



HAL
open science

Qualité géométrique extrinsèque d'un modèle 3D pour une application à la reconstruction itérative guidée

Rémy Alcouffe, Simone Gasparini, Sylvie Chambon, Géraldine Morin

► To cite this version:

Rémy Alcouffe, Simone Gasparini, Sylvie Chambon, Géraldine Morin. Qualité géométrique extrinsèque d'un modèle 3D pour une application à la reconstruction itérative guidée. 18èmes journées francophones des jeunes chercheurs en vision par ordinateur (ORASIS 2021), Centre National de la Recherche Scientifique [CNRS]; Equipe REVA, IRIT: Institut de Recherche en Informatique de Toulouse, Sep 2021, Saint Ferréol, France. pp.1-8. hal-03339761v1

HAL Id: hal-03339761

<https://hal.science/hal-03339761v1>

Submitted on 9 Sep 2021 (v1), last revised 25 Sep 2021 (v2)

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 géométrique extrinsèque d'un modèle 3D pour une application à la reconstruction itérative guidée

R. Alcouffe

S. Gasparini

S. Chambon

G. Morin

IRIT, Université de Toulouse, Toulouse, France

remy.alcouffe@irit.fr

Résumé

De nombreuses techniques de reconstruction permettent d'obtenir un modèle 3D d'un objet réel. Dans le cas d'une construction itérative, il est nécessaire de quantifier la qualité du modèle reconstruit. L'objectif de ce travail est donc d'étudier les métriques adaptées pour évaluer la qualité du modèle reconstruit, en particulier pour mesurer l'évolution de cette qualité lors d'une reconstruction itérative et ainsi répondre au problème des Next Best View, NBV. En conséquence, nous présentons une étude comparative de différentes métriques géométriques pour évaluer la qualité d'un modèle 3D par comparaison à son modèle de référence. Plus précisément, nous calculons les réponses des métriques étudiées face à des dégradations de différentes natures (trou, bruit, décimation) afin d'évaluer la capacité de chacune à détecter ces différents défauts. Les résultats que nous obtenons avec une base de données composée d'objets 3D variés permettent de valider et de comparer les différentes métriques face à des dégradations propres à la reconstruction itérative d'un objet 3D.

Mots Clef

Modèle 3D, Maillage, Évaluation de la qualité de modèles 3D, Reconstruction 3D itérative.

Abstract

Many reconstruction techniques allow obtaining a 3D model of a real object. In the case of an iterative construction, it is necessary to quantify the quality of this reconstructed model. The objective of this work is to evaluate the metrics used to assess the quality of a reconstructed model to integrate them in the iterative reconstruction process to solve the Next Best View (NBV) problem. We consider different geometric metrics from the literature to evaluate the quality of a 3D model with respect to a reference model. In particular, we are interested in the response of such metrics to different types of flaws that typically affect a partially reconstructed model, such as the presence of holes and uneven geometric resolution, usually due to occlusions, missing information or lack of image coverage. We created a dataset of different 3D objects to which we applied various degradations, and we then computed the selected metrics to compare each degraded model to its reference model.

Keywords

3D model, Mesh, 3D model quality evaluation, Iterative 3D reconstruction.

1 Introduction

Les modèles 3D numériques sont des objets informatiques usuels. Ils sont présents dans des domaines variés, comme la CAO¹, pour la réalisation de pièces techniques ou le monde du cinéma avec la réalisation de films d'animation. L'acquisition et la reconstruction de modèles 3D est un domaine de recherche actif qui a permis l'émergence de nombreux algorithmes de reconstruction 3D : à partir d'images [4, 20, 23] ou à partir de données acquises par un capteur LiDAR² [12, 19, 22]. Les méthodes de reconstruction à partir de capteurs LiDAR permettent une reconstruction des modèles 3D assez cohérente en termes de géométrie mais elles ne permettent pas d'acquérir des données sur la texture de l'objet à reconstruire. En revanche, les méthodes de reconstruction exploitant les images numériques s'appuient sur la texture et sont ainsi capables de générer un modèle 3D en considérant aussi bien la géométrie que la texture de l'objet. Bien que ces approches soient désormais fiables et performantes, et permettent même de générer des modèles à très grande échelle [11], la qualité du modèle obtenu est, en général, limitée par la phase d'acquisition des images. En effet, toutes ces techniques font appel à une acquisition manuelle des données et le choix des prises de vue est laissé à l'expertise de l'opérateur qui suit des règles qualitatives générales [13, 26] pour trouver un compromis entre le recouvrement des captures et l'acquisition des nouvelles parties de la scène. Cela peut affecter sensiblement la qualité du modèle final en induisant, dans le maillage, des « trous », cf. (1) dans la Figure 1, qui sont dus, soit aux informations manquantes, soit aux parties difficiles à reconstruire automatiquement parce que le recouvrement est insuffisant ou qu'il y a des occultations. La position et l'orientation des caméras par rapport aux surfaces de l'objet sont importants et ils peuvent engendrer une **densité de maillage non-uniforme** dans les diverses parties de la scène [9] et, en conséquence, une finesse de détails inho-

1. Conception Assistée par Ordinateur.

2. Light/Laser Detection and Ranging.

mogène suivant les différents lieux de l’objet, *cf.* (2) dans la Figure 1.

