



HAL
open science

Qualité intrinsèque d'un maillage 3D reconstruit

Rémy Alcouffe, Simone Gasparini, Géraldine Morin, Sylvie Chambon

► **To cite this version:**

Rémy Alcouffe, Simone Gasparini, Géraldine Morin, Sylvie Chambon. Qualité intrinsèque d'un maillage 3D reconstruit. Conférence Reconnaissance des Formes, Image, Apprentissage et Perception (RFIAP 2022), SSFAM (Société Savante Française d'Apprentissage Machine); AFRIF (Association Française pour la Reconnaissance et l'Interprétation des Formes), Jul 2022, Vannes, France. pp.1-10. hal-03715031

HAL Id: hal-03715031

<https://hal.science/hal-03715031v1>

Submitted on 6 Jul 2022

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

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

Qualité intrinsèque d'un maillage 3D reconstruit

R. Alcouffe

S. Gasparini

G. Morin

S. Chambon

Université de Toulouse, IRIT – Toulouse INP

{remy.alcouffe, simone.gasparini, geraldine.morin, sylvie.chambon}@irit.fr

Résumé

Dans le contexte de la manipulation d'objets 3D et de la reconstruction 3D, de nombreuses méthodes permettent d'acquérir des données 3D (nuages de points, volumes ou maillages). L'estimation de la qualité d'un maillage 3D est une étape fondamentale dans de nombreuses applications, comme par exemple, dans un processus de reconstruction 3D réalisé de manière itérative. Il existe des approches permettant d'évaluer la qualité des modèles 3D obtenus en utilisant un modèle de référence. Toutefois, un modèle 3D de référence n'est pas toujours disponible. Ainsi, dans un premier temps, nous présentons ces métriques utilisant un modèle de référence, nommées métriques extrinsèques et qui fournissent des résultats corrélés à l'évaluation subjective obtenue par des opérateurs humains. Dans un second temps, nous abordons les métriques extrinsèques, sans modèle de référence et faisant appel aux notions de courbure et de rugosité. Nous avons mis en place un protocole d'évaluation s'appuyant sur l'évaluation de modèles 3D dégradés de manière progressive (ajout de bruits et décimation). Les résultats montrent que les deux catégories de métriques mettent en évidence les défauts de reconstruction, c'est-à-dire qu'elles ont des réponses significatives sur les régions modifiées localement par du bruit.

Mots Clef

Modèle 3D, évaluation de la qualité, métriques intrinsèques, métriques extrinsèques, reconstruction 3D itérative, courbure, rugosité.

Abstract

In the context of 3D object manipulation and 3D reconstruction, several methods are available to acquire 3D data (point clouds, volumes or meshes). The estimation of 3D mesh quality is a fundamental step in many applications, as for example, in a 3D reconstruction process performed in an iterative way. Some approaches allow to evaluate the quality of 3D models generated with the use of a reference model. However, a reference 3D model is not always provided. Thus, we first present these metrics based on a reference model, called extrinsic metrics, which provide results correlated to the subjective evaluation obtained by human operators. In a second step, we address the extrinsic metrics, without reference model and relying on the curvature

and roughness notions. We set up an evaluation protocol based on the evaluation of 3D models degraded in a progressive way (noise addition and decimation). The results show that both categories of metrics highlight reconstruction defects, i.e, that they have significant responses on regions locally affected by noise.

Keywords

3D mesh, extrinsic metrics, quality evaluation, intrinsic metrics, iterative 3D reconstruction, curvature, roughness.

1 Introduction

Les modèles 3D numériques sont présents dans de nombreux domaines tels que la Conception Assistée par Ordinateur (CAO) pour modéliser des pièces techniques, le cinéma pour produire des films d'animation, ou encore dans le domaine de la conservation du patrimoine. Plus récemment, de nouvelles technologies comme le *Metaverse* génèrent une forte demande de contenus 3D. Ces modèles peuvent être générés grâce à des algorithmes de reconstruction 3D s'appuyant sur des images [8, 22, 25], ou à partir de données acquises par un capteur de profondeur tel que les capteurs LiDAR, *Light Detection and Ranging* [11, 21, 24]. Bien que ces approches soient aujourd'hui fiables et efficaces, et puissent même générer des environnements 3D complexes et complets [10], la qualité des modèles générés est, en général, limitée par la phase d'acquisition des don-

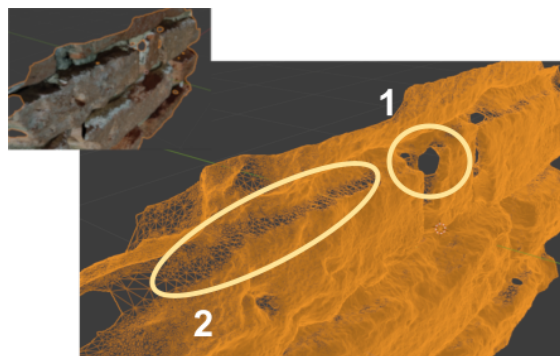


FIGURE 1 – Erreurs classiques de la reconstruction 3D. (1) est un trou dans le maillage et (2) montre une non-uniformité de densité.

nées. En effet, ces techniques de reconstruction nécessitent une acquisition manuelle des données et le choix des prises de vue est de la responsabilité de l'opérateur qui suit des règles qualitatives générales afin de trouver un compromis entre le recouvrement des images et l'acquisition de l'ensemble de la scène [12, 28]. La position et l'orientation des capteurs par rapport à la surface de l'objet considéré sont également importantes et peuvent conduire à une densité de maillage non uniforme ou à des trous dans différentes parties de la scène [7] et, par conséquent, à des niveaux de détail non homogènes sur les différentes parties de l'objet (cf. Figure 1).

Pour surmonter ces difficultés, de nouvelles acquisitions sont nécessaires et le problème de la recherche d'un nouveau point de vue pour l'acquisition, tel qu'il soit optimal pour la reconstruction, *i.e.* qui permette d'améliorer la qualité de la reconstruction 3D, correspond au problème de *Next Best View (NBV)* [6]. La NBV doit donc permettre de reconstruire les parties manquantes des modèles ou d'améliorer le modèle 3D. C'est pourquoi, nous avons besoin d'une métrique capable de quantifier et d'identifier localement la qualité d'un modèle 3D.

