette section, nous proposons la démonstration des potentialités du traitement conjoint de plusieurs vues latérales pour la description quantitative de l’ensemble du feuillage. Pour acquérir ces vues latérales, nous proposons un imageur de profondeur motorisé, fruit de l’association de notre imageur de profondeur avec un plateau tournant. Le traitement conjoint des images de profondeur consiste à implémenter, individuellement sur chacune d’elles, les quatre nouveaux descripteurs morphométriques présentés précédemment. La description morphométrique de la plante est alors déduite de l’évolution de ces descripteurs à travers l’ensemble des vues. Dans cette section, nous commençons par présenter le capteur de profondeur motorisé. Ensuite, nous démontrons la pertinence du traitement conjoint des images qu’il délivre pour caractériser l’ensemble du feuillage des plantes complexes.

2.1 L’imageur de profondeur motorisé

Dans cette section, nous présentons notre imageur de profondeur motorisé [2]. Ce capteur, spécialement développé pour cette étude, est composé de notre imageur de profondeur et d’un plateau tournant (voir la Fig. 4.10a). Le plateau tournant permet de changer l’angle d’observation de la plante, tandis que l’imageur de profondeur acquiert une image pour chacun de ces angles. Cet imageur de profondeur motorisé donne donc accès à des images de profondeur tout autour de la plante.

Le plateau tournant a été spécifiquement fabriqué avec des contraintes de coût pour fonctionner en mode pas à pas. Ce mode pas à pas est piloté à l’aide d’un ordinateur et s’appuie sur l’association d’un système LabJack [184] et d’une fourche optique. Le système LabJack, connecté à l’ordinateur, est utilisé pour déclencher les rotations. Pour ce faire, il envoie une impulsion électrique au mécanisme de rotation (voir la Fig. 4.10b). La fourche optique détecte alors le passage d’une des tiges filetées placées périodiquement tout autour de la plaque rotative (voir la Fig. 4.10c). Cette détection provoque l’arrêt de la rotation.

Pour mettre en place notre imageur de profondeur motorisé, nous avons synchronisé la rotation de ce plateau tournant avec la prise d'image de notre imageur de profondeur. Pour ce faire, nous avons développé une interface informatique spécifique (voir l'annexe A). Les acquisitions sont réalisables pour des plantes pesant jusqu'à 15 kg avec un pas de rotation de 5°. Notre imageur de profondeur motorisé délivre donc un total de soixante-douze images de profondeur tout autour de la plante. Afin de limiter les perturbations induites par les mouvements du feuillage consécutifs à la rotation, la prise d'image est effectuée après un délai de stabilisation des feuilles. La durée d'une acquisition dépend de ce délai. Par exemple, pour un délai d'environ 20 secondes, la durée de l'acquisition est de 24 minutes.

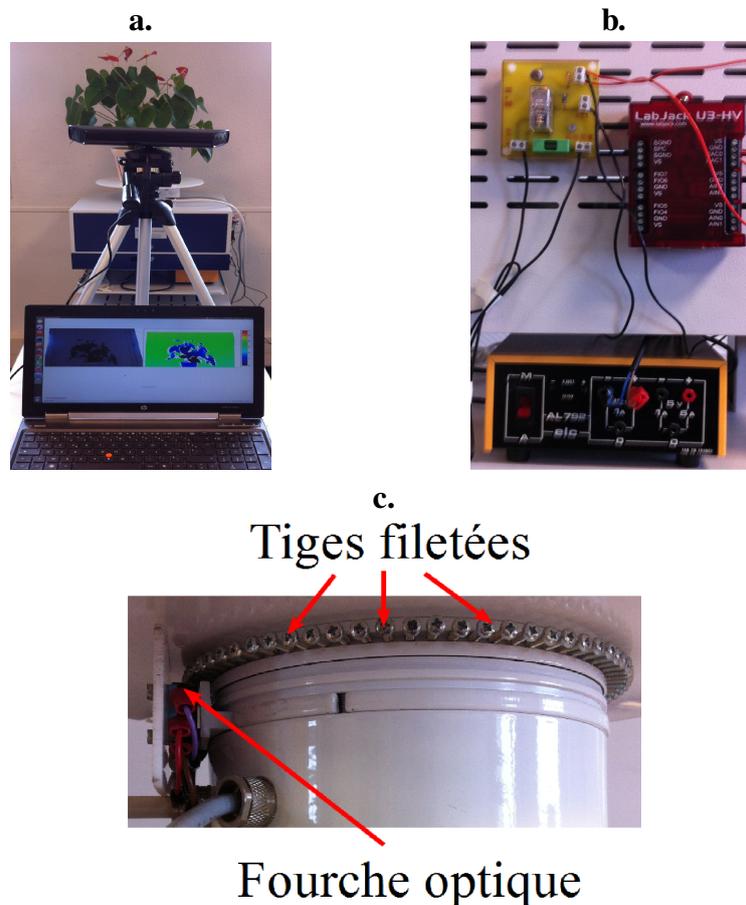


FIGURE 4.10 – L'imageur de profondeur motorisé. **a.** Une vue globale. **b.** Son système LabJack pour déclencher la rotation. **c.** Sa fourche optique et ses tiges filetées pour arrêter la rotation.

2.2 Le traitement conjoint des vues latérales

Dans cette section, nous démontrons les potentialités du traitement conjoint des images acquises avec notre imageur de profondeur motorisé pour décrire l'ensemble du feuillage des plantes complexes. Pour faire cette démonstration, nous nous appuyons sur la comparaison de deux plantes *A* et *B* aux feuillages très différents (voir la Fig. 4.11). La plante *A* est un rosier (*Rosa hybrida*). Son

feuillage, composé de petites feuilles avec différentes orientations, occupe un large espace. La plante *B* est une plante “serpent” (*sansevieria trifasciata*). Son feuillage est cette fois composé de grandes feuilles, plates et verticales. De plus, il occupe un espace plus réduit que celui de la plante *A*. Dans cette section, nous commençons par implémenter nos quatre descripteurs morphométriques sur une unique image latérale de ces plantes. Avec cette implémentation, nous montrons la pertinence de nos descripteurs pour la description morphométrique du feuillage. Ensuite, nous les implémentons sur l'ensemble des images délivrées par notre imageur de profondeur motorisé. Nous déduisons alors la pertinence du traitement conjoint en analysant l'évolution des descripteurs tout autour de la plante.

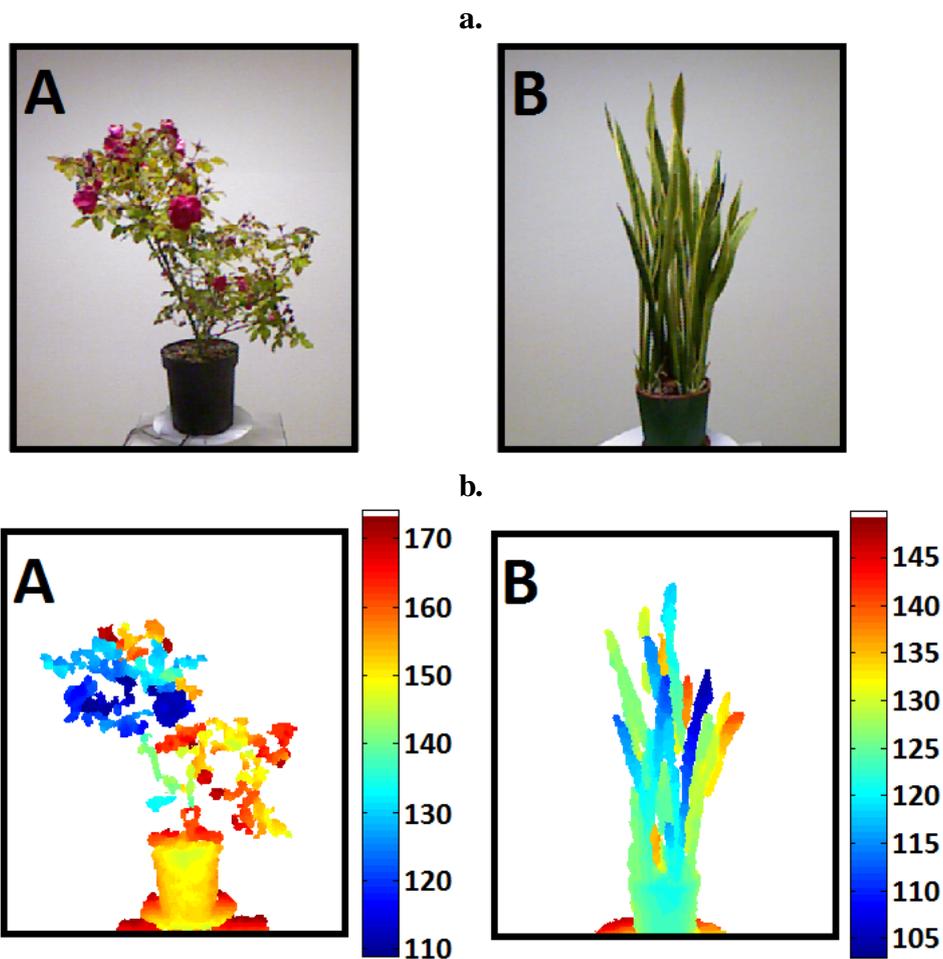


FIGURE 4.11 – Deux plantes aux feuillages très différents. **a.** Les images couleur des plantes A (gauche) et B (droite). **b.** Les images de profondeur correspondantes (la profondeur est donnée en cm).

2.2.1 La pertinence des descripteurs

Dans cette section, nous démontrons la pertinence de nos quatre descripteurs pour caractériser quantitativement le feuillage local dans une unique image de profondeur. Pour chaque descripteur, nous avons sélectionné une vue de l'imageur de profondeur motorisé qui met en évidence les différences entre les

plantes A et B de la Fig. 4.11. Nous illustrons chaque descripteur avec cette vue et nous nous appuyons sur celle-ci pour expliquer la nature de l'information quantifiée.

Le Volume Efficace correspond au volume visible du point de vue du capteur de profondeur. Il est obtenu par la somme de volume locaux, eux-mêmes obtenus à partir de l'amplitude en profondeur de la plante. Sur la vue choisie, la plante A a une amplitude en profondeur plus importante que celle de la plante B (deux fois plus environ) (voir la Fig. 4.12). Le Volume Efficace de la plante A est donc supérieur à celui de la plante B (deux fois plus environ). Cette supériorité retranscrit la différence de volume global de ces deux plantes. Le Volume Efficace décrit donc l'espace occupé par la plante.

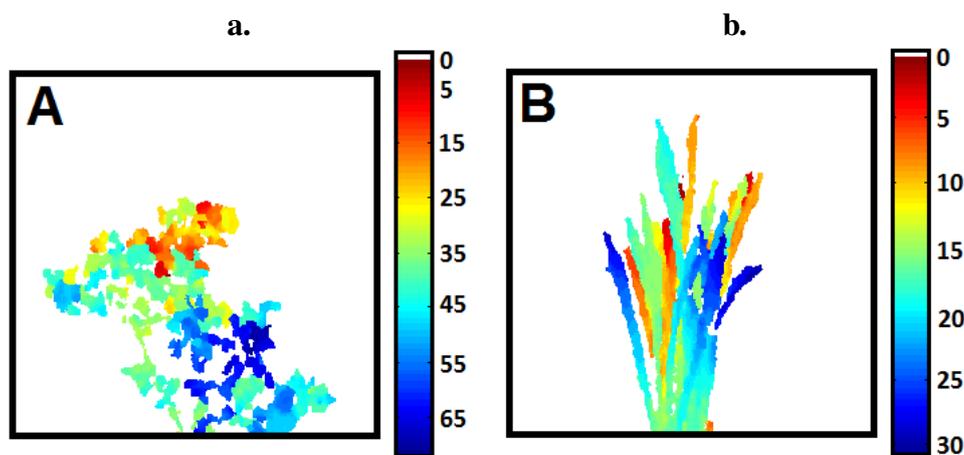


FIGURE 4.12 – Illustration du Volume Efficace pour les plantes A et B de la Fig. 4.11. **a.** et **b.** Les images de profondeur des feuillages des plantes A et B pour un angle d'observation de 75° . Les valeurs des colorbars indiquent la différence entre le maximum de profondeur et la valeur de profondeur locale Z_i (les valeurs sont données en cm). **Valeurs :** A = 0.25 m^3 et B = 0.1 m^3 .

La Symétrie 3D correspond à la moyenne des trois symétries Longitudinale, Transversale et Parallèle. La complexité du feuillage réduit fortement les probabilités d'obtenir des points symétriques. Afin d'augmenter cette probabilité, nous arrondissons les coordonnées (X , Y , Z) du nuage de points en décimètre. Pour les trois symétries, la plante B est supérieure à la plante A (voir la Fig. 4.13). Cette supériorité reflète parfaitement la forme de chacune de ces plantes. En effet, la plante B possède des feuilles larges et verticales formant un cercle. Cette disposition forme une structure plutôt symétrique dans les trois directions. Au contraire, la plante A possède une organisation plus complexe avec plusieurs axes et donc une symétrie moins marquée. La Symétrie 3D est donc un descripteur de la forme de la plante.

La Transmission quantifie la surface des zones sans feuille dans l'enveloppe convexe de la plante. Cette surface est retrouvée grâce aux pixels de fond dans l'image de profondeur. Sur la vue sélectionnée, la plante A possède une plus grande proportion de pixels de fond (voir la Fig. 4.14), sa Transmission est donc supérieure. Cette supériorité est due à deux propriétés. D'une part, la plante A

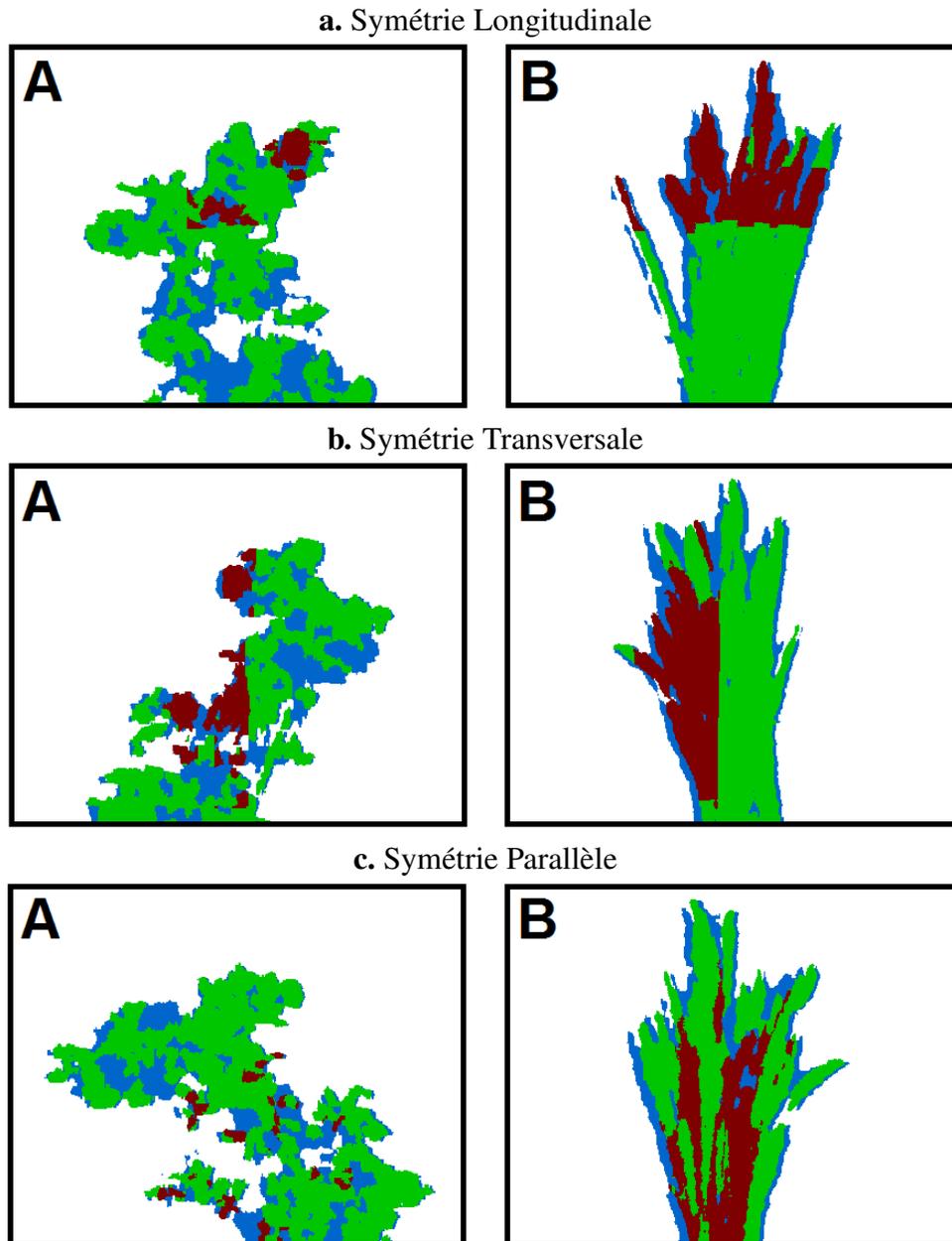


FIGURE 4.13 – Illustration de la Symétrie 3D pour les plantes A et B de la Fig. 4.11. **a.** La symétrie Longitudinale pour un angle d'observation de 120° . **Valeurs :** A = 0.1 et B = 0.37. **b.** La symétrie Transversale pour un angle d'observation de 210° . **Valeurs :** A = 0.22 et B = 0.38. **c.** La symétrie Parallèle pour un angle d'observation de 335° . **Valeurs :** A = 0.02 et B = 0.27. Pour les trois lignes, les pixels rouges ont des symétriques, les verts n'en ont pas et les pixels bleus sont des pixels non-définis.

est moins symétrique, elle possède donc plus d'espace sans feuille autour de la plante. D'autre part, son feuillage est plus éparse, elle possède donc, au contraire de la plante B, des zones sans feuille à l'intérieur de son feuillage. La Transmission est donc un indicateur de la forme de la plante.

La Lacunarité évalue la surface des zones non-accessibles pour le capteur de profondeur. Ces zones correspondent aux pixels non-définis à l'intérieur de

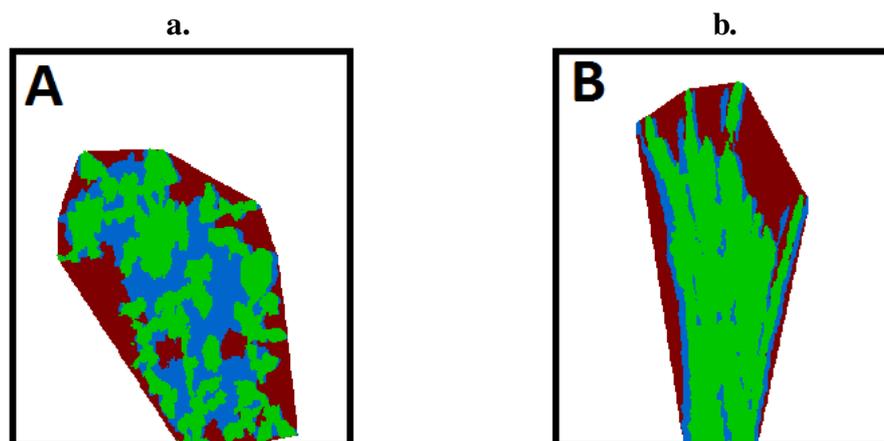


FIGURE 4.14 – Illustration de la Transmission et de la Lacunarité pour les plantes A et B de la Fig. 4.11. **a.** et **b.** Les plantes A et B pour un angle d'observation de 355° . Les pixels verts correspondent aux pixels de la plante, les pixels rouges aux pixels de Transmission et les pixels bleus aux pixels de Lacunarité. **Valeurs de Transmission** : A = 0.48 et B = 0.27. **Valeurs de Lacunarité** : A = 0.35 et B = 0.01.

l'enveloppe convexe de la plante. Pour la vue considérée, la plante A possède plus de pixels non-définis (voir la Fig. 4.14), sa Lacunarité est donc supérieure. Cette différence s'explique par les formes et constitutions des feuillages. D'une part, la forme de la plante A est moins régulière, les occlusions y sont donc favorisées. D'autre part, les feuilles larges et verticales de la plante B réfléchissent plutôt bien la lumière, alors que les petites feuilles, avec différentes orientations, de la plante A ont tendance à la piéger. La Lacunarité décrit donc la complexité de la plante, tant en forme qu'en constitution.

2.2.2 Le traitement conjoint des images

Dans cette section, nous démontrons la nécessité de traiter conjointement des images acquises tout autour de la plante pour décrire l'ensemble de son feuillage. Pour ce faire, nous avons imagé les plantes A et B de la Fig 4.11 avec notre imageur de profondeur motorisé. Ensuite, nous avons implémenté individuellement chacun de nos descripteurs morphométriques sur les soixante-douze images de profondeur délivrées par ce capteur. Notre démonstration est alors basée sur l'évolution de ces descripteurs en fonction de l'angle d'observation.

Le Volume Efficace décrit l'espace occupé par la plante. La plante A occupe plus d'espace que la plante B. Son Volume Efficace est donc supérieur à celui de la plante B pour l'ensemble des angles d'observation (voir la Fig. 4.15). Cette supériorité tout autour des plantes suggère l'éventuelle possibilité de décrire l'espace occupé à partir d'une unique vue latérale du feuillage. Cette suggestion semble peu probable car cet attribut apparaît comme très dépendant des angles d'observation. En effet, un mouvement de quelques degrés de la plante pourrait fortement diminuer la profondeur maximale vue depuis le point de vue du capteur et donc faire fortement varier le Volume Efficace observé avec une unique vue latérale.

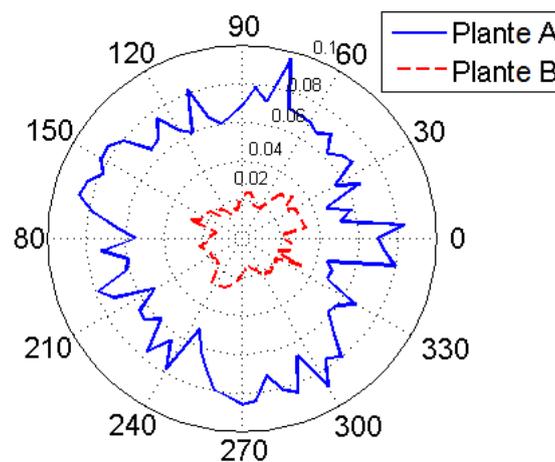


FIGURE 4.15 – L'implémentation du Volume Efficace tout autour des plantes A et B de la Fig. 4.11. Le tracé polaire représente le Volume Efficace en m^3 en fonction de l'angle d'observation. La ligne pleine correspond à la plante A, les pointillés à la plante B.

La Symétrie 3D quantifie la forme de la plante. La plante B possède une forme plus régulière que la plante A. Sa Symétrie 3D est donc globalement supérieure tout autour des plantes (voir la Fig. 4.16a). Les symétries Longitudinale (voir la Fig. 4.16b) et Parallèle (voir la Fig. 4.16c) suivent la même tendance. Cependant, cette différence de symétrie n'est pas discernable pour la symétrie Transversale (voir la Fig. 4.16d). Du point de vue de cette symétrie, la plante B possède des feuilles qui s'écartent de la majorité du feuillage ce qui provoque des diminutions du nombre de symétriques. L'observation individuelle de chaque symétrie fournit donc une information quantitative plus fine de la symétrie du feuillage.

Comme la Symétrie 3D, la Transmission décrit la forme de la plante. La plante B étant plus régulière que la plante A, sa Transmission est donc globalement inférieure sur l'ensemble des angles d'observation (voir la Fig. 4.17). La Lacunarité décrit, elle, la complexité du feuillage tant en forme qu'en constitution. La plante A est plus complexe que la plante B pour ces deux aspects, sa Lacunarité est donc globalement supérieure tout autour des plantes (voir la Fig. 4.18).

Les plantes complexes sont des structures évoluées dont la forme et la constitution varient dans l'espace. Cette variation, non-accessible avec une image unique, est retranscrite par les variations de chacun des descripteurs morphométriques en fonction de l'angle d'observation (voir les Fig. 4.15, 4.16, 4.17 et 4.18). Cette propriété révèle la nécessité de traiter conjointement différentes vues afin de pouvoir émettre une conclusion robuste sur l'ensemble du feuillage. Cette conclusion sera alors basée sur une interprétation de l'évolution du descripteur par des outils statistiques simples (moyenne, écart type, ...) ou plus évolués (descripteurs de Fourier, ...).

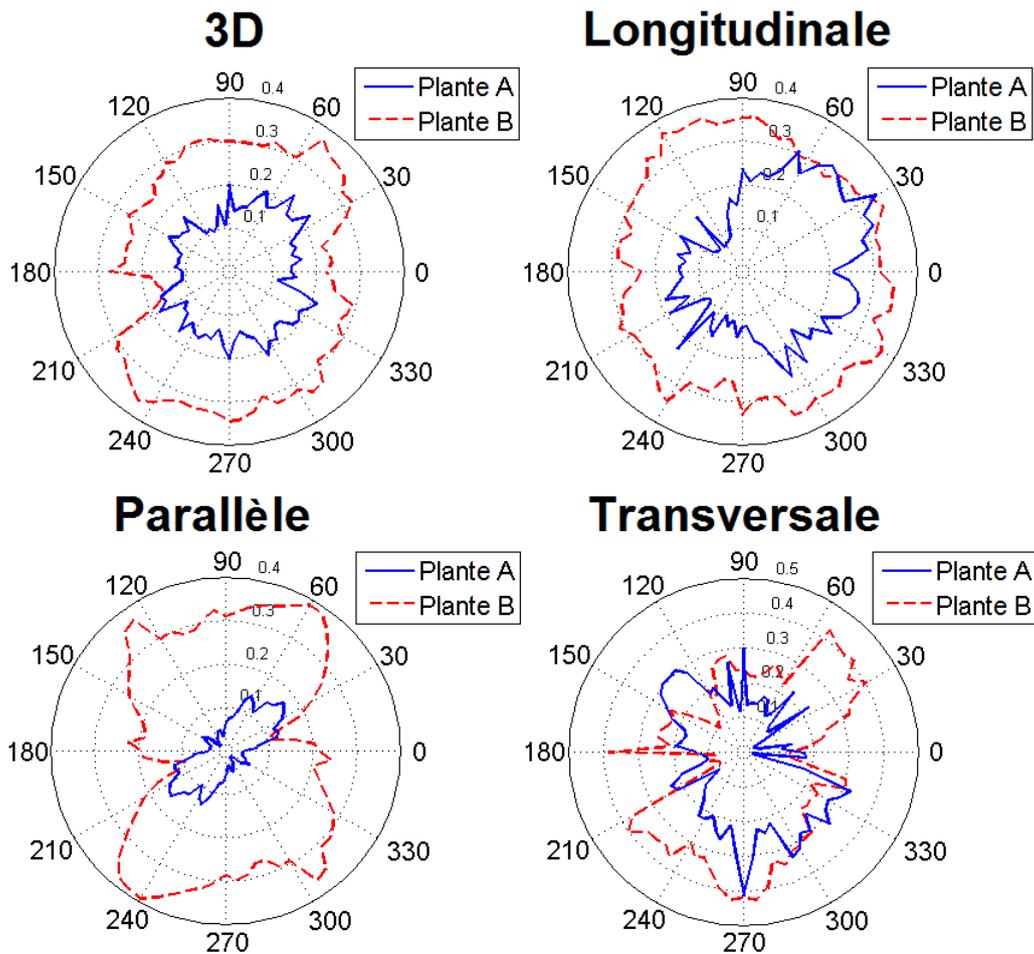


FIGURE 4.16 – L'implémentation de la Symétrie 3D tout autour des plantes A et B de la Fig. 4.11. **a.**, **b.**, **c.** et **d.** Les tracés polaires représentent respectivement les symétries 3D, Longitudinale, Parallèle et Transversale en fonction de l'angle d'observation. La ligne pleine correspond à la plante A, les pointillés à la plante B.

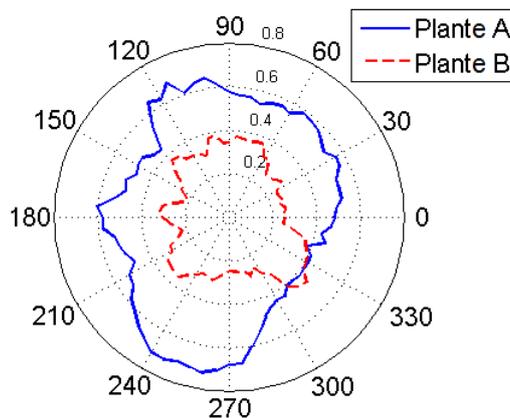


FIGURE 4.17 – L'implémentation de la Transmission tout autour des plantes A et B de la Fig. 4.11. Le tracé polaire représente la Transmission en fonction de l'angle d'observation. La ligne pleine correspond à la plante A, les pointillés à la plante B.

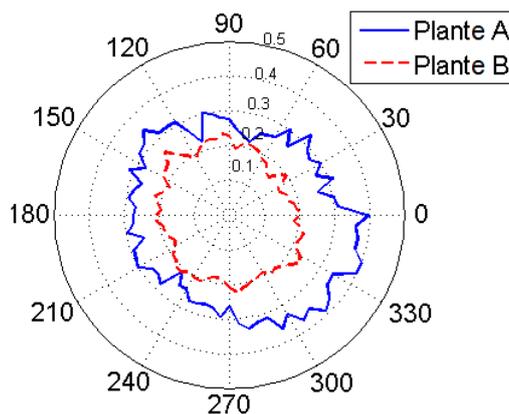


FIGURE 4.18 – L’implémentation de la Lacunarité tout autour des plantes A et B de la Fig. 4.11. Le tracé polaire représente la Lacunarité en fonction de l’angle d’observation. La ligne pleine correspond à la plante A, les pointillés à la plante B.

3 Conclusions et perspectives

Dans ce chapitre, nous avons démontré que le traitement conjoint de plusieurs vues latérales d’un imageur de profondeur donne accès à une description quantitative de l’ensemble du feuillage des plantes complexes (échelle décimétrique du domaine bio-végétal). Dans la première section, nous avons présenté quatre nouveaux descripteurs morphométriques accessibles à partir d’une seule image de profondeur. Parmi eux, le Volume Efficace correspond au volume du feuillage visible du point de vue du capteur. Il estime l’espace occupé par la plante en unité métrique. La Symétrie 3D et la Transmission quantifient la forme de la plante. La Symétrie 3D est retrouvée par l’association de trois symétries bilatérales dans trois directions privilégiées, alors que la Transmission traduit la surface de la plante qui transmet la lumière. Pour finir, la Lacunarité donne la proportion de pixels non-définis dans l’image de profondeur, décrivant ainsi la complexité, de forme et de constitution, de la plante. Dans la seconde section, nous avons démontré les potentialités du traitement conjoint de plusieurs vues latérales pour la description quantitative de l’ensemble du feuillage des plantes complexes. Cette analyse conjointe consiste à étudier l’évolution des descripteurs morphométriques à travers des images de profondeur acquises avec un imageur de profondeur motorisé. Tout d’abord, nous avons présenté cet imageur. Ensuite, nous avons démontré la pertinence de nos descripteurs morphométriques pour décrire quantitativement, mais localement, le feuillage des plantes complexes. Pour finir, nous avons démontré la nécessité de traiter conjointement plusieurs vues afin de décrire l’ensemble de ce feuillage.

Le Volume Efficace, La Symétrie 3D et la Transmission sont accessibles pour l’ensemble des imageurs de profondeur décrits dans la section 1. La Lacunarité est un descripteur qui suggère l’absence d’information. Avec ce descripteur, nous avons retourné à notre profit un inconvénient notamment présent pour les imageurs de profondeur à éclairage structuré. Dans ce chapitre, le capteur de profondeur motorisé est composé de notre imageur de profondeur et d’un plateau tournant à bas-coût. Nous démontrons les capacités de ce capteur à par-

tir de la comparaison de deux plantes aux feuillages très différents. Avec cette comparaison, nous avons tout d'abord montré que nos descripteurs morphométriques permettent de caractériser quantitativement la forme et la constitution du feuillage local. Ensuite, nous avons montré que les valeurs de ces descripteurs évoluent en fonction de l'angle d'observation de l'imageur de profondeur motorisé. Nous avons ainsi démontré la nécessité d'employer plusieurs vues pour décrire l'ensemble du feuillage.

Notre imageur de profondeur motorisé permet d'avoir accès à des informations inaccessibles avec une imagerie projective (le Volume Efficace, la Symétrie 3D et la Lacunarité). Cependant, il possède des limitations telles que la précision en profondeur, l'absence de données pour certaines zones et la durée des acquisitions. Cette dernière est fonction du nombre de vues utilisées. Un moyen pour la réduire est donc de déterminer le nombre optimal de vues qui limite les pertes d'information, mais aussi les redondances dans l'évolution des descripteurs. Ce nombre optimal est possiblement dépendant de la problématique posée. Une fois ce nombre déterminé, la description morphométrique que nous proposons peut être utilisée lors d'études architecturales ou de discriminations entre plantes d'un point de vue des espèces (tri) ou ornementale [177, 178]. Dans ce cadre, notre description peut être complétée avec de nouveaux descripteurs, par exemple ceux accessibles avec d'autres modalités d'imagerie. Justement, la Kinect, outre l'imageur de profondeur, possède une caméra couleur. Notre imageur de profondeur motorisé peut donc potentiellement se transformer en un imageur couleur-profondeur motorisé. L'imagerie couleur est totalement complémentaire du capteur de profondeur puisqu'elle donne accès à une nouvelle information. Les propriétés colorimétriques acquises tout autour de la plante pourraient alors permettre de détecter, dénombrer ou analyser les différents organes de la plante (feuilles, branches, fleurs, fruits). Le traitement conjoint des paires d'images couleur-profondeur offre donc des perspectives encore plus larges pour décrire le feuillage des plantes, mais aussi des scènes encore plus complexes comme les scènes forestières.

L'imageur de profondeur et les scènes forestières

Sommaire

1	Des méthodes de caractérisation fractale	87
1.1	La distribution du contraste	88
1.2	La distribution du gradient	89
1.3	Le spectre de puissance moyen	91
1.4	Le comptage de boîtes	92
1.5	L'intégrale de corrélation	95
2	La caractérisation fractale de scènes forestières	96
2.1	La caractérisation des images de luminance et de profondeur	97
2.2	La corrélation entre les images de luminance et de profondeur	106
2.3	La caractérisation fractale de plantes complexes	111
3	Conclusions et perspectives	113

Dans ce chapitre, nous proposons une démonstration des potentialités de notre capteur de profondeur pour les mesures quantitatives à l'échelle métrique du végétal. Nous illustrons cette échelle par des analyses statistiques à travers les échelles de scènes forestières [3, 6, 8, 13] (voir la Fig. 5.1). Avec ces analyses, nous mettons en valeur des propriétés statistiques liées à la complexité des structures végétales et identifiables par des signatures spécifiques. Ces propriétés sont donc des descripteurs quantitatifs intéressants pour caractériser les scènes forestières par traitement des images. De plus, les scènes forestières sont des scènes naturelles, scènes d'exercice de nombreux systèmes de vision, notamment pour le système visuel humain. D'une manière plus générale, analyser leurs propriétés statistiques est donc une problématique en soi afin de les modéliser, d'améliorer des algorithmes de traitement de l'information, mais aussi de mieux comprendre le fonctionnement du système visuel humain [200, 202, 203, 207, 208, 212, 221]. Pour le cas particulier du système

visuel humain, les scènes forestières représentent l'environnement naturel dans lequel il s'est développé et possiblement adapté pour traiter optimalement les statistiques de ces scènes [189, 199, 210, 215, 220, 223, 226]. Leur analyse est donc aussi pertinente pour retrouver les invariants dans lequel le système visuel humain s'est développé.