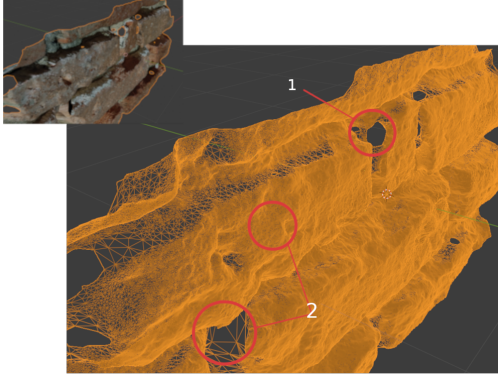


FIGURE 1 – Exemples de défauts de reconstruction 3D à partir d’images. La zone (1) correspond à un trou alors que les zones marquées en (2) mettent en évidence une densité de maillage non uniforme.

Afin de réduire les défauts du modèle 3D, nous pouvons chercher la meilleure prise de vue suivante ou *Next Best View, NBV* [7]. Pour déterminer la *NBV* permettant d’améliorer la qualité du modèle, il est nécessaire de pouvoir quantifier la qualité du maillage 3D reconstruit et, en particulier, les zones de l’objet qui sont perfectibles en termes de reconstruction. Pour quantifier cette qualité, nous pouvons nous appuyer sur des métriques connues dans la littérature. C’est pourquoi, dans ce papier nous commençons par introduire un état de l’art des différentes méthodes d’évaluation de la qualité d’un modèle 3D, *cf.* Section 2. Les travaux les plus proches de ce que nous présentons dans ce papier correspondent à ceux de Abouelaziz *et al.* [1]. Les auteurs souhaitent mettre en évidence une corrélation entre des métriques existantes pour l’évaluation de modèles 3D et la perception humaine de cette qualité évaluée au moyen d’un MOS³, avec une application à la compression de modèles 3D. L’application envisagée étant la reconstruction 3D, nous nous concentrons plutôt sur l’évaluation du comportement de ces métriques face aux difficultés illustrées dans la Figure 1, *cf.* Section 3. De ce fait, nous mesurons la capacité de ces métriques géométriques à détecter des dégradations telles qu’un bruit local, ou des données manquantes.

2 Qualité d’un modèle reconstruit

Nous pouvons mesurer la qualité d’un modèle 3D selon deux aspects : la géométrie et la texture. Nous nous concentrons ici sur les mesures géométriques. Parmi ces mesures, il existe deux grandes familles de méthodes d’évaluation de la qualité de modèles 3D [1]. Les premières sont des méthodes dites par comparaison de modèles : nous disposons du modèle 3D original de l’objet à reconstruire que nous comparons au modèle reconstruit. Les secondes concernent

les méthodes d’évaluation intrinsèques qui ne font intervenir que les propriétés géométriques du modèle reconstruit. Les métriques par comparaison de modèles sont les plus utilisées. En effet, la plupart des métriques d’évaluation de la qualité de modèles 3D ont été introduites pour évaluer des algorithmes de compression ou de tatouage numérique, *watermarking*, de modèles 3D. Dans un premier temps, il s’agit des métriques que nous allons étudier. Nous évaluons leur capacité à estimer la qualité d’un modèle 3D, potentiellement partiel, au cours de sa reconstruction.

Nous considérons trois types de mesures sur des modèles 3D. La distance de Hausdorff est la plus simple et la plus utilisée (*cf.* Section 2.1), et les mesures de complétude et précision en sont une évolution dédiée à évaluer la qualité d’une reconstruction 3D complète (*cf.* Section 2.2). Les trois dernières mesures considérées (*cf.* Section 2.3) sont issues de la modélisation 3D mais sont particulièrement pertinentes puisqu’elles s’appliquent à quantifier une qualité perceptuelle.

À présent, nous notons \mathcal{M}_r , le modèle reconstruit et \mathcal{M}_{ref} , le modèle de référence.

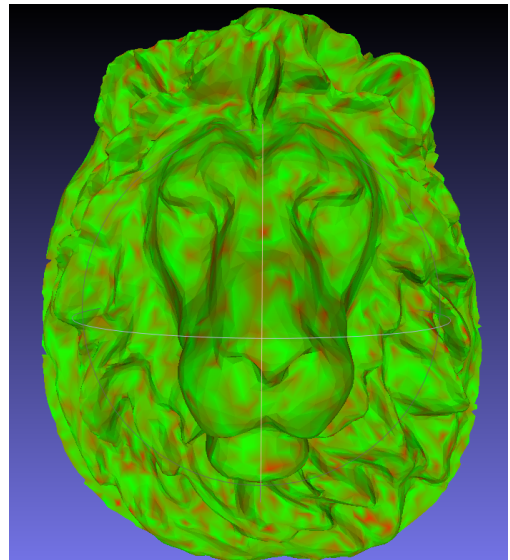


FIGURE 2 – Carte des distances entre le modèle de référence et un modèle déformé (modèle décimé en ne gardant que 20% des points initiaux). Plus la surface est rouge et plus la distance est importante.