Dans cet article, nous nous intéressons plus spécifiquement aux maillages 3D comme représentation des modèles. Nous présentons d'abord les métriques extrinsèques (Section 2) et ensuite les mesures intrinsèques (Section 3). Nous étudions les réponses aux défauts de reconstruction de deux métriques et proposons également une nouvelle métrique intrinsèque QLR (Section 3.3). Enfin, nous menons des expériences intensives (Section 4) qui permettent de comparer les différentes métriques entre elles, et confirment l'intérêt et la complémentarité des mesures intrinsèques dans l'identification des défauts de l'objet.

2 Métriques extrinsèques

Les métriques par comparaison de modèles, que nous désignons par *extrinsèques*, sont les plus couramment utilisées. En effet, la plupart des métriques permettant d'évaluer la qualité des maillages 3D ont été introduites pour évaluer les algorithmes de compression ou de tatouage numérique [1, 15]. Nous considérons les mesures extrinsèques les plus connues et les plus utilisées dans la littérature (cf. Tableau 1).

La distance de Hausdorff est la plus simple et la plus utilisée [9]. Les mesures de complétude et de précision [23] sont une évolution de cette distance de Hausdorff dédiée à l'évaluation de la qualité d'une reconstruction 3D complète, ces mesures sont donc particulièrement pertinentes dans notre contexte. Les trois dernières mesures que nous considérons [16, 14, 26] sont particulièrement utilisées en modélisation 3D et ont connu un vif intérêt étant donné que les évaluations utilisateurs réalisées ont validé le fait qu'elles sont fortement corrélées à une qualité perceptive.

Dans la suite de cette section nous fournissons les détails de ces mesures. Nous désignons (V_r, S_r) , respectivement l'en-

semble des points du modèle de référence et de sa surface, et (V, S) les mêmes éléments pour le modèle reconstruit.

2.1 Distance de Hausdorff asymétrique

La distance asymétrique de Hausdorff [9] peut être définie comme suit :

$$d(S_r, S) := \max_{v_r \in V_r} \underbrace{\min_{v \in V} \delta(v_r, v)}_{d(v_r, S)} \quad (1)$$

où $\delta(x, y)$ représente la distance euclidienne dans \mathbb{R}^3 . La distance $d(v_r, S)$ peut être utilisée pour créer une carte de distance (donc une mesure locale) afin de visualiser les points les plus proches du modèle de référence.

2.2 Précision et Complétude

La *Précision* [23] mesure la proximité d'un modèle S par rapport à un modèle de référence S_r : elle est définie comme la distance d_{T_a} , telle que $T_a\%$ des points du modèle reconstruit S sont à une distance, donnée par $d(S, S_r)$, inférieure à d_{T_a} du modèle de référence.

La *Complétude* [23] mesure la part de S_r modélisée par S en calculant la distance $d(S_r, S)$: elle est alors définie comme le pourcentage de points qui se trouvent à une distance d_c du modèle reconstruit.

Le choix des deux seuils T_a et d_c est fondamental car ils introduisent un filtrage naturel de la métrique (un bruit dont l'amplitude est inférieure à la distance d_c ne sera pas détecté). Ces mesures reposent uniquement sur des caractéristiques géométriques d'ordre 0 (distances), alors que le système visuel humain, SVH, est plus sensible aux variations de courbure et aux distorsions. Les métriques que nous présentons par la suite visent à prendre en compte ces spécificités du SVH.

2.3 Mesh Structural Distorsion Measure (MSDM)

La mesure de distorsion structurelle du maillage [16] s'inspire de la mesure de similarité structurelle, *Structural Similarity Index Measure*, (SSIM), introduite par Wang *et al.* [27]. Alors que SSIM utilise les niveaux de gris, MSDM s'appuie sur la courbure. Ainsi, les auteurs utilisent μ et σ , respectivement la moyenne et l'écart type des courbures dans un voisinage donné. Comme SSIM, la mesure MSDM repose sur le calcul de trois éléments : L (resp. C) est la différence relative de μ (resp. σ) entre les voisinages \tilde{v}_r et \tilde{v} de v_r et v et la structure S sont définis comme suit :

$$L(\tilde{v}_r, \tilde{v}) = \frac{\|\mu_{\tilde{v}_r} - \mu_{\tilde{v}}\|}{\max(\mu_{\tilde{v}_r}, \mu_{\tilde{v}})}, \quad (2)$$

$$C(\tilde{v}_r, \tilde{v}) = \frac{\|\sigma_{\tilde{v}_r} - \sigma_{\tilde{v}}\|}{\max(\sigma_{\tilde{v}_r}, \sigma_{\tilde{v}})} \quad \text{et} \quad (3)$$

$$S(\tilde{v}_r, \tilde{v}) = \frac{\|\sigma_{\tilde{v}_r} \sigma_{\tilde{v}} - \sigma_{\tilde{v}_r \tilde{v}}\|}{\sigma_{\tilde{v}_r} \sigma_{\tilde{v}} + K}. \quad (4)$$

avec $\sigma_{\tilde{v}_r \tilde{v}}$ la covariance des courbures sur les voisinages \tilde{v}_r et \tilde{v} . Les auteurs recommandent d'utiliser un rayon r

Métriques	Mesure(s) utilisée(s)	Type
Hausdorff [9]	Distance euclidienne	Géométrique
Complétude [23]		Géométrique et globale pour la reconstruction 3D
Précision [23]		
DAME [26]	Angles dièdres	Perceptuelle
MSDM [27]	Contraste, Structure et Courbure	
MSDM2 [14]		Perceptuelle, Multi-échelle

TABLE 1 – Tableau récapitulatif des métriques extrinsèques

pour les voisinages équivalent à 1,5% de la longueur de la diagonale de la boîte englobante. Ces trois différences sont combinées à l’aide d’une métrique de Minkowski pour obtenir une fonction de comparaison locale, *Local MSDM*, *LMSDM*, définie par :

$$LMSDM(\tilde{v}_r, \tilde{v}) = (\alpha \times L(\tilde{v}_r, \tilde{v})^a + \beta \times C(\tilde{v}_r, \tilde{v})^a + \gamma \times S(\tilde{v}_r, \tilde{v})^a)^{\frac{1}{a}}, \quad (5)$$

avec $a = 3$, $\alpha = 0.4$, $\beta = 0.4$ et $\gamma = 0.2$.