Dans ce chapitre, nous nous focalisons sur la recherche de comportement régulier à travers les échelles dans les images des scènes forestières. Ces comportements auto-similaires d'invariance d'échelle, non-triviales, traduisent une organisation structurelle spécifique, caractérisant la présence de structures et détails uniformément répartis dans une large gamme d'échelles d'observation. Ils apparaissent dans les images par la présence d'objets de différentes tailles avec des contours, des occlusions, des ombres et des couleurs répartis à différentes profondeurs et dans différentes conditions d'éclairage [189, 201, 217]. Leur présence dans les scènes naturelles a déjà été démontrée en terme d'organisation spatiale dans les images d'intensité (ou de niveaux de gris) [193, 199, 201, 204, 209, 216, 217, 218, 219, 224], d'organisation temporelle à l'intérieur de séquences d'images d'intensité [198] et d'organisation colorimétrique [192, 194, 195, 196]. Parmi ces démonstrations, celles de [199, 217, 218] sont basées sur des images d'intensité de scènes forestières. La Kinect donne accès à une paire d'images luminance (intensité ou couleur)-profondeur recalées des scènes forestières. Dans ce chapitre, nous proposons donc d'étendre les études passées aux images de profondeur et de démontrer pour la première fois à notre connaissance que des comportements réguliers à travers les échelles sont aussi présents dans les images de profondeur de ces scènes. Nous utilisons alors cette présence en luminance et en profondeur pour donner différentes descriptions quantitatives possibles des scènes forestières.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons aux informations quantitatives des scènes forestières (échelle métrique du domaine bio-végétal). Pour retrouver ces informations, nous menons une étude de caractérisation en échelles sur des paires d'images luminance-profondeur délivrées par la Kinect. La littérature scientifique fournit plusieurs méthodes statistiques de caractérisation en échelles. Dans la première section, nous présentons cinq méthodes que nous avons jugées adéquates pour traiter nos paires d'images. Dans la seconde section, nous implémentons chacune de ces méthodes indépendamment sur les images de luminance et de profondeur de scènes forestières. Avec ces implémentations, nous confirmons, pour les images de luminance, la présence de comportements réguliers et non-triviaux à travers les échelles, comportements assimilables à des propriétés fractales. Plus, nous démontrons, pour la première fois à notre connaissance, la présence de ces mêmes propriétés dans les images de profondeur associées. Lors de cette démonstration, nous illustrons les différentes signatures spécifiques de ces propriétés, donnant ainsi différentes descriptions quantitatives des scènes forestières. La similarité statistique entre la luminance et la profondeur peut suggérer une possible liaison entre ces informations, nous continuons donc cette section avec une étude de dépendance statistique entre celles-ci. Pour finir, nous la prolongeons en la reliant au Chap. 4 par l'implémentation de méthodes de caractérisation fractale sur les images de profondeur de plantes complexes.

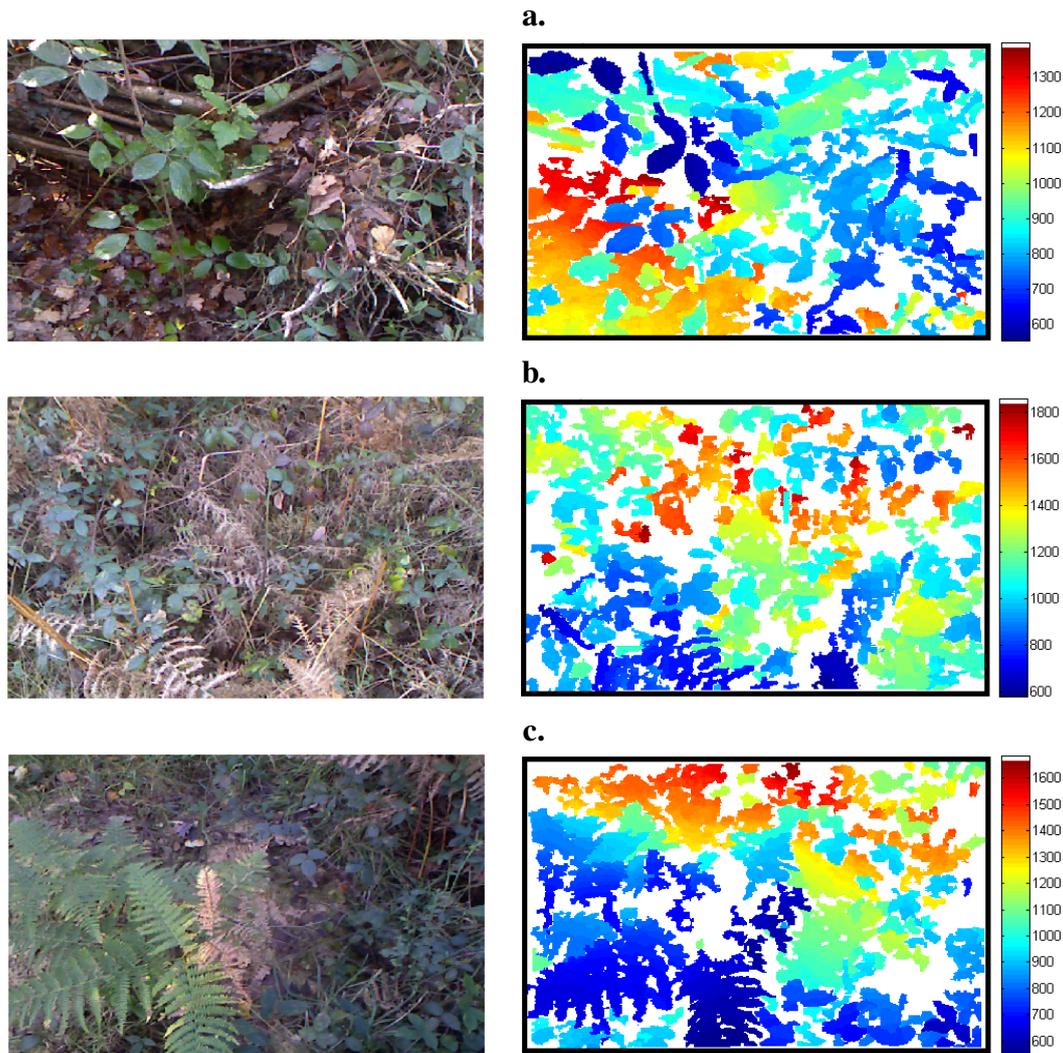


FIGURE 5.1 – Des scènes forestières. **a.**, **b.** et **c.** Les images couleur (gauche) et de profondeur (droite) de trois scènes typiques de notre étude (les profondeurs sont en millimètre).

1 Des méthodes de caractérisation fractale

Dans cette section, nous proposons la description de cinq méthodes statistiques présentant des signatures spécifiques en présence de propriétés fractales. Parmi celles-ci, trois ont été déjà utilisées pour démontrer la présence de propriétés fractales dans les images d'intensité (matrice $N \times N \times 1$) [216, 218]. Ces trois méthodes sont respectivement basées sur la distribution du contraste, la distribution du gradient et le spectre de puissance moyen. Les deux dernières méthodes ont, elles, déjà été employées pour étudier des images couleur (matrice $N \times N \times 3$) [194, 195]. Ces méthodes ne s'appliquent pas directement sur l'image couleur mais dans l'histogramme colorimétrique de celle-ci. Elles sont respectivement basées sur le comptage de boîtes et sur l'intégrale de corrélation. Dans cette section, pour chaque méthode, nous décrivons le principe de fonctionnement ainsi que la signature spécifique induite par la présence de propriétés fractales. Nous complétons chaque description par une étape méthodologique durant laquelle nous implémentons la méthode considérée sur des

images synthétiques de propriétés statistiques connues. Cette étape nous permet de vérifier la fiabilité de notre implémentation, mais aussi d'illustrer la signature spécifique attendue en présence de propriétés fractales.

1.1 La distribution du contraste

Dans cette section, nous décrivons une méthode statistique basée sur l'évolution de la distribution du contraste à travers des changements d'échelle. Par le passé, cette méthode a été utilisée pour démontrer la présence de comportements invariants à travers les échelles dans les images d'intensité de scènes naturelles [216, 218]. Elle s'applique uniquement à des images de taille $N \times N \times 1$, comme les images d'intensité ou de profondeur par exemple.

Pour une image $I(x, y)$, la distribution du contraste correspond à l'histogramme $P(I(x, y))$, fonction associant à chaque valeur de contraste le nombre de pixels de l'image prenant cette valeur. La méthode présentée dans cette section consiste à analyser l'évolution de cet histogramme en fonction de l'échelle d'observation. Les différentes échelles d'observation sont simulées par l'intermédiaire d'agrégations de pixels. Une agrégation de pixels consiste à réunir, dans un même pixel, les pixels voisins appartenant à un bloc de $N \times N$ pixels. La valeur de contraste du pixel résultant est alors égale à la moyenne de tous les pixels du bloc. Pour une image $I(x, y)$, l'image $I_N(x, y)$, correspondant à l'échelle d'observation N , est obtenue après les agrégations, sans superposition, de tous les blocs de $N \times N$ pixels la composant (voir la Fig. 5.2). Pour comparer les distributions du contraste $P_N(I_N(x, y))$ de chaque échelle N , les images $I_N(x, y)$ sont normalisées à la moyenne nulle et à l'écart-type unité. La présence de comportements réguliers à travers les échelles dans l'image $I(x, y)$ se matérialise alors par la superposition de tous les histogrammes $P_N(I_N(x, y))$.

Durant une étape méthodologique, nous appliquons cette méthode sur trois images synthétiques de référence (voir la Fig. 5.3). Nous commençons tout d'abord avec l'image d'un bruit blanc dont la distribution du contraste suit une loi gaussienne (voir la Fig. 5.3a). La valeur de chaque pixel est tirée aléatoirement de façon indépendante ce qui induit la présence de comportements invariants à travers les échelles dans cette image. Celles-ci sont mises en valeur par la superposition des différents histogrammes $P_N(I_N(x, y))$ (voir la Fig. 5.3a). Ensuite, nous nous intéressons à deux images de référence possédant des distributions du contraste non-gaussiennes et présentant, en plus, des dépendances spatiales entre pixels. La première est composée d'un objet et d'un fond suivant deux distributions gaussiennes différentes (voir la Fig. 5.3b). La seconde est composée de la répétition périodique d'un motif tiré selon une loi uniforme, donc non-gaussienne (voir la Fig. 5.3c). Les distributions non-gaussiennes et les dépendances spatiales de ces images sont synonymes d'absence de comportements réguliers à travers les échelles. Les différents histogrammes $P_N(I_N(x, y))$ de ces images ne sont donc pas superposés (voir la Fig. 5.3b et c).

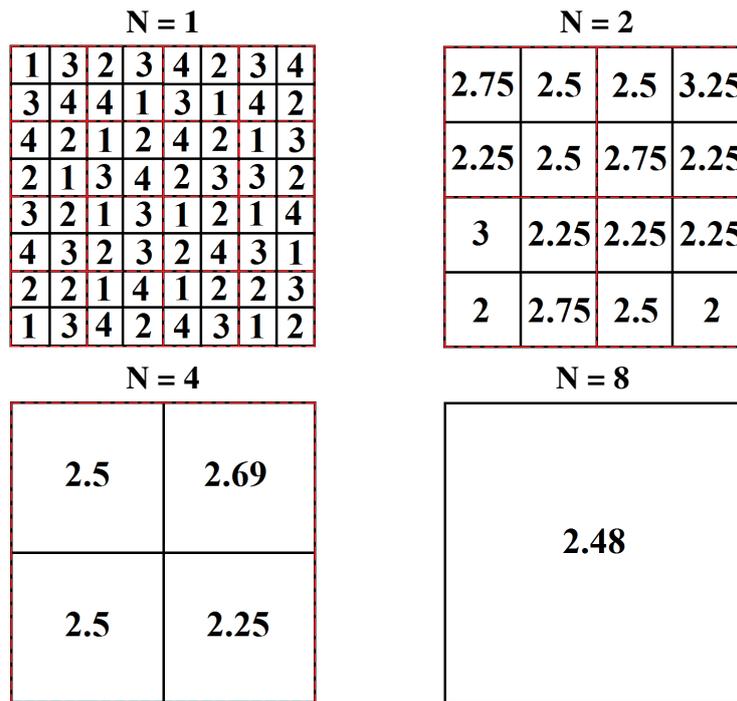


FIGURE 5.2 – La simulation des changements d'échelle par des agrégations de pixels dans une image de taille $8 \times 8 \times 1$.

1.2 La distribution du gradient

Dans cette section, nous nous intéressons à une méthode statistique très proche de la méthode précédente. En effet, comme précédemment, l'analyse statistique porte sur l'évolution d'une distribution à travers des changements d'échelle. Cependant, cette fois, l'information considérée n'est plus le contraste de l'image mais l'amplitude de son gradient. Cette méthode est présentée dans la littérature scientifique comme étant adéquate pour étudier les comportements réguliers à travers les échelles dans les images d'intensité [216, 218]. Elle est donc, comme précédemment, adaptée pour des images de taille $N \times N \times 1$.

Comme pour la méthode précédente, les changements d'échelle sont simulés par des agrégations de pixels. De la même façon, pour chaque échelle N , l'image $I_N(x, y)$ est normalisée à la moyenne nulle et à l'écart-type unité. Cependant, cette fois, chaque image $I_N(x, y)$ est ensuite transformée sous la forme de l'amplitude $|\nabla I_N(x, y)|$ de son gradient tel que

$$|\nabla I_N(x, y)| = \sqrt{D_x(x, y)^2 + D_y(x, y)^2} \text{ avec} \quad (5.1)$$

$$D_x(x, y) = I_N(x + 1, y) - I_N(x, y) \text{ et } D_y(x, y) = I_N(x, y + 1) - I_N(x, y).$$

L'amplitude $|\nabla I_N(x, y)|$ du gradient est une image de même taille que l'image $I_N(x, y)$. Pour chaque échelle N , sa distribution correspond donc à l'histogramme $P_N(|\nabla I_N(x, y)|)$. La présence de comportements réguliers est, là aussi, traduite par la superposition des histogrammes $P_N(|\nabla I_N(x, y)|)$ pour toutes les échelles N .

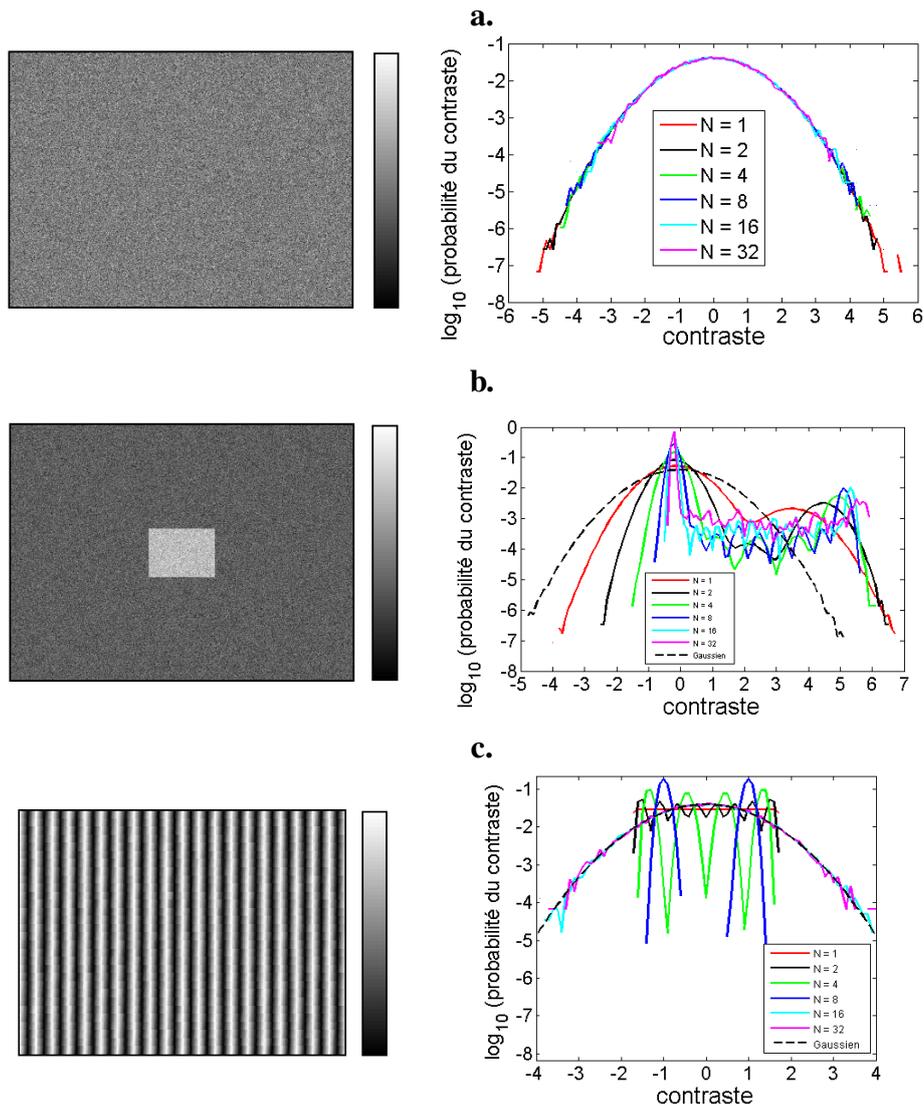


FIGURE 5.3 – Trois images synthétiques de référence et leurs histogrammes $P_N(I_N(x, y))$ de la distribution du contraste. **a.** Une image d'un bruit blanc dont la distribution du contraste suit une loi gaussienne. **b.** Une image composée d'un objet et d'un fond suivant deux distributions gaussiennes différentes. **c.** Une image composée de la répétition périodique d'un motif tiré selon une loi uniforme.

Pour cette méthode, l'étape méthodologique est effectuée en considérant les mêmes images de référence que précédemment (voir la Fig. 5.4). La première image suit un comportement régulier à travers les échelles, comportement souligné par la superposition des différents histogrammes $P_N(|\nabla I_N(x, y)|)$ (voir la Fig. 5.4a). Cette image étant construite suivant une loi gaussienne, l'amplitude de son gradient suit une distribution de Rayleigh. Les deux autres images symbolisent l'absence d'un comportement invariant à travers les échelles. Leurs différents histogrammes $P_N(|\nabla I_N(x, y)|)$ ne sont donc pas superposés à toutes les échelles N (voir la Fig. 5.4b et c).

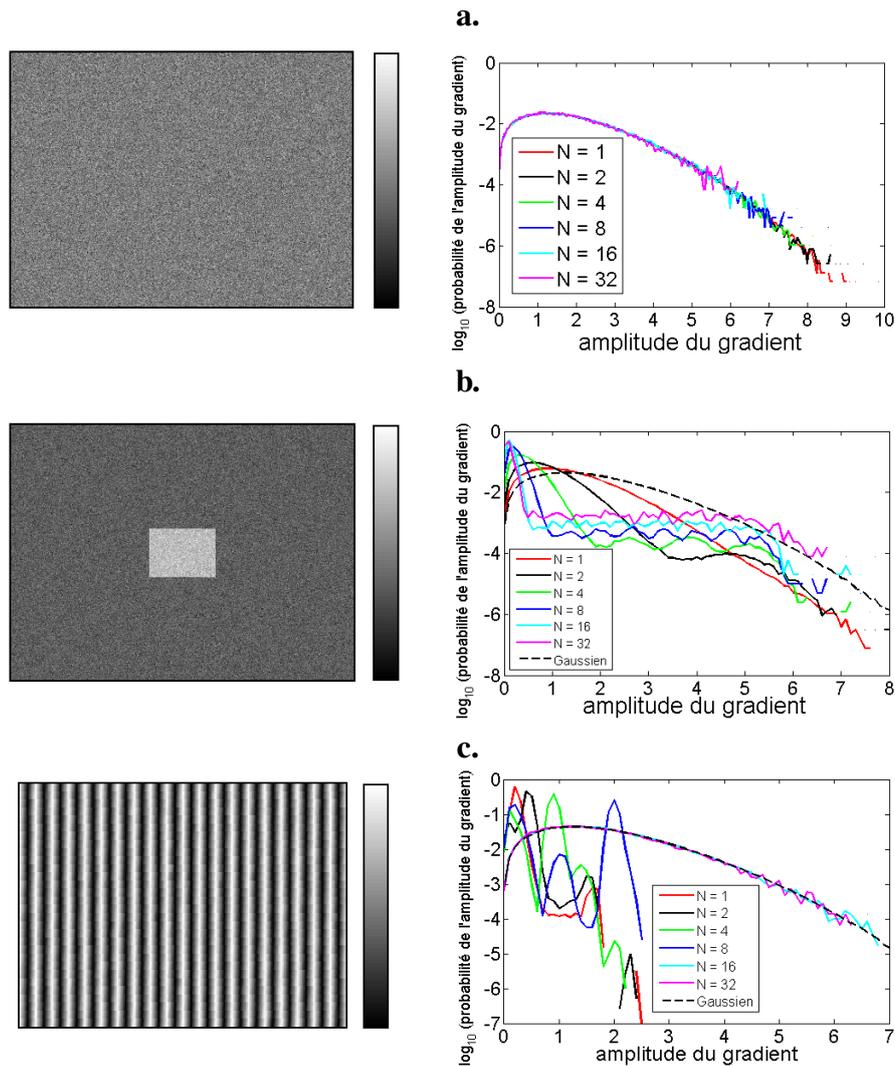


FIGURE 5.4 – Trois images synthétiques de référence et leurs histogrammes $P_N(|\nabla I_N(x, y)|)$ de la distribution du gradient. Les trois images sont identiques à celles de la Fig. 5.3.

1.3 Le spectre de puissance moyen

Dans cette section, nous décrivons une méthode analysant les propriétés statistiques des images dans le domaine fréquentiel. Avec cette méthode, les propriétés fractales sont recherchées par l'analyse de l'évolution du spectre de puissance moyen en fonction des fréquences spatiales. Comme les deux premières méthodes présentées, cette méthode s'applique uniquement à des images de taille $N \times N \times 1$ et a déjà été appliquée à des images d'intensité [216, 218].

Le spectre de puissance $P(\rho, \theta)$ de l'image $I(x, y)$ est l'expression de cette image dans le domaine fréquentiel tel que

$$P(\rho, \theta) = |\mathbf{TF}[I(x, y)]|^2 \quad (5.2)$$

avec $\mathbf{TF}[\dots]$ désignant la transformée de Fourier bidimensionnelle de l'image. Le spectre de puissance moyen $\overline{P(\rho)}$ correspond alors au moyennage angulaire du spectre de puissance tel que

$$\overline{P(\rho)} = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} P(\rho, \theta) d\theta. \quad (5.3)$$

En présence de propriétés fractales, le spectre de puissance moyen suit, spécialement pour les basses fréquences et pour une gamme significative de fréquences (d'échelles), une loi de puissance décroissante tel que

$$\overline{P(\rho)} = A\rho^{-a}. \quad (5.4)$$

avec a appelé l'exposant de la loi de puissance non-entier.

L'étape méthodologique concernant cette méthode reprend la première image des méthodes précédentes, mais s'appuie ensuite sur deux nouvelles images synthétiques (voir la Fig. 5.5). La première image est donc encore une fois un bruit blanc de distribution gaussienne (voir la Fig. 5.5a). Ce type de distribution induit une répartition équiprobable des fréquences spatiales. Le spectre de puissance moyen $\overline{P(\rho)}$ de cette image suit donc une loi de puissance d'exposant a nul, traduisant ainsi cette équiprobabilité et donc un comportement régulier à travers les échelles. Cette loi de puissance se transforme en une fonction affine lorsque les valeurs logarithmiques des variables sont considérées (voir la Fig. 5.5a). La deuxième image de référence est le résultat du filtrage du bruit précédent par un filtre passe-bas de noyau pyramidal (voir la Fig. 5.5b). Ce filtrage perturbe l'équiprobabilité des fréquences spatiales en induisant des corrélations entre les intensités pour une gamme de fréquences dépendante de la taille du noyau. Cette perturbation est visible sur le spectre de puissance moyen $\overline{P(\rho)}$ qui, à partir d'une fréquence de coupure définie par la taille du noyau, s'éloigne de la loi de puissance d'exposant $a = 0$ pour suivre une autre loi d'exposant $a = 4$ dans les hautes fréquences. Le filtrage modifie donc le comportement régulier à travers les échelles du bruit blanc pour aboutir à deux comportements différents en fonction de l'échelle d'observation. Pour finir, la dernière image de référence est composée d'un objet bien contrasté de dimensions spatiales définies sur un fond homogène (voir la Fig. 5.5c). Cette image est dominée par des échelles spatiales bien déterminées excluant la possibilité de propriétés fractales. Le spectre de puissance moyen $\overline{P(\rho)}$ ne suit donc pas une loi de puissance unique, mais est jalonné par des rebonds dont la taille de départ est proportionnelle aux dimensions de l'objet (fonction de Bessel).

1.4 Le comptage de boîtes

Dans cette section, contrairement aux sections précédentes, nous nous intéressons à une méthode statistique développée pour analyser la présence de propriétés fractales dans les images couleur [194, 195]. Cette méthode, basée sur un comptage de boîtes dans l'espace, analyse la distribution spatiale de données représentées dans un espace tridimensionnel, tel que les histogrammes colorimétriques des images couleur ou les nuages de points délivrés par un capteur de profondeur.

Tous les points d'un nuage de points, ou toutes les couleurs d'une image

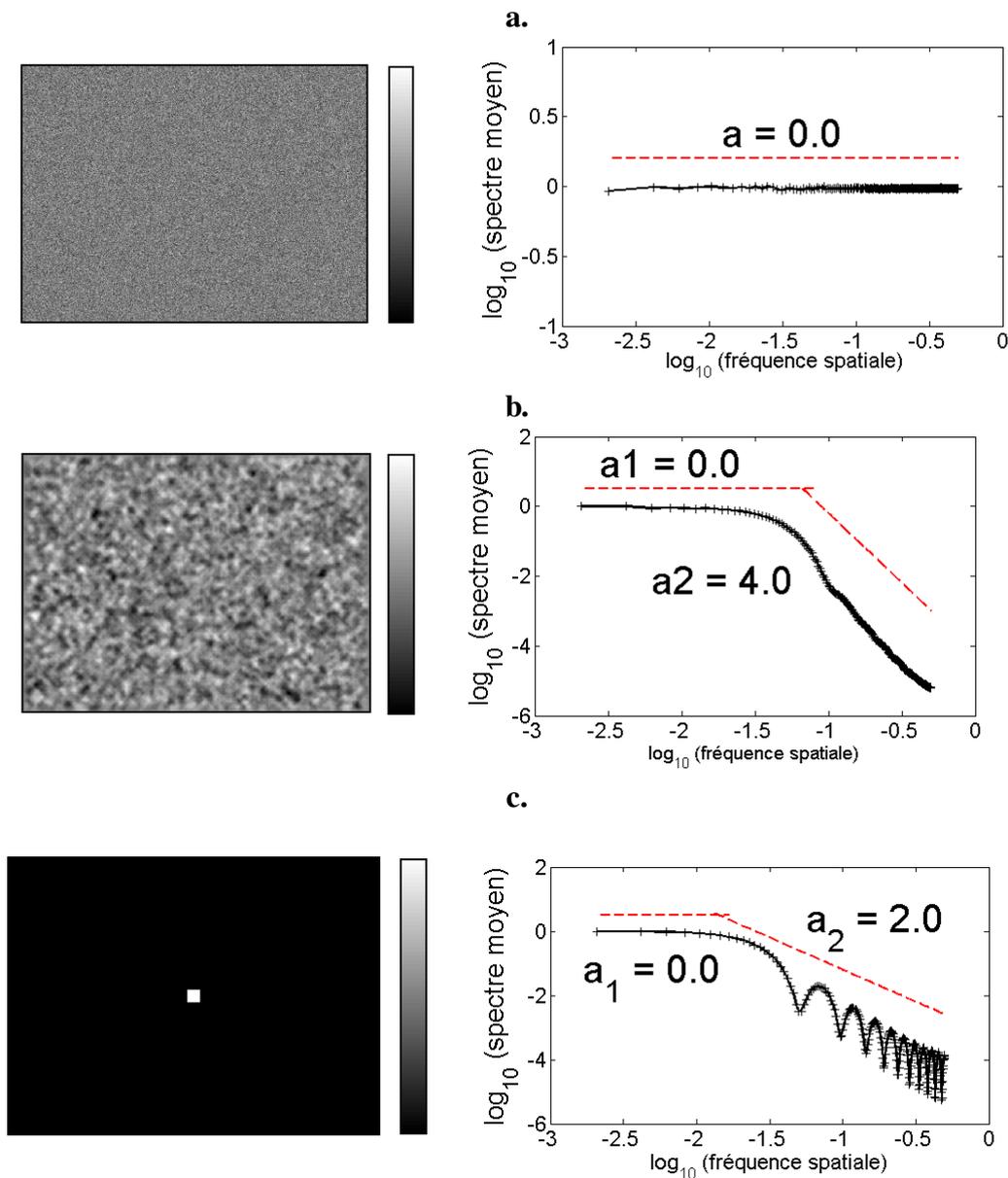


FIGURE 5.5 – Trois images synthétiques de référence et leur spectre de puissance moyen $\overline{P(\rho)}$. **a.** Une image d'un bruit blanc de distribution gaussienne. **b.** Une image dont la distribution initialement gaussienne a subi un filtrage passe-bas pyramidal. **c.** Une image composée d'un objet bien contrasté de dimensions spatiales définies sur un fond homogène.

dans le cube colorimétrique, peuvent être entièrement recouverts par un certain nombre $N(r)$ de boîtes de côté r et de volume r^3 (voir la Fig. 5.6 pour une illustration dans un plan). Naturellement, plus les dimensions des boîtes augmentent et plus le nombre de boîtes $N(r)$ nécessaires pour recouvrir le nuage de points diminue. Avec cette méthode, la présence de propriétés fractales dans un nuage de points est déterminée en analysant l'évolution du nombre de boîtes $N(r)$ en fonction de la dimension r des boîtes. En présence de ces propriétés, le nombre de boîtes $N(r)$ suit, spécialement pour les petites dimensions et pour une gamme significative de dimensions (d'échelles), une loi de puissance

décroissante d'exposant non-entier tel que

$$N(r) = Ar^{-a}. \quad (5.5)$$

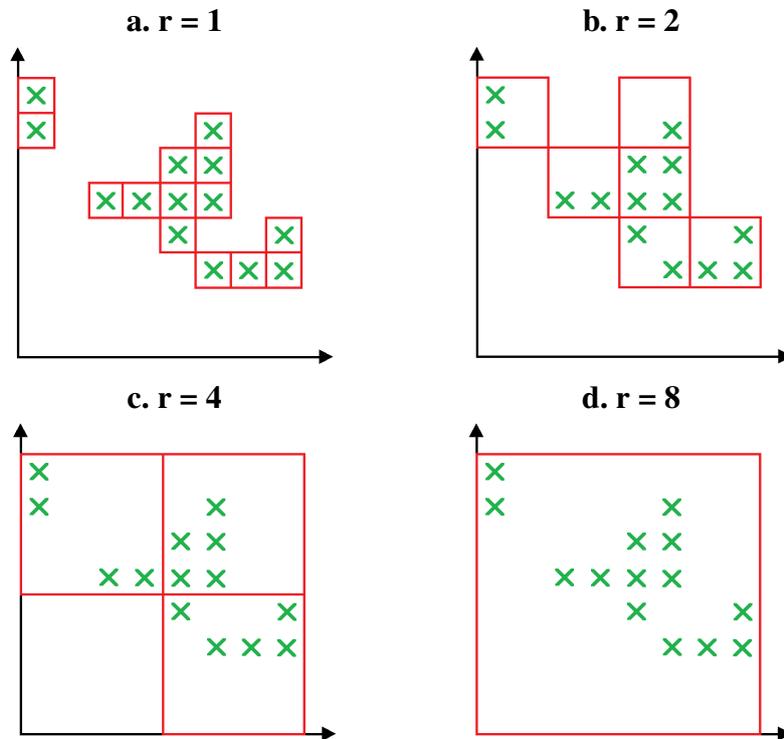


FIGURE 5.6 – Le recouvrement d'un nuage de points bidimensionnel de 14 points par $N(r)$ carrés de côté r . **a.** Pour $r = 1$, Il faut 14 carrés pour entièrement recouvrir le nuage de points. **b.** Pour $r = 2$, Il en faut 6. **c.** Pour $r = 4$, Il en faut 3. **d.** Pour $r = 8$, Il en faut 1.

L'étape méthodologique que nous mettons en œuvre pour cette méthode est basée sur trois nouvelles images synthétiques de référence (voir la Fig. 5.7). Ces trois images sont des images couleur de taille 256×256 pixels. La première est composée de pixels associés à des triplets (G, G, G) , décrivant les valeurs prises pour chaque canal RVB, pour G tiré de manière aléatoire dans l'intervalle $[0, 255]$ (voir la Fig. 5.7a). De part sa constitution, cette image possède un histogramme colorimétrique unidimensionnel et présente un comportement invariant à travers les échelles. Ce comportement étant régulier mais trivial, l'évolution du nombre de boîtes $N(r)$ associées à cette image suit une loi de puissance, signature du comportement régulier, mais d'exposant entier $a = 1$, signature de la dimension de son histogramme colorimétrique (voir la Fig. 5.8a). L'histogramme colorimétrique de l'image suivante possède une dimension supplémentaire (voir la Fig. 5.7b). Pour cette image, chaque pixel correspond à un triplet (R_0, V, B) pour $R_0 = 50$ et V et B tirés indépendamment de manière aléatoire dans l'intervalle $[0, 255]$, ce qui induit un comportement régulier et trivial à travers les échelles. D'une façon similaire à l'image précédente, le nombre de boîtes $N(r)$ suit une loi de puissance mais cette fois avec un exposant $a = 2$ (voir la Fig. 5.8b). Pour la dernière image, l'histogramme colorimétrique gagne encore une dimension pour remplir de façon uniforme l'ensemble du cube colorimétrique. Chaque pixel de cette image est associé à un triplet aléatoire $(R, V,$

B) pour R , V et B tirés indépendamment dans l'intervalle $[0, 255]$ (voir la Fig. 5.7c). Cette image possède, comme les précédentes, de l'invariance d'échelle triviale. Cependant, cette fois, le nombre de boîtes $N(r)$ de cette image ne suit pas comme attendu une unique loi de puissance avec un exposant entier correspondant à la dimension de son histogramme colorimétrique (voir la Fig. 5.8c). Malgré tout, la loi de puissance d'exposant $a = 3$ est présente pour les grandes dimensions. Pour les petites dimensions, le nombre de boîtes $N(r)$ suit une loi de puissance d'exposant nul correspondant à une saturation. En effet, pour l'image considérée, le nombre maximum de boîtes de dimension $r = 1$, envisageable si tous les pixels de l'image ont des couleurs différentes, est de $256 \times 256 = 2^{16}$ boîtes (équivalent au nombre total de pixels) ce qui est inférieur à l'ordonnée à l'origine de la loi de puissance d'exposant $a = 3$ suivie. Cette propriété de l'image oblige ainsi la saturation du nombre de boîtes $N(r)$ à une valeur inférieure ou égale à 2^{16} . La présence de cette possible saturation est à garder en mémoire pour l'analyse des images des scènes forestières.