2.1 Distance de Hausdorff asymétrique

Cignoni *et al.* [6] ont été parmi les premiers à introduire le concept d’évaluation de la différence entre deux maillages. Pour cela, ils ont utilisé une distance de Hausdorff asymétrique s’appuyant sur la distance euclidienne entre deux modèles. Si nous notons $(X_{ref}, \mathcal{S}_{ref})$, respectivement l’ensemble des points de \mathcal{M}_{ref} et la surface qu’ils représentent et (X_r, \mathcal{S}_r) les mêmes éléments pour \mathcal{M}_r , la distance entre les deux ensembles de points est :

$$d(\mathcal{S}_{ref}, \mathcal{S}_r) := \max_{x_{ref} \in X_{ref}} d(x_{ref}, \mathcal{S}_r) \quad (1)$$

3. *Mean Opinion Score* ou note d’opinion moyenne.

avec

$$d(x_{ref}, \mathcal{S}_r) = \min_{x_r \in X_r} \delta(x_{ref}, x_r) \quad (2)$$

où $\delta(x, y)$ représente la distance euclidienne dans \mathbb{R}^3 . Il est possible d'utiliser directement la distance définie en (2) pour créer une carte des distances permettant de visualiser les endroits plus ou moins bien reconstruits *cf.* Figure 2.

Cette métrique n'est pas symétrique et c'est pourquoi nous pouvons également calculer $d(\mathcal{S}_r, \mathcal{S}_{ref})$. De plus, en présence de trous dans le maillage, cette distance doit être impactée et ainsi indiquer clairement ce défaut. Dans le cadre de cette étude, cette propriété est intéressante.

2.2 Mesure de qualité d'une reconstruction

Seitz *et al.* [21] proposent de comparer différentes méthodes de reconstruction 3D multi-vues en utilisant les images issues de leur base de données, nommée *Middlebury*, et en s'appuyant sur deux métriques différentes [21] : la complétude et la précision. Ces deux métriques s'appuient sur le calcul des distances euclidiennes vues précédemment, *cf.* expression (2).

Évaluer la **précision** consiste à évaluer l'écart entre les points reconstruits et ceux du modèle de référence. Dans un premier temps, classiquement, les auteurs évaluent $d(\mathcal{S}_r, \mathcal{S}_{ref})$. A partir de ces distances, la distance d_{T_p} , telle que $T_p\%$ des points du modèle reconstruit soient à une distance inférieure à d_{T_p} , est estimée. C'est cette distance d_{T_p} qui correspond à la précision.

Pour mesurer la **complétude** du modèle, les distances entre le modèle de référence et le modèle reconstruit sont évaluées : $d(\mathcal{S}_{ref}, \mathcal{S}_r)$. Enfin, le pourcentage de points du modèle de référence se situant à une distance inférieure à d_c du modèle reconstruit est calculé. Ce score de complétude est sensible aux données aberrantes, c'est-à-dire lorsqu'il y a des erreurs importantes de reconstruction. La difficulté de ces deux métriques réside dans le choix des seuils T_p et d_c qui sont variables d'un modèle à l'autre. Pour notre étude, nous avons fixé le taux T_p à 90% et la distance d_c à 1% de la diagonale de l'objet.

Toutes ces mesures permettent de rendre compte des différences géométriques entre les modèles comparés sans distinction sur la forme des surfaces observées. Pourtant, le système visuel humain a tendance à être beaucoup plus sensible aux variations de courbures et de distorsions. Ainsi, il est intéressant de se concentrer sur l'évaluation des défauts observés en tenant compte de cette particularité du système visuel humain et c'est l'objectif du paragraphe suivant.

2.3 Mesures géométriques perceptuelles

Mesh Structural Distorsion Measure, MSDM. Lavoué *et al.* [15] se sont inspirés de la mesure de similarité structurelle, *Structural SIMilarity*, SSIM, introduite par Wang *et al.* [25] pour des images, afin d'introduire une nouvelle métrique nommée *Mesh Structural Distorsion Measure*, MSDM. Alors que SSIM s'appuie sur les niveaux de gris de l'image, MSDM va utiliser la notion de

courbure. Ainsi, les auteurs utilisent μ et σ , respectivement la moyenne et l'écart type des courbures dans un voisinage donné. Plus précisément, il s'agit des courbures obtenues pour les points se situant à l'intersection de la sphère locale (correspondant au voisinage considéré) et des arêtes du maillage. Comme SSIM, la mesure MSDM s'appuie sur le calcul de trois éléments : la comparaison de la courbure L , le Contraste C et la structure S sur des voisinages \tilde{x}_{ref} et \tilde{x}_r des deux maillages comparés. Ces fonctions de comparaisons locales sont définies par :

$$L(\tilde{x}_{ref}, \tilde{x}_r) = \frac{\|\mu_{\tilde{x}_{ref}} - \mu_{\tilde{x}_r}\|}{\max(\mu_{\tilde{x}_{ref}}, \mu_{\tilde{x}_r})}, \quad (3)$$

$$C(\tilde{x}_{ref}, \tilde{x}_r) = \frac{\|\sigma_{\tilde{x}_{ref}} - \sigma_{\tilde{x}_r}\|}{\max(\sigma_{\tilde{x}_{ref}}, \sigma_{\tilde{x}_r})} \text{ et} \quad (4)$$

$$S(\tilde{x}_{ref}, \tilde{x}_r) = \frac{\|\sigma_{\tilde{x}_{ref}} \sigma_{\tilde{x}_r} - \sigma_{\tilde{x}_{ref} \tilde{x}_r}\|}{\sigma_{\tilde{x}_{ref}} \sigma_{\tilde{x}_r}}. \quad (5)$$

