

# Indice d'évaluation sans référence de la qualité des maillages 3D

Anass NOURI<sup>1</sup>, Christophe CHARRIER<sup>1</sup>, Olivier LÉZORAY<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Normandie Univ., UNICAEN, ENSICAEN, CNRS, GREYC, CAEN, France  
anass.nouri@unicaen.fr, christophe.charrier@unicaen.fr  
olivier.lezoray@unicaen.fr

**Résumé** – Après le son, les images et les vidéos, les modèles 3D représentés par des maillages polygonaux constituent le contenu émergent actuel de part les avancées technologiques récentes dans le domaine de l'acquisition 3D. Les maillages 3D sont souvent amenés à subir plusieurs distorsions au cours de diverses étapes (de pré-traitement ou post-traitement) telles que l'acquisition, la compression, ou la transmission. Ces traitements peuvent dégrader la géométrie des maillages et ainsi affecter leur rendu visuel nécessaire pour un observateur humain, qui se situe généralement en fin de chaîne de traitement. Nous proposons dans ce papier une approche d'évaluation sans référence de la qualité des maillages 3D basée sur la saillance visuelle et la rugosité, nommée BMQI (3D Blind Mesh Quality Index). Disposant d'un maillage 3D non coloré, cette métrique (indépendante de la vue) est apte à évaluer la qualité perçue d'un maillage 3D sans accéder à sa version de référence similairement à un observateur humain. Les résultats obtenus en terme de corrélation avec les scores de qualité fournis par les observateurs humains sont importants et compétitifs avec les métriques d'évaluation avec référence de la qualité de l'état de l'art.

**Abstract** – After sounds, images, and videos, 3D models represented by polygonal meshes constitute the actual emergent content due to the recent technological advance in terms of 3D acquisition. 3D meshes can be subject to several degradations due to acquisition, compression, pre-treatment or transmission that distort the 3D mesh and therefore affect its visual rendering. Because the human observer is generally located at the end of this line, quality assessment of the content is required. We propose in this paper a view-independent 3D Blind Mesh Quality Assessment Index (BMQI) based on the estimation of visual saliency and roughness. Given a 3D distorted mesh, this index can assess the perceived visual quality without any access to the reference content as a human being does. Obtained results in terms of correlation with subjective human scores of quality are important and highly competitive with existing full-reference quality assessment metrics.

## 1 Introduction

De nos jours, avec le développement des scanners 3D, les maillages 3D représentent incontestablement un contenu émergent. Ces derniers sont utilisés dans plusieurs domaines et applications telles que l'industrie médicale, l'industrie automobile, l'impression 3D, les jeux vidéos et d'autres applications plus futuristes comme l'Holoportation [1] ou la photographie 3D grand public [2]. Dans ce contexte, il est évident que la quantité et la fréquence des échanges des maillages 3D augmentera d'une manière exponentielle. Ceci mène vers de nouveaux défis associés à l'implémentation de méthodes capables d'évaluer objectivement la qualité visuelle tout en prenant en compte quelques propriétés du système visuel humain (SVH). Une première approche pour l'évaluation de la qualité des maillages 3D réside dans l'organisation de campagnes psychovisuelles ayant pour but la collecte des scores de qualités fournis par des observateurs humains. Toutefois, cette méthode est contraignante, lente et inadéquate pour les applications en temps réel. Une approche alternative consisterait à évaluer la qualité visuelle d'une manière automatique et objective en utilisant des algorithmes conçus pour cet effet. L'objectif étant de concevoir des métriques corrélées à la perception humaine. Dans la littérature, de telles métriques sont classifiées en trois catégories distinctes : 1) avec référence (la version de référence du

maillage dégradé est accessible entièrement pour la comparaison), 2) avec référence réduite (des informations partielles du maillage de référence et du maillage dégradé sont disponibles) et 3) sans référence (aucune information du maillage de référence n'est disponible). Dans la majorité des applications manipulant les maillages 3D, la version de référence (supposée sans dégradation) du maillage 3D n'est pas disponible, ce qui rend l'évaluation objective de la qualité du contenu 3D encore plus difficile. Cette capacité d'évaluer la qualité des objets sans se référer à leur version originale est une tâche aisée pour les êtres humains contrairement aux algorithmes pour qui cela est loin d'être le cas. Plusieurs métriques d'évaluation avec référence de la qualité des maillages 3D ont été proposées dans l'état de l'art [6] [11] [7] [12] [3], cependant elles restent limitées à cause de leur dépendance à la version de référence du maillage 3D. Les approches perceptuelles d'évaluation sans référence de la qualité peuvent jouer un rôle prépondérant dans plusieurs applications telles que l'optimisation et l'évaluation des performances des algorithmes de compression et de restauration, l'ajustement dynamique de la qualité des moniteurs, 3D TV, etc. Dans ce contexte, nous proposons une métrique perceptuelle d'évaluation sans référence de la qualité basée sur la saillance visuelle et la rugosité. La suite du papier est organisée de la manière suivante : La section 2 explique le lien entre la saillance visuelle, la rugosité et l'évaluation de la qua-

lité objective de la qualité visuelle. La section 3 présente l’approche proposée en détail : la détection de la saillance multi-échelle, le calcul de la rugosité, la segmentation en patchs et le processus de regression. Dans la section 4, nous analysons les résultats de la corrélation des scores de qualité fournis par notre métrique avec ceux des observateurs humains sur deux bases de maillages évaluées subjectivement. Finalement, nous concluons et présentons quelques perspectives de ce travail.