1.5 L'intégrale de corrélation

Dans cette section, nous décrivons la dernière méthode de caractérisation fractale employée dans ce chapitre. Comme la précédente, celle-ci s'applique sur des données tridimensionnelles telles que les histogrammes colorimétriques des images couleur [194, 195]. Cependant, au contraire de la méthode précédente qui traite le nuage de points comme un ensemble, cette méthode analyse chaque point individuellement afin d'aboutir, par moyennage, à l'évolution de l'intégrale de corrélation du nuage de points global.

Dans un nuage de points, chaque point i possède, en fonction de la distribution des points, un nombre de voisins $C_i(r)$ situés à une distance inférieure à la distance r . En d'autres termes, $C_i(r)$ correspond au nombre de points inclus dans la sphère de rayon r et de centre i (voir la Fig. 5.6 pour une illustration dans un plan). Pour chaque point i , seules les sphères entièrement comprises à l'intérieur des limites du nuage de points sont considérées. L'intégrale de corrélation $C(r)$ du nuage de points est alors obtenue par le moyennage des valeurs $C_i(r)$ de chaque point i du nuage de points. Naturellement, plus la distance r augmente et plus l'intégrale de corrélation $C(r)$ augmente. En présence de propriétés fractales, l'intégrale de corrélation $C(r)$ suit, spécialement pour les petits rayons et pour une gamme significative de rayons (d'échelles), une loi de puissance croissante d'exposant non-entier tel que

$$C(r) = Ar^a. \quad (5.6)$$

Pour cette méthode, l'étape méthodologique se base sur les mêmes images couleur que la méthode précédente (voir la Fig. 5.7). Ces trois images présentent des comportements réguliers et triviaux à travers les échelles, leur intégrale de corrélation suit donc une unique loi de puissance respectivement avec un exposant $a = 1, 2, 3$ (voir la Fig. 5.10). Comme pour la méthode précédente, la valeur de l'exposant a traduit les dimensions des nuages de points, respective-

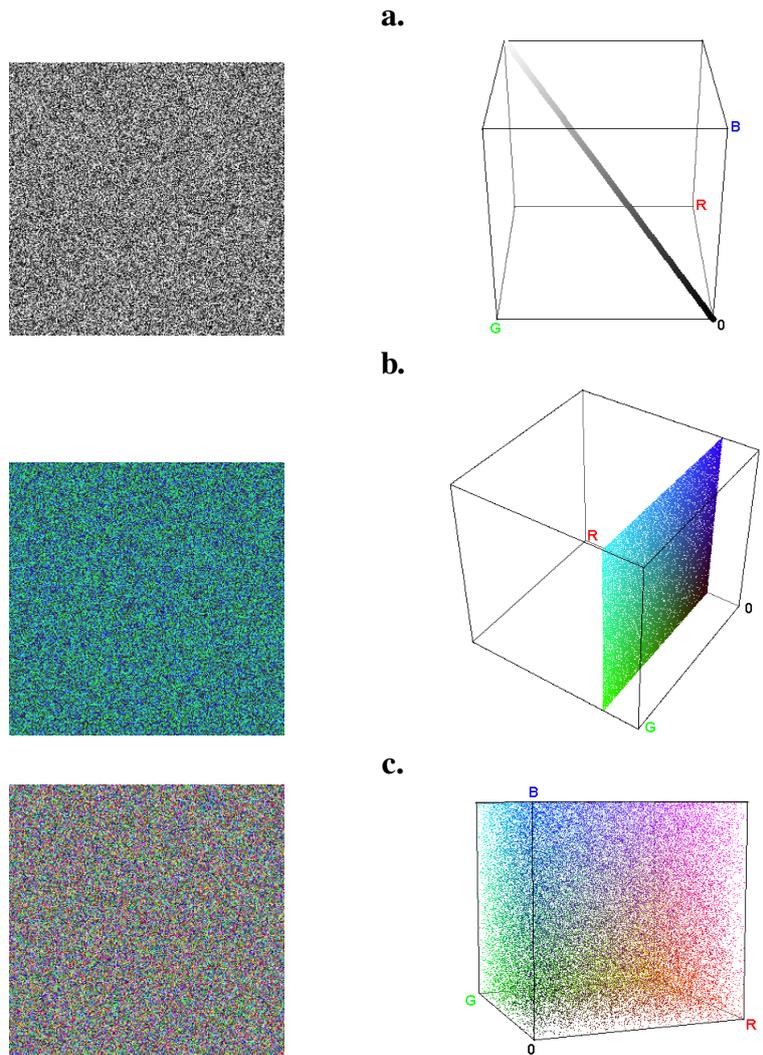


FIGURE 5.7 – Trois images synthétiques de référence de taille 256×256 pixels et leur histogramme colorimétrique. **a.** Une image couleur dont chaque pixel correspond au triplet (G, G, G) pour G tiré de manière aléatoire dans l'intervalle $[0, 255]$. **b.** Une image couleur dont chaque pixel correspond au triplet (R_0, V, B) pour $R_0 = 50$ et V et B tirés indépendamment de manière aléatoire dans l'intervalle $[0, 255]$. **c.** Une image couleur dont chaque pixel correspond au triplet (R, V, B) pour R, V et B tirés indépendamment de manière aléatoire dans l'intervalle $[0, 255]$.

ment uni-, bi- et tridimensionnel.

2 La caractérisation fractale de scènes forestières

Dans cette section, nous proposons une démonstration de la description quantitative des scènes forestières par l'intermédiaire de la présence de propriétés fractales dans les paires d'images luminance-profondeur. Pour faire cette démonstration, nous nous appuyons sur quarante-cinq scènes forestières. Les paires d'images de ces scènes ont été acquises dans la forêt de Brain-Sur-Longuenée située dans le Maine-et-Loire en France en octobre 2011. Elles ont été spécialement choisies pour limiter le nombre de points non-définis dans les

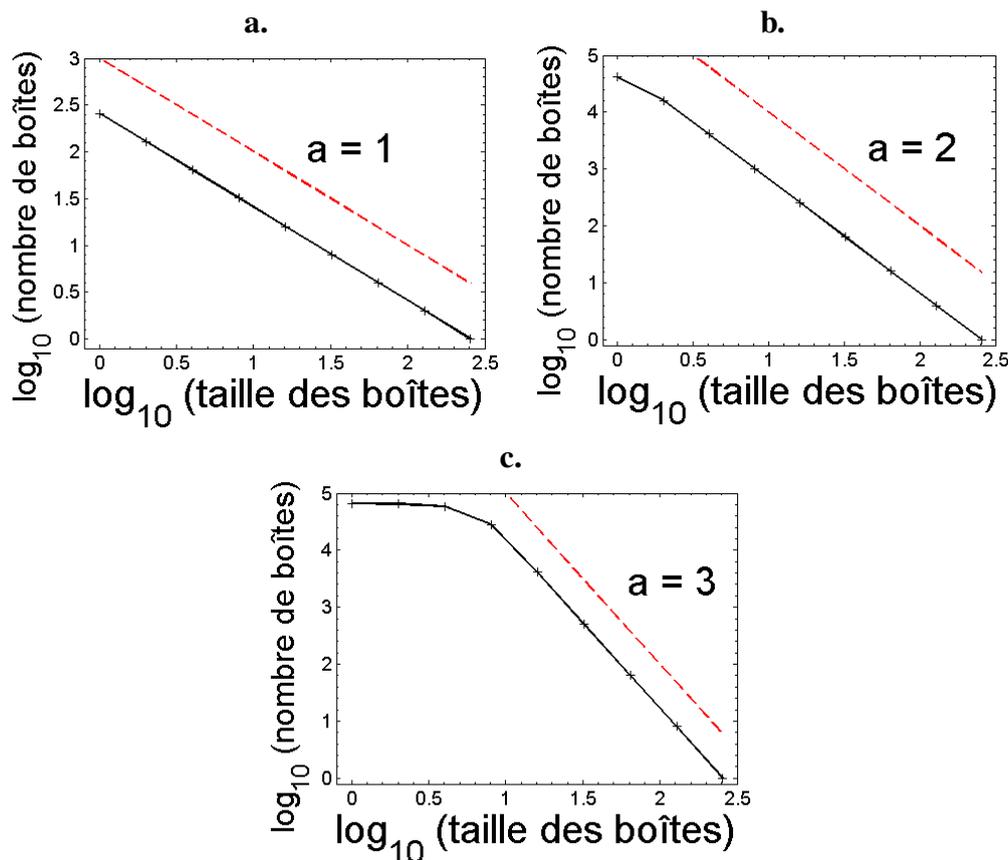


FIGURE 5.8 – L'implémentation de la méthode basée sur le comptage de boîtes sur les images de la Fig. 5.7. **a.**, **b.** et **c.** L'évolution du nombre de boîtes $N(r)$ en fonction de la dimension r pour des histogrammes colorimétriques respectivement uni-, bi- et tridimensionnel.

images de profondeur (voir la Fig. 5.1 pour des exemples typiques). Dans cette section, nous commençons par appliquer les cinq méthodes présentées précédemment sur les images de ces scènes. Grâce à ces méthodes, nous donnons des descripteurs quantitatifs pour les scènes forestières mais nous démontrons aussi, pour la première fois à notre connaissance, la présence de propriétés fractales aussi bien dans les images de luminance que de profondeur des scènes naturelles. Afin d'essayer de comprendre cette similarité, nous poursuivons cette section avec une étude de dépendance statistique entre ces images. Pour finir, nous la concluons avec la caractérisation fractale d'une échelle inférieure du domaine bio-végétal, le feuillage des plantes complexes.

2.1 La caractérisation des images de luminance et de profondeur

Dans cette section, nous faisons la description quantitative des quarante cinq scènes forestières de notre ensemble. Nous effectuons cette description en appliquant indépendamment les cinq méthodes présentées précédemment sur les images de luminance (intensité ou couleur) et de profondeur de ces scènes naturelles. Pour chaque méthode et pour chaque type d'image, l'attribut statistique finalement observé correspond à la moyenne des attributs statistiques obtenus pour l'ensemble des images individuelles. Afin d'apprécier la variabilité d'un

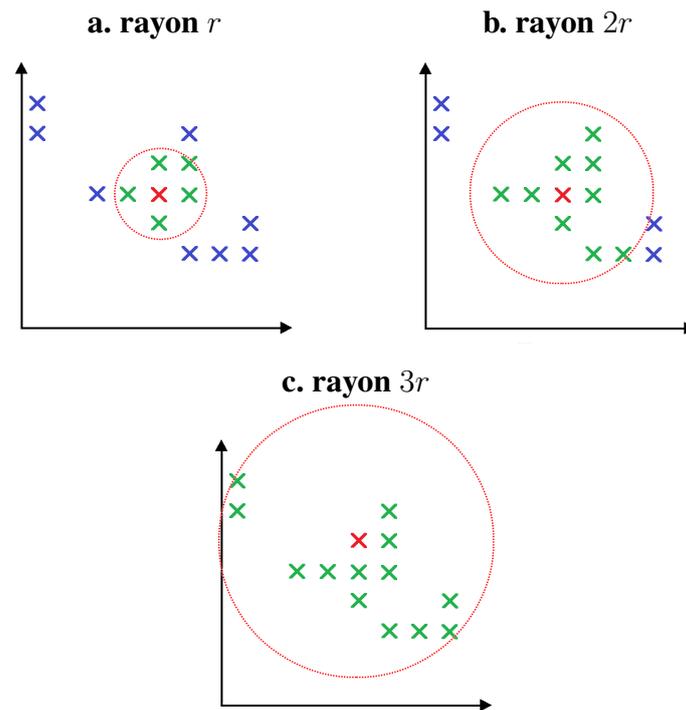


FIGURE 5.9 – Le nombre de voisins (croix vertes) compris dans un cercle de rayon r et de centre i (croix rouge) pour un nuage de points de 13 points. **a.** Pour une distance r , il y a 5 voisins à une distance inférieure à r . **b.** Pour $2r$, il y en a 9. **c.** Pour $3r$, il y en a 13.

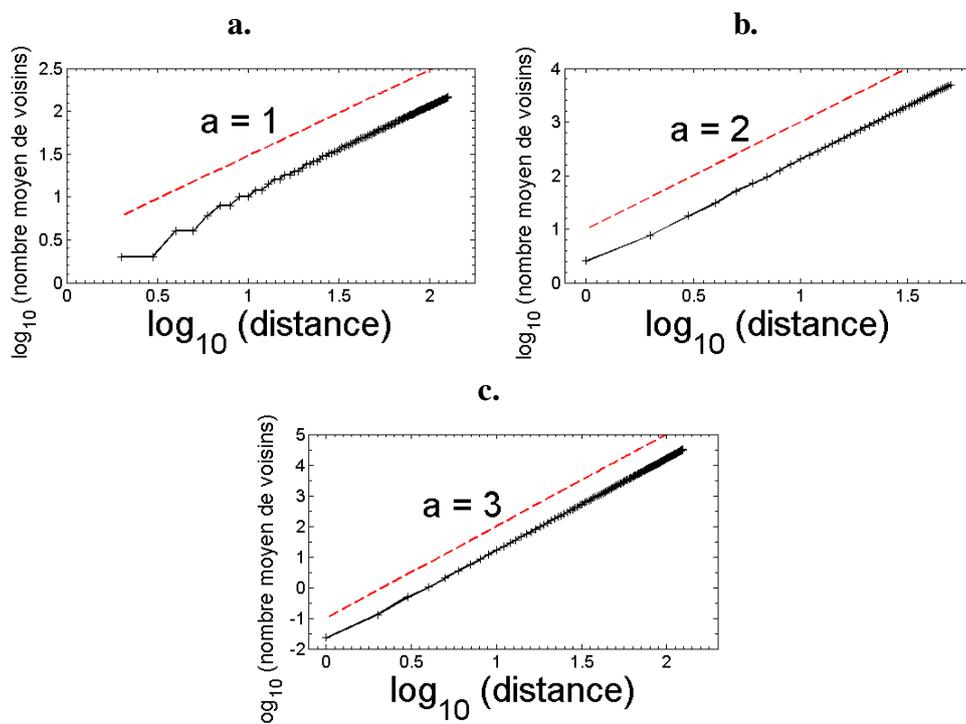


FIGURE 5.10 – L'implémentation de la méthode basée sur l'intégrale de corrélation sur les images de la Fig. 5.7. **a.**, **b.** et **c.** L'évolution de l'intégrale de corrélation $C(r)$ en fonction de la distance r pour des histogrammes colorimétriques respectivement uni-, bi- et tridimensionnel.

attribut statistique à travers les images de notre ensemble, chaque attribut statistique final est accompagné d'un graphique supplémentaire indiquant les barres d'erreur à plus ou moins l'écart type. Les images d'intensité des scènes forestières ont déjà fait l'objet de caractérisations fractales [199, 217, 218]. Pour ces images, nous confirmons donc seulement les signatures spécifiques démontrées par le passé. Par contre les images couleur et de profondeur de ces scènes n'ont, à notre connaissance, jamais été caractérisées de la sorte. Nous décrivons donc pour la première fois les signatures spécifiques des scènes forestières pour ces types d'images. Dans cette section, nous donnons tout d'abord les attributs statistiques obtenus pour chaque méthode de caractérisation fractale. Nous la terminons ensuite par des conclusions générales portant sur l'ensemble des attributs statistiques obtenus.

Les méthodes basées sur les distributions du contraste et du gradient ainsi que sur le spectre de puissance moyen s'appliquent à des images de taille $N \times N \times 1$. Les appliquer à une image de profondeur ne pose aucun problème. Par contre, l'image couleur $I(x, y)$ délivrée par la Kinect doit être transformée en une image d'intensité $Y(x, y)$ (voir la Fig. 5.11 (gauche)) avec l'équation standard

$$Y(x, y) = 0.30R(x, y) + 0.59V(x, y) + 0.11B(x, y) \quad (5.7)$$

avec $R(x, y)$, $V(x, y)$ et $B(x, y)$ correspondant aux valeurs respectives des canaux rouge, vert et bleu de l'image couleur $I(x, y)$. De plus, afin d'être insensible à tout changement uniforme de l'image, nous transformons encore l'image de luminance $Y(x, y)$ sous la forme d'un contraste $\phi(x, y)$ (voir la Fig. 5.11 (droite)) tel que

$$\phi(x, y) = \ln \left[\frac{I(x, y)}{I_0} \right] \quad (5.8)$$

avec I_0 choisi pour avoir un contraste moyen $\langle \phi(x, y) \rangle$ nul. D'après [218], cette transformation permet de mieux observer la présence de propriétés fractales dans les images d'intensité.

Nous commençons la caractérisation fractale des quarante-cinq scènes naturelles de notre ensemble avec la méthode statistique basée sur la distribution du contraste (voir la Fig. 5.12). Pour les images d'intensité, les différents histogrammes $P_N(\phi(x, y))$ sont superposés et s'éloignent de la distribution gaussienne pour les faibles contrastes (voir la Fig. 5.12a). Ce comportement est similaire à celui démontré par [216, 218]. Pour les images de profondeur, nous avons adapté notre implémentation afin de contourner la présence des pixels non-définis. Dans la nouvelle implémentation, les pixels non-définis ne sont pas pris en compte lors de la mise en place des histogrammes $P_N(I_N(x, y))$ et des agrégations de pixels simulant les différentes échelles N . Avec cette adaptation, les différents histogrammes $P_N(I_N(x, y))$ des images de profondeur se superposent (voir la Fig. 5.12b). Au contraire des images de luminance, ces histogrammes s'éloignent de la distribution gaussienne pour les contrastes élevés.

D'une façon similaire, nous continuons avec la méthode basée sur la distribution du gradient (voir la Fig. 5.13). De la même manière que la distribution

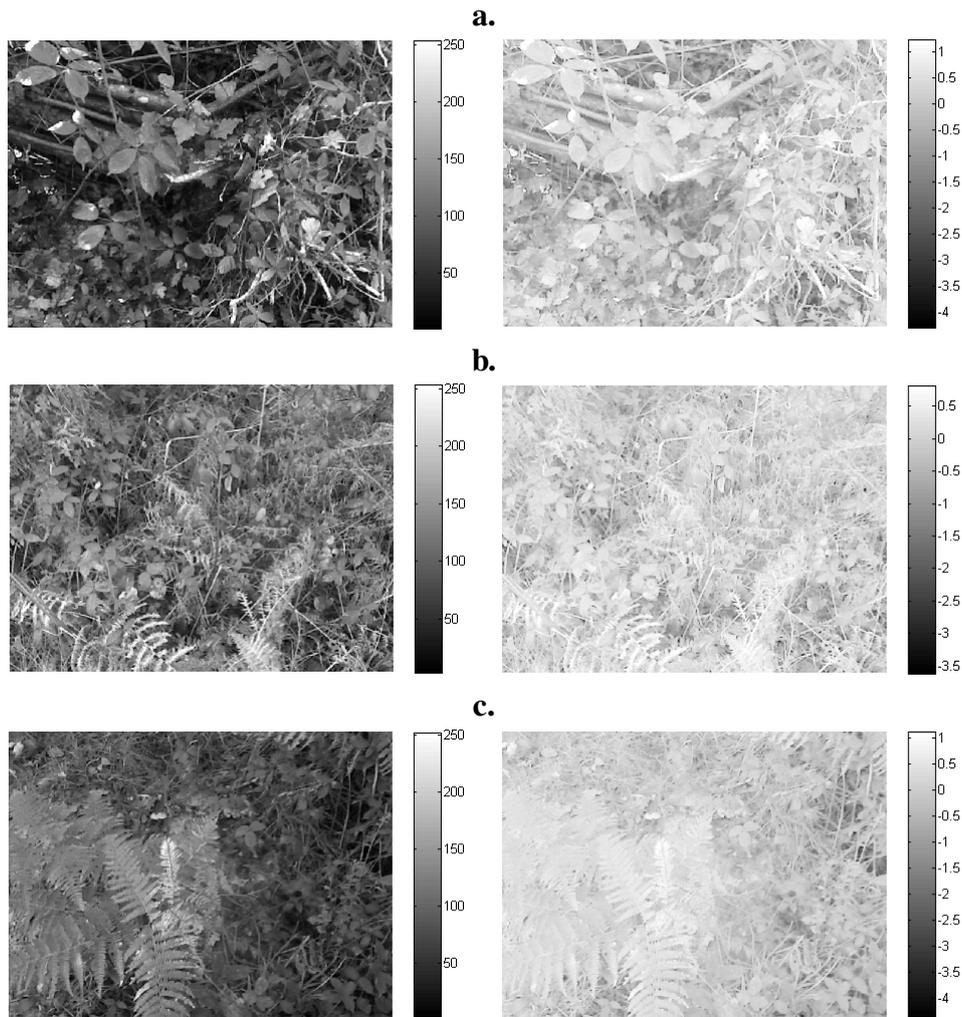


FIGURE 5.11 – Les images d'intensité $Y(x, y)$ selon l'Éq. (5.7) et de contraste $\phi(x, y)$ selon l'Éq. (5.8) correspondant, dans le même ordre, aux scènes typiques de la Fig. 5.1.

du contraste, les histogrammes $P_N(|\nabla\phi_N(x, y)|)$ des images d'intensité se superposent (voir la Fig. 5.13a). Ils s'éloignent d'une évolution de Rayleigh, correspondant à un monde gaussien, pour les gradients élevés en présentant une évolution exponentielle. Comme précédemment, ce comportement est similaire à celui démontré par [216, 218]. Pour les images de profondeur, les pixels non-définis sont, comme précédemment, exclus de la mise en place des histogrammes et des agrégations mais aussi du calcul du gradient. La superposition des histogrammes $P_N(|\nabla I_N(x, y)|)$ des images de profondeur est obtenue, mis à part pour les très faibles contrastes, après une translation des différentes courbes. Contrairement aux images de luminance, l'évolution des histogrammes $P_N(|\nabla I_N(x, y)|)$ reste très différente d'une évolution de Rayleigh pour l'ensemble des valeurs de gradient. Les non superpositions pour les très faibles gradients sont induites par la nature de l'information observée. Pour les petites échelles (N petit), les pixels voisins possèdent le plus souvent des profondeurs rapprochées signe de la présence des objets dans la scène, d'où une forte probabilité pour les faibles gradients. Cependant, pour les plus grandes échelles (N grand), les agrégations liées aux changements d'échelle mélangent

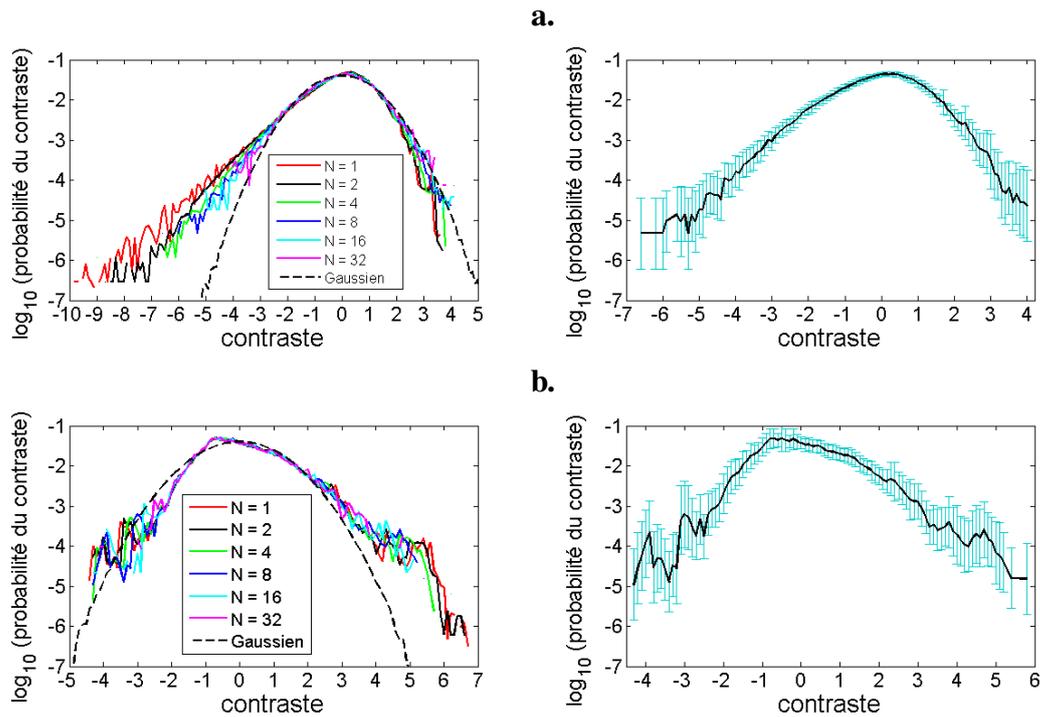


FIGURE 5.12 – La méthode statistique basée sur la distribution du contraste pour les images des quarante-cinq scènes forestières de notre ensemble. **a.** Les attributs statistiques correspondant aux images d’intensité. **b.** Les attributs statistiques correspondant aux images de profondeur. Dans les deux cas, le tracé de gauche retranscrit l’évolution de la distribution du contraste $P_N(I_N(x, y))$ pour chaque échelle N simulée. Le tracé de droite correspond à la distribution du contraste $P_8(I_8(x, y))$ associée aux barres d’erreur à plus ou moins l’écart-type obtenu sur les quarante-cinq scènes.

potentiellement les profondeurs des objets créant ainsi des voisinages plus hétérogènes et induisant de plus faibles probabilités pour les faibles gradients.

Nous poursuivons la caractérisation fractale de nos scènes forestières avec la méthode statistique basée sur le spectre de puissance moyen (voir la Fig. 5.13). Pour les images d’intensité, le spectre de puissance moyen $\overline{P(\rho)}$ suit, comme démontrée dans [216, 218], deux lois de puissance distinctes (voir la Fig. 5.13a). Dans les basses fréquences spatiales, et sur une gamme significative de fréquences, la loi de puissance possède un exposant $a_1 = 1.83$ très proche de la valeur de 1.81 donnée par [216, 218]. Dans les hautes fréquences, la loi de puissance possède un exposant $a_2 = 4.62$ supérieur, et encore une fois très proche de la valeur de 4.16 de [216, 218]. Pour les images de profondeur, contrairement aux deux méthodes précédentes, les pixels non-définis sont pris en compte dans l’implémentation de cette méthode. Pour ce faire, ils sont considérés comme des pixels nuls lors de l’implémentation de la transformée de Fourier 2D. Malgré cela, le spectre de puissance moyen $\overline{P(\rho)}$ pour les images de profondeur suit une unique loi de puissance d’exposant $a = 2.20$ sur l’ensemble de la gamme de fréquences.

Contrairement aux trois premières méthodes, les deux dernières s’appliquent

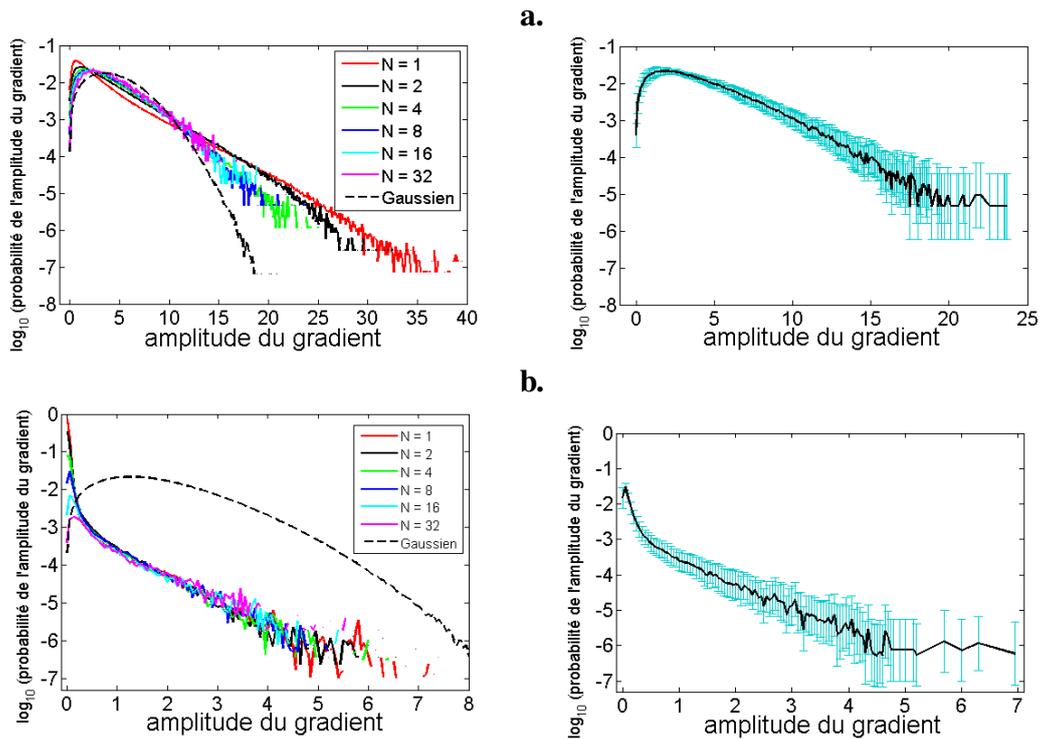


FIGURE 5.13 – La méthode statistique basée sur la distribution du gradient pour les images des quarante-cinq scènes forestières de notre ensemble. **a.** Les attributs statistiques correspondant aux images d'intensité. **b.** Les attributs statistiques correspondant aux images de profondeur. Dans les deux cas, le tracé de gauche retranscrit l'évolution de la distribution du gradient $P_N(|\nabla I_N(x, y)|)$ pour chaque échelle N simulée. Le tracé de droite correspond à la distribution du gradient $P_8(|\nabla I_8(x, y)|)$ associée aux barres d'erreur à plus ou moins l'écart-type obtenu sur les quarante-cinq scènes.

dans des espaces tridimensionnels tel que des histogrammes colorimétriques ou des nuages de points (voir la Fig. 5.15 pour des exemples typiques). Dans le domaine colorimétrique, les scènes forestières sont généralement dominées par des teintes vertes et marrons. Ainsi, les points des histogrammes colorimétriques occupent typiquement un certain volume dans la direction privilégiée OX pour X de coordonnées colorimétriques $(255, 255, 255)$ lorsque les couleurs sont codées sur huit bits. Les histogrammes de ces images correspondent à des situations intermédiaires entre le nuage de points surfacique de la Fig. 5.7b et le nuage de points volumique de la Fig. 5.7c. Les nuages de points tridimensionnels délivrés par un capteur de profondeur ne peuvent pas présenter deux points de coordonnée Z identique. Ces nuages de points s'apparentent donc à des surfaces dont les distances entre deux points voisins peuvent être plus ou moins grandes en fonction de la disposition des objets dans la scène ou de la présence de pixels non-définis dans les images de profondeur. Ils peuvent donc s'apparenter à des situations intermédiaires entre le nuage de points linéaire de la Fig. 5.7a et le nuage de points surfacique de la Fig. 5.7b.

Nous commençons l'analyse statistique de ces représentations tridimensionnelles avec la méthode basée sur le comptage de boîtes. Pour les images couleur de notre ensemble, le nombre de boîtes $\tilde{N}(r)$ suit, sur une gamme de dimensions

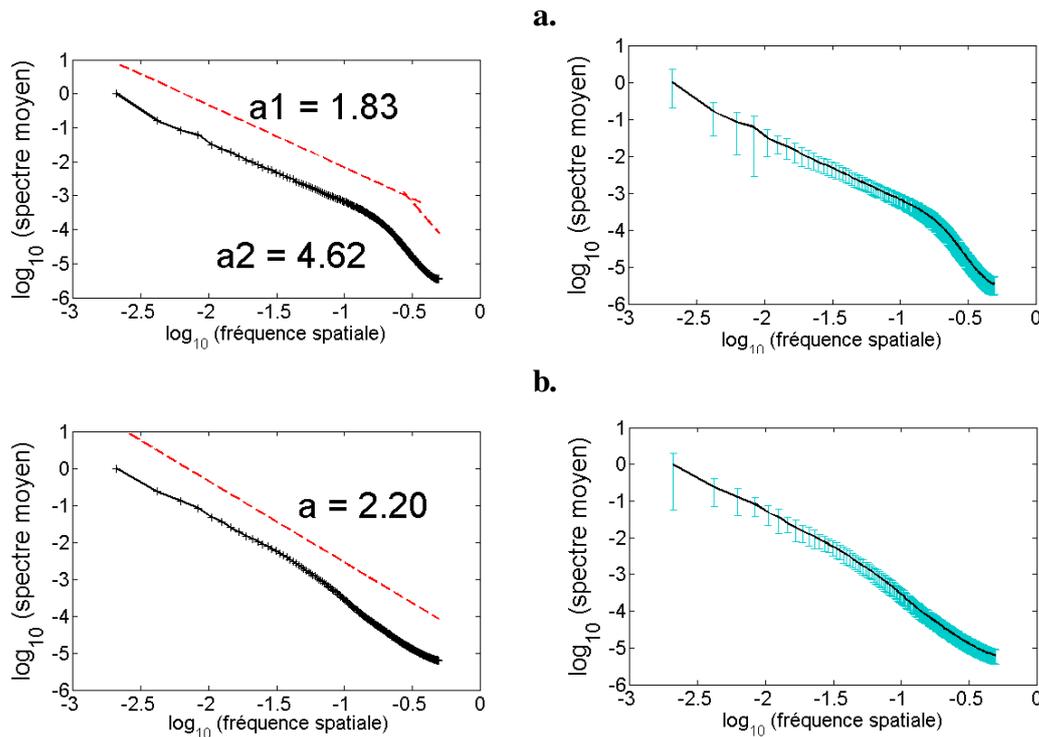


FIGURE 5.14 – La méthode statistique basée sur le spectre de puissance moyen pour les images des quarante-cinq scènes forestières de notre ensemble. **a.** Les attributs statistiques correspondant aux images d'intensité. **b.** Les attributs statistiques correspondant aux images de profondeur. Dans les deux cas, le tracé de gauche retranscrit l'évolution du spectre de puissance moyen $\overline{P}(\rho)$ ainsi que les différentes lois de puissance suivies. Le tracé de droite correspond à la même évolution associée aux barres d'erreur à plus ou moins l'écart-type obtenu sur les quarante-cinq scènes.

significative, une loi de puissance avec un exposant non-entier $a = 2.2$. Cette évolution possède une saturation pour les très petites dimensions correspondant à un nombre de boîtes $N(r)$ équivalent au nombre moyen de couleurs différentes dans les images. De plus, pour les très grandes distances, la courbe évolue par palier. La présence de ces paliers est due à la forme de l'histogramme colorimétrique, fortement concentré dans une direction, mais possédant aussi des points plus isolés sur les extrémités. Cependant, la loi de puissance globalement suivie par ces paliers confirme la position intermédiaire des histogrammes colorimétriques de notre ensemble entre les histogrammes surfacique et volumique présentant respectivement des exposants $a = 2$ et 3 . Pour les nuages de points délivrés par le capteur de profondeur, nous avons arrondi les coordonnées en centimètre afin de limiter les temps d'implémentation de cette méthode. Malgré cette approximation, le nombre de boîtes $N(r)$ suit aussi, pour les petites dimensions et sur une gamme significative de dimensions, une évolution en loi de puissance, cette fois, avec un exposant $a = 1.7$. Cependant, une saturation apparaît pour les très grandes dimensions. Cette saturation est induite par la méthode d'implémentation utilisée. Contrairement aux histogrammes colorimétriques pour lesquels nous bornons la dimension du cube tridimensionnel par le nombre de bits codant chaque canal, la taille du cube tridimensionnel pour les nuages de points est variable et fixée en fonction des points extrêmes. De

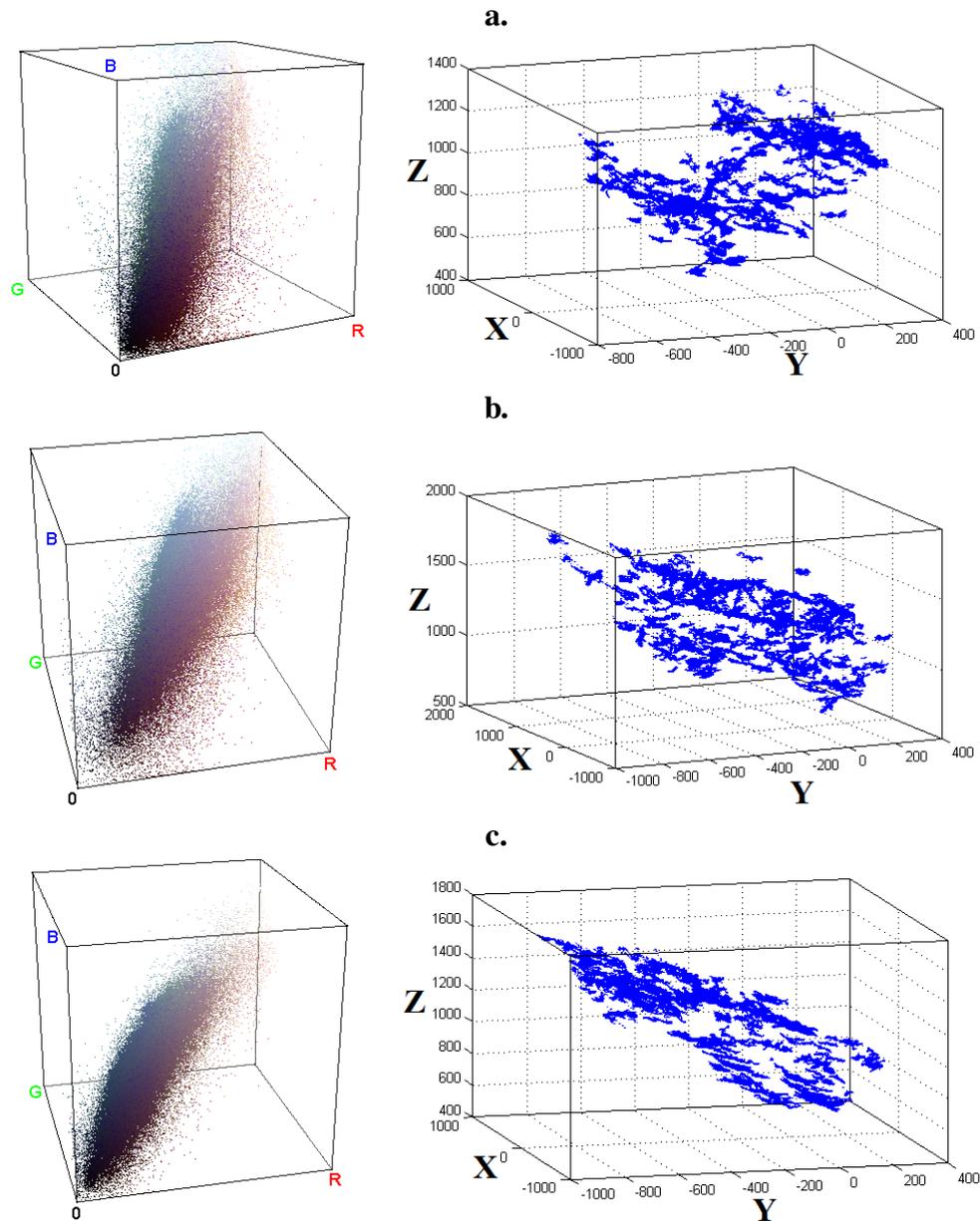


FIGURE 5.15 – Les histogrammes colorimétriques et les nuages de points, avec des coordonnées en mm, correspondant, dans le même ordre, aux scènes typiques de la Fig. 5.1.

ce fait, pour les très grandes dimensions, le nombre d'images prises en compte diminue fortement (moins de la moitié à partir de $r = 118$) ce qui perturbe le comportement en loi de puissance. Malgré cette perturbation, la loi de puissance suivie pour les petites dimensions confirme la position intermédiaire de ces nuages de points entre les nuages de points linéaire et surfacique présentant respectivement des exposants $a = 1$ et 2 .