Ces trois fonctions sont ensuite combinées afin d'obtenir une fonction de comparaison locale : *Local MSDM*, soit *LMSDM*, entre deux fenêtres locales 3D. Pour cela une métrique de Minkowski est utilisée, c'est-à-dire :

$$\text{LMSDM}(\tilde{x}_{ref}, \tilde{x}_r) = (\alpha \times L(\tilde{x}_{ref}, \tilde{x}_r)^a + \beta \times C(\tilde{x}_{ref}, \tilde{x}_r)^a + \gamma \times S(\tilde{x}_{ref}, \tilde{x}_r)^a)^{\frac{1}{a}}, \quad (6)$$

avec $a = 3$, $\alpha = 0.4$, $\beta = 0.4$ et $\gamma = 0.2$. Enfin, une somme de Minkowski est utilisée pour calculer la métrique MSDM finale :

$$\text{MSDM}(X_{ref}, X_r) = \left(\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \text{LMSDM}(x_{ref_j}, x_{r_j})^a \right)^{\frac{1}{a}}. \quad (7)$$

L'intervalle de variation est $[0, 1]$ et la même valeur de a est utilisée. Les termes X_{ref} , X_r désignent les maillages 3D et x_{ref_j} , x_{r_j} représentent le contenu de la j^{ieme} fenêtre locale 3D des maillages X_{ref} , X_r . Enfin, M correspond au nombre de fenêtres locales du maillage. Pour chaque sommet du maillage, il faut donc définir une fenêtre locale qui correspond au voisinage considéré. Les auteurs préconisent d'utiliser un rayon r équivalent à 1,5% de la diagonale de la boîte englobante. Une étude utilisateur montre la forte corrélation de cette métrique avec une qualité subjective.

Amélioration : MSDM2. Par la suite, une amélioration a été proposée par les auteurs [14]. Au niveau perceptuel, prendre en considération différentes échelles a du sens et c'est pourquoi le même principe que MSDM est appliqué à différentes échelles. Dans le cadre des modèles 3D, l'échelle correspond au rayon du voisinage local utilisé pour calculer les courbures. Les cartes de distorsions issues des différentes échelles sont ensuite sommées et normalisées pour obtenir une carte de distorsion générale : *Multiscale Local Distortion*, MLD. Enfin, le score global, *Global*

Multiscale Distortion, GMD est calculé ainsi :

$$\text{GMD}_{M_r, M_{ref}} = \left(\frac{1}{|M_r|} \sum_{v \in M_r} \text{MLD}(v)^p \right)^{1/p}, \quad (8)$$

avec $p = 3$, et $|M_r|$ le cardinal de l'ensemble des vecteurs du modèle reconstruit.

DAME. Váša *et al.* [24] ont introduit une métrique utilisant le calcul des angles dièdres entre faces, *Dihedral Angle Mesh Error*, DAME. Plus précisément, il s'agit de calculer une erreur utilisant ces angles. Un angle dièdre correspond à l'angle θ_{t_1, t_2} , formé par les normales de deux plans, notées \mathbf{n}_1 et \mathbf{n}_2 , ici, les normales de deux faces adjacentes. Si nous notons les deux faces $t_1 = \{v_1, v_2, v_3\}$, et $t_2 = \{v_3, v_2, v_4\}$ avec v_i correspondant aux sommets, nous avons :

$$\theta_{t_1, t_2} = \text{acos}(\mathbf{n}_1 \cdot \mathbf{n}_2) \times \text{sgn}(\mathbf{n}_2 \cdot (v_4 - v_3)). \quad (9)$$

Dans la suite nous noterons $\overline{\theta_{t_1, t_2}}$ l'angle dièdre correspondant dans le maillage reconstruit. La rugosité de la surface est supposée proportionnelle aux angles dièdres. Sur une surface rugueuse (non lisse), les normales varient fortement, ce qui implique que les angles dièdres ne sont pas proches de 0. L'œil humain ne pouvant pas discerner les faibles distorsions sur une surface rugueuse, les auteurs proposent de filtrer les angles dièdres pour ne garder que ceux de grande amplitude. Pour déterminer ce terme d'effet de masquage, ils utilisent :

$$m_{t_1, t_2} = \exp(k, \theta_{t_1, t_2})^2, \quad (10)$$

avec k fixé expérimentalement à 7.

Les auteurs complètent cette mesure en ajoutant une évaluation de la visibilité suivant les différents points de vue possibles du modèle 3D. Pour cela, ils génèrent N_p points de vue répartis uniformément sur une sphère autour du modèle 3D. Puis, pour chaque triangle, une mesure de visibilité est calculée :

$$w_{t_j} = \frac{\sum_{i=1}^{N_p} P_{i,j}}{N_t \cdot N_p} \quad (11)$$

$$\sum_{k=1}^{N_t} \sum_{i=1}^{N_p} P_{i,k}$$

avec N_t le nombre de triangle total, N_p le nombre de points de vue utilisés, $P_{i,j}$ le nombre de pixels du triangle t_j apparaissant dans l'image générée à partir du i^{eme} point de vue. Cette quantité dépend de la densité des points de vue mais aussi de la résolution des images rendues. Finalement, la métrique DAME est définie par :

$$\text{DAME} = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{\{t_1, t_2\} \in \Omega} \|\theta_{t_1, t_2} - \overline{\theta_{t_1, t_2}}\| \cdot m_{t_1, t_2} \cdot (w_{t_1} + w_{t_2}), \quad (12)$$

où Ω représente l'ensemble des paires de triangle qui partagent une arête, m_{t_i, t_j} le terme d'effet de masquage, et w_{t_i} la mesure de visibilité. Cette métrique n'est pas symétrique.