Par la suite, une amélioration multi-échelle MSDM2 a été proposée par les mêmes auteurs [14] dans laquelle le même principe que MSDM est appliqué à différentes échelles. Dans le cadre de modèles 3D, l’échelle correspond au rayon du voisinage local utilisé pour calculer les courbures. Une étude utilisateur montre la forte corrélation des métriques MSDM avec la qualité subjective. De plus, au niveau perceptuel, la prise en compte des différentes échelles renforce la similarité avec le SVH, de sorte que MSDM2 améliore la corrélation à la qualité subjective. Les cartes de distorsion en chaque point des différentes échelles sont ensuite additionnées et normalisées afin d’obtenir une carte de distorsion globale nommée *Multiscale Local Distortion*, *MLD* (cf. Figure 2).

2.4 Mesures utilisant les angles dièdres

Dihedral Angle Mesh Error (DAME) [26]. Les auteurs de cette métrique supposent que la rugosité d’une surface est proportionnelle aux angles dièdres¹. La métrique est calculée en faisant une somme pondérée des différences des angles dièdres entre le modèle reconstruit et l’angle correspondant dans le modèle de référence. La pondération est réalisée en utilisant un critère de visibilité, et en utilisant un filtrage qui donne moins d’importance aux angles de faibles amplitudes puisqu’ils correspondent à de faibles distorsions non perceptibles par l’œil humain.

Statistique des angles dièdres [5]. Abouelaziz *et al.* proposent une analyse statistique des distributions des angles dièdres entre la référence et le maillage reconstruit. Plus précisément, ils comparent les distributions locales

1. Un angle dièdre est l’angle que forment les normales de deux faces adjacentes.

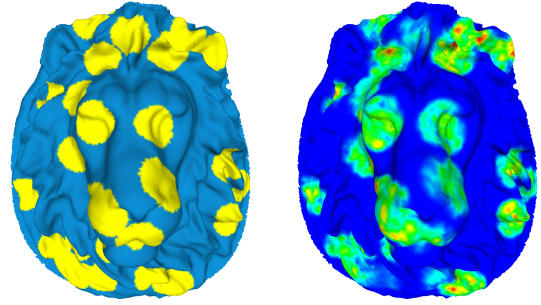


FIGURE 2 – Modèle 3D avec des bruits locaux (régions jaunes, image de gauche) et la réponse locale de la métrique MSDM2 (modèle de droite, le bleu correspond aux valeurs faibles, le rouge aux valeurs élevées). La réponse obtenue est visuellement corrélée aux zones qui ont été dégradées. Une évaluation quantitative en section 4 consolide ce résultat visuel.

(Gamma et Weibull) des angles dièdres. Cette métrique objective montre une bonne corrélation avec l’étude perceptuelle des utilisateurs proposée par [16]. Cependant, l’objectif de cette métrique est d’évaluer la qualité de la perception visuelle de l’objet, et non de détecter les distorsions, comme les métriques précédentes.

Nous avons présenté les métriques extrinsèques les plus utilisées. Elles permettent la mise en évidence de tous types d’écarts à un modèle de référence et sont souvent corrélées à la perception humaine, c’est-à-dire que la réponse de ces métriques est liée à la perception de la qualité d’un modèle 3D par le SVH. La section suivante va nous permettre de présenter des mesures plus adaptées au contexte de la reconstruction itérative.

3 Métriques intrinsèques

Lors d’un processus de reconstruction 3D, généralement le modèle de référence n’est pas disponible. Il est donc nécessaire de définir des métriques intrinsèques qui reposent uniquement sur les caractéristiques du modèle reconstruit (cf. Tableau 2). Les méthodes d’évaluation de la qualité d’un modèle 3D sans référence reposent généralement sur des propriétés intrinsèques du modèle, telles que la courbure, les angles dièdres, les cartes de saillance multi-échelles [18] ou la rugosité locale [13]. Les méthodes

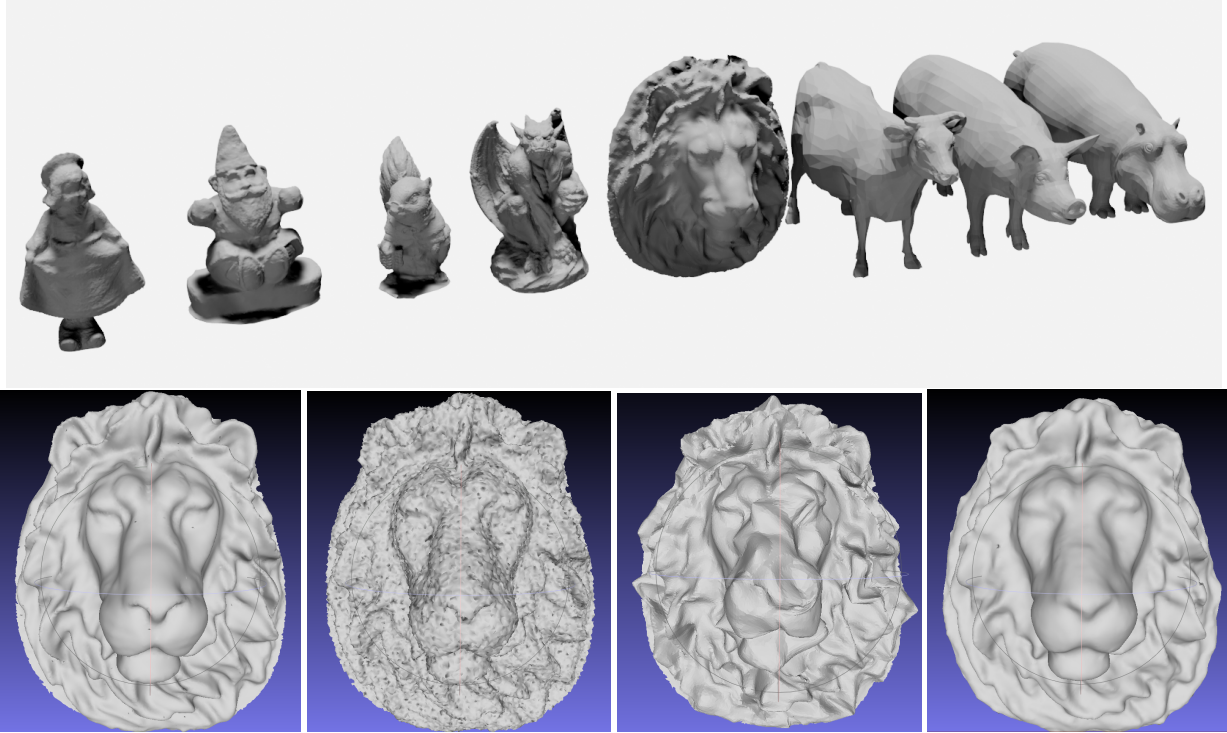


FIGURE 3 – En haut, les modèles 3D utilisés pour l'étude et, en bas, de gauche à droite, un modèle de référence, le même modèle bruité globalement, puis bruité localement et enfin un exemple de modèle reconstruit.