Pour finir, nous terminons notre caractérisation fractale avec la méthode basée sur l'intégrale de corrélation. Pour les histogrammes colorimétriques des images couleur, l'intégrale de corrélation $C(r)$ suit une loi de puissance avec un exposant $a = 2.8$ sur une gamme de rayons significative. Cependant, celle-ci possède une saturation dans les hautes distances r pour tendre vers le nombre

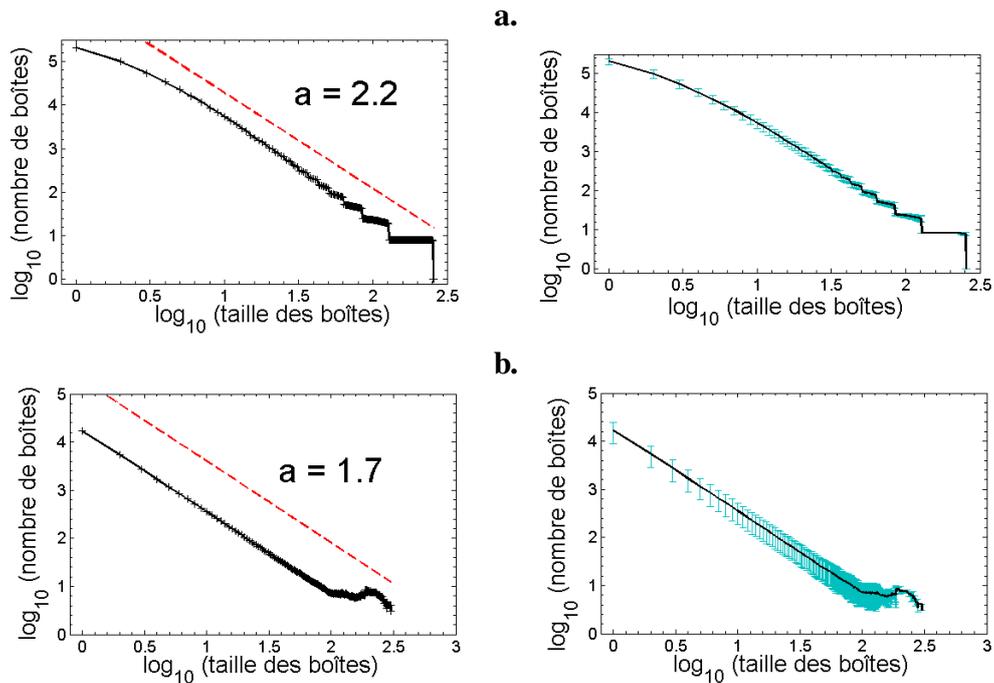


FIGURE 5.16 – La méthode statistique basée sur le comptage de boîtes pour les images des quarante-cinq scènes forestières de notre ensemble. **a.** Les attributs statistiques correspondant aux images couleur. **b.** Les attributs statistiques correspondant aux images de profondeur. Dans les deux cas, le tracé de gauche retranscrit l'évolution du nombre de boîtes $N(r)$ ainsi que l'exposant de la loi de puissance suivie. Le tracé de droite correspond à la même évolution associée aux barres d'erreur à plus ou moins l'écart-type obtenu sur les quarante-cinq scènes.

moyen de couleurs différentes dans les images. Cette saturation apparaît pour la même raison que la méthode précédente, mais cette fois dans les hautes distances puisque l'intégrale de corrélation est croissante. Comme précédemment, la loi de puissance suivie dans les basses distances situe bien les histogrammes colorimétriques des scènes de notre ensemble comme une situation intermédiaire entre les histogrammes surfacique et volumique. Pour les nuages de points tridimensionnels avec des coordonnées en centimètre, l'intégrale de corrélation $C(r)$ suit aussi une loi de puissance sur une gamme de rayons significative, mais avec un exposant différent, $a = 1.72$. Comme précédemment, une saturation apparaît pour les grandes distances à cause des différences de dimension entre les cubes tridimensionnels de chaque scène (moins de la moitié des nuages de points à partir de $r = 59$). Malgré cette saturation, la loi de puissance suivie dans les basses distances décrit bien les nuages de points de notre ensemble comme une situation intermédiaire entre les nuages de points linéaire et surfacique.

Les cinq méthodes statistiques de caractérisation fractale mènent à des conclusions similaires et ce quel que soit le type d'image considéré. Pour les deux types d'image, les distributions du contraste et du gradient à travers les échelles se superposent, et les évolutions du spectre de puissance moyen, du nombre de boîtes et de l'intégrale de corrélation suivent des lois de puissance. Ces signatures spécifiques sont le signe de comportements réguliers et non-triviaux

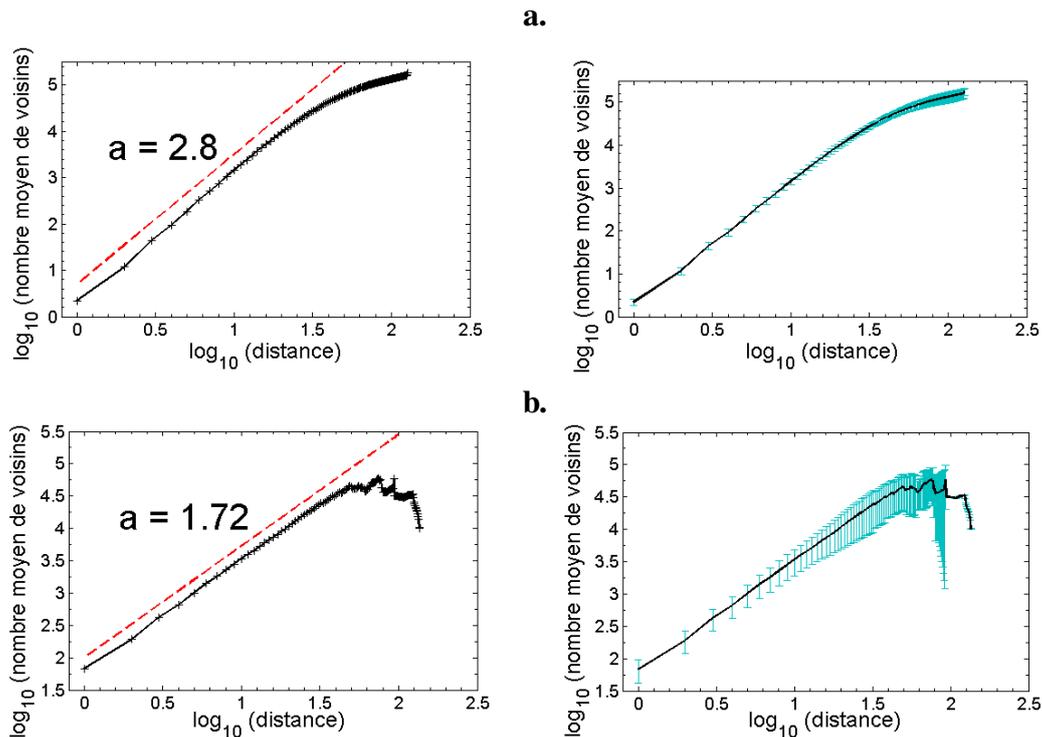


FIGURE 5.17 – La méthode statistique basée sur l’intégrale de corrélation pour les images des quarante-cinq scènes forestières de notre ensemble. **a.** Les attributs statistiques correspondant aux images couleur. **b.** Les attributs statistiques correspondant aux images de profondeur. Dans les deux cas, le tracé de gauche retranscrit l’évolution de l’intégrale de corrélation $C(r)$ ainsi que l’exposant de la loi de puissance suivie. Le tracé de droite correspond à la même évolution associée aux barres d’erreur à plus ou moins l’écart-type obtenu sur les quarante-cinq scènes naturelles.

à travers les échelles, comportements assimilables à des propriétés fractales. Nous avons donc confirmé la présence de propriétés fractales dans les images d’intensité des scènes forestières. Plus, nous avons aussi démontré, pour la première fois à notre connaissance, que de telles propriétés sont aussi présentes dans les images couleur et de profondeur associées. Ces propriétés fractales nous donnent la possibilité de décrire quantitativement les scènes forestières. Pour chaque méthode et pour chaque type d’image, celles-ci possèdent une signature spécifique que nous pouvons utiliser comme un descripteur des scènes forestières. Les scènes forestières sont des scènes naturelles. Cette étude statistique est, à notre connaissance, la première étude traduisant simultanément la présence de propriétés fractales dans les images de luminance et de profondeur des mêmes scènes naturelles.

2.2 La corrélation entre les images de luminance et de profondeur

Dans cette section, nous présentons une analyse de dépendance statistique entre les images de luminance et de profondeur des quarante-cinq scènes naturelles de notre ensemble. Ces deux types d’images décrivent des informations physiquement très éloignées, la luminance décrit une information d’apparence alors que la profondeur renseigne sur une information de géométrie. Pourtant,

dans la section précédente, sans émettre aucune hypothèse sur une possible relation entre ces images, nous avons démontré que celles-ci possèdent simultanément des propriétés fractales. Même si la différence de nature entre ces images est bien marquée par la différence de comportement des attributs statistiques (distribution et loi de puissance), cette similarité, par rapport aux propriétés fractales, questionne sur l'existence d'une relation de dépendance entre celles-ci. Des études précédentes ont déjà recherché une éventuelle corrélation entre la luminance et la profondeur des scènes naturelles [213, 214]. Contrairement à notre étude, ces recherches de corrélation n'ont été précédées d'aucune caractérisation fractale. Il est donc intéressant de prolonger notre démarche par une étude du même genre afin d'avoir de plus grandes indications sur la signification de la similarité statistique démontrée. Dans cette section, nous mettons donc en place une étude de corrélation entre les images de luminance et de profondeur des quarante-cinq scènes naturelles de notre ensemble. Ensuite, nous prolongeons cette section par l'étude d'une unique scène pour laquelle nous analysons l'influence des changements d'éclairage sur l'évolution de la corrélation entre la luminance et la profondeur. Par soucis de concision, nous nous focalisons sur les images d'intensité et de profondeur.

La profondeur correspond à la position dans l'espace des différents objets, la luminance à la quantité de lumière arrivant jusqu'au capteur. Dans les scènes naturelles, l'existence d'une éventuelle corrélation entre ces deux informations apparaît donc comme dépendante des conditions d'éclairage. Celui-ci de part son intensité, sa position et son orientation influence fortement les informations de luminance. Au contraire, il laisse l'information de profondeur inchangée. L'étude d'une éventuelle corrélation doit donc se faire dans des conditions d'éclairage données. Les images des scènes naturelles utilisées dans notre étude ont toutes été acquises le même jour durant la même période de la journée. Afin d'analyser la corrélation entre les images de luminance et de profondeur de notre ensemble, nous avons choisi d'utiliser le coefficient d'intercorrélation φ défini par

$$\varphi = \frac{\langle I_{lumin}(x, y) I_{prof}(x, y) \rangle - \langle I_{lumin}(x, y) \rangle \langle I_{prof}(x, y) \rangle}{std[I_{lumin}(x, y)] std[I_{prof}(x, y)]} \quad (5.9)$$

avec $\langle . \rangle$ la moyenne de tous les pixels et $std[.]$ l'écart type associé. Afin d'apprécier l'influence des conditions d'éclairage sur ce coefficient, nous l'analysons pour les quarante-cinq scènes de notre ensemble en fonction de la valeur moyenne de luminance $\langle I_{lumin}(x, y) \rangle$ (voir la Fig. 5.18).

Les valeurs du coefficient d'intercorrélation φ pour les images de notre ensemble sont globalement faibles. De plus, il apparaît aussi que la valeur moyenne de luminance n'a pas d'influence directe sur celui-ci. La faible corrélation entre la profondeur et la luminance reflète bien la différence d'information observée, l'une étant fortement reliée aux conditions d'éclairage, alors que l'autre ne l'est absolument pas. Cette faible corrélation est pour la majorité des points comprise entre -0.1 et -0.3 ce qui confirme la valeur de corrélation globale de -0.18 trouvée par [213]. Ces valeurs de corrélation négatives montrent que dans la plupart des scènes naturelles de notre ensemble, la luminance diminue lorsque

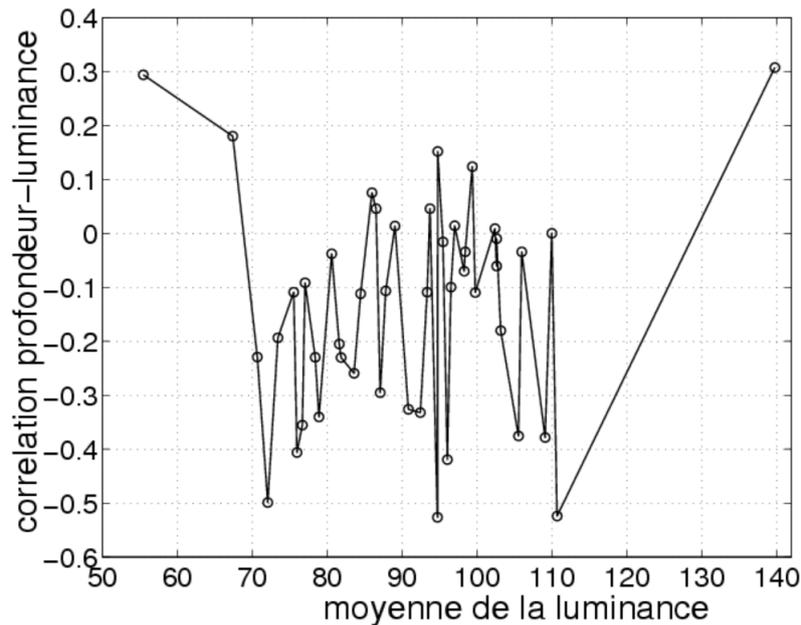


FIGURE 5.18 – Le coefficient d’intercorrélation φ de l’Éq. (5.9) entre les images de luminance et de profondeur des quarante-cinq scènes naturelles de notre ensemble en fonction de la valeur moyenne $\langle I_{lumin}(x, y) \rangle$ de l’image de luminance.

la profondeur augmente. Ce comportement apparaît logique pour des scènes forestières dans lesquelles la lumière s’atténue au fur à mesure de sa pénétration en profondeur dans les structures végétales. Certaines scènes présentent un coefficient d’intercorrélation φ relativement fort et positif entre 0.2 et 0.3. Ces scènes correspondent à des scènes pour lesquelles l’éclairage dominant provient du fond de la scène (voir la Fig. 5.19). Ce sont des scènes minoritaires dans notre ensemble, la majorité d’entre elles étant illuminées par un éclairage diffus extérieur aux éléments végétaux. Il est tout de même intéressant de noter que la valeur du coefficient de corrélation peut donner une indication sur la nature de l’éclairage de la scène naturelle considérée.



FIGURE 5.19 – Un exemple de scène naturelle de notre ensemble avec un éclairage dominant provenant du fond de la scène.

Nous continuons notre recherche sur la possible relation entre les images de luminance et de profondeur par l'analyse de l'évolution de la moyenne de l'image de profondeur en fonction de la moyenne de l'image de luminance (voir la Fig. 5.20a). Cette analyse ne montre pas de relation forte connectant les moyennes de luminance et de profondeur de notre ensemble. Une analyse similaire peut aussi être réalisée pour la variation de l'écart type dans l'image de profondeur en fonction de l'écart type dans l'image de luminance (voir la Fig. 5.20b). Les écarts types peuvent être considérés comme des mesures globales de la texture des images. De la même façon que pour les moyennes, cette analyse ne montre pas de relation forte. Pour finir, nous terminons notre analyse avec l'intercorrélation des moyennes $\langle I(x, y) \rangle$ et des écarts type $std[I(x, y)]$ des images de luminance et de profondeur (voir le Tab. 5.1). Ces corrélations restent faibles et négatives ce qui confirme notre observation précédente.

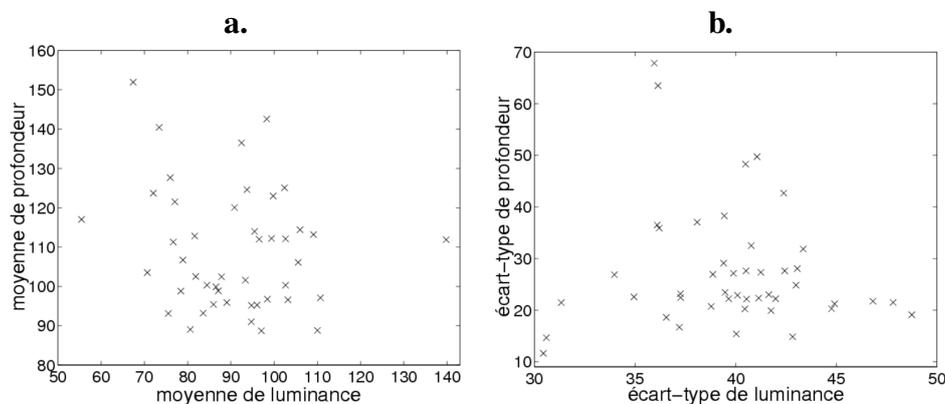


FIGURE 5.20 – **a.** L'évolution de la moyenne de l'image de profondeur en fonction de la moyenne de l'image de luminance. **b.** L'évolution de l'écart type de l'image de profondeur en fonction l'écart type de l'image de luminance. Ces deux courbes sont obtenues à partir des quarante-cinq paires d'images luminance-profondeur de notre ensemble de scènes naturelles.

		Luminance	
		moyenne	écart type
Profondeur	moyenne	-0.18	-0.23
	écart type	-0.17	-0.08

TABLE 5.1 – Le coefficient d'intercorrélation entre la moyenne $\langle I(x, y) \rangle$ et l'écart type $std[I(x, y)]$ implémenté pour les images de luminance et de profondeur des quarante-cinq scènes naturelles de notre ensemble.

Pour compléter l'étude de corrélation précédente basée sur les quarante-cinq scènes naturelles de notre ensemble, nous nous intéressons dorénavant à une unique scène forestière. Cette scène a été reconstruite en intérieur avec des objets typiquement observables dans les scènes naturelles de notre ensemble. Dans cette scène, nous pouvons faire varier les conditions d'éclairage, tant en position qu'en orientation et en intensité. Nous nous appuyons donc sur cette scène pour mesurer l'impact de l'éclairage sur la corrélation entre la luminance et la profondeur. Pour ce faire, nous avons acquis dix paires d'images de cette scène

dans dix configurations d'éclairage différentes. Chaque configuration d'éclairage donne une image de luminance qui lui est propre (voir la Fig. 5.21) mais l'image de profondeur reste inchangée durant ces changements (voir la Fig. 5.22).

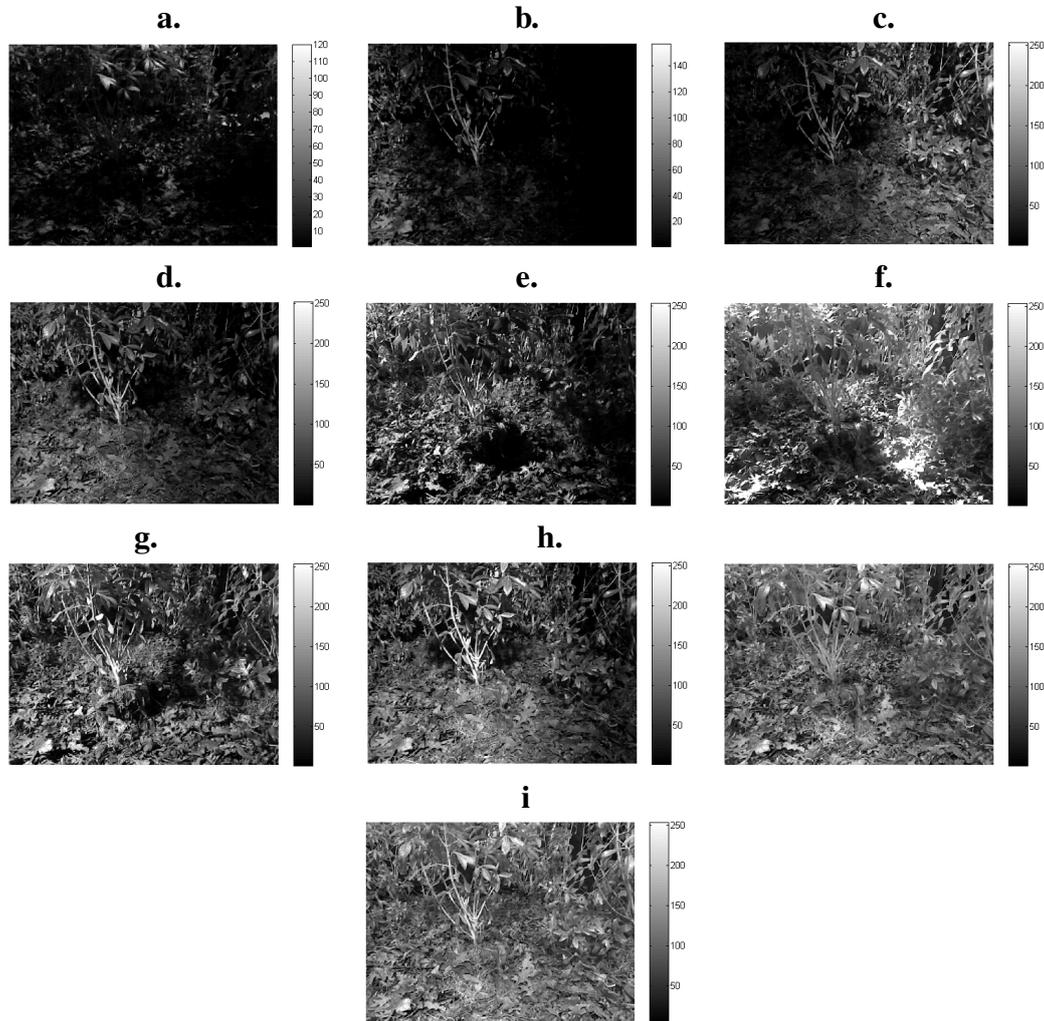


FIGURE 5.21 – Les dix images de luminance d'une même scène pour des positions, orientations et intensités d'éclairage différentes.

Comme pour les images de notre ensemble, nous implémentons le coefficient d'intercorrélation φ de l'Éq. (5.9) entre les dix images de luminance et l'unique image de profondeur de la scène (voir la Fig. 5.23). La variation de la luminance induit une variation du coefficient d'intercorrélation. Cependant celui-ci reste faible et principalement négatif sans relation notable avec la valeur de luminance. Ce comportement confirme les observations faites à partir de notre ensemble de scènes naturelles.

Les différentes études de corrélation que nous avons menées indiquent une corrélation relativement faible entre les images de profondeur et de luminance des scènes naturelles. Cette faible corrélation confirme la différence de nature entre ces deux informations. Cependant, nous avons montré de façon indépen-

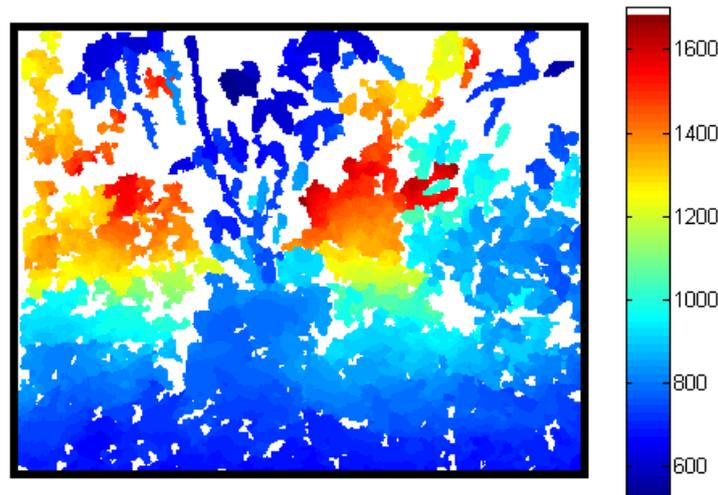


FIGURE 5.22 – L'image de profondeur correspondant aux images de luminance de la Fig. 5.21 (les profondeurs sont en millimètre).

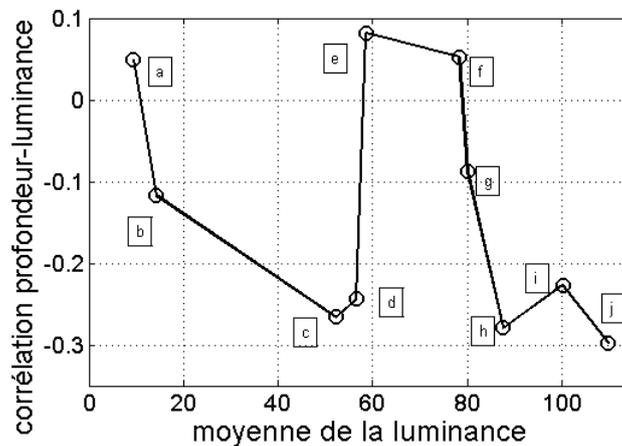


FIGURE 5.23 – Le coefficient d'intercorrélation φ de l'Éq. (5.9) entre les images de luminance et de profondeur respectivement des Fig. 5.21 et 5.22 en fonction de la valeur moyenne $\langle I_{lumin}(x, y) \rangle$ de l'image de luminance. La lettre indiquée à côté de chaque point de la courbe indique la position de l'image de luminance correspondante dans la Fig. 5.21.

dante, dans la section précédente, que ces deux types d'images possèdent simultanément des propriétés fractales. Des mesures de dépendance d'ordre supérieur ou plus sophistiquées doivent être envisagées afin d'identifier une possible relation entre ces deux types d'images.

2.3 La caractérisation fractale de plantes complexes

Dans cette section, nous démontrons que le feuillage des plantes complexes peut aussi être décrit par l'intermédiaire de la présence de propriétés fractales [2]. Cette section est donc le prolongement de deux chapitres distincts de ce manuscrit. D'une part, nous complétons le présent chapitre en diminuant l'échelle d'observation et en analysant la présence de propriétés fractales à cette nouvelle échelle. D'autre part, nous prolongeons aussi le Chap. 4 en utilisant les signa-

tures spécifiques des méthodes statistiques pour décrire l'ensemble du feuillage des plantes complexes. Pour faire la réunion de ces deux chapitres, nous nous appuyons sur les plantes A et B de la Fig. 4.11 et sur les images de profondeur délivrées par notre capteur de profondeur motorisé (voir la section 2.1).

Pour analyser la distribution statistique des profondeurs des plantes A et B, nous nous focalisons sur les méthodes statistiques dont la signature spécifique est une loi de puissance. Nous utilisons donc seulement les méthodes basées sur le spectre de puissance moyen, le comptage de boîtes et l'intégrale de corrélation. Pour toutes ces méthodes et pour toutes les images de profondeur latérales des plantes A et B, les attributs statistiques suivent des lois de puissance sur des gammes d'échelles significatives avec des exposants non-entier (voir la Fig. 5.24). Tout d'abord, ces lois de puissance traduisent la présence de comportements invariants en échelle non-triviaux, assimilables à des propriétés fractales, dans les profondeurs des plantes complexes. Ces propriétés, présentes à plusieurs échelles végétales, apparaissent donc comme des propriétés intrinsèques dans la constitution des végétaux. D'autre part, ces lois de puissance donnent accès à un unique scalaire, leur exposant. Pour une même plante, ces exposants sont différents pour chacune des méthodes. Ces scalaires représentent donc plusieurs descripteurs quantitatifs d'une plante complexe. Tout aussi remarquable, ces scalaires sont aussi différents d'une plante à l'autre. Ils offrent donc des possibilités pour discriminer les plantes entre elles. Les propriétés fractales décrivent la structuration complexe du feuillage de la plante, ces exposants peuvent donc être considérés comme des descripteurs de la constitution du feuillage des plantes complexes. Leur évolution au fil de la rotation du capteur de profondeur motorisé permet de quantifier l'ensemble du feuillage (voir la Fig. 5.25). Pour les plantes A et B, la constitution du feuillage reste plus ou moins constante, l'évolution des descripteurs fractals reste donc, elle aussi, plus ou moins stable.

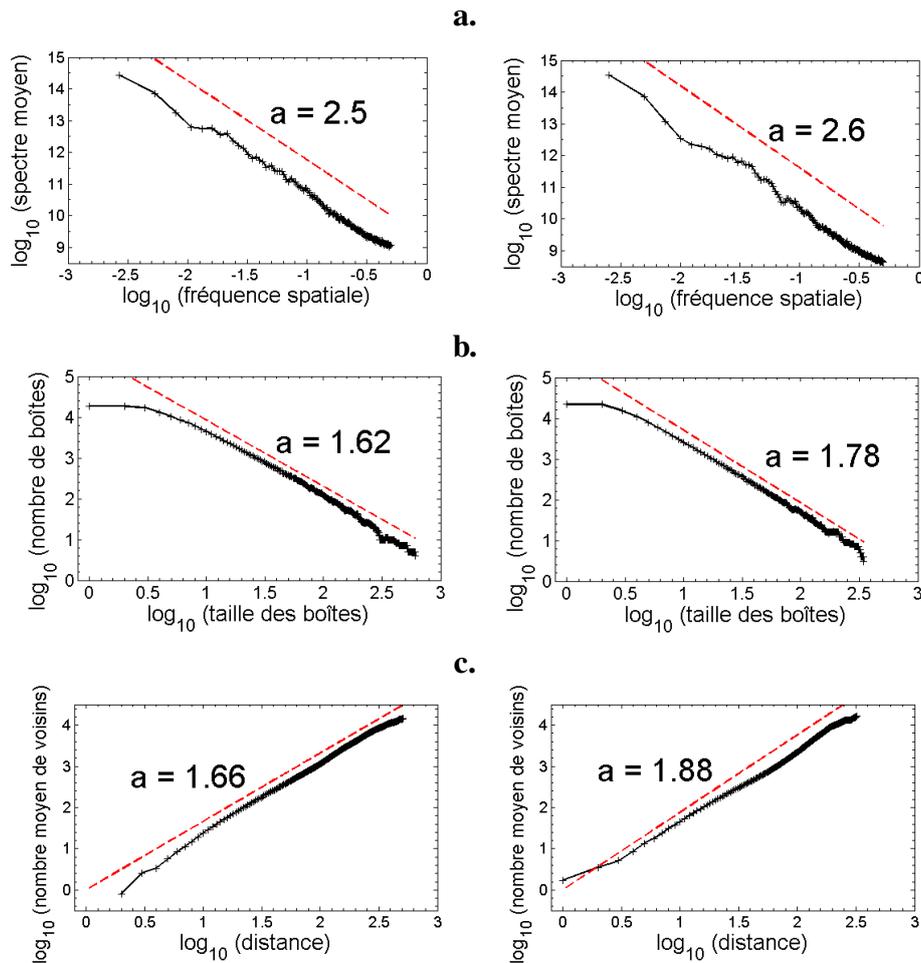


FIGURE 5.24 – L’implémentation de trois méthodes statistiques de caractérisation fractale sur des images de profondeur des plantes *A* et *B* de la Fig. 4.11. Pour chaque méthode, la plante *A* est à gauche et la plante *B* à droite. **a.** L’évolution du spectre de puissance moyen $\overline{P}(\rho)$. L’angle d’observation est de 180° **b.** L’évolution du nombre de boîtes $N(r)$. L’angle d’observation est de 150° **c.** L’évolution de l’intégrale de corrélation $C(r)$. L’angle d’observation est de 0° .