La métrique proposée par Abouelaziz *et al.* [3] s'appuie également sur le calcul d'angles dièdres. Cependant, leur métrique se fonde sur l'analyse statistique des distributions des angles dièdres. Nous rappelons que l'objectif de cette métrique est d'évaluer la qualité de perception visuelle de l'objet.

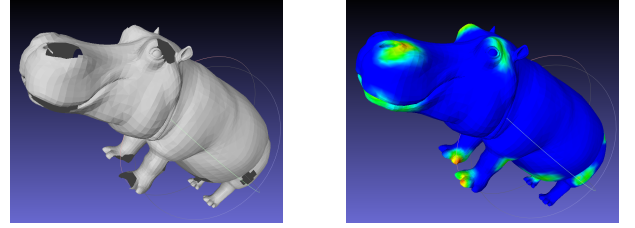


FIGURE 3 – Modèle 3D troué et la réponse locale de la métrique MSDM2.

Comme pour la métrique de Hausdorff, les métriques proposées sont calculées à partir de mesures locales de distance entre les modèles, sur les sommets, un voisinage ou encore de faces. De ce fait, elles sont toutes adaptées pour localiser les défauts du modèle (*cf.* Figure 3), ce qui est nécessaire pour une application à la NBV. Dans la suite, nous considérons les mesures globales pour estimer la capacité de réponse indépendamment de la localisation.

3 Comparaison des métriques

Afin d'évaluer le comportement de chacune de ces métriques, nous avons mis en place un protocole de comparaison que nous détaillons dans la prochaine section avant d'exposer les résultats obtenus.

3.1 Données utilisées

Pour réaliser cette étude, il est nécessaire de travailler sur un ensemble de modèles 3D⁴ le plus varié possible. Ainsi, nous avons collecté des modèles allant du simple objet 3D avec une forme et une géométrie simple et contenant peu de sommets et de faces à d'autres objets aux géométries plus complexes. Les modèles sont présentés dans la Figure 4 et la Table 1 récapitule le nombre de sommets et de faces que compte chaque modèle.

3.2 Dégradations effectuées

L'objectif de cette comparaison est de déterminer comment ces différentes métriques réagissent à divers types de défauts induits par la reconstruction 3D. Pour chacun des modèles 3D dont nous disposons, nous avons choisi de réaliser les déformations montrées dans la Figure 5 et décrites dans les paragraphes suivants.

4. Les modèles 3D ont été pris de www.done3d.com

	cow	pig	pokemon	doll	hippo	squirrel	lion_head	gnome	gargoyle
sommets	2903	3954	25926	30003	32144	35327	39845	42004	47882
faces	5804	7868	51663	59822	64244	70641	79093	83978	95739

TABLE 1 – Nombre d’éléments géométriques pour chaque modèle 3D du jeu de données utilisé.

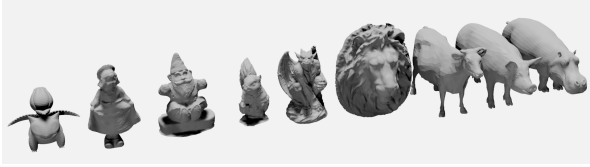


FIGURE 4 – Modèles 3D utilisés pour l’étude.

Décimation. Nous décimons le modèle de référence à différents niveaux : 20%, 40%, 60% et 80%, à l’aide d’un algorithme de décimation de type quadrique. Ceci nous permet de tester le cas où le modèle considéré est une approximation du modèle de référence et possède donc une densité de points plus faible que celui-ci.

Ajout d’un bruit global uniforme selon les normales du modèle. Le bruit uniforme est généré à différentes amplitudes relatives à la taille de l’objet, soit allant de 0.1% à 2% de la diagonale de l’objet. Le bruit est ensuite appliqué uniformément sur l’objet, le long des normales des sommets. Cela nous permet de tester la réponse des métriques par rapport aux imprécisions introduites par les algorithmes de reconstruction.

Ajout de dégradations locales. Nous créons des déformations locales aléatoires sur le modèle en générant une intensité des zones de dégradation différente (de 0.1% à 1% des points) avec des supports d’amplitude différents (entre 0% et 3% ou 5% de la longueur de la diagonale de l’objet concerné). Cela nous permet de tester le cas où seulement certaines parties de l’objet reconstruit sont manquantes ou manquent de précision. Une dégradation locale peut être :

- un trou, auquel cas, les faces dont les sommets appartiennent à une zone de dégradation sont supprimés ;
- un bruit uniforme, et une déformation selon la normale est appliquée aux sommets du support.

Cela nous permet de tester la réponse des métriques par rapport à un modèle partiellement reconstruit, sachant que cela peut être dû à des occultations, des données manquantes ou un mauvais recouvrement de la scène par la caméra.