Métriques	Mesure(s) utilisée(s)	Nature	Ordre d'approximation
PLR [20]	Erreur de reprojection au plan	Distance	Ordre 1
Courbure [17]	Dérivée de la quadrique approximante	Dérivée	Ordre 2
QLR (contribution)	Erreur de reprojection à la quadrique	Distance	

TABLE 2 – Tableau récapitulatif des métriques intrinsèques

d'Abouelaziz *et al.* [2, 3] ou celle de Nouri *et al.* [19] utilisent un ensemble de données d'entraînement dont les modèles sont déformés (par exemple en ajoutant du bruit ou en appliquant un lissage) puis évalués par les utilisateurs, créant ainsi une mesure subjective et globale pour chaque modèle qui corrèle [2] ou agrège [4] plusieurs mesures intrinsèques en un score d'opinion moyen. Elles fournissent donc une valeur numérique globale pour la qualité du modèle. Dans le contexte de la NBV, nous souhaitons obtenir un score local pour déterminer les parties du maillage qui sont potentiellement mal reconstruites et orienter la nouvelle acquisition vers ces zones erronées. C'est pourquoi, nous nous intéressons en priorité aux propriétés intrinsèques du modèle, *via* la courbure ou la rugosité locale.

Dans ce qui suit, nous considérons les mesures intrinsèques appliquées à des maillages, utilisées pour composer le score global des méthodes sans référence et nous étudions dans quelle mesure elles sont adaptées à la détection des distorsions introduites par les algorithmes de reconstruction 3D (densité de points non uniforme ou bruits locaux). Toutes ces métriques sont définies selon un voisinage

de k -anneaux qui définira les différentes échelles des métriques. Comme dans MSDM2, nous combinons les différentes échelles en utilisant une simple somme, c'est-à-dire la moyenne arithmétique des valeurs des mesures sur les k -anneaux successifs.

3.1 Rugosité locale planaire

Rodriguez *et al.* [20] proposent une mesure de rugosité locale comme la distance entre le point considéré et le plan qui approxime au mieux le point et son voisinage. Ainsi, la rugosité locale planaire, *Plane Local Roughness*, PLR, est définie, pour chaque sommet, comme la distance au plan tangent local estimé sur son voisinage de k -anneaux, contrairement à MSDM qui utilise un voisinage défini selon une sphère de rayon r . Nous considérons la moyenne, respectivement la médiane, de la mesure PLR sur son voisinage de k -anneaux. Cette métrique nous donne une information sur la qualité d'une approximation locale de premier ordre.

3.2 Courbure moyenne

Meynet *et al.* [17] ont introduit une mesure de courbure moyenne aux sommets d'un maillage 3D. Pour chaque sommet v du maillage, nous considérons comme voisinage, \tilde{v} , son k -anneau et nous calculons l'approximation par les moindres carrés d'une quadrique $Q_{\tilde{v}}(v) : z_i = ax_i^2 + by_i^2 + cx_iy_i + dx_i + ey_i + f$, où $v_i = (x_i, y_i, z_i) \in \tilde{v}$. Cette équation fonctionnelle est calculée relativement à un repère orthonormal local dont l'origine est le barycentre du voisinage \tilde{v} et tel que Z est dans la direction de la normale à la surface sous-jacente calculée à l'aide d'une Analyse en Composantes Principales, ACP. La courbure moyenne est alors définie par la dérivée de Q comme suit :

$$C(v) = \frac{(1 + d^2)a + (1 + e^2)b - 4abc}{(1 + e^2 + d^2)^{\frac{3}{2}}}. \quad (6)$$

3.3 Rugosité locale quadrique

De la même manière que pour la mesure PLR, après l'estimation de la quadrique par les moindres carrés, nous définissons la rugosité locale quadrique, *Quadratic Local Roughness*, QLR, pour un sommet du maillage. Cette mesure correspond à l'erreur d'ajustement de la quadrique calculée pour la courbure moyenne au point v , définie par :

$$QLR(v) = |Q_{\tilde{v}}(v) - f|. \quad (7)$$

Nous considérons la moyenne, respectivement la médiane, de la mesure QLR sur son voisinage de k -anneaux. Cette métrique nous donne une information sur la qualité d'une approximation locale de second ordre.

Dans la section suivante, nous souhaitons mettre en évidence le comportement des métriques extrinsèques et notamment leur capacité à répondre dans les zones difficiles à reconstruire, avec un comportement proche d'une mesure intrinsèque.

4 Évaluation et comparaison

4.1 Modèles 3D dégradés

Afin de caractériser le comportement des différentes métriques nous avons sélectionné différents modèles 3D (*cf.* Figure 3) sur lesquels nous avons appliqué 37 déformations de différentes natures (décimation, bruit global, bruits locaux), fréquences, intensités et supports, conduisant à un jeu de données expérimentales de 304 modèles (*cf.* Figure 3).