3 Conclusions et perspectives

Dans ce chapitre, nous avons démontré que la caractérisation fractale de paires d’images luminance-profondeur de scènes forestières donne accès à des descripteurs quantitatifs de ces scènes. Dans la première section, nous avons présenté cinq méthodes génériques de caractérisation fractale. Nous avons alors complété la description de chaque méthode par une étape méthodologique basée sur des images synthétiques de propriétés statistiques connues. Cette étape méthodologique nous a permis de contrôler la fiabilité de nos implémentations, mais aussi d’illustrer les signatures spécifiques à la présence de comportements réguliers à travers les échelles. Dans la seconde section, nous avons tout d’abord appliqué les cinq méthodes présentées sur des paires d’images luminance-profondeur de scènes forestières. À partir de ces images, nous avons confirmé la présence de propriétés fractales dans les images d’intensité de ce type de scènes naturelles. Plus encore, nous avons démontré, pour la première fois à notre connaissance, que les images couleur et de profondeur possèdent

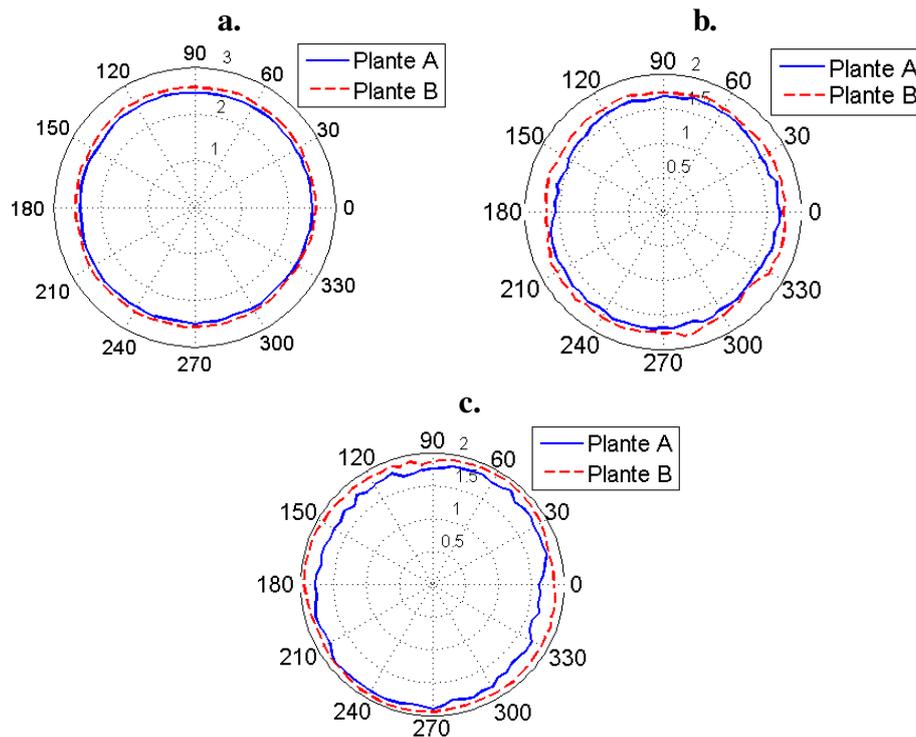


FIGURE 5.25 – L’implémentation de trois méthodes statistiques de caractérisation fractale sur les images de profondeur acquises tout autour des plantes *A* et *B* de la Fig. 4.11. **a.**, **b.** et **c.** Les tracés polaires des exposants des lois de puissance suivies respectivement par le spectre de puissance moyen $\overline{P(\rho)}$, le nombre de boîtes $N(r)$ et l’intégrale de corrélation $C(r)$ en fonction de l’angle d’observation. La ligne pleine correspond à la plante *A*, les pointillés à la plante *B*.

elles aussi des propriétés fractales. Nous avons aussi profité de ces confirmations et démonstrations pour donner les signatures spécifiques des scènes forestières, donnant ainsi accès à différents descripteurs quantitatifs de ces scènes. Poussé par la similarité statistique entre la luminance et la profondeur, nous avons ensuite mené une étude de dépendance statistique entre ces deux informations physiques très différentes. Avec cette étude, nous avons montré que ces deux types d’images sont généralement que très peu corrélées de manière négative. Nous avons aussi montré que cette faible corrélation n’avait pas d’évolution particulière avec la luminosité moyenne de la scène. Pour finir, nous avons démontré que les propriétés fractales sont aussi présentes dans les images de profondeur des plantes complexes. À cette occasion, nous avons aussi complété le Chap. 4 en montrant que les méthodes de caractérisation fractale implémentées sur les images de notre capteur de profondeur motorisé permettent de quantifier la constitution de l’ensemble du feuillage de ces plantes.

Dans ce chapitre, nous avons employé notre capteur de profondeur pour mener une étude de caractérisation fractale à deux échelles différentes du végétal, les scènes forestières et les plantes complexes. Pour ces deux échelles, nous avons démontré la présence de propriétés fractales. Ces propriétés ont déjà été démontrées pour d’autres échelles du végétal [191, 222]. Des études futures réalisées tout au long de la croissance des végétaux pourraient être intéressantes pour comprendre les mécanismes menant à la présence de ces propriétés re-

marquables dans la constitution des végétaux. De plus, ces propriétés donnent accès à des descripteurs quantitatifs de cette constitution. Ces descripteurs apparaissent pertinents pour des problématiques de tri ou de reconnaissance d'espèces végétales.

Dans ce chapitre, nous nous sommes focalisés sur des scènes forestières, mais les scènes naturelles représentent un ensemble plus vaste de typologies. Le prolongement de cette étude à différentes typologies pourrait permettre d'examiner l'évolution des propriétés fractales en fonction de la typologie considérée [225]. Comme nous l'avons montré, certaines méthodes statistiques de caractérisation fractale aboutissent à des paramètres quantitatifs, dont les valeurs sont possiblement reliées à la typologie de la scène. Si cette propriété est vérifiée, ces paramètres peuvent être intéressants pour l'indexation d'images dans des bases de données. Après la démonstration de la présence de propriétés fractales dans les images de luminance et de profondeur des scènes forestières, nous avons montré lors d'une étude de corrélation que la relation possible entre la profondeur et la couleur n'est pas simple et linéaire. Cependant, connaître cette possible relation peut permettre de mieux comprendre comment une information de couleur peut, à elle seule, apporter une information tridimensionnelle sur la scène observée [213, 214, 225]. Dans cette optique, des études de dépendance statistique de plus haut niveau, comme des mesures d'information mutuelle, seraient intéressantes à mettre en place. Pour finir, nous avons aussi montré que les profondeurs du feuillage des plantes présentent des propriétés fractales. Le feuillage est la partie de la plante qui capte la lumière indispensable à la croissance de celle-ci. L'organisation du feuillage selon des propriétés fractales est, peut-être, la marque d'une organisation optimisée pour capter la lumière avec la mise en place de pièges volumiques de lumière [197, 205, 211]. Ce type d'organisation pourrait donc être une piste éventuelle d'amélioration des rendements des capteurs solaires généralement plans et possiblement non-optimaux comme le montre certaines recherches sur des capteurs solaires possédant des architectures 3D [190, 206].

Conclusions et perspectives

Sommaire

1	L'imagerie 3D pour le domaine bio-végétal	117
2	Du doctorat à la création d'entreprise	122

Dans ce manuscrit, nous avons démontré les potentialités des imageurs de profondeur bas-coût pour des mesures quantitatives à différentes échelles bio-végétales [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18]. Les échelles que nous avons ciblées sont celles des feuilles des plantes mono-axiales (échelle centimétrique), du feuillage des plantes complexes (échelle décimétrique), et des scènes forestières (échelle métrique). La majorité des démonstrations faites dans ce manuscrit sont valables pour l'ensemble des imageurs de profondeur existants. Pour mener à bien ces démonstrations, nous avons détourné l'imageur de profondeur de la Kinect comme un instrument de mesures scientifiques pour le domaine bio-végétal. Pour chacune des échelles abordées, nous avons décrit des choix innovants permettant de contrôler la complexité des acquisitions et des traitements résultants. Pour plus de clarté, nous séparons ce chapitre en deux parties complémentaires. Dans la première, nous nous focalisons sur les conclusions et perspectives scientifiques des études développées dans ce manuscrit. Dans la seconde, nous abordons des perspectives liées à la création d'une entreprise à l'interface des sciences de l'information et du domaine bio-végétal.

1 L'imagerie 3D pour le domaine bio-végétal

Dans cette section, nous donnons les conclusions et perspectives scientifiques de ce manuscrit de thèse de doctorat. Tout d'abord, nous faisons un rappel synthétique des études développées dans les chapitres 2, 3, 4 et 5. Dans les

chapitres 3, 4 et 5, nous avons décrit différentes informations quantitatives végétales accessibles avec les capteurs de profondeur. Nous continuons alors cette section avec l'énumération de perspectives portant sur les potentielles utilisations de ces informations dans le domaine bio-végétal. Pour certaines problématiques, les choix technologiques et algorithmiques que nous avons faits sont trop limitatifs. Nous concluons donc cette section avec des perspectives scientifiques portant sur l'utilisation de méthodes d'acquisition et de traitement moins restrictives.

Dans le chapitre 2, nous avons présenté notre imageur de profondeur bas-coût, le capteur de profondeur de la Kinect. Dans la première section, nous avons décrit différentes méthodes de vision par ordinateur utilisées par les capteurs de profondeur actuels [1]. Lors de cette description, nous avons tout d'abord donné les principes de fonctionnement de ces méthodes, puis nous avons discuté de l'influence de leurs avantages et inconvénients pour les applications végétales. Dans la deuxième section, nous nous sommes focalisés sur notre capteur de profondeur. Nous avons tout d'abord décrit le principe de fonctionnement de ce capteur à éclairage structuré 2D, puis nous avons détaillé ses capacités de mesures (7 mm de précision à une distance de 1.5 m, des profondeurs de 0.5 à 6 m et une taille d'image de 640×480 pixels). Pour finir cette section, nous avons comparé notre capteur de profondeur bas-coût avec des capteurs commerciaux plus onéreux. Lors de cette comparaison, nous avons montré que notre capteur est moins précis que ces capteurs mais aussi qu'il possède des avantages de prix, de portabilité, de cadence d'acquisition et d'amplitude de profondeur tout en délivrant une information très similaire aux autres. Cet imageur apparaît donc comme un complément crédible aux existants, caractéristique que nous avons démontrée dans les chapitres 3, 4 et 5 de ce manuscrit.

Dans le chapitre 3, nous avons démontré les potentialités de notre capteur de profondeur à l'échelle des feuilles des plantes mono-axiales [1, 4, 5, 7, 9, 11, 12, 17, 18]. Pour cette échelle, nous avons fait un choix technologique innovant : se focaliser sur une unique vue de dessus. Dans la première section, nous avons démontré que les feuilles des plantes mono-axiales peuvent être segmentées dans cette unique image de profondeur. Pour faire cette segmentation, nous avons proposé une méthode originale de segmentation basée régions [4]. Nous avons ensuite comparé cette méthode avec six méthodes de segmentation génériques de la littérature et nous avons montré que la famille des méthodes de segmentation basées régions semble la plus pertinente pour cette tâche de segmentation (erreur inférieure à 0.04 %). Lors de cette comparaison, nous avons mis en évidence que notre unique vue de dessus donne accès à 67 % des feuilles des plantes mono-axiales tout en limitant les contraintes d'acquisition et de traitement. Dans la deuxième section, nous avons exploité la segmentation des feuilles pour faire des mesures quantitatives portant sur chacune d'elles. Nous avons alors séparé cette section en deux parties. Tout d'abord, nous avons donné une liste non-exhaustive de mesures architecturales accessibles à partir de l'information de profondeur seule (hauteur, orientation, périmètre, aire, volume). À cette occasion, nous avons proposé un algorithme original pour déterminer l'azimut d'une feuille [4] et nous avons déterminé la précision de notre capteur de profondeur en le comparant à un digitaliseur ma-

gnétique (7 mm pour la hauteur et $5,6^\circ$ pour l'azimut). Cette précision est à mettre en regard avec la problématique étudiée et les débits accessibles avec ce capteur du fait de son prix (répliques envisageables) et de sa fréquence d'acquisition. Dans la deuxième partie, nous avons démontré que l'association du capteur de profondeur avec une autre modalité donne accès à une information multimodale de chaque feuille individuelle [1]. Tout d'abord, nous avons détaillé les deux étapes nécessaires à la mise en place de ce système d'imagerie multimodalité, sa modélisation et sa calibration. Ensuite, nous avons démontré ses potentialités grâce au couplage de notre capteur de profondeur avec un imageur de thermographie (3-5 μm). Nous avons alors montré que ce système multimodalité donne accès à une information multimodale (la profondeur et la température) de la plante entière mais aussi de chaque feuille individuelle après la segmentation de l'image de profondeur.

Dans le chapitre 4, nous avons démontré les potentialités de notre capteur de profondeur à l'échelle du feuillage des plantes complexes [2, 10, 15, 16]. Pour cette échelle, nous avons encore une fois fait un choix technologique fort : traiter conjointement des images de profondeur latérales. Ce traitement conjoint consiste à analyser indépendamment chaque image et à regrouper ensuite l'ensemble des résultats obtenus pour décrire quantitativement l'ensemble du feuillage des plantes complexes. Dans la première section, nous avons présenté quatre nouveaux descripteurs morphométriques développés spécifiquement pour décrire le feuillage dans une unique image de profondeur. Dans la deuxième section, nous avons démontré la pertinence du traitement conjoint d'images de profondeur latérales pour décrire quantitativement l'ensemble du feuillage des plantes complexes. Tout d'abord, nous avons présenté un imageur de profondeur motorisé composé de notre imageur de profondeur et d'un plateau tournant bas-coût. Ensuite, nous nous sommes appuyés sur la comparaison de deux plantes aux feuillages très différents pour démontrer la pertinence de nos descripteurs morphométriques et du traitement conjoint des images latérales. Tout d'abord, nous avons appliqué nos quatre descripteurs sur une seule image de profondeur afin de démontrer leur capacité à décrire la forme et la constitution du feuillage. Ensuite, nous les avons implémentés sur l'ensemble des images de profondeur acquises avec notre imageur de profondeur motorisé. Suite à cette implémentation, nous avons alors démontré la nécessité de traiter conjointement ces images pour décrire l'ensemble du feuillage en nous basant sur la variation des descripteurs avec la rotation.

Dans le chapitre 5, nous avons démontré les potentialités de notre capteur de profondeur à l'échelle des scènes forestières [3, 6, 8, 13]. Pour cette échelle, nous avons fait un nouveau choix innovant : décrire quantitativement les scènes forestières à partir de méthodes de caractérisation fractale. Les propriétés fractales dans les images sont repérables avec certaines méthodes statistiques grâce à leurs signatures spécifiques et simples. Ces signatures apparaissent alors comme des descripteurs quantitatifs des scènes étudiées. Dans la première section, nous avons présenté cinq méthodes statistiques génériques de caractérisation en échelles. Pour chacune des méthodes, nous avons donné le principe de fonctionnement et illustré les signatures spécifiques aux propriétés fractales grâce à des images synthétiques. Dans la deuxième section, nous avons fait la des-

cription quantitative de scènes forestières avec les cinq méthodes présentées. Pour ce faire, nous avons utilisé les paires d'images luminance-profondeur de quarante-cinq scènes forestières. Nous avons alors confirmé la présence de propriétés fractales dans les images de luminance de ces scènes naturelles. Plus, nous avons démontré, et ce pour la première fois à notre connaissance, que les images de profondeur présentent aussi des propriétés fractales. Avec cette démonstration, nous avons donné les différentes signatures spécifiques des scènes forestières, nous permettant ainsi de faire leur description quantitative. Ensuite, nous avons prolongé cette section avec deux parties complémentaires de cette étude. Dans un premier temps, poussé par la similarité entre la luminance et la profondeur par rapport aux propriétés fractales, nous avons mené une étude de dépendance statistique entre ces deux informations. Nous avons alors montré une faible corrélation négative et l'absence de relation simple entre cette corrélation et l'évolution de la luminosité moyenne de l'image. Dans un second temps, nous avons diminué l'échelle d'observation à celle de la plante complexe unique et nous avons appliqué des méthodes de caractérisation fractale sur les images délivrées par notre imageur de profondeur motorisé. Nous avons alors démontré que ces images présentent aussi des propriétés fractales donnant accès à des signatures spécifiques. Nous avons alors montré que ces signatures sont exploitables pour décrire quantitativement la constitution de l'ensemble du feuillage des plantes complexes [2].

Au cours des chapitres 3, 4 et 5, nous avons présenté différentes informations quantitatives végétales accessibles avec les capteurs de profondeur. Ces informations pourraient être exploitées pour de nombreuses problématiques végétales. Sans être exhaustif, nous donnons à présent différents exemples d'utilisations potentielles de ces informations dans le domaine végétal. À l'échelle de la plante entière, les acquisitions en vue de dessus pourraient être exploitées pour remplacer les caméras couleur dans les serres de phénotypage [233]. Les informations métriques délivrées par l'imageur de profondeur permettraient alors de comparer deux expérimentations réalisées dans des conditions d'acquisition différentes et/ou dans des lieux différents. Pour des acquisitions latérales, l'imageur de profondeur motorisé apparaît pertinent pour des études architecturales dans ces serres automatisées, mais aussi des démarches de discriminations entre plantes d'un point de vue des espèces (tri) [230, 232] ou ornemental [228, 229]. À cette même échelle, le suivi dynamique de la croissance de la plante pourrait être utilisé comme une information en tant que tel, mais aussi servir d'avertisseur pour l'atteinte d'un stade de croissance pertinent pour les expérimentations. À l'échelle de la feuille, les applications précédentes seraient aussi envisageables. Plus, la diminution de l'échelle offre d'autres possibilités telles que l'intégration lors de démarches de modélisation [231], des études des cycles circadien [236] ou de présence de régularités architecturales [227]. Ces études de régularité sont aussi envisageables aux autres échelles présentées. Dans le chapitre 5, nous avons démontré que les propriétés fractales sont présentes dans les images de profondeur des scènes forestières et des plantes complexes. Ces propriétés apparaissent aussi à d'autres échelles du végétal [242], elles semblent donc être des propriétés récurrentes dans l'architecture des végétaux. Notre capteur de profondeur pourrait donc être utilisé dans le cadre d'une étude sur la présence de propriétés fractales tout au long de la croissance de

végétaux, notamment pour les mesures à l'échelle des feuilles ou de la plante entière.

Dans ce manuscrit, nous avons adopté des choix technologiques permettant de contrôler les contraintes d'acquisition ou de traitement algorithmique. Nous avons alors montré que ces choix offrent des potentialités riches et nombreuses pour le domaine bio-végétal. Pour certaines problématiques, ces choix sont trop restrictifs, une solution envisageable est alors de tenter la reconstruction complète de la plante. Nous donnons un exemple de la reconstruction complète de plantes avec la Fig. 6.1. Cette reconstruction est une tâche difficile de vision par ordinateur qui ouvre des perspectives de recherches intéressantes de traitement de l'information. Tout d'abord, d'un point de vue mise en œuvre, cette reconstruction passe par l'acquisition et l'association de plusieurs vues. Le développement d'algorithmes pour réaliser cette association est un sujet de recherche à part entière [237] et des solutions sont disponibles sur internet en versions plus ou moins libres [235, 240]. Adapter ces algorithmes pour les acquisitions dans le végétal serait un thème de recherche intéressant. Pour ce faire, nous pourrions ajouter des connaissances a priori sur les architectures attendues des plantes. Une autre amélioration intéressante pourrait porter sur le nombre de vue optimal à utiliser mais aussi sur leur position pour reconstruire à coup sûr l'ensemble de la plante [234]. Ce nombre de vues sera dépendant de la plante à reconstruire et les différentes positions à utiliser pourraient être obtenues avec un bras robotisé ou un vecteur volant [241]. Une fois ces vues acquises et assemblées, la qualité de la reconstruction sera très liée aux capacités de mesures de l'imageur de profondeur utilisé. Pour des acquisitions avec les imageurs de profondeur bas-coût, il serait intéressant de déterminer les dimensions minimales nécessaires à un élément de la plante pour être parfaitement reconstruit [238]. La Fig. 6.1 illustre cette problématique avec notre imageur de profondeur. Ces études pourraient alors être menées grâce à des "fantômes" artificiels de dimensions tridimensionnelles parfaitement connues. Ceux-ci sont dorénavant rendus facilement accessibles par l'existence des imprimantes 3D. Lorsque les capteurs de profondeur bas-coût ne sont pas adaptés aux dimensions de l'objet, les méthodes de stéréo-vision représentent une des solutions envisageables. Pour appliquer ces méthodes, nous pourrions coupler notre plateau tournant avec des caméras couleurs à haute résolution et placer ce système dans un environnement permettant de segmenter la plante du reste de la scène. Une fois la plante segmentée, la recherche des pixels conjugués entre les deux caméras, ou entre deux rotations successives, donnera accès à la profondeur de cette plante. Ensuite, en fonction de l'architecture de la plante, la rotation pourra permettre une reconstruction complète de celle-ci [239]. La reconstruction des plantes avec ce système nécessite une étape de développement algorithmique (stéréo-vision puis association des vues). Une fois ce développement effectué, des recherches pourront être menées sur le développement d'algorithmes de traitement permettant d'extraire des informations d'intérêts portant sur les différents organes de la plante [239].

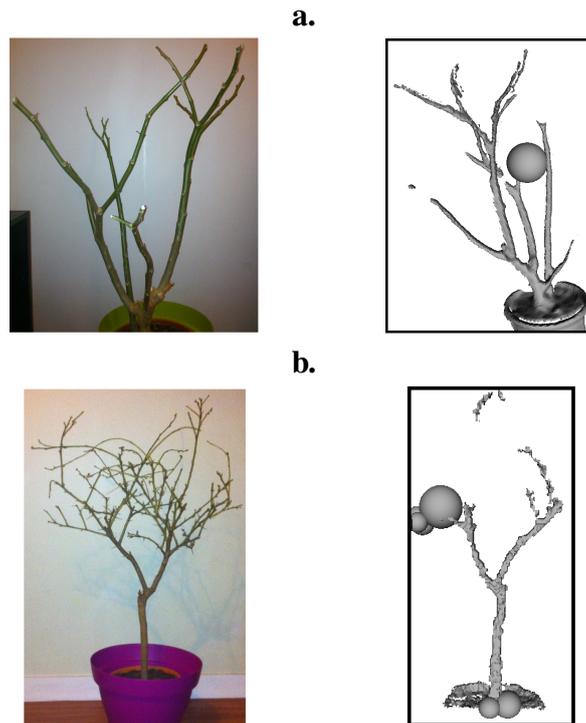


FIGURE 6.1 – L’influence des dimensions pour la reconstruction complète de structures végétales avec l’imageur de profondeur de la Kinect. **a.** Une plante dont les axes sont totalement reconstruits. **b.** Une plante dont les axes ne sont pas totalement reconstruits. La reconstruction a été effectuée avec le logiciel ReconstructMe [240].

Dans ce manuscrit, nous avons énoncé de nombreuses perspectives de recherche à l’interface des sciences de l’information et du domaine bio-végétal. Ces perspectives sont non-exhaustives et restent confinées sur les thématiques de recherche abordées dans ce manuscrit. L’élargissement à d’autres échelles d’observation, à d’autres problématiques végétales et à d’autres imageurs multiplie encore le nombre de perspectives éventuelles. Le domaine bio-végétal constitue donc un périmètre très large, mais aussi très riche pour les sciences de l’information. Cet apport des sciences de l’information permet alors de développer des instruments de mesures scientifiques pour le phénotypage des végétaux, étape cruciale pour résoudre des problématiques mondiales actuelles.

2 Du doctorat à la création d’entreprise

Dans cette dernière section du manuscrit, je décris le cheminement suivi pendant ce doctorat afin de créer une entreprise à l’interface des sciences de l’information et du domaine bio-végétal [14]. Avant le début de cette thèse, mon objectif premier était de profiter de ces trois années de formation à la recherche pour me spécialiser dans la vision par ordinateur, afin ensuite d’intégrer un centre de recherche et développement industriel. De ce point de vue, mon objectif de progression est totalement atteint, puisque durant cette thèse, j’ai pu mettre en application mes compétences de physicien, mais aussi m’autoformer à la programmation informatique. Je ressors donc de ces trois années

de thèse de doctorat comme un spécialiste de la vision par ordinateur formé à la majeure partie de la chaîne de traitement de l'information. Plus, j'ai eu l'opportunité d'effectuer cette spécialisation à l'interface entre la vision par ordinateur et le monde végétal. Très vite, au cours de mes différentes collaborations avec l'INRA d'Angers, mais aussi de mes recherches bibliographiques, j'ai acquis la conviction que le domaine bio-végétal représente un univers très vaste d'application pour les sciences de l'information. De cette conviction est alors née une envie d'entreprendre.

Avant de réellement affirmer cette envie, j'ai alors décidé de suivre les différentes formations doctorales accessibles dans l'ED STIM, et traitant de la vie en entreprise et de l'entrepreneuriat :

- Simulation d'entreprise (20 h) : mise en situation de la reprise d'une entreprise.
- Présentation intitulée "Comprendre le fonctionnement d'une entreprise" (4 h).
- Présentation intitulée "La création d'une entreprise" (2 h).
- Doctoriales 2014 (5 jours) : séminaire sur l'entrepreneuriat et le monde industriel (voir le site <http://doctoriales.lunam.fr/>).

Ces formations ont eu l'effet escompté et mon envie s'en est retrouvée que multipliée. J'ai alors décidé de relever le pari de créer une entreprise de vision par ordinateur pour le végétal dans ma ville de cœur, à Angers. Ce choix est guidé par mes attaches personnelles, mais aussi par le dynamisme agricole présent dans toute la région Pays de la Loire, avec notamment la présence du pôle de compétitivité à vocation mondiale pour le végétal, Végépolys.

Avant de créer une structure réelle et dans le but de sonder le marché potentiel, je commencerai mon activité avec le statut d'auto-entrepreneur. Ce statut me permettra de répondre aux sollicitations d'un grand industriel français d'engrais végétal qui m'a choisi pour installer, fin 2014, des systèmes de vision dans une serre de phénotypage haut-débit. Cette future collaboration programmée depuis fin 2013 a, à l'époque, totalement fini de me convaincre, j'ai alors décidé de me rapprocher de personnes compétentes pour l'aboutissement de mon projet. Pour ce faire, j'ai candidaté avec succès au concours "Appel à idée innovantes" d'Angers Technopole. Par l'intermédiaire de ce concours, Angers Technopole m'aide, depuis décembre 2013, à structurer mon projet et me guide vers son lancement. Cette aide ainsi que mon statut d'auto-entrepreneur doivent me permettre de me lancer dans l'aventure de chef d'entreprise à l'horizon 2015.

Avec cette entreprise, appelée pour le moment CV4P (Computer Vision For Plant Phenotyping, Perform high-throughPut Plant Phenotyping), mon ambition est de mettre, à mon profit, mon expertise dans le domaine de la vision par ordinateur pour le végétal. Pour développer cette expertise, j'ai consacré une partie de ma troisième et dernière année de thèse de doctorat à des recherches

bibliographiques sur l'étendue des potentialités offertes par la vision par ordinateur pour le végétal. Avec cette expertise, je souhaite accompagner les centres de recherche privés et publics du végétal dans la mise en place de systèmes de vision par ordinateur accélérateurs de leurs recherches. Cet accompagnement passe par des séances de formation durant lesquelles je mettrai en exergue les compétences que j'ai acquises au cours de mon service supplémentaire d'enseignement au sein de l'ISTIA. Avec CV4P, mon objectif est de développer une entreprise pérenne qui participe au dynamisme de ma région. Cette entreprise sera positionnée comme un accélérateur d'innovation pour le monde végétal, aidant ainsi à la résolution de problématiques mondiales.



Une interface pour piloter la Kinect

Sommaire

1	L'interface d'acquisition principale	125
2	Des modules complémentaires pour le végétal	126

Dans cette annexe, nous décrivons l'interface d'acquisition que nous avons développée pour transformer la Kinect en un instrument de mesures scientifiques pour le domaine bio-végétal. Comme expliqué dans la section 2.1.2, il existe dorénavant pléthore d'outils informatiques pour détourner la Kinect dans le domaine scientifique. Nous commençons donc par décrire nos choix technologiques, puis nous présentons l'interface principale permettant de faire des acquisitions "simples" (image unique ou vidéo). Ensuite, nous présentons les modules complémentaires de l'interface principale qui nous ont permis de faire certaines démonstrations de ce manuscrit.

1 L'interface d'acquisition principale

Dans cette section, nous décrivons nos choix technologiques ainsi que notre interface d'acquisition principale. Nous avons entièrement développé cette interface avec des outils informatiques libres. Elle est donc potentiellement utilisable par l'ensemble de la communauté scientifique.

La Kinect est un imageur couleur-profondeur dont le pilotage est rendu possible grâce à une liaison USB. Pour nos études, nous avons utilisé un poste informatique possédant le système d'exploitation, libre, Ubuntu 12.04 [245]. Pour avoir accès aux données envoyées par la Kinect, nous avons alors choisi de nous appuyer sur le pilote, libre, OpenNi [243]. Ensuite, pour mettre en place l'aspect visuel de notre interface, nous avons exploité les possibilités offertes par le logiciel, libre, Qt 4.7 [244]. Pour l'ensemble des développements présentés dans

cette annexe, nous avons programmé en langage C++. L'interface d'acquisition principale finalement développée est présentée par la Fig. A.1.

La Kinect délivre simultanément une image couleur et une image de profondeur. Dans notre interface d'acquisition principale, ces deux images sont retranscrites en même temps. Pour mieux visualiser les variations de profondeur, l'utilisateur peut ajuster l'intervalle de profondeur visualisé grâce à une jauge réglable. Cette fonction permet de s'adapter à l'échelle végétale observée et de faciliter la mise en place des acquisitions. Durant ces acquisitions, l'utilisateur peut choisir l'emplacement de la sauvegarde de celles-ci, ainsi que le nom des fichiers sauvegardés. Finalement, cette interface permet de faire des acquisitions uniques (une image profondeur et une image couleur) ou des vidéos à 30 images par seconde.

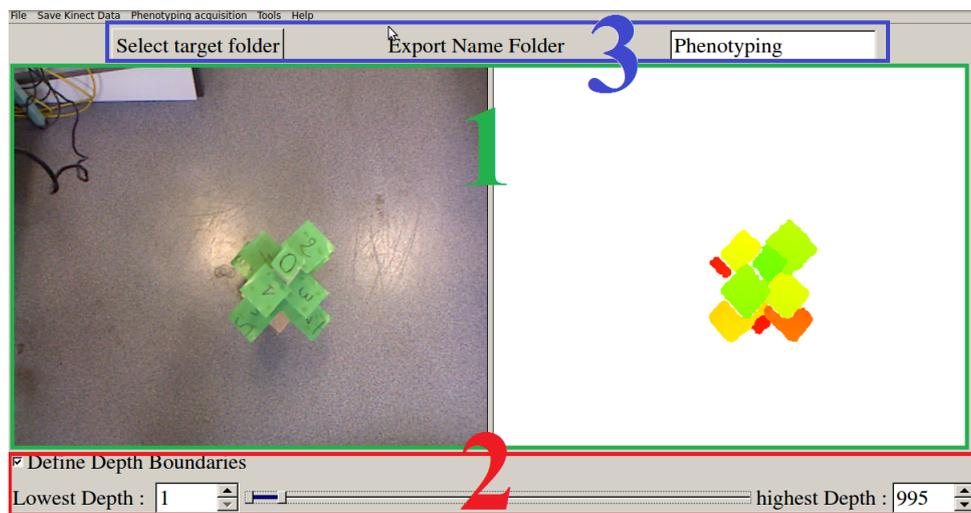


FIGURE A.1 – Notre interface d'acquisition principale pour détourner la Kinect en un instrument de mesures scientifiques pour le domaine bio-végétal. Nous avons entièrement développé cette interface avec des outils informatiques libres. **1.** Les images couleur et de profondeur. **2.** La jauge réglable pour ajuster l'intervalle de profondeur visualisé. **3.** La zone permettant de choisir l'emplacement de la sauvegarde mais aussi le nom des fichiers sauvegardés.

2 Des modules complémentaires pour le végétal

Dans cette section, nous décrivons deux modules complémentaires de l'interface d'acquisition principale. Dans ce manuscrit, nous avons utilisé ces deux modules pour démontrer les potentialités de la Kinect pour le domaine bio-végétal.

Le premier module permet de faire des acquisitions dynamiques dans le temps. La Fig. A.2 présente son apparence visuelle. Tout d'abord, l'utilisateur peut fixer les dates et heures de début et de fin des acquisitions. Ensuite, il peut définir un intervalle de temps entre deux acquisitions. Dans ce manuscrit, nous avons utilisé ce module dans la section 2.

The screenshot shows a software interface for setting acquisition parameters. It is divided into three main sections, each with a calendar and time selection tool.

- Section 1 (Green border):** "Edit the starting date of acquisitions:" with a date field set to "5 Nov 2013". Below it is a calendar for "November, 2013" with the 5th highlighted in blue. A large green number "1" is overlaid on the left.
- Section 2 (Red border):** "Edit the stopping date of acquisitions:" with a date field set to "5 Nov 2013". Below it is a calendar for "November, 2013" with the 5th highlighted in blue. A large red number "2" is overlaid on the left.
- Section 3 (Blue border):** "Edit the time interval between acquisitions:" with three input fields: "0 Day(s)", "0 Hour(s)", and "0 Minute(s)". A large blue number "3" is overlaid on the right.

At the bottom, there is a "Start acquisitions" button.

FIGURE A.2 – Le module complémentaire de l’interface d’acquisition principale pour faire des acquisitions dynamiques avec la Kinect. **1** Définir la date et l’heure de démarrage des acquisitions. **2**. Définir la date et l’heure d’arrêt des acquisitions. **3**. Définir l’intervalle de temps entre deux acquisitions.

Le deuxième module permet de piloter notre imageur de profondeur motorisé (voir la section 2.1). La Fig. A.3 présente son apparence visuelle. Le plateau tournant n’effectue que des rotations par pas de 5° . L’utilisateur peut donc choisir le pas entre deux acquisitions parmi des multiples de cinq. Ensuite, il peut définir le nombre d’acquisitions ou l’angle final après toutes les acquisitions. Pour finir, il a aussi la possibilité d’éditer le temps de stabilisation (temps d’arrêt) pour chaque acquisition.

The screenshot shows a software interface for setting acquisition parameters. It consists of four rows of input fields and a "Start acquisitions" button at the bottom.

- Row 1 (Green border):** "Edit the degree value between each acquisition:" with a value of "5". A large green number "1" is overlaid on the right.
- Row 2 (Red border):** "Edit the number of rotation:" with a value of "72". A large red number "2" is overlaid on the left.
- Row 3 (Blue border):** "Edit the total rotation angle:" with a value of "360". A large blue number "3" is overlaid on the right.
- Row 4 (Blue border):** "Edit the time of stabilization in seconds:" with a value of "20".

At the bottom, there is a "Start acquisitions" button.

FIGURE A.3 – Le module complémentaire de l’interface d’acquisition principale pour faire des acquisitions avec notre imageur de profondeur motorisé (voir la section 2.1). **1**. Définir le pas entre deux acquisitions (un multiple de cinq). **2**. Définir le nombre d’acquisition ou l’angle final après toutes les acquisitions. **3**. Définir le temps de stabilisation (temps d’arrêt) pour chaque acquisition.