3.3 Présentation des résultats

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, pour visualiser les résultats sous la forme de courbes d’évolution, nous avons décidé de réaliser une moyenne des résultats sur tous nos

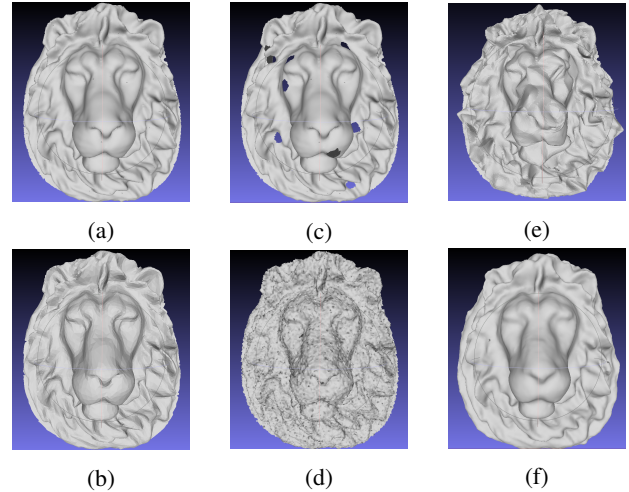


FIGURE 5 – Exemples de déformations. Nous présentons en (a), le modèle de référence, en (b), le modèle décimé, en (c) le modèle troué, en (d), le modèle bruité, en (e), un modèle présentant des patches de bruit et en (f), le modèle reconstruit.

modèles 3D, puisque nous nous intéressons ici aux variations et à l’évolution des métriques en fonction de l’évolution des défauts. 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.

Comportement face à la décimation. Nous présentons les résultats dans la Figure 6 et nous remarquons que toutes les métriques répondent de manière satisfaisante face à l’augmentation du taux de décimation. Ces résultats permettent de valider les métriques géométriques qui ont été développées pour quantifier la simplification d’un modèle 3D. Par la suite, nous vérifions la réponse de ces métriques face à des dégradations plus relatives au contexte de la reconstruction itérative d’un objet 3D.

Influence du bruit global. Sur le graphe de la Figure 7, nous remarquons que les métriques MSDM et MSDM2 atteignent un palier après un certain pourcentage de bruit. En revanche, les métriques s’appuyant sur le calcul de distances ont une évolution monotone avec le pourcentage de bruit. Enfin, la métrique DAME (du modèle reconstruit vers le modèle de référence) passe par un maximum aux alentours de 0.2% avant de décroître puis de se stabiliser sur une valeur limite. Cette métrique, d’ordre 1 puisqu’elle

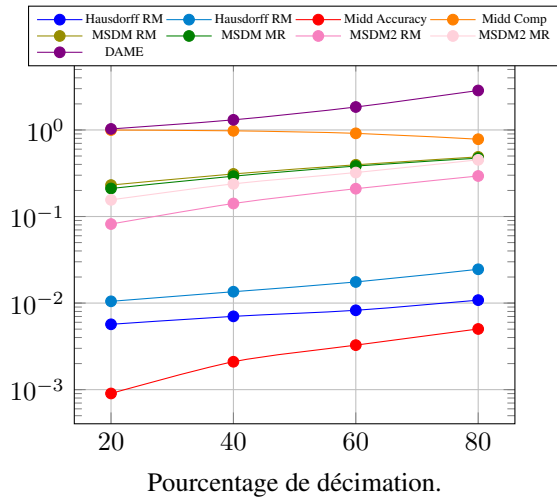


FIGURE 6 – Évolution des métriques en fonction du pourcentage de décimation. Pour toutes les métriques la variation de la réponse est monotone.

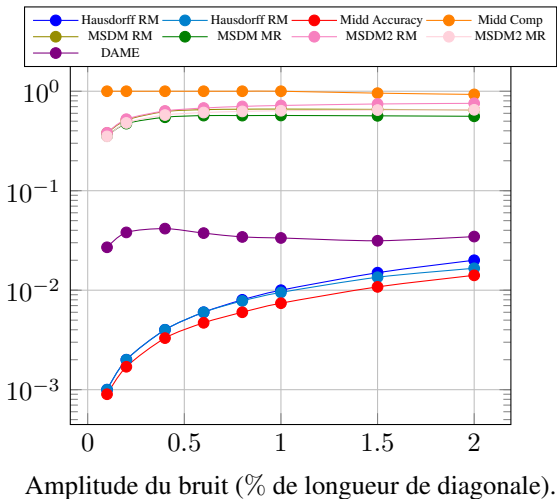


FIGURE 7 – Évolution des métriques en fonction du pourcentage de bruit. Toutes les métriques sont strictement monotones, à l'exception de DAME et de la complétude.

mesure des disparités de normales, ne semble pas adaptée à la détection de bruit global sur le modèle. Ainsi, pour détecter ce type de bruit et pouvoir en estimer l'amplitude, il semble plus approprié d'utiliser les métriques basées sur le calcul des distances, ou les disparités de voisinage.

Influence des dégradations locales. Les résultats obtenus pour l'étude de l'influence des trous et des zones de bruit sont similaires. En effet, nous observons sur les Figures 8 et 10, que les courbes sont strictement monotones. Plus la taille du support des trous ou du bruit est importante, plus les métriques ont une réponse forte. Nous pouvons également noter que la courbe de complétude (*Middlebury Completeness*) est lissée sur les premières itérations d'augmentation de la taille du support du bruit et des

trous, et ne permet donc pas de rendre compte de l'évolution de la métrique pour des déformations locales de faible intensité. Pour rappel, cette métrique permet de classer les algorithmes de reconstruction 3D et possède donc un seuil de tolérance d_c (fixé à 1% de la longueur de la diagonale de chaque modèle) qui masque le bruit d'amplitude inférieur au seuil.