4.2 Mesure de comparaison

Afin de comparer les résultats des métriques sur un modèle déformé, nous utilisons la définition globale de MSDM et MSDM2 [14] obtenue en utilisant un *pooling* de Minkowski, choix pertinent pour les données perceptuelles. Nous appliquons donc également le *pooling* de Minkowski pour obtenir un score global pour les métriques intrinsèques proposées : la mesure PLR, la mesure QLR et

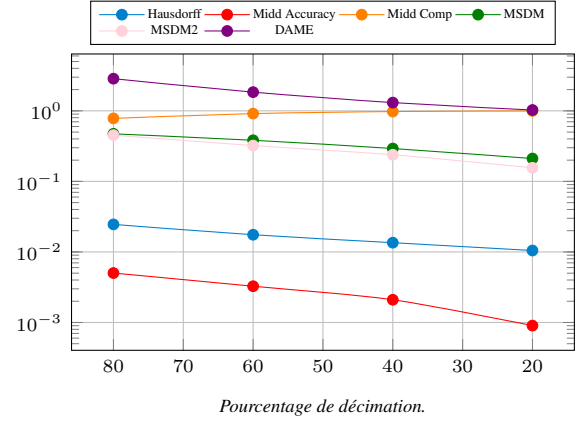


FIGURE 4 – Évolution des métriques en fonction du pourcentage de décimation sur tous les modèles. Pour toutes les métriques la variation de la réponse est monotone.

la courbure moyenne. Afin d'obtenir des résultats comparables, nous avons décidé de normaliser entre 0 et 1 toutes les métriques utilisant un calcul de distance. Pour cela, nous divisons par la taille de la diagonale de l'objet. De plus, afin de visualiser les résultats sous la forme de courbes d'évolution, nous avons décidé de réaliser une moyenne des résultats sur tous nos modèles 3D, puisque nous nous intéressons ici aux variations et à l'évolution des métriques en fonction de l'évolution des défauts. De plus, il faut retenir que nous souhaitons manipuler des scores locaux et non globaux afin de localiser les erreurs mais nous proposons de visualiser l'évolution des scores globaux afin de présenter une évaluation globale face aux déformations. Pour compléter cette évaluation, nous présentons donc également des visualisations des défauts détectés localement. Chaque métrique a une mesure différente et donc un intervalle de valeur qui lui est propre, la comparaison de ces valeurs ne fait pas sens. C'est pourquoi les courbes de comparaison sont en échelle logarithmique qui permet une meilleure visualisation des dynamiques.

4.3 Évaluation des mesures extrinsèques

La Figure 4 présente les scores obtenus par chacune des métriques en fonction du pourcentage de décimation des modèles 3D. Les scores diminuent de façon monotone sur des modèles progressivement décimés, mettant en avant le comportement adapté pour caractériser les modèles de qualité dégradée.

La Figure 5 et la Figure 6 présentent le comportement des métriques en fonction du bruit local, respectivement global, appliqué au modèle. Les mesures extrinsèques ont le comportement attendu, *i.e.* les réponses sont corrélées au niveau de bruit sur le modèle. De plus, MSDM2 est capable de mettre en évidence les défauts de reconstruction puisque les scores donnés par cette métrique augmentent de façon monotone à la fois avec l'augmentation du niveau de bruit et avec l'augmentation du nombre de régions déformées (*cf.* Figure 7). En revanche, la mesure DAME (*cf.*

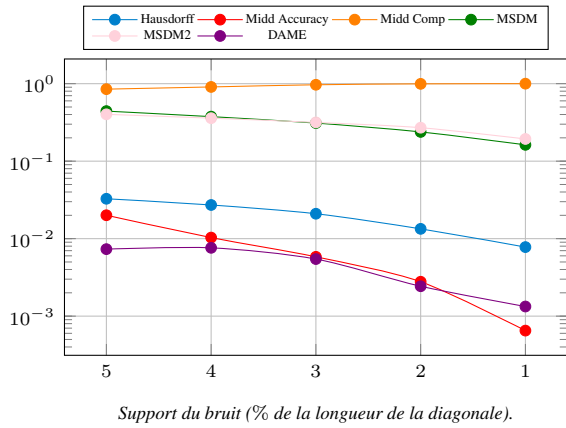


FIGURE 5 – Évolution des métriques extrinsèques en fonction du support du bruit (% de la longueur de la diagonale), pour un nombre fixe de germes de bruit : 0, 5% du nombre de sommets du maillage, choisis aléatoirement. Il s’agit des courbes moyennes sur tous les modèles.

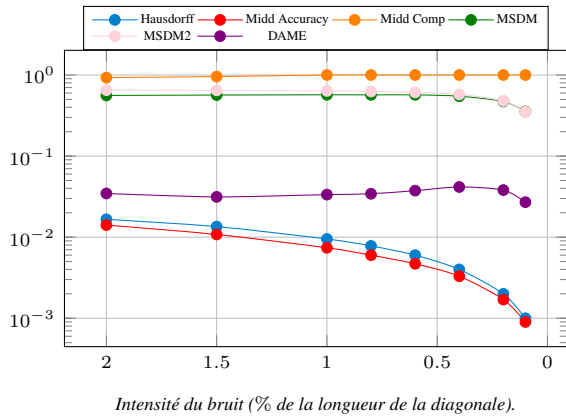


FIGURE 6 – Évolution des métriques extrinsèques en fonction du pourcentage de bruit global appliqué à tous les modèles. Toutes sont strictement monotones, à l’exception de DAME et de la complétude.

Figure 6) ne répond pas comme attendu car elle n’est pas strictement monotone : sa réponse augmente entre 1% et 0.25% de bruit, alors que le pourcentage de bruit diminue. Enfin, la complétude est constante pour les 3 niveaux de bruit (de 1 à 3%). Le comportement de cette mesure est dépendant du seuil d_c choisi. Nous avons choisi empiriquement un seuil qui correspond à 1% de la diagonale de l’objet étudié. Ce seuil doit permettre de ne pas considérer les bruits de faibles amplitudes (Figure 8).

4.4 Évaluations des mesures intrinsèques

Afin d’évaluer si les mesures intrinsèques donnent une bonne réponse dans les zones déformées, nous calculons la différence entre la réponse de la mesure sur les modèles déformés et les modèles de référence. Ces cartes de différences (cf. Figure 10) montrent que les réponses élevées sont situées dans les régions corrompues par le bruit. Les

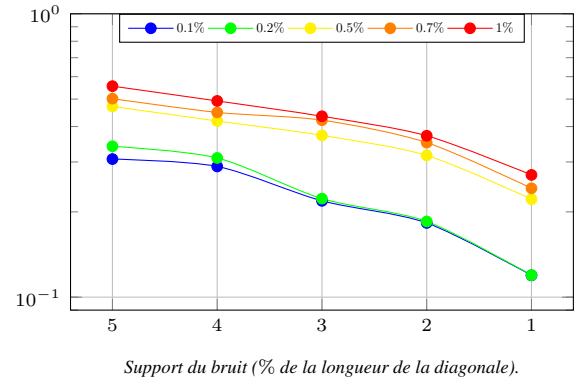


FIGURE 7 – Évolution de MSDM2 en fonction du pourcentage de bruits (courbes colorées), et de la taille de leur support (axe x) en % de la longueur de la diagonale, sur tous les modèles.