Comparaison des méthodes de segmentation

Sommaire

1	Les six méthodes de segmentation	129
2	Les résultats de la comparaison	132

Dans cette annexe, nous fournissons l'ensemble des résultats de la comparaison, de la section 1.3, entre notre méthode de segmentation (voir la section 1.2) et six méthodes de segmentation génériques de la littérature scientifique. Nous comparons ces méthodes pour la segmentation des feuilles de dix plantes mono-axiales dans des images de profondeur acquises en vue de dessus avec notre imageur de profondeur (voir la section 2). Nous présentons tout d'abord les six méthodes génériques que nous avons sélectionnées, puis, nous donnons l'ensemble des résultats de la comparaison.

1 Les six méthodes de segmentation

Dans cette section, nous présentons les six méthodes de segmentation génériques de notre comparaison. Parmi la multitude de méthodes de segmentation existantes, nous avons choisi deux méthodes basées contours (segmentation par seuillage de l'amplitude du gradient et par les lignes de partage des eaux), deux méthodes basées classification (segmentation par les k-moyennes et par décalage à la moyenne) et deux méthodes basées régions (segmentation par croissance de région et par division/fusion). Pour toutes ces méthodes, nous indiquons le principe de fonctionnement, puis nous donnons les configurations algorithmiques que nous avons implémentées pour faire notre comparaison.

La méthode de segmentation par seuillage de l'amplitude du gradient (thresholding en anglais) est une méthode basée contours qui nécessite la présence de variations fortes et brutales entre les différentes régions de l'image [250, 258]. Dans ce cas, les contours des régions possèdent des fortes valeurs d'amplitude du gradient. Le seuillage de cette amplitude par une valeur seuil permet alors d'obtenir le contour fermé de chaque région et donc de segmenter les régions. Avec cette méthode, les contours ne sont affectés à aucune région. Cette non-labellisation des contours engendre une erreur systématique de segmentation. Une manière de réduire cette erreur est de parcourir chaque pixel des contours et de les affecter à la région du pixel voisin ayant la valeur de profondeur la plus proche (non-effectué pour cette comparaison). Pour notre comparaison, nous avons développé un algorithme en langage Python que nous avons appliqué directement sur l'image de profondeur. Dans cet algorithme, nous avons fixé le seuil de l'amplitude du gradient à une valeur de 15 mm.

L'autre méthode basée contours est la méthode par les lignes de partage des eaux (watershed en anglais) [247, 257]. Cette méthode est basée sur des opérations morphologiques à partir des minimums locaux de l'amplitude du gradient. Chaque minimum local est à l'origine d'une région qui s'étend jusqu'à la rencontre de la région d'un autre minimum local. Les jonctions entre les régions sont alors définies comme les contours fermés des régions de l'image. Initialement, ces contours ne sont affectés à aucune région. Pour notre comparaison, nous avons utilisé la fonction Python "morphology.Watershed" de la librairie Skimage [254] et nous l'avons appliquée directement sur l'image de profondeur. Cette fonction affecte de manière automatique les pixels des contours à une région. Dans une image de profondeur acquise en vue de dessus, les feuilles sont des surfaces régulières dont la profondeur varie spatialement. Cette variation mène à une sur-segmentation avec la méthode classique. Pour palier à cette sur-segmentation, nous initialisons l'algorithme avec toutes les composantes connexes dont l'amplitude du gradient est inférieure à 10 mm.

La méthode par les k-moyennes (k-means en anglais) est une méthode basée classification qui nécessite de connaître le nombre de classes à trier [252, 253]. Ce nombre de classes peut être choisi à partir d'informations a priori, ou bien grâce à des méthodes d'analyse de l'histogramme de l'image ou d'optimisation de la segmentation. Une fois ce nombre trouvé, des centres de classe sont initialisés (influence la segmentation), puis chaque pixel est assigné à une classe en fonction de sa distance aux centres de classe. Après chaque assignation, de nouveaux centres de classe sont calculés et une nouvelle assignation des pixels est réalisée. Ce procédé est réalisé séquentiellement jusqu'à convergence des centres de classe. Les classes trouvées ne sont pas forcément les régions segmentées. En effet, si une classe comporte des composantes non-connexes, celle-ci sera divisée en différentes régions. Pour notre comparaison, nous avons projeté les pixels dans l'espace du nuage de points (X, Y, Z) associé à l'image de profondeur et nous avons utilisé la fonction Python "cluster.KMean" de la librairie Sklearn [255]. Nous avons alors initialisé le nombre de classes avec le nombre de feuilles segmentées avec la méthode par seuillage de l'amplitude du gradient. Les centres de classe initiaux ont été choisis au hasard.

L'autre méthode basée classification que nous avons sélectionnée, la méthode par décalage à la moyenne (mean-shift en anglais), ne nécessite pas la connaissance préalable du nombre de classes [248, 249]. Cette fois, le nombre de classes est obtenu automatiquement en recherchant le nombre de maximums locaux de la densité du nuage de points. Pour ce faire, chaque maximum local est retrouvé à partir d'un point initial (influence la segmentation) par des décalages itératifs à la moyenne locale parmi un voisinage de dimension fixée. Tous les points pris en compte lors de ce décalage sont considérés comme appartenant à la même classe et la convergence de la moyenne locale détermine la présence d'un maximum local. Tous les maximums locaux sont successivement retrouvés parmi les points qui n'ont pas été classés précédemment. Les classes correspondant à des maximums locaux très proches peuvent fusionner pour donner une seule et même classe. Comme pour la méthode par les k-moyennes, si une classe comporte des composantes non-connexes, celle-ci sera divisée en différentes régions. Pour notre comparaison, nous avons projeté les pixels dans l'espace du nuage de points (X, Y, Z) associé à l'image de profondeur et nous avons utilisé la fonction Python "cluster.MeanShift" de la librairie Sklearn [255]. Les points initiaux ont été tirés au hasard et la dimension du voisinage pour calculer la moyenne locale a été fixée avec une méthode d'optimisation.

La méthode de segmentation par croissance de région (region growing en anglais) consiste à propager les régions à partir d'un unique pixel de départ [246, 256]. Pour chaque région, cette propagation consiste à comparer les pixels voisins par rapport à des propriétés d'homogénéité. En partant d'un pixel initial (influence la segmentation), la région se propage aux pixels voisins qui respectent les propriétés fixées, puis les voisins de ces pixels sont eux aussi récursivement comparés aux propriétés pour converger vers la région finale. Cette convergence s'obtient lorsque qu'aucun voisin ne respecte les propriétés. Un nouveau pixel est alors choisi comme pixel initial d'une nouvelle région et l'ensemble des régions est retrouvé itérativement. Pour notre comparaison, nous avons développé un algorithme en langage Python que nous avons appliqué directement sur l'image de profondeur. Dans cet algorithme, nous avons choisi la différence de profondeur comme propriété d'homogénéité, et la région se propage tant que des pixels de la région ont un écart inférieur à 20 mm avec leurs pixels voisins.

La dernière méthode, la méthode par division/fusion (split and merge en anglais), démarre à partir de l'image tout entière et avec une étape de division [251]. L'image est alors considérée comme une unique région si elle respecte des propriétés d'homogénéité. Dans le cas contraire, celle-ci est divisée en différentes sous-régions (la forme et le nombre de sous-régions peuvent varier). Cette division en sous-régions est ensuite récursivement appliquée à chaque sous-région obtenue jusqu'à obtenir des régions d'un pixel au minimum. La division mène le plus souvent à une sur-segmentation. Pour limiter cette sur-segmentation, une étape de fusion est appliquée en suivant le principe de croissance de régions entre les régions segmentées voisines. Les propriétés d'homogénéité pour la division et la fusion peuvent être différentes. Pour notre comparaison, nous avons développé un algorithme en langage Python que nous avons appliqué directement sur l'image de profondeur. La division est réalisée avec

quatre régions carrées et la propriété d'homogénéité alors prise en compte est la différence de profondeur entre les valeurs minimum et maximum de la région. Une région n'est pas divisée si cette différence est inférieure à 50 mm. Ensuite, la fusion est réalisée par rapport à la différence des moyennes des deux régions, cette différence devant être inférieure à 20 mm pour fusionner.

2 Les résultats de la comparaison

Dans cette section, nous donnons les résultats de l'implémentation de chaque méthode de segmentation de notre comparaison sur les image de profondeur en vue de dessus de dix plantes mono-axiales. Les Fig. B.1 à B.10 illustrent les images segmentées obtenues pour chaque plante après l'implémentation des six méthodes génériques et de notre méthode de segmentation. Le Tab. B.11 retranscrit les erreurs de segmentation (pourcentages de pixels mal classés) de chaque méthode pour chaque plante considérée.

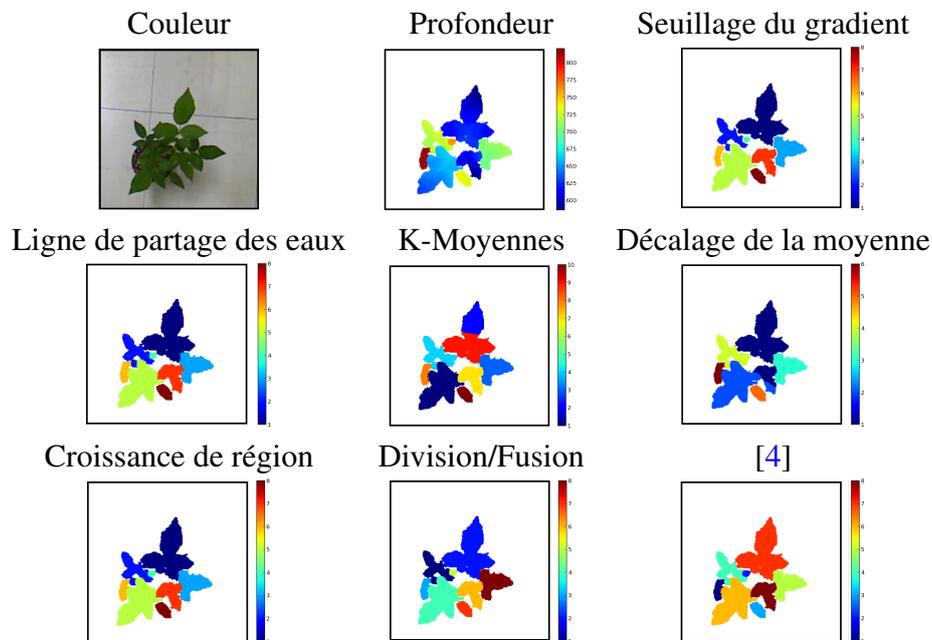


FIGURE B.1 – Les images segmentées obtenues suite à l'implémentation des six méthodes génériques et de notre méthode de segmentation sur une image de profondeur acquise en vue de dessus d'une plante mono-axiale (Plante 1 dans le Tab. B.11). Les méthodes de croissance de région et de division/fusion donnent des résultats identiques à la vérité terrain

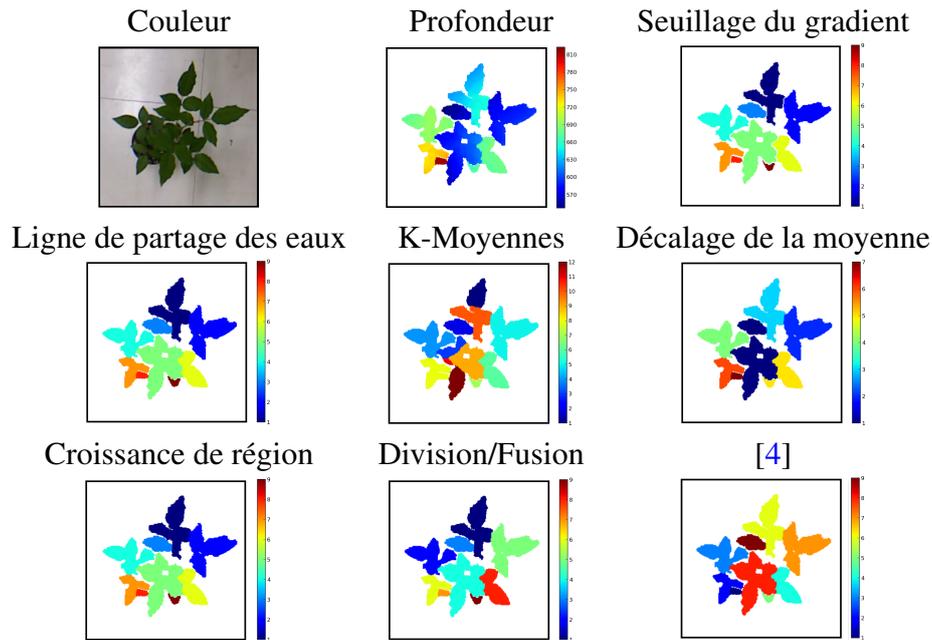


FIGURE B.2 – Les images segmentées obtenues suite à l’implémentation des six méthodes génériques et de notre méthode de segmentation sur une image de profondeur acquise en vue de dessus d’une plante mono-axiale (Plante 2 dans le Tab. B.11). Les méthodes de croissance de région et de division/fusion donnent des résultats identiques à la vérité terrain

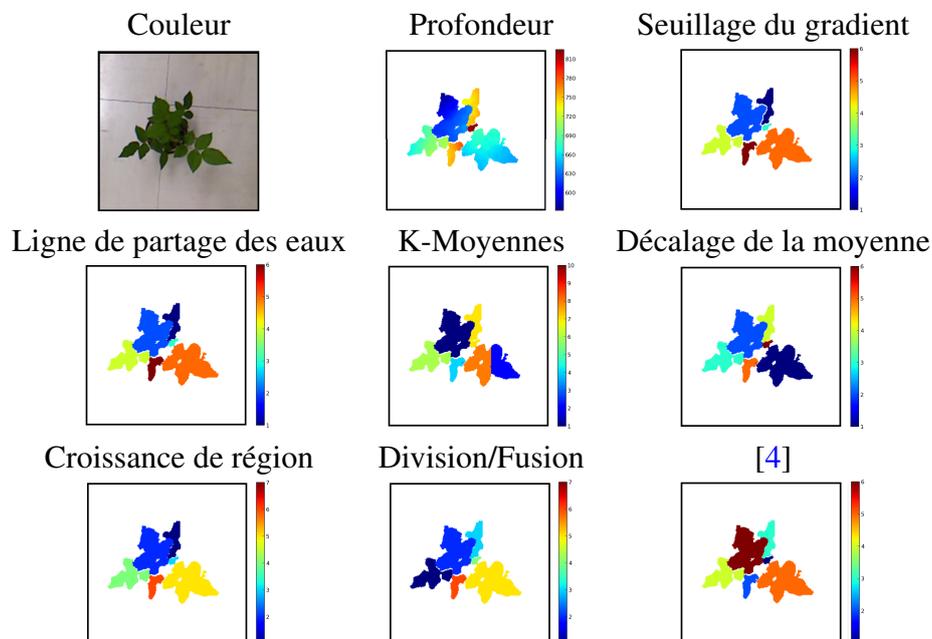


FIGURE B.3 – Les images segmentées obtenues suite à l’implémentation des six méthodes génériques et de notre méthode de segmentation sur une image de profondeur acquise en vue de dessus d’une plante mono-axiale (Plante 3 dans le Tab. B.11). Les méthodes de croissance de région et de division/fusion donnent des résultats identiques à la vérité terrain

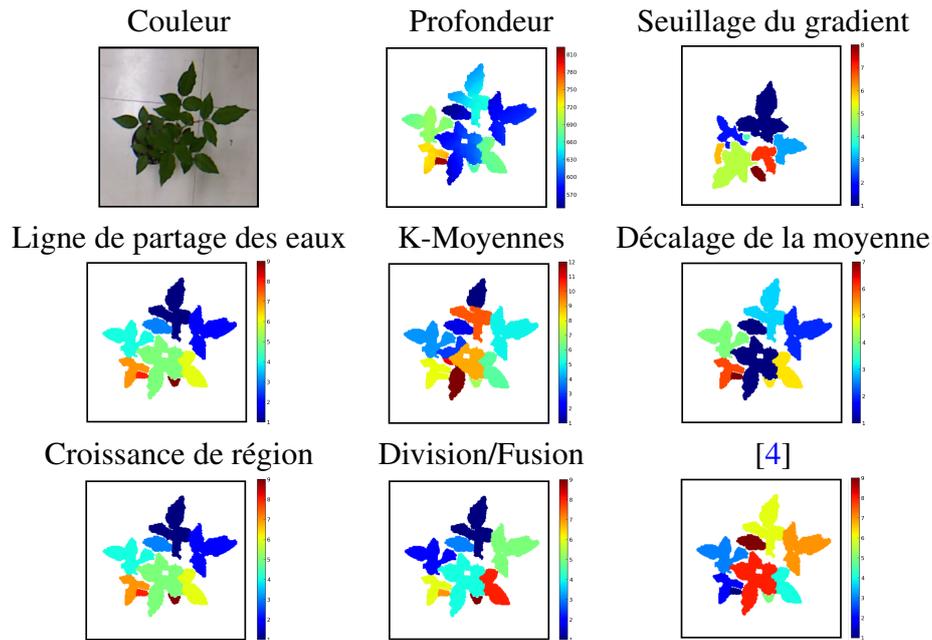


FIGURE B.4 – Les images segmentées obtenues suite à l’implémentation des six méthodes génériques et de notre méthode de segmentation sur une image de profondeur acquise en vue de dessus d’une plante mono-axiale (Plante 4 dans le Tab. B.11). Les méthodes de croissance de région et de division/fusion donnent des résultats identiques à la vérité terrain

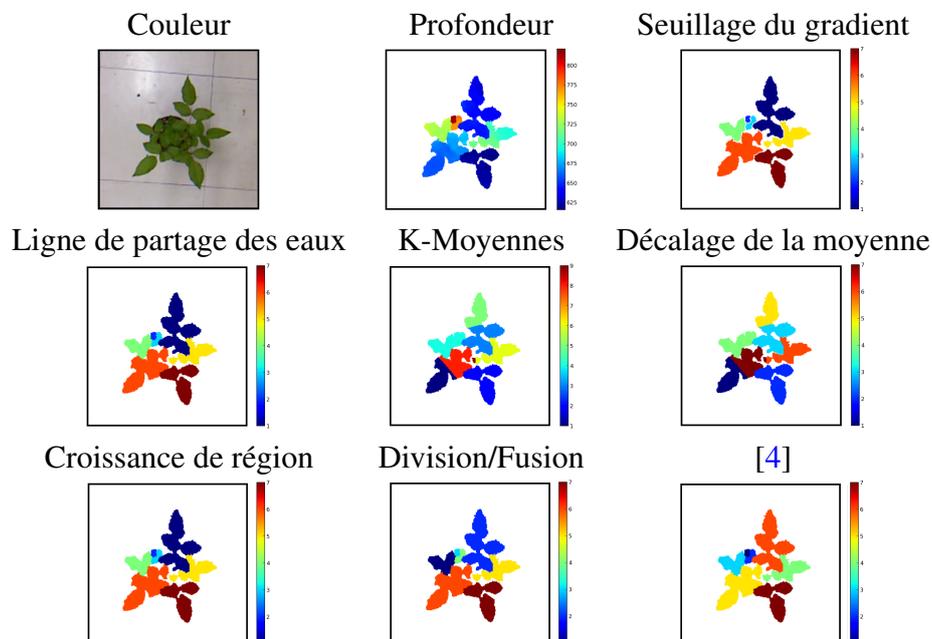


FIGURE B.5 – Les images segmentées obtenues suite à l’implémentation des six méthodes génériques et de notre méthode de segmentation sur une image de profondeur acquise en vue de dessus d’une plante mono-axiale (Plante 5 dans le Tab. B.11). Les méthodes de croissance de région et de division/fusion donnent des résultats identiques à la vérité terrain

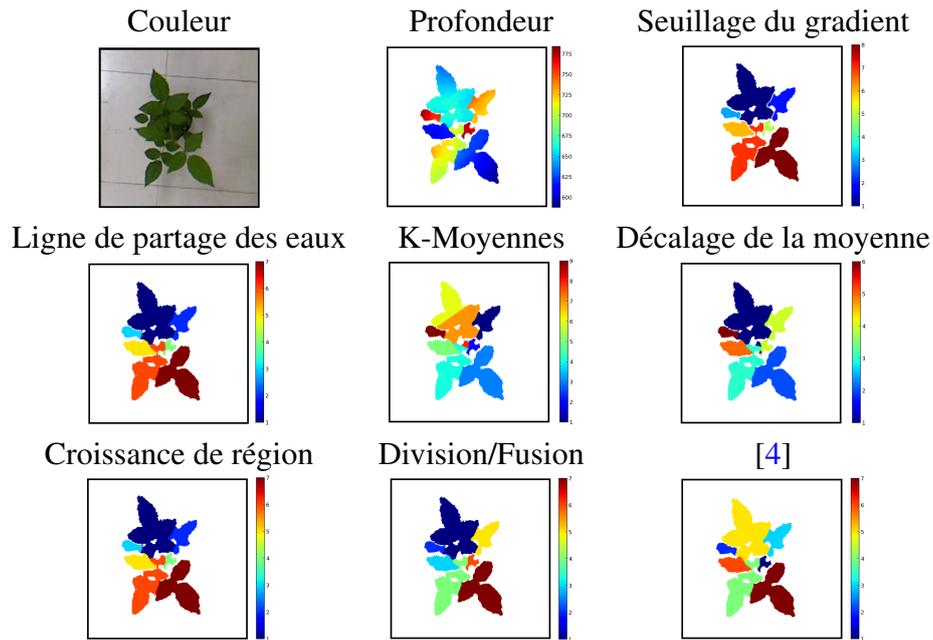


FIGURE B.6 – Les images segmentées obtenues suite à l’implémentation des six méthodes génériques et de notre méthode de segmentation sur une image de profondeur acquise en vue de dessus d’une plante mono-axiale (Plante 6 dans le Tab. B.11). Les méthodes de croissance de région et de division/fusion donnent des résultats identiques à la vérité terrain

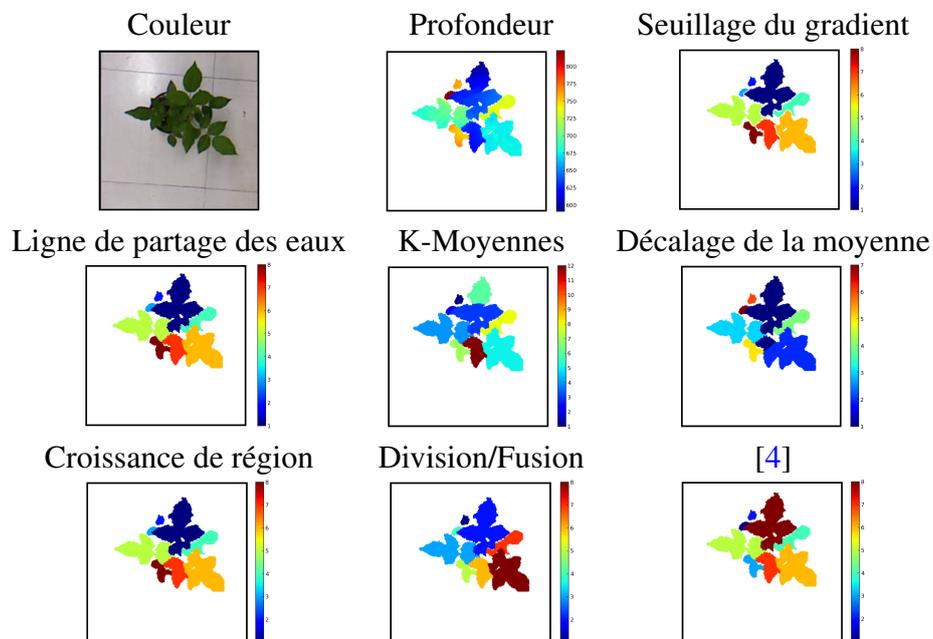


FIGURE B.7 – Les images segmentées obtenues suite à l’implémentation des six méthodes génériques et de notre méthode de segmentation sur une image de profondeur acquise en vue de dessus d’une plante mono-axiale (Plante 7 dans le Tab. B.11). Les méthodes de croissance de région et de division/fusion donnent des résultats identiques à la vérité terrain

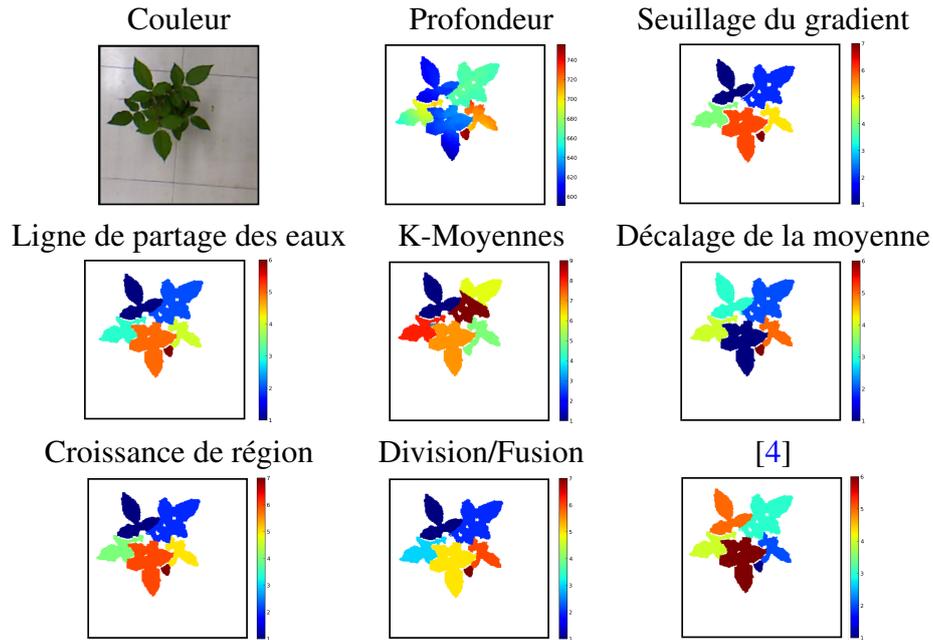


FIGURE B.8 – Les images segmentées obtenues suite à l’implémentation des six méthodes génériques et de notre méthode de segmentation sur une image de profondeur acquise en vue de dessus d’une plante mono-axiale (Plante 8 dans le Tab. B.11). Les méthodes de croissance de région et de division/fusion donnent des résultats identiques à la vérité terrain

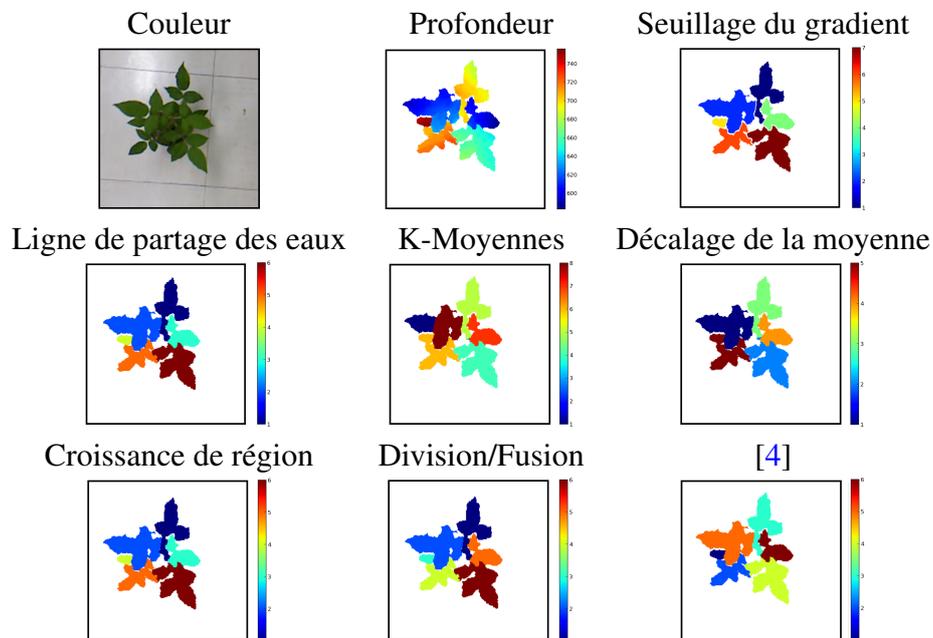


FIGURE B.9 – Les images segmentées obtenues suite à l’implémentation des six méthodes génériques et de notre méthode de segmentation sur une image de profondeur acquise en vue de dessus d’une plante mono-axiale (Plante 9 dans le Tab. B.11). Les méthodes de croissance de région et de division/fusion donnent des résultats identiques à la vérité terrain

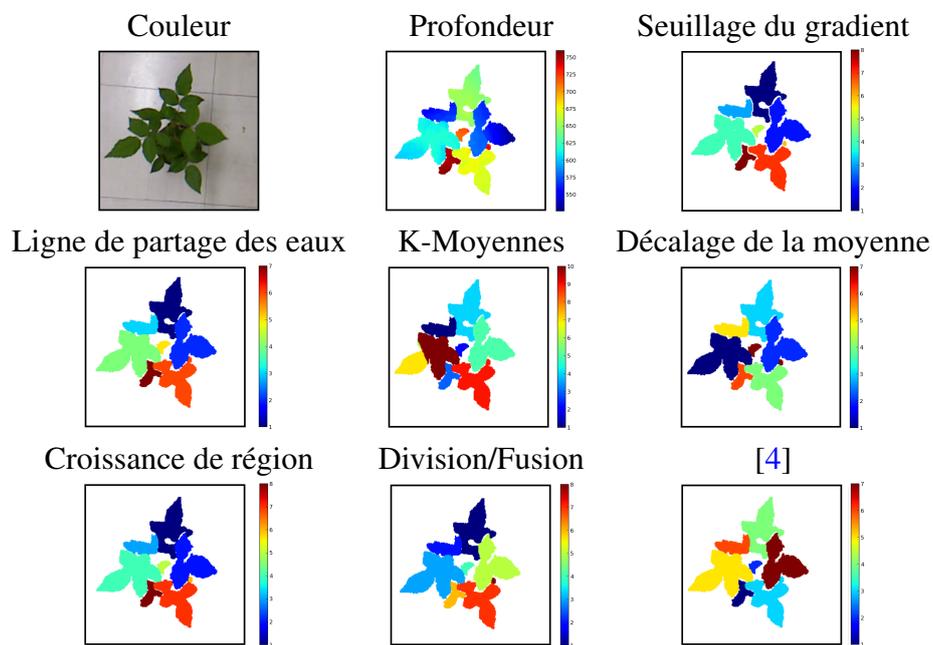


FIGURE B.10 – Les images segmentées obtenues suite à l’implémentation des six méthodes génériques et de notre méthode de segmentation sur une image de profondeur acquise en vue de dessus d’une plante mono-axiale (Plante 10 dans le Tab. B.11). Les méthodes de croissance de région et de division/fusion donnent des résultats identiques à la vérité terrain

Plant	Seuillage du gradient	Ligne de partage des eaux	K-Moyennes	Décalage à la moyenne
1	6.96	0.61	12.44	4.74
2	7.14	0.50	20.54	0.1
3	7.14	0.46	17.78	0.04
4	7.14	0.70	19.18	2.70
5	8.35	0.83	27.75	1.07
6	6.91	0.61	15.18	0.77
7	7.63	0.77	10.07	5.12
8	6.91	0.60	16.17	0.28
9	7.45	0.81	11.68	2.84
10	6.50	0.91	9.27	0.01

Plante	Croissance de région	Division / fusion	[4]
1	0	0	0
2	0	0	0
3	0	0	0.01
4	0	0	0
5	0	0	0
6	0	0	0
7	0	0	0
8	0	0	0.01
9	0	0	0
10	0	0	0.4

FIGURE B.11 – Les erreurs de segmentation obtenues lors de l'implémentation des six méthodes génériques et de notre méthode de segmentation sur les images de profondeur en vue de dessus des dix plantes mono-axiales des Fig. B.1 à B.10.



La précision de l'imageur de profondeur

Dans cette annexe, nous fournissons l'ensemble des résultats de la comparaison, de la section 2.1.3, entre notre imageur de profondeur et un digitaliseur magnétique. Cette comparaison porte sur les mesures de la hauteur et de l'azimut des feuilles de dix plantes mono-axiales. Le digitaliseur magnétique peut être considéré comme une vérité terrain. Avec cette comparaison, nous donnons donc la précision de notre imageur de profondeur pour les mesures architecturales sur les plantes mono-axiales. Notre imageur de profondeur et le digitaliseur magnétique n'ont pas le même référentiel de mesure dans l'espace. Pour les comparer, nous prenons donc pour chaque plante mono-axiale et pour chaque caractéristique mesurée, une feuille de référence. Par conséquent, chaque valeur numérique donnée dans cette annexe correspond à la valeur relative par rapport à la feuille de référence.

Les résultats de cette comparaison sont retranscrits par les Fig. C.1, C.2, C.3 et C.4. Pour chaque plante, nous donnons l'image couleur, l'image de profondeur, l'image des feuilles segmentées (voir la section 1), et un tableau récapitulatif des valeurs obtenues pour chaque feuille composée d'au moins deux folioles, dont la foliole extrême. Sur l'image des feuilles segmentées, nous indiquons aussi les différents azimuts obtenus grâce aux masques de segmentation (voir la section 2.1). Dans le tableau récapitulatif, la hauteur d'une feuille est désignée par un H , l'azimut par un A , l'imageur de profondeur de la Kinect par un indice K , le digitaliseur magnétique par un indice DM et le symbole Δ indique la valeur numérique de la valeur absolue de la différence entre la mesure de l'imageur de profondeur et celle du digitaliseur magnétique.