Un exemple plus précis sur la métrique MSDM2, nous permet de voir que les métriques ont non seulement une réponse croissante en fonction de la taille du support de la dégradation, mais aussi croissante en fonction de l'augmentation du nombre de sommets concernés par la dégradation puisque l'ordre des courbes est respecté. Ce résultat est valable pour les deux types de dégradations locales, le bruit (*cf.* Figure 9) et les trous (*cf.* Figure 11).

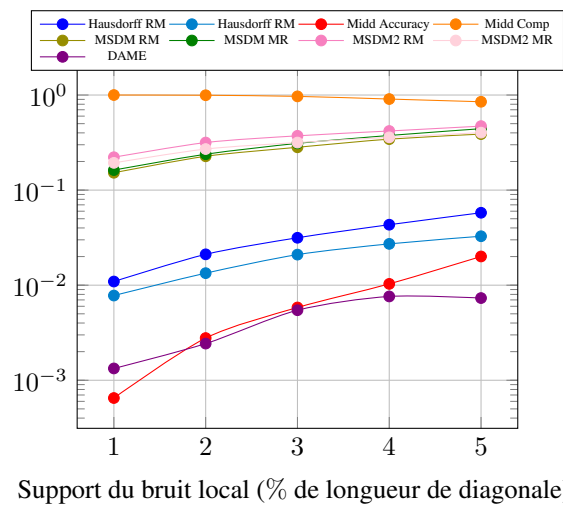
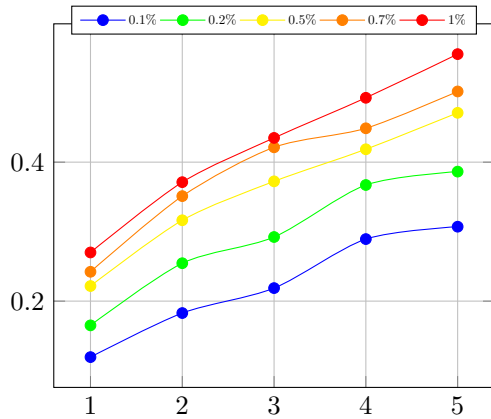


FIGURE 8 – Évolution des métriques en fonction du support des zones de bruits locaux, pour un nombre de germes de bruit fixé à 0.5% du nombre de sommets du modèle.

4 Conclusion et perspectives

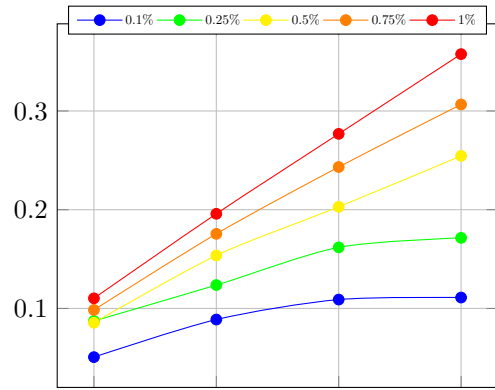
Les métriques étudiées dans ce papier montrent de manière générale une réponse adéquate face aux dégradations générées pour correspondre aux erreurs classiques de reconstruction. Cependant, nous concluons que la métrique DAME semble la moins adaptée pour quantifier ces dégradations. Cela est dû au fait que DAME s'appuie sur le calcul d'angles dièdres et qu'elle est donc plus sensible aux disparités d'ordre 1. Les métriques MSDM et notamment MSDM2, sont très intéressantes pour le problème des *NBV*, puisqu'elles ont une réponse forte et cohérente face aux déformations engendrées, et permettent également d'obtenir de bons résultats locaux grâce à la carte de distorsion calculée (*cf.* Figure 3).

Les métriques par comparaison de modèles sont intéressantes, si nous disposons des modèles de référence des objets à reconstruire. Or, dans le cas d'une reconstruction, ces modèles sont rarement disponibles, nous aurons donc besoin d'utiliser ou de développer une métrique intrinsèque



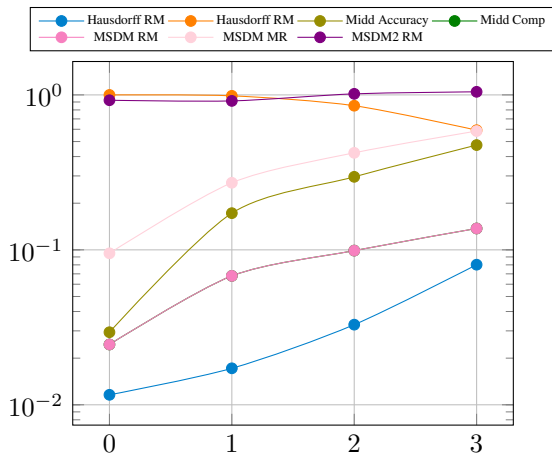
Support du bruit local (% de longueur de diagonale).

FIGURE 9 – Évolution de la métrique MSMD2 en fonction du pourcentage de sommets soumis au bruit (courbe de différentes couleurs) et de la taille de leur support (en abscisse).



Support des trous (% de longueur de diagonale).