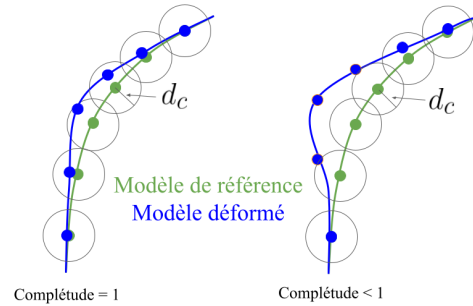


FIGURE 8 – Calcul de la complétude sur deux modèles déformés avec des niveaux de bruits différents. À gauche, le bruit est trop faible et la complétude ne permet pas de le détecter. À droite, le bruit est devenu suffisamment fort pour être détecté.

mesures de différence globale intrinsèque associées aux mesures PLR et QLR varient également de façon monotone avec la variation du nombre de régions corrompues et de leur amplitude (cf. Figure 9).

La courbure moyenne donne une information sur la géométrie locale et permet de détecter les zones de fortes courbures qui sont connues pour être difficiles à reconstruire. De plus, l’utilisation de la courbure comme score global est difficile car sa plage de valeurs n’est pas limitée et dépend fortement de la géométrie particulière de chaque modèle (cf. Figure 10 où nous indiquons en rose les valeurs les plus élevées).

Les expériences montrent que les métriques PLR et QLR ont une réponse plus importante sur les modèles déformés que sur le modèle de référence, indiquant ainsi qu’elles peuvent détecter la présence de défauts de reconstruction 3D. Les réponses de la moyenne et de la médiane sont assez similaires dans nos expériences en raison de la nature du bruit que nous avons appliqué, nous n’avons pas de points qui peuvent être considérés comme des données

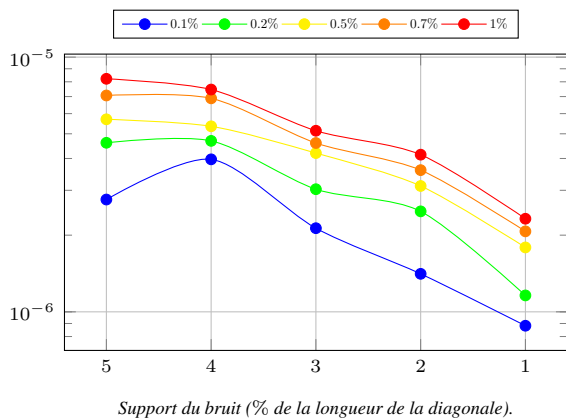


FIGURE 9 – Évolution de la mesure QLR sur les modèles du jeu de données en fonction du pourcentage de bruits locaux (courbes colorées), et de la taille de leur support (axe x).

aberrantes. De plus, la médiane, par nature, filtre les valeurs élevées, c'est-à-dire les zones de forte courbure. Or ces zones peuvent également représenter des régions difficiles à reconstruire de l'objet, et en conséquence, le processus de reconstruction (et donc d'acquisition) devrait les considérer avec plus d'attention. Il est important de souligner que toutes les métriques intrinsèques ne répondent pas seulement dans les zones contenant des défauts mais également dans les zones saillantes de l'objet (comme la crinière du lion ou ses yeux, cf. figures 11 et 13). On peut voir un autre exemple de réponse sur le modèle du gnome dans la Figure 12.

5 Conclusion et perspectives

Dans ce papier, nous avons souhaité caractériser des mesures intrinsèques adaptées au contexte de la NBV. Nous sommes partis du constat que la métrique MSDM2 nous donne une bonne réponse sur les zones déformées. De plus, elle assure une corrélation avec les métriques perceptuelles. La métrique intrinsèque que nous souhaitons valoriser doit donc tenter d'imiter ce comportement. Nous avons montré que les métriques intrinsèques considérées, à savoir la courbure moyenne, la rugosité locale planaire et la rugosité locale quadrique, ont, en général, une réponse plus élevée sur les zones déformées des objets. Elles obtiennent également une réponse élevée dans les zones saillantes des objets. Les perspectives de ces travaux consistent à combiner ces métriques intrinsèques dans une chaîne de traitement NBV, afin de guider les utilisateurs dans le choix du point de vue qui pourrait améliorer les régions mal reconstruites. De plus, nous souhaitons généraliser nos travaux aux nuages de points 3D et ainsi s'affranchir de la construction d'un maillage 3D, ce qui est plus réaliste dans un contexte NBV où nous ne connaissons pas les relations de voisinage entre points.