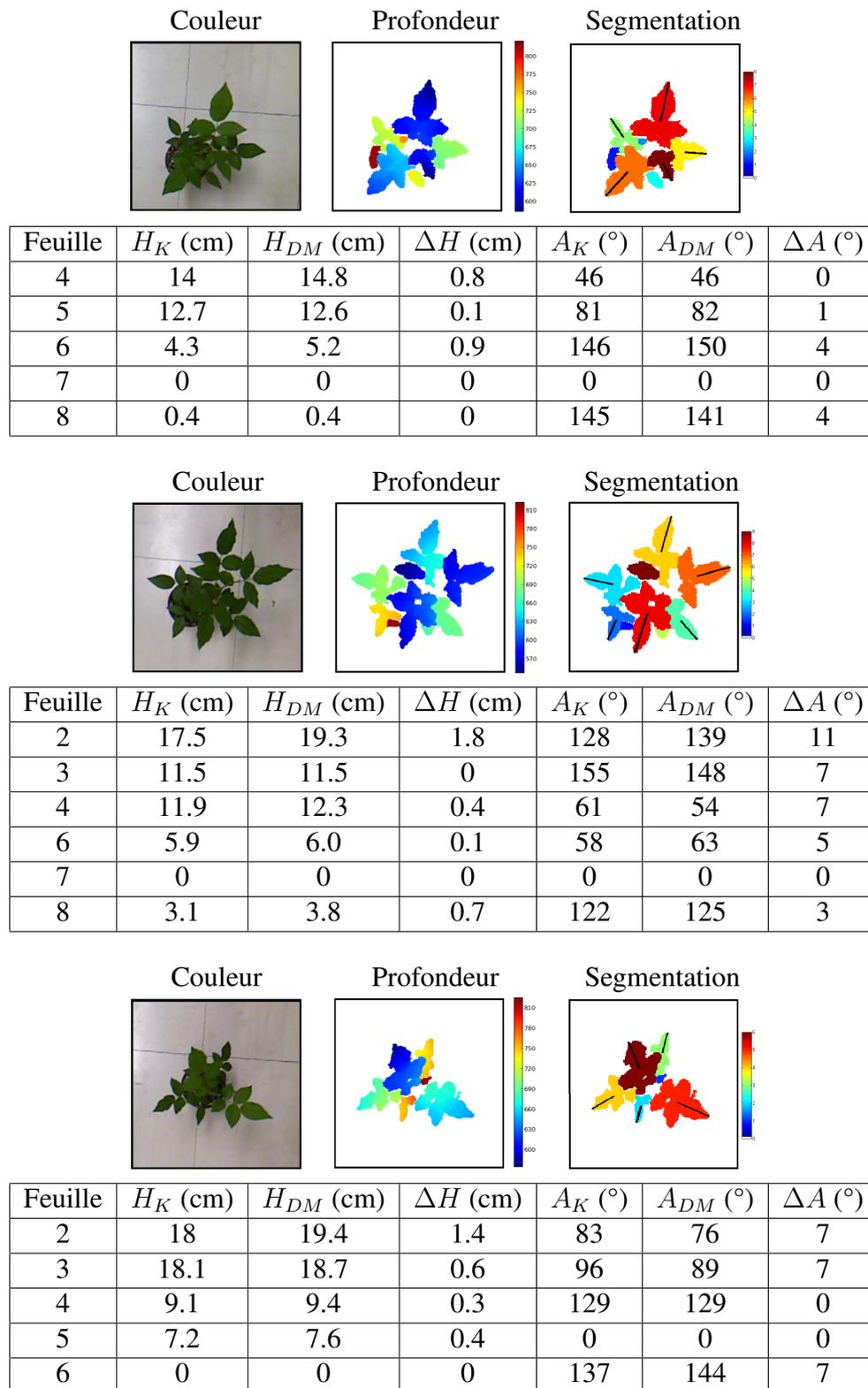


FIGURE C.1 – La comparaison de notre imageur de profondeur et d'un digitaliseur magnétique pour les mesures de la hauteur et de l'azimut des feuilles de trois plantes mono-axiales différentes. Les segments noirs, dans les images segmentées, représentent les différents azimuts obtenus grâce aux masques de segmentation (voir la section 2.1).

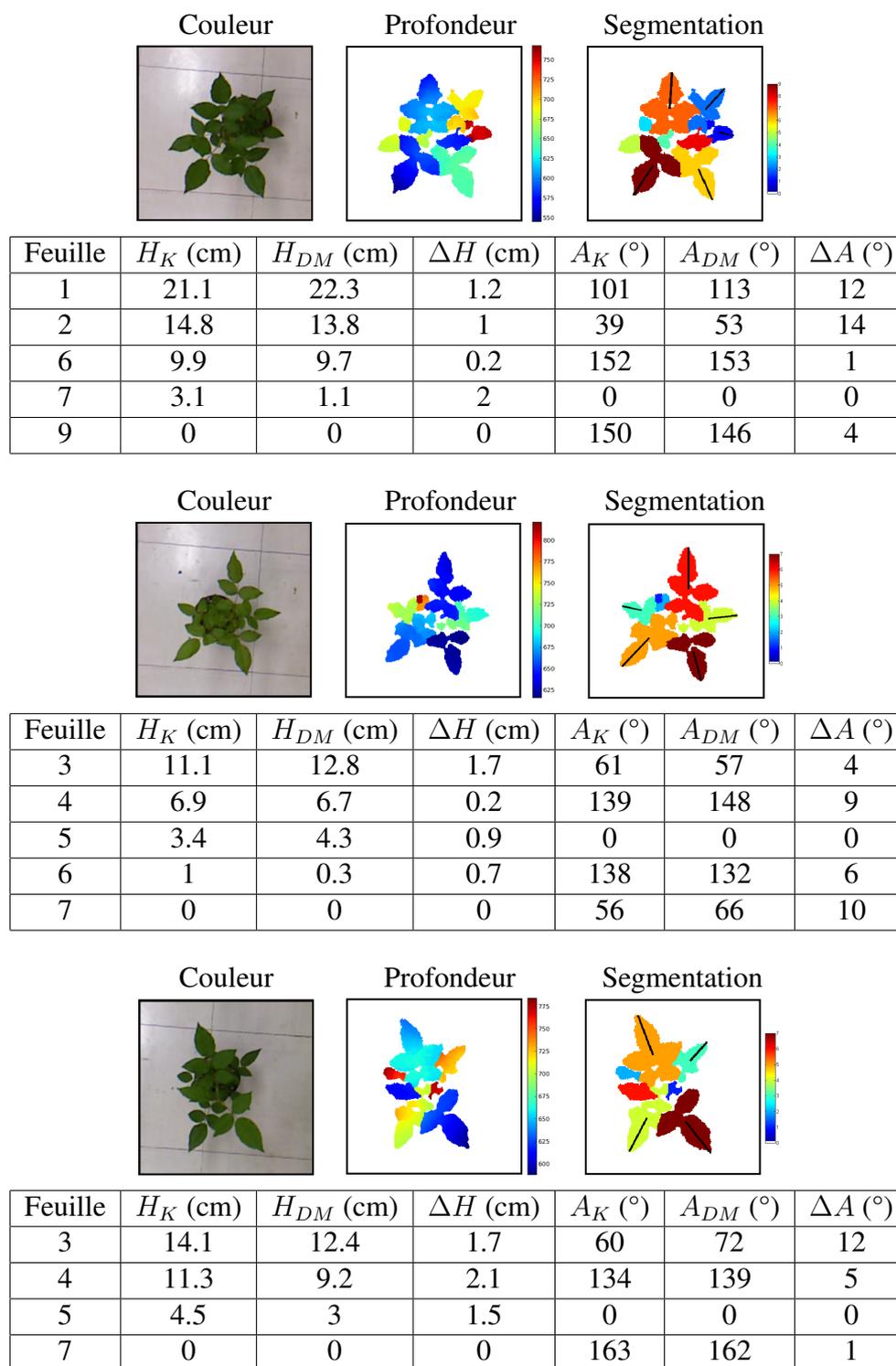


FIGURE C.2 – La comparaison de notre imageur de profondeur et d’un digitaliseur magnétique pour les mesures de la hauteur et de l’azimut des feuilles de trois plantes mono-axiales différentes. Les segments noirs, dans les images segmentées, représentent les différents azimuts obtenus grâce aux masques de segmentation (voir la section 2.1).

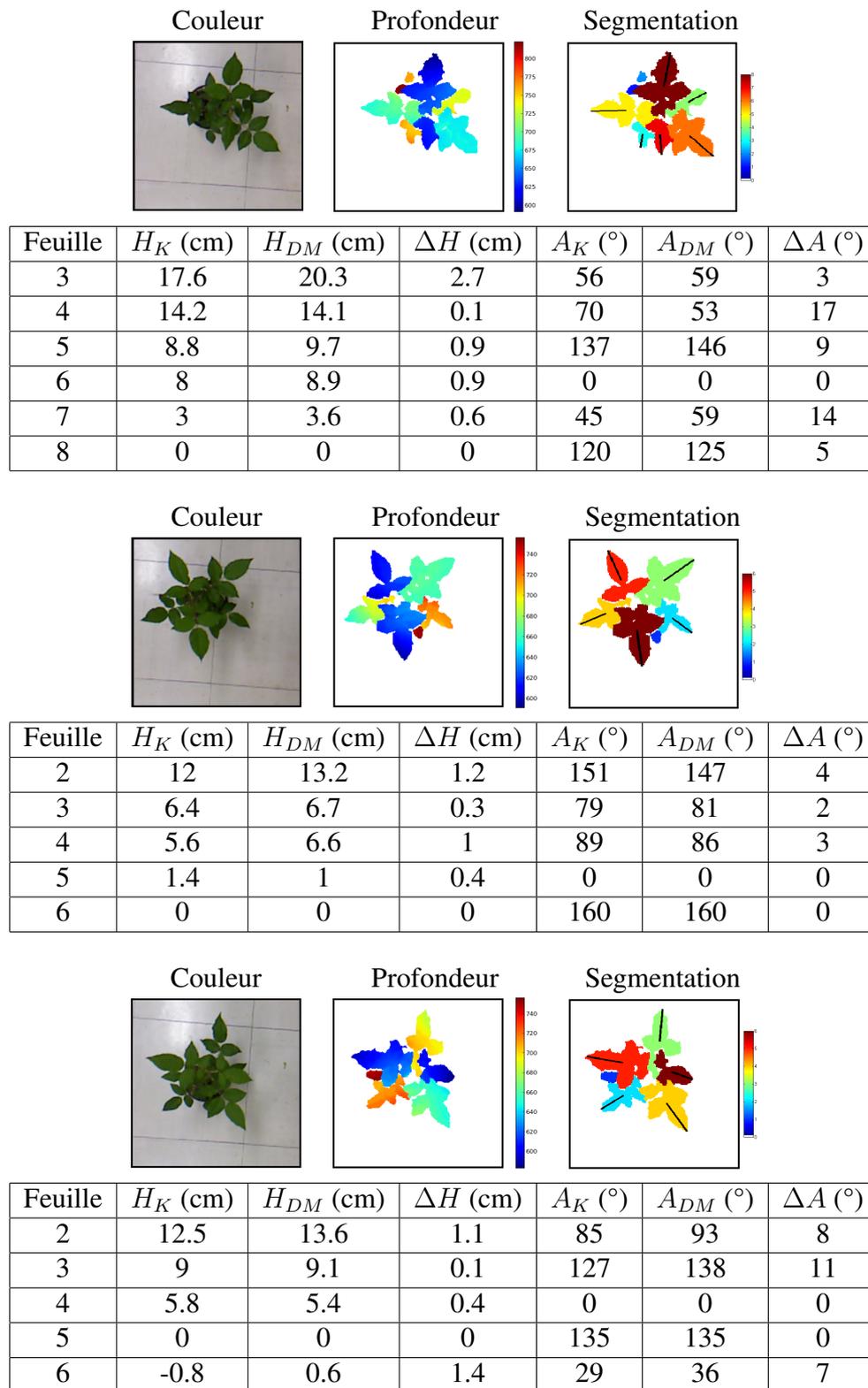


FIGURE C.3 – La comparaison de notre imageur de profondeur et d'un digitaliseur magnétique pour les mesures de la hauteur et de l'azimut des feuilles de trois plantes mono-axiales différentes. Les segments noirs, dans les images segmentées, représentent les différents azimuts obtenus grâce aux masques de segmentation (voir la section 2.1).

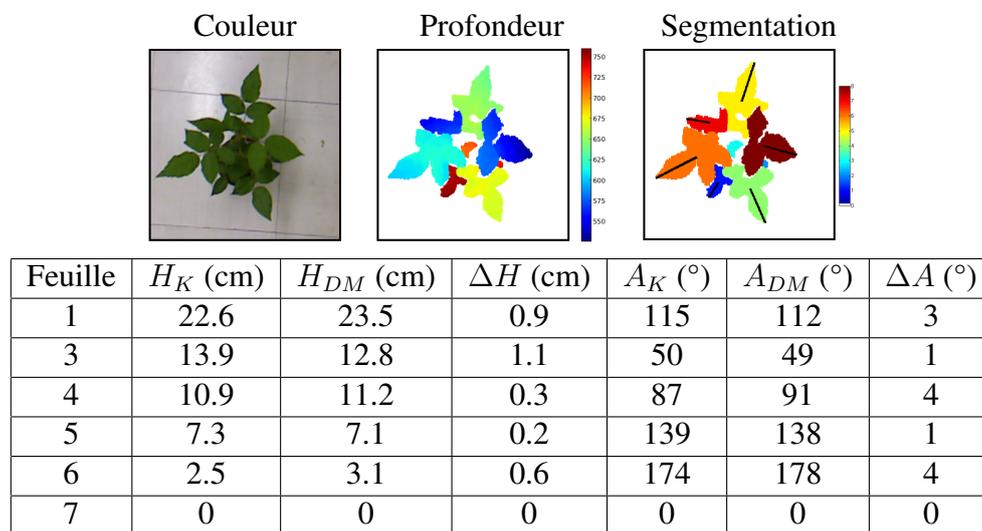


FIGURE C.4 – La comparaison de notre imageur de profondeur et d’un digitaliseur magnétique pour les mesures de la hauteur et de l’azimut des feuilles d’une plante mono-axiale. Les segments noirs, dans l’image segmentée, représentent les différents azimuts obtenus grâce aux masques de segmentation (voir la section 2.1).

Bibliographie

Les publications liées à la thèse

1 Chapitre de livre international :

- [1] Y. Chéné, É. Belin, F. Chapeau-Blondeau, T. Boureau, V. Caffier, D. Rousseau. “Anatomo-functional bimodality imaging for plant phenotyping : An insight through depth imaging coupled to thermal imaging”. *Chap. 3, S. Dutta Gupta et Y. Ibaraki édition, Plant Image Analysis : Fundamentals and Applications, CRC Press*, (sous presse), 2014.

3 articles dans des revues internationales :

- [2] Y. Chéné, D. Rousseau, É. Belin, M. Garbez, G. Galopin, F. Chapeau-Blondeau. “A motorized depth-imaging sensor to characterize the shoots of entire plants from multiple side views”. *Machine Vision and Applications*, 2014 (soumis).
- [3] Y. Chéné, É. Belin, D. Rousseau, F. Chapeau-Blondeau. “Multiscale analysis of depth images from natural scenes : Scaling in the depth of the woods”. *Chaos, Solitons and Fractals*, 54 :135–149, 2013.
- [4] Y. Chéné, D. Rousseau, P. Lucidarme, J. Bertheloot, V. Caffier, P. Morel, É. Belin, F. Chapeau-Blondeau. “On the use of depth camera for 3D phenotyping of entire plants”. *Computers and Electronics in Agriculture*, 82 :122–127, 2012.

3 communications dans des colloques internationaux :

- [5] Y. Chéné, D. Rousseau, É. Belin, F. Chapeau-Blondeau. “Segmentation of leaves from depth images : a benchmark from top views of mono-axial plants”. *European Conference on Computer Vision, Workshop on Computer Vision Problems in Plant Phenotyping*, Zürich, Suisse, 6–12 septembre 2014 (soumis).
- [6] D. Rousseau, Y. Chéné, É. Belin, F. Chapeau-Blondeau. “Scale analysis of plants”. *2nd International Workshop on Image Analysis Methods for the Plant Sciences*, Nottingham, Angleterre, 2–3 septembre 2013.

- [7] D. Rousseau, Y. Chéné, É. Belin, F. Chapeau-Blondeau. “Plant phenotyping using depth cameras”. *Developers’ Workshop of the European Plant Phenotyping Network*, Wageningen, Pays-Bas, 13–14 septembre 2012.

6 communications dans des colloques nationaux :

- [8] Y. Chéné, É. Belin, D. Rousseau, F. Chapeau-Blondeau. “Analyse fractale de cartographies de profondeur issues de scènes naturelles”. *Actes du 24ème Colloque GRETSI sur le Traitement du Signal et des Images*, Brest, France, 3–6 septembre 2013.
- [9] Y. Chéné, É. Belin, P. Lucidarme, F. Chapeau-Blondeau, T. Boureau, D. Rousseau. “Des systèmes d’imagerie pour l’analyse anatomique et physiologique des plantes”. *Actes des 4ème Journées Démonstrateurs en Automatique, GdR CNRS MACS et Club EEA*, Angers, France, 12–13 juin 2013.
- [10] Y. Chéné, É. Belin, F. Coadou, F. Chapeau-Blondeau, L. Hardouin, D. Rousseau. “Instrumentation et capteurs innovants appliqués au phénotypage automatisé des végétaux”. *6ème Colloque Interdisciplinaire en Instrumentation*, Lyon, France, 29–30 janvier 2013.
- [11] Y. Chéné, É. Belin, D. Rousseau, F. Chapeau-Blondeau. “Imagerie multicomposante RVB-IR-profondeur appliquée aux plantes”. *7èmes Journées d’Imagerie Optique Non Conventionnelle du GdR CNRS ISIS*, Paris, France, 20–21 mars 2012.
- [12] É. Belin, Y. Chéné, T. Boureau, V. Caffier, F. Chapeau-Blondeau, D. Rousseau. “L’imagerie de profondeur pour le monitoring de pathogènes sur le feuillage de plantes entières”. *Journée Proxi Détection du Réseau INRA*, 13 mars 2012.
- [13] Y. Chéné, D. Rousseau, F. Chapeau-Blondeau. “Outils mathématiques pour l’analyse à travers les échelles colorimétriques d’images naturelles couleur”. *6èmes Journées d’Imagerie Optique Non Conventionnelle du GdR CNRS ISIS*, Paris, France, 14 avril 2011.

5 communications dans des séminaires nationaux :

- [14] Y. Chéné, É. Belin, D. Rousseau, F. Chapeau-Blondeau. “Du doctorat à la création d’entreprise à l’interface STIC/végétal”. *Séminaire PHENOTIC*, Angers, France, 6 juin 2014.
- [15] Y. Chéné. “Du jeu-vidéo à l’instrumentation scientifique : Application de la Kinect dans le domaine bio-végétal”. *Les Doctoriales 2014*, Le Croisic, France, 23–28 mars 2014.
- [16] Y. Chéné, É. Belin, D. Rousseau, F. Chapeau-Blondeau. “Imagerie et instrumentation pour la caractérisation architecturale et physiologique des plantes”. *Séminaire PHENOTIC*, Angers, France, 10 juin 2013.

- [17] Y. Chéné. “Imagerie multimodalité appliquée au domaine du végétal : couplage d’un capteur de profondeur à éclairage structuré avec une caméra thermographique”. *Journée des Doctorants de l’École Doctorale STIM (JDocs 2013)*, Saint-Nazaire, France, 11 avril 2013.
- [18] Y. Chéné, D. Rousseau, É. Belin, F. Chapeau-Blondeau. “Un imageur de profondeur bas-coût : la Kinect de Microsoft : du jeu vidéo à la mesure physique : application aux plantes”. *7ème École d’Été de Peyresq en Traitement du Signal et des Images : La Chaîne Numérique 3D : de l’Acquisition à la Compression des Données*, Peyresq, France, 24–30 juin 2012.

La bibliographie scientifique

La bibliographie du chapitre 1

- [19] Artec 3D. “Artec Spider”. <http://www.artec3d.com>, 2014.
- [20] Asus. “Xtion”. <http://www.asus.com>, 2014.
- [21] A. Bautin, P. Lucidarme, R. Guyonneau, O. Simonin, S. Lagrange, N. Delanoue, F. Charpillet. “Cart-O-matic project : autonomous and collaborative multi-robot localization, exploration and mapping”. *Proceedings of International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Tokyo, Japon, 3–8 novembre 2013.
- [22] B. Bellach, G. Cathebras, L.L.Y. Voon, O. Aubreton, B. Lamalle. “CMOS image sensor for spatiotemporal image acquisition”. *Journal of Electronic Imaging*, 15 :020502-1–3, 2006.
- [23] C. Bellasio, J. Olejnickova, R. Tesar, D. Sebel, L. Nedbal. “Computer reconstruction of plant growth and chlorophyll fluorescence emission in three spatial dimensions”. *Sensors*, 12 :1052–1071, 2012.
- [24] L. Borisjuk, H. Rolletschek, T. Neuberger. “Surveying the plant’s world by magnetic resonance imaging”. *The Plant Journal*, 70 :129–146, 2012.
- [25] Creaform 3D. “HandySCAN 300”. <http://www.creaform3d.com>, 2014.
- [26] Creative. “Senz3D”. <http://fr.creative.com>, 2014.
- [27] L. Cruz, D. Lucio, L. Velho. “Kinect and RGBD images : challenges and applications”. *25th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images Tutorials*, 36–49, Ouro Preto, Brésil, 22–25 août 2012.
- [28] S. Dhondt, H. Vanhaeren, D. Van Loo, V. Cnudde, D. Inzé. “Plant structure visualization by high-resolution X-ray computed tomography”. *Trends in Plant Science*, 15 :419–422, 2010.
- [29] Faro. “Laser Scanner Focus3D X330”. <http://www.faro.com>, 2014.
- [30] F. Fiorani, U. Schurr. “Future scenarios for plant phenotyping”. *Annual Review of Plant Biology*, 64 :267–291, 2013.
- [31] R.J. Flavel, C.N. Guppy, M. Tighe, M. Watt, A. McNeill, I.M. Young. “Non-destructive quantification of cereal roots in soil using high-resolution X-ray tomography”. *Journal of Experimental Botany*, 63 :2503–2511, 2012.
- [32] R.T. Furbank, M. Tester. “Phenomics–technologies to relieve the phenotyping bottleneck”. *Trends in Plant Science*, 16 :635–644, 2011.
- [33] C. Gobinet, A. Elhafid, V. Vrabie, R. Huez, D. Nuzillard. “About importance of positivity constraint for source separation in fluorescence spectroscopy”. *Proceedings of the 13th European Signal Processing Conference*, Antalya, Turquie, 4–8 septembre 2005.

- [34] S. Jahnke, M.I. Menzel, D. Van Dusschoten, G.W. Roeb, J. Bühler, S. Minwuelet, P. Blumler, V.M. Temperton, T. Hombach, M. Streun, S. Beer, M. Khodaverdi, K. Ziemons, H.H. Coenen, U. Schurr. “Combined MRI–PET dissects dynamic changes in plant structures and functions”. *The Plant Journal*, 59 :634–644, 2009.
- [35] Microsoft. “Kinect”. <http://www.microsoftstore.com>, 2014.
- [36] M. Milien, A.S. Renault-Spilmont, S.J. Cookson, A. Sarrazin, J.L. Verdeil. “Visualization of the 3D structure of the graft union of grapevine using X-ray tomography”. *Scientia Horticulturae*, 144 :130–140, 2012.
- [37] T. Neuberger, H. Rolletschek, A. Webb, L. Borisjuk. “Non-invasive mapping of lipids in plant tissue using magnetic resonance imaging”. *Lipidomics, Humana Press*, 485–496, 2009.
- [38] Occipital. “Structure”. <https://store.structure.io>, 2014.
- [39] A. Paproki, X. Sirault, S. Berry, R. Furbank, J. Fripp. “A novel mesh processing based technique for 3D plant analysis”. *BMC Plant Biology*, 12 :63–75, 2012.
- [40] H. Park, S. Lim, J. Trinder, R. Turner. “3D surface reconstruction of terrestrial laser scanner data for forestry”. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Honolulu, USA, 4366–4369, 25–30 juillet 2010.
- [41] G. Rabatel, N. Gorretta, S. Labbé. “Getting NDVI spectral bands from a single standard RGB digital camera : a methodological approach”. *14th Conference of the Spanish Association for Artificial Intelligence*, 333–342, La Laguna, Espagne, 7–11 novembre 2011.
- [42] SoftKinetic. “DS 311”. <http://www.softkinetic.com>, 2014.
- [43] Surveyor. “SVS”. <http://www.surveyor.com>, 2014.
- [44] J.W. White, P. Andrade-Sanchez, M.A. Gore, K.F. Bronson, T.A. Coffelt, M.M. Conley, K.A. Feldmann, A.N. French, J.T. Heun, D.J. Hunsaker, M.A. Jenks, B.A. Kimball, R.J. Strand, K.R. Thorp, G.W. Wall, G. Wang. “Field-based phenomics for plant genetics research”. *Field Crops Research*, 133 :101–112, 2012.
- [45] T. Yamaguchi, P. Richard, F. Veaux, M. Dinomais, S.T. Nguyen. “Upper-body interactive rehabilitation system for children with cerebral palsy : the effect of control/display ratios”. *Proceeding 9th International Conference on Disability, Virtual Reality and Associated Technologies*, 181–186, Laval, France, 10–12 septembre 2012.
- [46] Z. Zhang. “Microsoft Kinect sensor and its effect”. *IEEE Multimedia*, 19 :4–10, 2012.

La bibliographie du chapitre 2

- [47] R. Agishev, B. Gross, F. Moshary, A. Gilerson, S. Ahmed. “Range-resolved pulsed and CWFM lidars : Potential capabilities comparison”. *Applied Physics B : Lasers and Optics*, 85 :149–162, 2006.
- [48] M. Ahmad, T. Choi. “A heuristic approach for finding best focused shape”. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 15 :566–574, 2005.
- [49] M. Ahmad, T. Choi. “Application of three dimensional shape from image focus in LCD/TFT displays manufacturing”. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 53 :1–4, 2007.
- [50] M. Amann, T. Bosch, M. Lescure, R. Myllyla, M. Rioux. “Laser ranging : A critical review of usual techniques for distance measurement”. *Optical Engineering*, 40 :10–19, 2001.
- [51] O. Aubreton, A. Bajard, B. Verney, F. Truchetet. “Infrared system for 3D scanning of metallic surfaces”. *Machine Vision and Applications*, 24 :1513–1524, 2013.
- [52] L. Ballan, N. Brusco, G. M. Cortelazzo. “3D content creation by passive optical methods”. *3D Online Multimedia and Games : Processing, Visualization and Transmission*, 12 :231–270, 2008.
- [53] D. Bhat, S. Nayar. “Ordinal measures for image correspondence”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20 :415–423, 1998.
- [54] C. Bellasio, J. Olejnickova, R. Tesar, D. Sebel, L. Nedbal. “Computer reconstruction of plant growth and chlorophyll fluorescence emission in three spatial dimensions”. *Sensors*, 12 :1052–1071, 2012.
- [55] B. Billiot, F. Cointault, L. Journaux, J. C. Simon, P. Gouton. “3D image acquisition system based on shape from focus technique”. *Sensors*, 13 :5040–5053, 2013.
- [56] S. Birchfield, C. Tomasi. “Depth discontinuities by pixel-to-pixel stereo”. *International Journal of Computer Vision*, 35 :269–293, 1999.
- [57] S. Birchfield, C. Tomasi. “Multiway cut for stereo and motion with slanted surfaces”. *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 489–495, Kerkyra, Grèce, 20-27 septembre 1999.
- [58] T. Bishop, P. Favaro. “Plenoptic depth estimation from multiple aliased views”. *IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, 1622–1629, Kyoto, Japon, 27 septembre au 4 octobre 2009.
- [59] F. Blais. “Review of 20 years of range sensor development”. *Journal of Electronic Imaging*, 13 :231–240, 2004.
- [60] J. Bouguet. “Camera calibration toolbox for MatLab”. <http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/>, 2004.

- [61] Y. Boykov, O. Veksler, R. Zabih. “Fast approximate energy minimization via graph cuts”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23 :1222–1239, 2001.
- [62] M. Brown, D. Burschka, G. Hager. “Advances in computational stereo”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25 :993–1008, 2003.
- [63] L. Busemeyer, D. Mentrup, K. Möller, E. Wunder, K. Alheit, V. Hahn, H. Maurer, J. Reif, T. Würschum, F. Müller, J. and Rahe, A. Ruckelshausen. “BreedVision - A multi-sensor platform for non-destructive field-based phenotyping in plant breeding”. *Sensors*, 13 :2830–2847, 2013.
- [64] M. Buzinski, A. Levine, W. Stevenson. “Laser triangulation range sensors : A study of performance limitations”. *Journal of Laser Applications*, 4 :29–36, 1992.
- [65] T. Choi, J. Yun. “Three-dimensional shape recovery from the focused-image surface”. *Optical Engineering*, 39 :1321–1326, 2000.
- [66] L. Cruz, D. Lucio, L. Velho. “Kinect and RGBD images : challenges and applications”. *25th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images Tutorials*, 36–49, Ouro Preto, Brésil, 22–25 août 2012.
- [67] C. Dal Mutto, P. Zanuttigh, G. M. Cortelazzo. *Time-of-Flight Cameras and Microsoft Kinect*. Springer, 2012.
- [68] D. Desjardins, P. Payeur. “Dense stereo range sensing with marching pseudo-random patterns”. *4th Canadian Conference on Computer and Robot Vision*, 216–226, Montréal, Canada, 28–30 mai 2007.
- [69] R. Dorsch, G. Häusler, J. Herrmann. “Laser triangulation : Fundamental uncertainty in distance measurement”. *Applied Optics*, 33 :1306–1314, 1994.
- [70] N. Durdle, J. Thayyoor, V. Raso. “An improved structured light technique for surface reconstruction of the human trunk”. *IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, 874–877, Waterloo, Canada, 25–28 mai 1998.
- [71] H. Farid, E. Simoncelli. “Range estimation by optical differentiation”. *Journal of the Optical Society of America A*, 15 :1777–1786, 1998.
- [72] P. Favaro, A. Mennucci, S. Soatto. “Observing shape from defocused images”. *International Journal of Computer Vision*, 52 :25–43, 2003.
- [73] P. Favaro, S. Soatto. “Shape and radiance estimation from the information divergence of blurred images”. *European Conference on Computer Vision*, 153–158, Dublin, Irlande, 26 juin au 1 juillet 2000.
- [74] S. Foix, G. Alenya, C. Torras. “Lock-in time-of-flight (ToF) cameras : A survey”. *IEEE Sensors Journal*, 11 :1917–1926, 2011.

- [75] G. Fu, A. Menciassi, P. Dario. “Development of a low-cost active 3D triangulation laser scanner for indoor navigation of miniature mobile robots”. *Robotics and Autonomous Systems*, 60 :1317–1326, 2012.
- [76] J. Geng. “Structured-light 3D surface imaging : A tutorial”. *Advances in Optics and Photonics*, 3 :128–160, 2011.
- [77] Z. Geng. “Rainbow three-dimensional camera : New concept of high-speed three-dimensional vision systems”. *Optical Engineering*, 35 :376–383, 1996.
- [78] M. Gokstorp. “Computing depth from out-of-focus blur using a local frequency representation”. *Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition, Conference A : Computer Vision & Image Processing*, 153–158, Jerusalem, Israël, 9–13 octobre 1994.
- [79] S. Gokturk, H. Yalcin, C. Bamji. “A time-of-flight depth sensor-system description, issues and solutions”. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 5–35, Washington, USA, 27 juin au 2 juillet 2004.
- [80] P. Griffin, L. Narasimhan, S. Yee. “Generation of uniquely encoded light patterns for range data acquisition”. *Pattern Recognition*, 25 :5086–5091, 1992.
- [81] M. Hebert. “Active and passive range sensing for robotics”. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 102–110, San Francisco, USA, 24–28 avril 2000.
- [82] F. Helmlí, S. Scherer. “Adaptive shape from focus with an error estimation in light microscopy”. *Proceedings of the 2nd International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis*, 188–193, Pula, Croatie, 19–21 juin 2001.
- [83] P. Hiskett, C. Parry, A. McCarthy, G. Buller. “A photon-counting time-of-flight ranging technique developed for the avoidance of range ambiguity at gigahertz clock rates”. *Optics Express*, 16 :13685–13698, 2008.
- [84] G. Iddan, G. Yahav. “Three-dimensional imaging in the studio and elsewhere”. *Photonics West - Electronic Imaging*, 48–55, San Jose, USA, 21–26 janvier 2001.
- [85] I. Ishii, K. Yamamoto, T. Tsuji. “High-speed 3D image acquisition using coded structured light projection”. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 925–930, San Diego, USA, 29 octobre au 2 novembre 2007.
- [86] K. Khoshelham, S. O. Elberink. “Accuracy and resolution of kinect depth data for indoor mapping applications”. *Sensors*, 12 :1437–1454, 2012.
- [87] V. Kluth, G. Kunkel, U. Rauhala. “Global least squares matching”. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1615–1618, Houston, USA, 26–29 mai 1992.

- [88] A. Kolb, E. Barth, R. Koch, R. Larsen. “Time-of-flight sensors in computer graphics”. *Computer Graphics Forum*, 29, issue 1 :141–159, 2010.
- [89] Konica Minolta. “VIVID 910”. <http://www.konicaminolta.com/>, 2014.
- [90] M. Kraft, N. Salomão de Freitas, A. Munack. “Test of a 3D time of flight camera for shape measurements of plants”. *CIGR Workshop on Image Analysis in Agriculture*, 108–115, Budapest, Hongrie, 26–27 août 2010.
- [91] W. Krattenthaler, K.J. Mayer, H.P. Duwe. “3D-surface measurement with coded light approach”. *Proceedings of the 17th meeting of the Austrian Association for pattern recognition on Image analysis and synthesis*, 103–114, Munich, Allemagne, 2–4 juin 1993.
- [92] K. Kutulakos, S. Seitz. “A theory of shape by space carving”. *International Journal of Computer Vision*, 38 :199–218, 2000.
- [93] R. Lange, P. Seitz, A. Biber, S. Lauxtermann. “Demodulation pixels in CCD and CMOS technologies for time-of-flight ranging”. *Proceedings SPIE*, 177–188, San Jose, USA, 21–26 janvier 2001.
- [94] J. Le Moigne, A. Waxman. “Structured light patterns for robot mobility”. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 4 :541–548, 1988.
- [95] J. Lüke, F. Pérez Nava, J. Marichal Hernández, J. Rodríguez Ramos, F. Rosa. “Near real-time estimation of super-resolved depth and all-in-focus images from a plenoptic camera using graphics processing units”. *International Journal of Digital Multimedia Broadcasting*, 2010 :12–15, 2009.
- [96] A. Malik, T. Choi. “Application of passive techniques for three dimensional cameras”. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 53 :258–264, 2007.
- [97] A. Malik, T. Choi. “A novel algorithm for estimation of depth map using image focus for 3D shape recovery in the presence of noise”. *Pattern Recognition*, 41 :2200–2225, 2008.
- [98] T. Mangoldt, W. Kurth, A. Bucksch, P. Wernecke, Diepenbrock, W. “A system for recording 3D information with applications in the measurement of plant structure”. *4th International Workshop on Functional-Structural Plant Models*, Montpellier, France, 7–11 juin 2004.
- [99] K. D. Mankoff, T. A. Russo. “The Kinect : a low-cost, high-resolution, short-range 3D camera”. *Earth Surface Processes and Landforms*, 38 :926–936, 2013.
- [100] J. Martinez Baena, J. Fdez Valdivia, J. Garcia. “A multi-channel autofocusing scheme for gray-level shape scale detection”. *Pattern Recognition*, 30 :1769–1786, 1997.
- [101] M. Maruyama, S. Abe. “Range sensing by projecting multiple slits with random cuts”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15 :647–651, 1993.