FIGURE 11 – Évolution de la métrique MSMD2 en fonction du pourcentage de trous (courbes de différentes couleurs) et de la taille de leur support (en abscisse).



Support des trous (% de longueur de diagonale).

FIGURE 10 – Évolution des métriques en fonction du support des trous, pour un nombre de trous fixé à 0.5% du nombre de sommets du modèle.

d'évaluation de la qualité des modèles 3D qui pourra s'appuyer sur une ou plusieurs des métriques présentées dans ce papier, comme c'est le cas dans [18, 2].

Le problème des *NBV* dérive du problème de planification de vues qui consiste à planifier les différents points de vue des acquisitions d'un modèle 3D connu. Dans le cadre de la *NBV*, le modèle 3D à modéliser n'est pas connu, l'estimation des points de vue doit s'effectuer de façon itérative en se basant sur une connaissance partielle et des mesures de qualité intrinsèques du modèle en cours de reconstruction. L'identification des défauts de la reconstruction permet de localiser les zones qui manquent d'information, et de choisir les points de vue permettant de les couvrir par de nouvelles acquisitions. Dunn *et al.* [8] agrègent plusieurs critères et métriques afin de proposer des points de vue pour

améliorer le modèle reconstruit; Massios *et al.* [17] introduisent leur propre critère de qualité pour estimer les *NBV*. Enfin, Li *et al.* [16] répondent au problème des *NBV* en choisissant un point de vue complémentaire, c'est à dire, assurant une couverture maximale des zones non reconstruites, assurant *in fine* la complétude du modèle.

Enfin, lors de la reconstruction 3D d'un modèle à partir d'images, nous reconstruisons également la texture de l'objet. Or celle-ci apporte des informations sur l'objet,

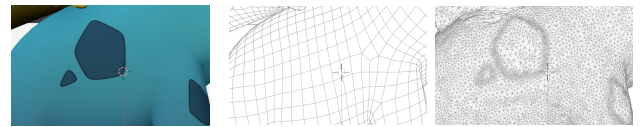


FIGURE 12 – De gauche à droite : texture de référence, géométrie de référence, géométrie du modèle reconstruit.

cf. Figure 12, il est donc important de considérer non seulement la géométrie mais aussi la texture de l'objet [5, 10].

Références

- [1] I. ABOU ELAZIZ, 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. ABOU ELAZIZ, 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.
- [3] I. ABOU ELAZIZ, M. OMARI, M. EL HASSOUNI, et H. CHERIFI. « Reduced Reference 3D Mesh Quality Assessment Based on Statistical Models ». Dans *In-*

ternational Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems, SITIS, pages 170–177, 2015.

- [4] ALICEVISION. « Meshroom: A 3D reconstruction software. », 2018.
- [5] W. BERCHTOLD, M. SCHÄFER, S. WOMBACHER, et M. STEINEBACH. « Quality Metric for 2D Textures on 3D Objects ». *Electronic Imaging*, 2016(8):1–6, 2016.
- [6] P. CIGNONI, C. ROCCHINI, et R. SCOPIGNO. « Metro: Measuring Error on Simplified Surfaces ». *Computer Graphics Forum*, 17(2):167–174, 1998.
- [7] C. CONNOLLY. « The determination of next best views ». Dans *IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA*, volume 2, pages 432–435, 1985.
- [8] Enrique DUNN et Jan-Michael FRAHM. « Next best view planning for active model improvement ». Dans *British Machine Vision Conference, BMVC*. British Machine Vision Association, 2009.
- [9] 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.
- [10] J. GUO, V. VIDAL, I. CHENG, A. BASU, A. BASKURT, et G. LAVOUÉ. « Subjective and Objective Visual Quality Assessment of Textured 3D Meshes ». *ACM Transactions on Applied Perception*, 14(2):1–20, 2017.
- [11] 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.
- [12] C. JUN, Z. SHIGUANG, et W. XINYU. « Structured light-based shape measurement system ». *Signal Processing*, 93(6):1435–1444, 2013.
- [13] S. LACHAMBREE, S. LAGARDE, et C. JOVER. « Photogrammetry Workflow ». Rapport Technique, Unity, 2017.
- [14] G. LAVOUÉ. « A Multiscale Metric for 3D Mesh Visual Quality Assessment ». *Computer Graphics Forum*, 30:1427–1437, 2011.
- [15] 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.
- [16] Y.F. LI, B. HE, et Paul BAO. « Automatic view planning with self-termination in 3D object reconstructions ». *Sensors and Actuators A: Physical*, 122(2), 2005.
- [17] N. A. MASSIOS et R. B. FISHER. « A Best Next View Selection Algorithm Incorporating a Quality Criterion ». Dans *British Machine Vision Conference, BMVC*. British Machine Vision Association, 1998.
- [18] A. NOURI, C. CHARRIER, et O. LÉZORAY. « 3D Blind Mesh Quality Assessment Index ». *Electronic Imaging*, 2017(20):9–26, 2017.
- [19] 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.
- [20] J. L. SCHONBERGER et J.-M. FRAHM. « Structure-From-Motion Revisited ». Dans *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR*, 2016.
- [21] 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.
- [22] J. TACHELLA, Y. ALTMANN, N. MELLADO, A. MCCARTHY, R. TOBIN, G.S. BULLER, J.Y. TOURNET, 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.
- [23] 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.
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] 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.