Références

- [1] I. ABOUELAZIZ, A. CHETOUANI, M. EL HASSOUNI, et H. CHERIFI. « Mesh Visual Quality Assessment Metrics : A Comparison Study ». Dans *International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems, SITIS*, 2017.
- [2] I. ABOUELAZIZ, M. EL HASSOUNI, et H. CHERIFI. « A Curvature Based Method for Blind Mesh Visual Quality Assessment Using a General Regression Neural Network ». Dans *2016 12th International Conference on Signal-Image Technology Internet-Based Systems (SITIS)*, pages 793–797, 2016.
- [3] I. ABOUELAZIZ, M. EL HASSOUNI, et H. CHERIFI. « No-Reference 3D Mesh Quality Assessment Based on Dihedral Angles Model and Support Vector Regression ». Dans *International Conference on Image and Signal Processing, ICISP*, 2016.
- [4] I. ABOUELAZIZ, M. EL HASSOUNI, et H. CHERIFI. « A convolutional neural network framework for blind mesh visual quality assessment ». Dans *International Conference on Image Processing, ICIP*, 2017. ISSN : 2381-8549.
- [5] I. ABOUELAZIZ, M. OMARI, M. EL HASSOUNI, et H. CHERIFI. « Reduced Reference 3D Mesh Quality Assessment Based on Statistical Models ». Dans *International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems, SITIS*, pages 170–177, 2015.
- [6] C. CONNOLLY. « The determination of next best views ». Dans *IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA*, volume 2, pages 432–435, 1985.
- [7] S. GOLODETZ, T. CAVALLARI, N. A. LORD, V. A. PRISACARIU, D. W. MURRAY, et P. H. S. TORR. « Collaborative Large-Scale Dense 3D Reconstruction with Online Inter-Agent Pose Optimisation ». *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 24(11) :2895–2905, 2018.
- [8] C. GRIWODZ, S. GASPARINI, L. CALVET, P. GURDJOS, F. CASTAN, B. MAUJEAN, G. DE LILLO, et Y. LANTHONY. « AliceVision Meshroom : An Open-Source 3D Reconstruction Pipeline ». Dans *Proceedings of the 12th ACM Multimedia Systems Conference, MMSys '21*, page 241–247, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery.
- [9] F. HAUSDORFF. *Set theory*. Chelsea Publishing Company, 2nd édition, 1962.
- [10] J. HEINLY, J.L. SCHÖNBERGER, E. DUNN, et J.M. FRAHM. « Reconstructing the World* in Six Days *(As Captured by the Yahoo 100 Million Image Dataset) ». Dans *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR*, 2015.
- [11] C. JUN, Z. SHIGUANG, et W. XINYU. « Structured light-based shape measurement system ». *Signal Processing*, 93(6) :1435–1444, 2013.
- [12] S. LACHAMBREE, S. LAGARDE, et C. JOVER. « Photogrammetry Workflow ». Rapport Technique, Unity, 2017.
- [13] G. LAVOUÉ. « A local roughness measure for 3D meshes and its application to visual masking ». *ACM Transactions on Applied Perception*, 5(4) :1–23, 2009.
- [14] G. LAVOUÉ. « A Multiscale Metric for 3D Mesh Visual Quality Assessment ». *Computer Graphics Forum*, 30 :1427–1437, 2011.

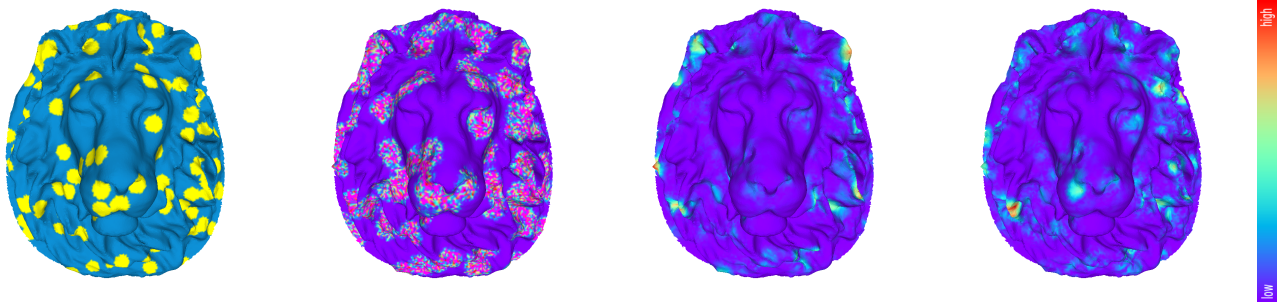


FIGURE 10 – Visualisation des cartes de différences multi-échelle pour un modèle donné (lion). De la gauche vers la droite : le modèle déformé automatiquement (déformations en jaune), réponse de la courbure, réponse de la médiane de la mesure QLR, réponse de la moyenne de la mesure PLR. L'intervalle de variation de la réponse est important (notamment pour la courbure), c'est pourquoi nous attribuons la couleur rose pour les grandes valeurs et ensuite le reste des valeurs suit le codage couleur indiqué à droite de la figure.

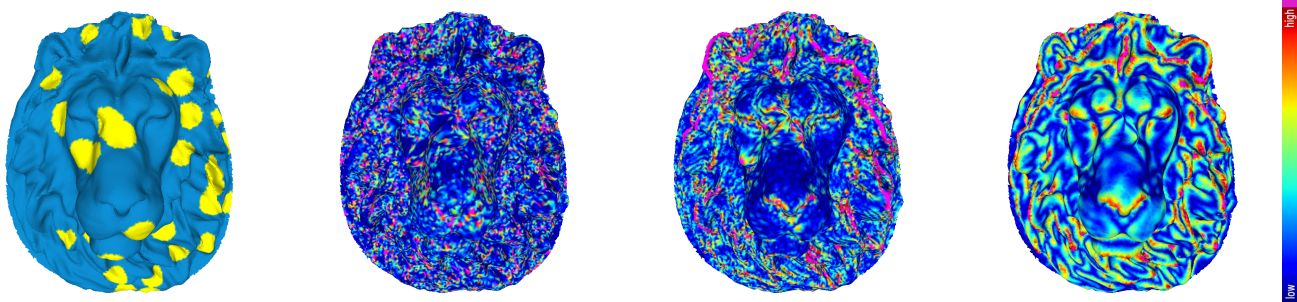


FIGURE 11 – Visualisation des réponses pour un modèle donné (lion). De la gauche vers la droite : le modèle déformé automatiquement (déformations en jaune), les réponses obtenues respectivement pour la courbure moyenne, la mesure QLR et la mesure PLR. Nous avons utilisé un voisinage de 3 anneaux (le code couleur est fourni à droite de la figure).