- [102] R. Minhas, A. Mohammed, Q. Wu, M. Sid Ahmed. “3D shape from focus and depth map computation using steerable filters”. *Proceedings of the 6th International Conference on Image Analysis and Recognition*, 573–583, Halifax, Canada, 6–8 juillet 2009.
- [103] T. Monks, J. Carter. “Improved stripe matching for colour encoded structured light”. *5th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns*, 476, Budapest, Hongrie, 13–15 septembre 1993.
- [104] R. Myllylä, J. Marszalec, J. Kostamovaara, A. Mäntyniemi, G. Ulbrich. “Imaging distance measurements using TOF lidar”. *Journal of optics*, 29 :188, 1999.
- [105] K. Nakamura, T. Hara, M. Yoshida, T. Miyahara, H. Ito. “Optical frequency domain ranging by a frequency-shifted feedback laser”. *IEEE Journal of Quantum Electronics*, 36 :305–316, 2000.
- [106] L. Nalpantidis, G. Sirakoulis, A. Gasteratos. “Review of stereo matching algorithms for 3D vision”. *Proceedings of the 16th International Symposium on Measurement and Control in Robotics*, 116–124, Warsaw, Pologne, 21–23 juin 2007.
- [107] F. Nava, J. Marichal Hernández, J. Rodríguez Ramos. “The discrete focal stack transform”. *Proceedings of the 16th European Signal Processing Conference*, 25–106, Lausanne, Suisse, 25–29 août 2008.
- [108] S. Nayar, Y. Nakagawa. “Shape from focus”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16 :824–831, 1994.
- [109] R. Ng. “Fourier slice photography”. *ACM Transactions on Graphics*, 24 :735–744, 2005.
- [110] Noomeo. “Optimum”. <http://www.emco.co.uk>, 2014.
- [111] K. Omasa, F. Hosoi, A. Konishi. “3D lidar imaging for detecting and understanding plant responses and canopy structure”. *Journal of Experimental Botany*, 58 :881–898, 2007.
- [112] A. Paproki, X. Sirault, S. Berry, R. Furbank, J. Fripp. “A novel mesh processing based technique for 3D plant analysis”. *BMC Plant Biology*, 12 :63–75, 2012.
- [113] G. Polder, D. Lensink, B. Veldhuisen. “PhenoBot : a robot system for phenotyping large tomato plants in the greenhouse using a 3D light field camera”. *Phenodays*, Valls, Pays-Bas, 18 octobre 2013.
- [114] N. Pfeifer, C. Briese. “Laser scanning—Principles and applications”. *3rd International Exhibition and Scientific Congress on Geodesy, Mapping, Geology, Geophysics, Cadaster GEO-SIBERIA*, 93–112, Novosibirsk, Russia, 2007.
- [115] M. Piracha, D. Nguyen, D. Mandridis, T. Yilmaz, I. Ozdur, S. Ozharar, P. Delfyett. “Range resolved lidar for long distance ranging with sub-millimeter resolution”. *Optics Express*, 18 :7184–7189, 2010.

- [116] S. Poujouly, B. Journet. “Laser range finding by phase-shift measurement : Moving towards smart systems”. *Machine Vision and Three-Dimensional Imaging Systems for Inspection and Metrology*, 4189 :152–160, 2000.
- [117] A. Rajagopalan, S. Chaudhuri. “Simultaneous depth recovery and image restoration from defocused images”. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1348–1353, Collins, USA, 23–25 juin 1999.
- [118] J. Salvi, S. Fernandez, T. Pribanic, X. Llado. “A state of the art in structured light patterns for surface profilometry”. *Pattern Recognition*, 43 :2666–2680, 2010.
- [119] G. Sansoni, M. Trebeschi, F. Docchio. “State-of-the-art and applications of 3D imaging sensors in industry, cultural heritage, medicine, and criminal investigation”. *Sensors*, 9 :568–601, 2009.
- [120] T. T. Santos, A. Oliveira. “Image-based 3D digitizing for plant architecture analysis and phenotyping”. *Conference on Graphics, Patterns and Images*, Arequipa, Pérou, 5–8 août 2013.
- [121] D. Scharstein, R. Szeliski. “Stereo matching with nonlinear diffusion”. *International Journal of Computer Vision*, 28 :155–174, 1998.
- [122] Y. Schechner, N. Kiryati. “The optimal axial interval in estimating depth from defocus”. *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 843–848, Kerkyra, Grèce, 20–27 septembre 1999.
- [123] J. Smisek, M. Jancosek, T. Pajdla. *Consumer Depth Cameras for Computer Vision*, chapitre 3D with Kinect, 3–25. Springer, 2013.
- [124] Steinbichler. “Comet”. <http://www.steinbichler.com>, 2014.
- [125] T. Stoyanov, R. Mojtahedzadeh, H. Andreasson, A. J. Lilienthal. “Comparative evaluation of range sensor accuracy for indoor mobile robotics and automated logistics applications”. *Robotics and Autonomous Systems*, 31 :1094–1105, 2013.
- [126] M. Subbarao, T. Choi. “Accurate recovery of three-dimensional shape from image focus”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17 :266–274, 1995.
- [127] J. Sun, N. Zheng, H. Shum. “Stereo matching using belief propagation”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25 :787–800, 2003.
- [128] C. Tomasi, R. Manduchi. “Stereo matching as a nearest-neighbor problem”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20 :333–340, 1998.
- [129] P. Trouvé, F. Champagnat, G. Le Besnerais, J. Sabater, T. Avignon, J. Idier. “Passive depth estimation using chromatic aberration and a depth from defocus approach”. *Applied Optics*, 52 :7152–7164, 2013.

- [130] P. Trouvé, F. Champagnat, G. Le Besnerais, J. Idier. “Single image local blur identification”. *IEEE 18th International Conference on Image Processing*, 613–616, Bruxelles, Belgique, 11–14 septembre 2011.
- [131] R. Tsai. “A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses”. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 3 :323–344, 1987.
- [132] A. Ulusoy, F. Calakli, G. Taubin. “One-shot scanning using de Bruijn spaced grids”. *IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops*, 1786–1792, Kyoto, Japon, 27 septembre au 4 octobre 2009.
- [133] R. Valkenburg, A. McIvor. “Accurate 3D measurement using a structured light system”. *Image and Vision Computing*, 16 :99–110, 1998.
- [134] P. Veatch, L. Davis. “Efficient algorithms for obstacle detection using range data”. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 50 :50–74, 1990.
- [135] Y. Xiong, S. Shafer. “Depth from focusing and defocusing”. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 68–73, New York, USA, 15–17 juin 1993.
- [136] Y. Xiong, S. Shafer. “Moment filters for high precision computation of focus and stereo”. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Human Robot Interaction and Cooperative Robots*, 108–113, Pittsburgh, USA, 5–9 août 1995.
- [137] G. Yahav, G. Iddan, D. Mandelboum. “3D imaging camera for gaming application”. *International Conference on Consumer Electronics, Digest of Technical Papers*, 1–2, Las Vegas, USA, 10–14 janvier 2001.
- [138] X. Yang, A.H. Strahler, C.B. Schaaf, D.L. Jupp, T. Yao, F. Zhao, Z. Wang, D. Culvenor, G. Newnham, J. Lovell, R. Dubayah, C. Woodcock, W. Ni Meister. “Three-dimensional forest reconstruction and structural parameter retrievals using a terrestrial full-waveform lidar instrument (echidna)”. *Remote Sensing of Environment*, 135 :36–51, 2013.
- [139] Z. Zhang. “Microsoft Kinect sensor and its effect”. *IEEE Multimedia*, 19 :4–10, 2012.
- [140] L. Zhang, B. Curless, S. Seitz. “Rapid shape acquisition using color structured light and multi-pass dynamic programming”. *Proceedings of the First International Symposium on 3D Data Processing Visualization and Transmission*, 24–36, Padova , Italie, 19-21 juin 2002.
- [141] Z. Zhang. “Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations”. *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 666–673, Kerkyra, Greece, 1999.

La bibliographie du chapitre 3

- [142] R. Adams, L. Bischof. “Seeded region growing”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16 :641–647, 1994.
- [143] É. Belin, D. Rousseau, T. Boureau, V. Caffier. “Thermography versus chlorophyll fluorescence imaging for detection and quantification of apple scab”. *Computers and Electronics in Agriculture*, 90 :159–163, 2013.
- [144] C. Bellasio, J. Olejnickova, R. Tesar, D. Sebel, L. Nedbal. “Computer reconstruction of plant growth and chlorophyll fluorescence emission in three spatial dimensions”. *Sensors*, 12 :1052–1071, 2012.
- [145] F. Besnard, Y. Refahi, V. Morin, B. Marteaux, G. Brunoud, P. Chambrier, F. Rozier, V. Mirabet, J. Legrand, S. Lainé, E. Thévenon, E. Farcot, C. Cellier, P. Das, A. Bishopp, R. Dumas, F. Parcy, Y. Helariutta, A. Boudaoud, C. Godin, J. Traas, Y. Guédon, T. Vernoux. “Cytokinin signalling inhibitory fields provide robustness to phyllotaxis”. *Nature*, 7483 :417–421, 2013.
- [146] A. Bieniek, A. Moga. “An efficient watershed algorithm based on connected components”. *Pattern Recognition*, 33 :907–916, 2000.
- [147] H.D. Cheng, X.H. Jiang, Y. Sun, J. Wang. “Color image segmentation : advances and prospects”. *Pattern Recognition*, 34 :2259–2281, 2001.
- [148] D. Comaniciu, , P. Meer. “Mean shift analysis and applications”. *The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 2 :1197–1203, Kerkyra, Grèce, 20–27 septembre 1999.
- [149] D. Comaniciu, P. Meer. “IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence”. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 24 :603–619, 2002.
- [150] S. Demotes-Mainard, J. Bertheloot, R. Boumaza, L. Huché-Thélier, G. Guéritaine, V. Guérin, F. Andrieu. “Rose bush leaf and internode expansion dynamics : analysis and development of a model capturing interplant variability”. *Frontiers in Plant Science*, 4 :418–425, 2013.
- [151] F. Fiorani, U. Rascher, S. Jahnke. “Imaging plants dynamics in heterogenic environments”. *Current Opinion in Biotechnology*, 23 :227–235, 2012.
- [152] S. Fuchs, G. Hirzinger. “Extrinsic and depth calibration of ToF-cameras”. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1–6, Anchorage, USA, 24–26 juin 2008.
- [153] M.R. Golzarian, R.A. Frick, K. Rajendran, B. Berger, S. Roy, M. Tester, D.S. Lun. “Accurate inference of shoot biomass from high-throughput images of cereal plants”. *Plant Methods*, 7 :1–11, 2011.
- [154] N. Gorretta, G. Rabatel, C. Fiorio, C. Lelong, J.M. Roger. “An iterative hyperspectral image segmentation method using a cross analysis of spectral and spatial information”. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 117 :213–223, 2011.

- [155] R.M. Haralick, L.G. Shapiro. “Image segmentation techniques”. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 29 :100–132, 1985.
- [156] C. Herrera, J. Kannala, J. Heikkila. “Joint depth and color camera calibration with distortion correction”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34 :2058–2064, 2012.
- [157] A. Hoover, G. Jean-Baptiste, X. Jiang, P. J. Flynn, H. Bunke, D.B. Goldgof, K. Bowyer, D.W. Eggert, A. Fitzgibbon, R.B. Fisher. “An experimental comparison of range image segmentation algorithms”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18 :673–689, 1996.
- [158] S.L. Horowitz, T. Pavlidis. “Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure”. *Proceedings of the Second International Joint Conference on Pattern Recognition*, Copenhagen, Denmark, 12–13 août 1974.
- [159] L. Huché-Thélier, P. Morel, E. Le Coz, G. Sintès, G. Guillemain, L. Crespel. “Effect of continuous or discontinuous water restriction on the architecture of two and five months old garden rose (*Rosa Hybrida Radrazz*)”. *International Symposium on Woody Ornamentals of the Temperate Zone*, Ghent, Belgique, 363–368, 1 au 4 juillet 2012.
- [160] T. Kanungo, D.M. Mount, N.S. Netanyahu, C.D. Piatko, R. Silverman, A.Y. Wu. “An efficient k-means clustering algorithm : analysis and implementation”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24 :881–892, 2002.
- [161] K. Kolev, M. Klodt, T. Brox, D. Cremers. “Continuous global optimization in multiview 3D reconstruction”. *International Journal of Computer Vision*, 84 :80–96, 2009.
- [162] S. Laguela, H. Gonzalez Jorge, J. Armesto, P. Arias. “Calibration and verification of thermographic cameras for geometric measurements”. *Infrared Physics and Technology*, 54 :92–99, 2011.
- [163] U. Lüttge, B. Hertel. “Diurnal and annual rhythms in trees”. *Trees*, 23 :683–700, 2011.
- [164] J. Matas, O. Chum, M. Urban, T. Pajdla. “Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions”. *Image and Vision Computing*, 22 :761–767, 2004.
- [165] D. Nuzillard, C. Lazar. “Partitional clustering techniques for multi-spectral image segmentation”. *Journal of Computers*, 2 :1–8, 2007.
- [166] K. Omasa, F. Hosoi, A. Konishi. “3D lidar imaging for detecting and understanding plant responses and canopy structure”. *Journal of Experimental Botany*, 58 :881–898, 2007.
- [167] A. Paproki, X. Sirault, S. Berry, R. Furbank, J. Fripp. “A novel mesh processing based technique for 3D plant analysis”. *BMC Plant Biology*, 12 :63–75, 2012.

- [168] S.H. Park, I.D. Yun, S.U. Lee. “Color image segmentation based on 3D clustering : morphological approach”. *Pattern Recognition*, 31 :1061–1076, 1998.
- [169] C. Rousseau, , É. Belin, , É. Bove, D. Rousseau, F. Fabre, R. Berruyer, J. Guillaumès, C. Manceau, M.A. Jacques, T. Boureau. “High throughput quantitative phenotyping of plant resistance using chlorophyll fluorescence image analysis”. *Plant Methods*, 9 :17–29, 2013.
- [170] A. Tremeau, N. Borel. “A region growing and merging algorithm to color segmentation”. *Pattern Recognition*, 30 :1191–1203, 1997.
- [171] L. Vincent, P. Soille. “Watersheds in digital spaces : an efficient algorithm based on immersion simulations”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13 :583–598, 1991.
- [172] J.S. Weszka. “A survey of threshold selection techniques”. *Computer Graphics and Image Processing*, 7 :259–265, 1991.
- [173] G. Zhang, Z. Wei. “A novel calibration approach to structured light 3D vision inspection”. *Optics and Laser Technology*, 34 :373–380, 2002.
- [174] Q. Zhang, R. Pless. “Extrinsic calibration of a camera and laser range finder (improves camera calibration)”. *International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 3 :2301–2306, Sendai, Japon, 28 septembre au 2 octobre 2004.
- [175] Z. Zhang. “Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations”. *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 666–673, Kerkyra, Grèce, 20–27 septembre 1999.

La bibliographie du chapitre 4

- [176] G. Azzari, M.L. Goulden, R.B. Rusu. “Rapid characterization of vegetation structure with a Microsoft Kinect sensor”. *Sensors*, 13 :2384–2398, 2013.
- [177] R. Boumaza, S. Demotes-Mainard, L. Huche-Thelier, V. Guerin. “Visual characterization of the esthetic quality of the rosebush”. *Journal of Sensory Studies*, 24 :774-796, 2009.
- [178] R. Boumaza, L. Huche-Thelier, S. Demotes-Mainard, E. L. Coz, N. Leduc, S. Pelleschi-Travier, E.M. Qannari, S. Sakr, P. Santagostini, R. Symoneaux, V. Guerin. “Sensory profiles and preference analysis in ornamental horticulture : the case of the rosebush”. *Food Quality and Preference*, 21 :987–997, 2010.
- [179] A. Brons, G. Rabatel, F. Ros, F. Sevilla, C. Touzet. “Plant grading by vision using neural networks and statistics”. *Computers and Electronics in Agriculture*, 9 :25–39, 1993.

- [180] O. Colliot, A.V. Tuzikov, R.M. Cesar, I. Bloch. “Approximate reflectional symmetries of fuzzy objects with an application in model-based object recognition”. *Fuzzy Sets and Systems*, 147 :141–163, 2004.
- [181] J. Dijkstra “Application of digital image processing for pot plant grading”. *Thèse à l’Université de Wageningen, Pays-Bas*, 1994.
- [182] A.S. Iyer-Pascuzzi, O. Symonova, Y. Mileyko, Y. Hao, H. Belcher, J. Harer, J.S. Weitz, P.N. Benfey. “Imaging and analysis platform for automatic phenotyping and trait ranking of plant root systems”. *Plant Physiology*, 152 :1148–1157, 2010.
- [183] A. Hartmann, T. Czauderna, R. Hoffmann, N. Stein, F. Schreiber. “HT-Pheno : an image analysis pipeline for high-throughput plant phenotyping”. *BMC Bioinformatics*, 12 :148–156, 2011.
- [184] LabJack U3 <http://labjack.com/>. 2014.
- [185] D. O’Mara, R. Owens. “Measuring bilateral symmetry in three dimensional magnetic resonance images”. *IEEE TENCON—Digital Signal Processing Applications*, 1 :151—156, Perth, Australie, 26 au 29 novembre 1996.
- [186] J. Phattaralerphong, H. Sinoquet. “A method for 3D reconstruction of tree crown volume from photographs : assessment with 3D-digitized plants”. *Tree Physiology*, 25 :1229–1242, 2005.
- [187] S.D. Tumbo, M. Salyani., J.D. Whitney, T.A. Wheaton, W.M. Miller. “Investigation of laser and ultrasonic ranging sensors for measurements of citrus canopy volume”. *Applied Engineering in Agriculture*, 18 :367–372, 2002.
- [188] C. Zhang, T. Chen “Efficient feature extraction for 2D/3D objects in mesh representation”. *IEEE International Conference on Image Processing*, Thessaloniki, Grèce, 3 :935–938, 7 au 10 octobre 2001.

Bibliographie du chapitre 5

- [189] R.M. Balboa, N.M. Grzywacz. “Power spectra and distribution of contrasts of natural images from different habitats”. *Vision Research*, 43 :2527–2537, 2003.
- [190] M. Bernardi, N. Ferralis, J. H. Wan, R. Villalon, J.C. Grossman. “Solar energy generation in three dimensions”. *Energy and Environmental Science*, 5 :6880–6884, 2012.
- [191] F. Besnard, Y. Refahi, V. Morin, B. Marteaux, G. Brunoud, P. Chambrier, F. Rozier, V. Mirabet, J. Legrand, S. Lainé, E. Thévenon, E. Farcot, C. Cellier, P. Das, A. Bishopp, R. Dumas, F. Parcy, Y. Helariutta, A. Boudaoud, C. Godin, J. Traas, Y. Guédon, T. Vernoux. “Cytokinin signalling inhibitory fields provide robustness to phyllotaxis”. *Nature*, 7483 :417–421, 2013.

- [192] A. Buades, J.L. Lisani, J.M. Morel. “Dimensionality of color space in natural images”. *Journal of Optical Society of America A*, 28 :203–209, 2011.
- [193] G.J. Burton, I.R. Moorhead. “Color and spatial structure in natural scenes”. *Applied Optics*, 26 :157–170, 1987.
- [194] F. Chapeau-Blondeau, J. Chauveau, D. Rousseau, P. Richard. “Fractal structure in the color distribution of natural images”. *Chaos, Solitons and Fractals*, 42 :472–482, 2009.
- [195] J. Chauveau, D. Rousseau, F. Chapeau-Blondeau. “Fractal capacity dimension of three-dimensional histogram from color images”. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 21 :197–211, 2010.
- [196] J. Chauveau, D. Rousseau, P. Richard, F. Chapeau-Blondeau. “Multifractal analysis of three-dimensional histogram from color images”. *Chaos, Solitons and Fractals*, 43 :57–67, 2010.
- [197] D. Da Silva, F. Boudon, C. Godin, H. Sinoquet. “Multiscale framework for modeling and analyzing light interception by trees”. *Multiscale Modeling and Simulation*, 7 :910–933, 2008.
- [198] D.W. Dong, J.J. Atick. “Statistics of natural time-varying images”. *Network : Computation in Neural Systems*, 6 :345–358, 1995.
- [199] D.J. Field. “Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells”. *Journal of Optical Society of America A*, 4 :2379–2394, 1987.
- [200] W.S. Geisler. “Visual perception and the statistical properties of natural scenes”. *Annual Review of Psychology*, 59 :167–192, 2008.
- [201] W.H. Hsiao, R.P. Millane. “Effects of occlusion, edges, and scaling on the power spectra of natural images”. *Journal of Optical Society of America A*, 22 :1789–1797, 2005.
- [202] Y. Karklin, M.S. Lewicki. “Learning higher-order structures in natural images”. *Network : Computation in Neural Systems*, 14 :483–499, 2003.
- [203] K.C. Mac Dermott, M.A. Webster. “Uniform color spaces and natural image statistics”. *Journal of Optical Society of America A*, 29 :182–189, 2012.
- [204] M. Mastroiardo, E. Conte, J.P. Zbilut. “A fractal analysis of skin pigmented lesions using the novel tool of the variogram technique”. *Chaos, Solitons and Fractals*, 28 :1119–1135, 2006.
- [205] N. M. Munier Jolain, S. H. M. Guyot, N. Colbach. “A 3D model for light interception in heterogeneous crop : Weed canopies : model structure and evaluation”. *Ecological Modelling*, 250 :101–110, 2013.
- [206] B. Myers, M. Bernardi, J.C. Grossman. “Three-dimensional photovoltaics”. *Applied Physics Letters*, 96 :071902–071904, 2010.

- [207] B. A. Olshausen, D. J. Field. “Natural image statistics and efficient coding”. *Network : Computation in Neural Systems*, 7 :333–342, 1996.
- [208] B. A. Olshausen, D. J. Field. “Vision and the coding of natural images”. *American Scientist*, 88 :238–245, 2000.
- [209] C. A. Párraga, D. J. Tolhurst. “The effect of contrast randomisation on the discrimination of changes in the slopes of the amplitude spectra of natural scenes”. *Perception*, 29 :1101–1116, 2000.
- [210] C. A. Párraga, T. Troscianko, D. J. Tolhurst. “The human visual system is optimised for processing the spatial information in natural visual images”. *Current Biology*, 10 :35–38, 2000.
- [211] C. E. Parveaud, J. Chopard, J. Dauzat, B. Courbaud, D. Auclair. “Modelling foliage characteristics in 3D tree crowns : influence on light interception and leaf irradiance”. *Trees*, 22 :87–104, 2008.
- [212] Y. Petrov, L. Zhaoping. “Local correlations, information redundancy and sufficient pixel depth in natural images”. *Journal of Optical Society of America A*, 20 :56–66, 2003.
- [213] B. Potetz, T. S. Lee. “Statistical correlations between two-dimensional images and three-dimensional structures in natural scenes”. *Journal of Optical Society of America A*, 20 :1292–1303, 2003.
- [214] B. Potetz, T. S. Lee. “Scaling laws in natural scenes and the inference of 3D shape”. *Chap. 18, Advances in Neural Information Processing Systems, Cambridge : MIT Press*, 1089–1096, 2006.
- [215] B.C. Regan, C. Julliot, B. Simmen, F. Vienot, P. Charles-Dominique, J.D. Mollon. “Fruits, foliage and the evolution of primate colour vision”. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, 356 :229–284, 2001.
- [216] D.L. Ruderman. “The statistics of natural images”. *Network : Computation in Neural Systems*, 5 :517–548, 1994.
- [217] D.L. Ruderman. “Origins of scaling in natural images”. *Vision Research*, 37 :3385–3398, 1997.
- [218] D.L. Ruderman, W. Bialek. “Statistics of natural images : Scaling in the woods”. *Physical Review Letters*, 73 :814–818, 1994.
- [219] A. Van der Schaaf, J.H. Van Hateren. “Modelling the power spectra of natural images : statistics and information”. *Vision Research*, 36 :2759–2770, 1996.
- [220] E.P. Simoncelli, B.A. Olshausen. “Natural image statistics and neural representation”. *Annual Review Neuroscience*, 24 :1193–1216, 2001.
- [221] A. Srivastava, A. Lee, E. Simoncelli, S. Zhu. “On advances in statistical modeling of natural images”. *Journal of Mathematics, Imaging and Vision*, 18 :17–33, 2003.

- [222] I. Stewart. *Mathematics of life*. Basic Books, 2011.
- [223] G. Tkacik, P. Garrigan, C. Ratliff, G. Milcinski, J.M. Klein, L.H. Seyfarth, P. Sterling, D.H. Brainard, V. Balasubramanian. “Natural images from the birthplace of the human eye”. *Plos One*, 6 :1–12, 2011.
- [224] D.J. Tolhurst, Y. Tadmor, T. Chao. “Amplitude spectra of natural images”. *Ophthalmic and Physiological Optics*, 12 :229–232, 1992.
- [225] A. Torralba, A. Oliva. “Statistics of natural image categories”. *Network : Computation in Neural Systems*, 14 :391–412, 2003.
- [226] M.A. Webster, J.D. Mollon. “Adaptation and the color statistics of natural images”. *Vision Research*, 37 :3283–3298, 1997.

La bibliographie du chapitre 6

- [227] F. Besnard, Y. Refahi, V. Morin, B. Marteaux, G. Brunoud, P. Chambrier, F. Rozier, V. Mirabet, J. Legrand, S. Lainé, E. Thévenon, E. Farcot, C. Cellier, P. Das, A. Bishopp, R. Dumas, F. Parcy, Y. Helariutta, A. Boudaoud, C. Godin, J. Traas, Y. Guédon, T. Vernoux. “Cytokinin signalling inhibitory fields provide robustness to phyllotaxis”. *Nature*, 7483 :417–421, 2013.
- [228] R. Boumaza, S. Demotes-Mainard, L. Huche-Thelier, V. Guerin. “Visual characterization of the esthetic quality of the rosebush”. *Journal of Sensory Studies*, 24 :774-796, 2009.
- [229] R. Boumaza, L. Huche-Thelier, S. Demotes-Mainard, E. L. Coz, N. Leduc, S. Pelleschi-Travier, E.M. Qannari, S. Sakr, P. Santagostini, R. Symoneaux, V. Guerin. “Sensory profiles and preference analysis in ornamental horticulture : the case of the rosebush”. *Food Quality and Preference*, 21 :987–997, 2010.
- [230] A. Brons, G. Rabatel, F. Ros, F. Sevilla, C. Touzet. “Plant grading by vision using neural networks and statistics”. *Computers and Electronics in Agriculture*, 9 :25–39, 1993.
- [231] S. Demotes-Mainard, J. Bertheloot, R. Boumaza, L. Huché-Thélier, G. Guéritaine, V. Guérin, F. Andrieu. “Rose bush leaf and internode expansion dynamics : analysis and development of a model capturing interplant variability”. *Frontiers in Plant Science*, 4 :418–425, 2013.
- [232] J. Dijkstra “Application of digital image processing for pot plant grading”. *Thèse à l’Université de Wageningen, Pays-Bas*, 1994.
- [233] M.R. Golzarian, R.A. Frick, K. Rajendran, B. Berger, S. Roy, M. Tester, D.S. Lun. “Accurate inference of shoot biomass from high-throughput images of cereal plants”. *Plant Methods*, 7 :1–11, 2011.
- [234] S. Khalifaoui, R. Seulin, Y. Fougerolle, D. Fofi. “ An efficient method for fully automatic 3D digitization of unknown objects”. *Computers in Industry*, 64 :1152–1160, 2013.

- [235] Kinfu. “Kinect 3D Scan Software Bundle”. <http://codewelt.com/kinect3d-scan>.
- [236] U. Lüttge, B. Hertel. “Diurnal and annual rhythms in trees”. *Trees*, 23 :683–700, 2011.
- [237] R.A. Newcombe, S. Izadi, O. Hilliges, D. Molyneaux, D. Kim, A.J. Davison, P. Kohli, J. Shotton, S. Hodges, A. Fitzgibbon. “KinectFusion : real-time dense surface mapping and tracking”. *IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality*, Bâle, Suisse, 127–136, 26 au 29 octobre 2011.
- [238] C. Nock, O. Taugourdeau, S. Delagrangé, C. Messier. “Assessing the potential of low-cost 3D cameras for the rapid measurement of plant woody structure”. *Sensors*, 13 :16216–16233, 2013.
- [239] A. Paproki, X. Sirault, S. Berry, R. Furbank, J. Fripp. “A novel mesh processing based technique for 3D plant analysis”. *BMC Plant Biology*, 12 :63–75, 2012.
- [240] ReconstructMe. “3D real-time scanning system”. <http://reconstructme.net>.
- [241] D. Roca, S. Lagüela, L. Díaz-Vilariño, J. Armesto, P. Arias. “Low-cost aerial unit for outdoor inspection of building façades”. *Automation in Construction*, 36 :128–135, 2013.
- [242] I. Stewart. *Mathematics of life*. Basic Books, 2011.

La bibliographie de l’annexe A

- [243] PrimeSense. “OpenNi”. <https://github.com/PrimeSense/Sensor>, 2014.
- [244] Qt digia. “Qt 4.7”. qt.digia.com/, 2014.
- [245] Ubuntu. “Ubuntu 12.04”. <http://www.ubuntu.com/>, 2014.

La bibliographie de l’annexe B

- [246] R. Adams, L. Bischof. “Seeded region growing”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16 :641–647, 1994.
- [247] A. Bieniek, A. Moga. “An efficient watershed algorithm based on connected components”. *Pattern Recognition*, 33 :907–916, 2000.
- [248] D. Comaniciu, P. Meer. “Mean shift analysis and applications”. *The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 2 :1197–1203, Kerkyra, Grèce, 20–27 septembre 1999.
- [249] D. Comaniciu, P. Meer. “IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence”. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 24 :603–619, 2002.

- [250] R.M. Haralick, L.G. Shapiro. “Image segmentation techniques”. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 29 :100–132, 1985.
- [251] S.L. Horowitz, T. Pavlidis. “Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure”. *Proceedings of the Second International Joint Conference on Pattern Recognition*, Copenhagen, Denmark, 12–13 août 1974.
- [252] T. Kanungo, D.M. Mount, N.S. Netanyahu, C.D. Piatko, R. Silverman, A.Y. Wu. “An efficient k-means clustering algorithm : analysis and implementation”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24 :881–892, 2002.
- [253] S.H. Park, I.D. Yun, S.U. Lee. “Color image segmentation based on 3D clustering : morphological approach”. *Pattern Recognition*, 31 :1061–1076, 1998.
- [254] Librairie Python. “Skimage”. *scikit-image.org*, 2014.
- [255] Librairie Python. “Sklearn”. *scikit-learn.org*, 2014.
- [256] A. Tremeau, N. Borel. “A region growing and merging algorithm to color segmentation”. *Pattern Recognition*, 30 :1191–1203, 1997.
- [257] L. Vincent, P. Soille. “Watersheds in digital spaces : an efficient algorithm based on immersion simulations”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13 :583–598, 1991.
- [258] J.S. Weszka. “A survey of threshold selection techniques”. *Computer Graphics and Image Processing*, 7 :259–265, 1978.

Thèse de Doctorat

Yann CHÉNÉ

Instrumentation et traitement de l'information pour l'imagerie 3D :

Application au domaine bio-végétal

Instrumentation and information processing for 3D imaging :

Application to plant science

Résumé

L'utilisation de l'imagerie dans le domaine bio-végétal permet de réaliser des mesures quantitatives sans contact, automatisées, potentiellement à haut débit, et avec précision. Les systèmes d'imagerie 3D offrent la possibilité de caractériser la forme des végétaux. Jusqu'à présent, ces systèmes représentaient des coûts relativement importants. Depuis peu, des imageurs de profondeur bas-coût ont fait leur apparition. Dans ce mémoire, nous développons différentes études démontrant les potentialités d'un de ces imageurs de profondeur, pour des mesures scientifiques à différentes échelles du végétal. Nous décrivons des choix innovants permettant de contrôler la complexité des acquisitions et des traitements résultants.

Pour les plantes mono-axiales, nous utilisons une unique image de profondeur acquise en vue de dessus. Dans cette image, nous isolons chacune des feuilles avec une méthode originale de segmentation. Nous extrayons alors des informations quantitatives à partir de l'imageur de profondeur seul ou de son couplage avec une autre modalité d'imagerie. Pour les plantes complexes, nous décrivons l'ensemble du feuillage à partir d'images latérales délivrées par un imageur de profondeur motorisé. Cette description est réalisée par le traitement conjoint de l'ensemble des images via l'implémentation de quatre nouveaux descripteurs sur chacune d'elles. Pour les scènes forestières, nous montrons les capacités de méthodes de caractérisation fractale pour réaliser une description quantitative de ces scènes. Également, nous démontrons que des propriétés fractales sont présentes aussi bien dans les images de luminance que dans les images de profondeur de ces scènes naturelles.

Mots clés

Imageur de profondeur, Instrumentation, Traitement d'image, Segmentation, Multimodalité, Traitement conjoint, Fractals, Bio-végétal.

Abstract

The use of imaging in plant science provides contactless and automated measurements, potentially with high throughput and precision. 3D imaging systems are useful to shape characterization of plants. So far these systems represented relatively high costs. Recently, low-cost depth imagers became available. Here, we develop several studies demonstrating the capabilities of one such depth imager, for scientific measurements at different scales of plants. We implement innovative choices to control the complexity of both image acquisition and processing.

For mono-axial plants, we use a unique depth image from top view. In this image, we segment leaves with an original segmentation method. Then, we extract quantitative informations from the depth imager alone or from its association with another imaging modality. For complex plants, we describe the whole plant shoot from side images acquired with a motorized depth imager. This description is based on the joint processing of these images with four new descriptors implemented on each of them. For forestry scenes, we establish the capabilities of fractal methods to characterize this type of scenes. In addition, we demonstrate the simultaneous presence of fractal properties both in luminance and in depth images from such natural scenes.

Key Words

Depth imager, Instrumentation, Image processing, Segmentation, Multimodality, Joint processing, Fractals, Plant science.

Thèse de Doctorat

Yann CHÉNÉ

Instrumentation et traitement de l'information pour l'imagerie 3D :

Application au domaine bio-végétal

Instrumentation and information processing for 3D imaging :

Application to plant science

Résumé

L'utilisation de l'imagerie dans le domaine bio-végétal permet de réaliser des mesures quantitatives sans contact, automatisées, potentiellement à haut débit, et avec précision. Les systèmes d'imagerie 3D offrent la possibilité de caractériser la forme des végétaux. Jusqu'à présent, ces systèmes représentaient des coûts relativement importants. Depuis peu, des imageurs de profondeur bas-coût ont fait leur apparition. Dans ce mémoire, nous développons différentes études démontrant les potentialités d'un de ces imageurs de profondeur, pour des mesures scientifiques à différentes échelles du végétal. Nous décrivons des choix innovants permettant de contrôler la complexité des acquisitions et des traitements résultants.

Pour les plantes mono-axiales, nous utilisons une unique image de profondeur acquise en vue de dessus. Dans cette image, nous isolons chacune des feuilles avec une méthode originale de segmentation. Nous extrayons alors des informations quantitatives à partir de l'imageur de profondeur seul ou de son couplage avec une autre modalité d'imagerie. Pour les plantes complexes, nous décrivons l'ensemble du feuillage à partir d'images latérales délivrées par un imageur de profondeur motorisé. Cette description est réalisée par le traitement conjoint de l'ensemble des images via l'implémentation de quatre nouveaux descripteurs sur chacune d'elles. Pour les scènes forestières, nous montrons les capacités de méthodes de caractérisation fractale pour réaliser une description quantitative de ces scènes. Également, nous démontrons que des propriétés fractales sont présentes aussi bien dans les images de luminance que dans les images de profondeur de ces scènes naturelles.

Mots clés

Imageur de profondeur, Instrumentation, Traitement d'image, Segmentation, Multimodalité, Traitement conjoint, Fractals, Bio-végétal.

Abstract

The use of imaging in plant science provides contactless and automated measurements, potentially with high throughput and precision. 3D imaging systems are useful to shape characterization of plants. So far these systems represented relatively high costs. Recently, low-cost depth imagers became available. Here, we develop several studies demonstrating the capabilities of one such depth imager, for scientific measurements at different scales of plants. We implement innovative choices to control the complexity of both image acquisition and processing.

For mono-axial plants, we use a unique depth image from top view. In this image, we segment leaves with an original segmentation method. Then, we extract quantitative informations from the depth imager alone or from its association with another imaging modality. For complex plants, we describe the whole plant shoot from side images acquired with a motorized depth imager. This description is based on the joint processing of these images with four new descriptors implemented on each of them. For forestry scenes, we establish the capabilities of fractal methods to characterize this type of scenes. In addition, we demonstrate the simultaneous presence of fractal properties both in luminance and in depth images from such natural scenes.

Key Words

Depth imager, Instrumentation, Image processing, Segmentation, Multimodality, Joint processing, Fractals, Plant science.