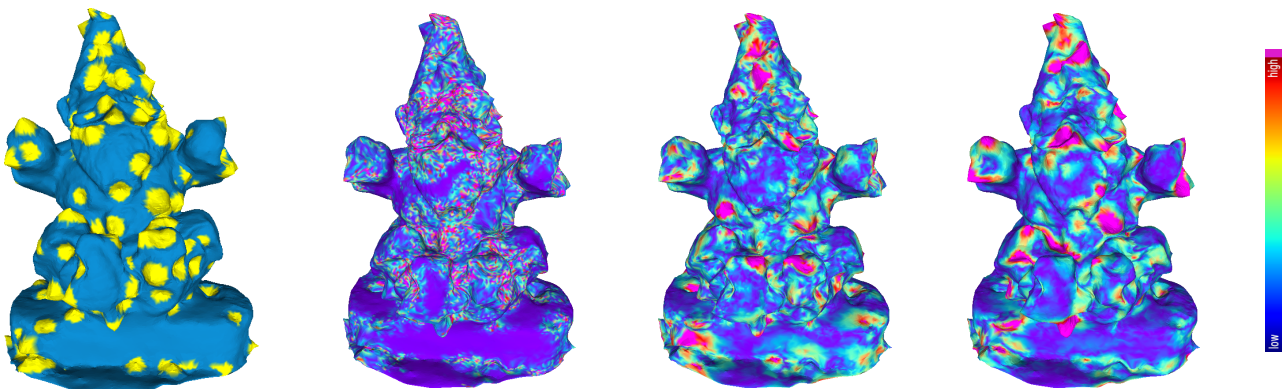


FIGURE 12 – Visualisation des réponses pour un modèle bruité (gnome). De la gauche vers la droite : le modèle déformé automatiquement (déformations en jaune), les réponses obtenues respectivement pour la courbure moyenne, la mesure QLR et la mesure PLR. Nous avons utilisé un voisinage de 3 anneaux (le code couleur est fourni à droite de la figure).

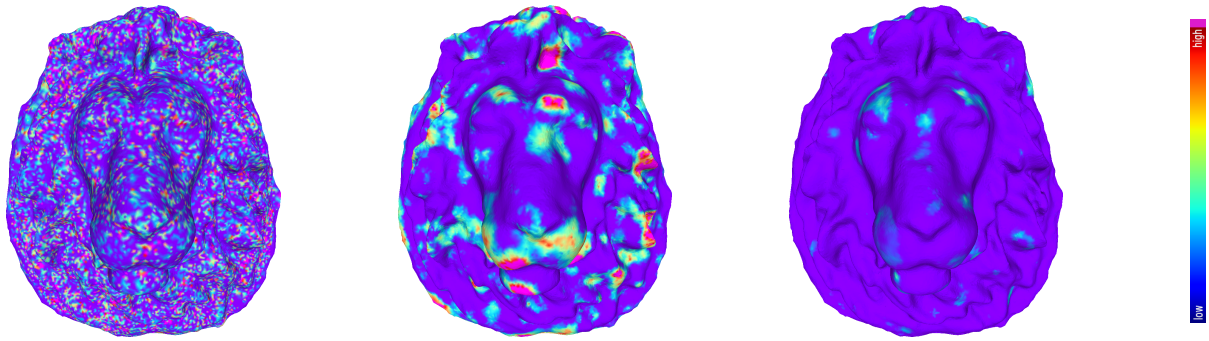


FIGURE 13 – Visualisation des réponses pour un modèle reconstruit (lion). De la gauche vers la droite : Les réponses obtenues respectivement pour la courbure moyenne, la mesure QLR et la mesure PLR. Nous avons utilisé un voisinage de 3 anneaux (le code couleur est fourni à droite de la figure).

- [15] G. LAVOUÉ et M. CORSINI. « A Comparison of Perceptually-Based Metrics for Objective Evaluation of Geometry Processing ». *IEEE Transactions on Multimedia*, 12(7) :636–649, 2010.
- [16] G. LAVOUÉ, E. DRELIE GELASCA, F. DUPONT, A. BASKURT, et T. EBRAHIMI. « Perceptually driven 3D distance metrics with application to watermarking ». Dans *SPIE Optics + Photonics*, page 63120L, 2006.
- [17] G. MEYNET, J. DIGNE, et G. LAVOUÉ. « PC-MSDM : A quality metric for 3D point clouds ». Dans *International Conference on Quality of Multimedia Experience (QoMEX)*, 2019.
- [18] A. NOURI, C. CHARRIER, et O. LÉZORAY. « Multi-scale mesh saliency with local adaptive patches for viewpoint selection ». *Signal Processing : Image Communication*, 38, 2015.
- [19] A. NOURI, C. CHARRIER, et O. LÉZORAY. « 3D Blind Mesh Quality Assessment Index ». *Electronic Imaging*, 2017(20) :9–26, 2017.
- [20] B. RODRÍGUEZ-CUENCA, S. GARCÍA-CORTÉS, C. ORDÓÑEZ, et M. C. ALONSO. « A study of the roughness and curvature in 3D point clouds to extract vertical and horizontal surfaces ». Dans *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS*, pages 4602–4605, 2015.
- [21] L. ROLDAO, R. de CHARETTE, et A. VERROUST-BLONDET. « 3D Surface Reconstruction from Voxel-based Lidar Data ». Dans *IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, pages 2681–2686, 2019.
- [22] J. L. SCHONBERGER et J.-M. FRAHM. « Structure-From-Motion Revisited ». Dans *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR*, 2016.
- [23] S. M. SEITZ, B. CURLESS, J. DIEBEL, D. SCHARSTEIN, et R. SZELISKI. « A comparison and evaluation of multi-view stereo reconstruction algorithms ». Dans *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR*, pages 519–528, 2006.
- [24] J. TACHELLA, Y. ALTMANN, N. MELLADO, A. MCCARTHY, R. TOBIN, G.S. BULLER, J.Y. TOURNERET, et S. MCLAUGHLIN. « Real-time 3D reconstruction from single-photon lidar data using plug-and-play point cloud denoisers ». *Nature Communications*, 10(1) :4984, 2019.
- [25] D. TINGDAHL et L. VAN GOOL. « A Public System for Image Based 3D Model Generation ». Dans *International Conference on Computer Vision / Computer Graphics Collaboration Techniques and Applications, MIRAGE*, volume 6930/2011, pages 262–273, 2011.
- [26] L. VÁŠA et J. RUS. « Dihedral Angle Mesh Error : a fast perception correlated distortion measure for fixed connectivity triangle meshes ». *Computer Graphics Forum*, 31(5) :1715–1724, 2012.
- [27] Z. WANG, A.C. BOVIK, H.R. SHEIKH, et E.P. SIMONCELLI. « Image quality assessment : from error visibility to structural similarity ». *IEEE Transactions on Image Processing, TIP*, 13(4) :600–612, 2004.
- [28] K. WENZEL, M. ROTHERMEL, D. FRITSCH, et N. HAALA. « Image Acquisition and Model Selection for Multi-View Stereo ». Dans *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume XL-5/W1, pages 251–258, 2013.