## 2 La métrique proposée

### 2.1 La saillance visuelle, la rugosité et l’évaluation objective de la qualité

Un des principaux défis à relever lors de la conception d’une métrique d’évaluation sans référence de la qualité est de sélectionner les attributs qui sont en mesure de quantifier la déformation structurelle qu’un maillage 3D peut subir et qui soient corrélés à la perception humaine. La saillance visuelle représente une caractéristique importante pour le système visuel humain. Son utilité dans des applications de l’informatique graphique telles que l’évaluation avec référence de la qualité [3], la sélection des points de vues optimaux [4] et la simplification [5] a prouvé sans nul doute sa corrélation avec la perception humaine. Similairement, les variations de la rugosité des maillages 3D semblent également influencer la perception visuelle humaine [6]. En effet une carte de rugosité décèle les régions à fort potentiel de masquage visuel. Ainsi, nous utilisons une carte de saillance multi-échelle et une carte de rugosité et montrons que la combinaison de leurs variations locales permet d’évaluer la qualité d’un maillage 3D sans avoir recours à sa version réputée parfaite.

## 3 Méthode

Etant donné un maillage 3D dégradé, nous commençons par générer une carte de saillance multi-échelle  $MS$  avec notre méthode [4] et une carte de rugosité  $R$  avec la méthode décrite en [7]. Ensuite, nous segmentons le maillage 3D en un nombre de Superfacettes  $N_{SF}$  avec la méthode de [8]. Dans notre contexte, ces Superfacettes jouent le rôle de patchs locaux sur la surface du maillage à l’instar du SVH qui analyse un contenu localement. Une fois la segmentation effectuée, nous affectons à chaque nœud  $v_i$  d’une Superfacette  $SF_j$  ses valeurs de saillance  $MS(v_i)$  et de rugosité  $R(v_i)$  respectives. Nous construisons par la suite un vecteur de caractéristiques composé de quatre attributs pour chaque Superfacette  $SF_j$  :

$$\phi_j = [\mu_{SF_j}, \sigma_{SF_j}, \delta_{SF_j}, \gamma_{SF_j}] \text{ avec } j \in [1, N_{SF}] \quad (1)$$

où  $\mu_{SF_j}$ , et  $\sigma_{SF_j}$  représentent respectivement la moyenne et l’écart-type de la saillance de la Superfacette  $SF_j$  définis par :

$$\mu_{SF_j} = \frac{1}{|SF_j|} \sum_{v_i \in SF_j} MS(v_i) \quad (2)$$

$$\sigma_{SF_j} = \sqrt{\frac{1}{|SF_j|} \sum_{v_i \in SF_j} (MS(v_i) - \mu_{SF_j})^2} \quad (3)$$

où  $|SF_{SF_j}|$  représente la cardinalité (*i.e.* l’ensemble des nœuds) de la Superfacette  $SF_j$ .

$\delta_{SF_j}$  et  $\gamma_{SF_j}$  font référence respectivement à la moyenne et à l’écart type de la rugosité de la surperfacette  $SF_j$  définis par :

$$\delta_{SF_j} = \frac{1}{|SF_j|} \sum_{v_i \in SF_j} R(v_i) \quad (4)$$

$$\gamma_{SF_j} = \sqrt{\frac{1}{|SF_j|} \sum_{v_i \in SF_j} (R(v_i) - \delta_{SF_j})^2} \quad (5)$$

Finalement nous effectuons un apprentissage en utilisant le vecteur de caractéristiques. Ceci est effectué par l’intermédiaire des SVM (Support Vector Machine) dans un contexte de régression connu sous le terme SVR (Support Vector Regression) [9] qui est utilisé également pour prédire un score de qualité final.

## 4 Segmentation, apprentissage et régression

### 4.1 Ségmentation du maillage en Superfacettes

Une des nouveautés de l’approche proposée s’inscrit dans l’utilisation des Superfacettes - résultats d’une sur-segmentation de la surface du maillage en régions dont les frontières sont en accord avec les entités sémantiques du contenu cible - dans le pipeline d’une métrique d’évaluation de la qualité. Pour cela, nous avons modifié la méthode proposée par [8] qui pour un maillage  $\mathcal{M}$  et un nombre de Superfacettes souhaité, exécute les étapes suivantes basées sur le principe du *Farthest Point* :

**Initialisation :** L’approche commence par associer le centre relatif à la première Superfacette (ou région) au triangle dont le centroïde est le plus proche du centroïde global du maillage. Ensuite chaque centre d’une nouvelle Superfacette est affilié au triangle dont la distance euclidienne au dernier triangle considéré est maximale.

**Mise à jour des centres :** Une fois les triangles du maillage affiliés à des régions différentes, il est nécessaire de calculer le nouveau centre de chacune des régions. Pour cela, l’approche calcule la superficie moyenne de tous les triangles appartenant à une région donnée, et associe ainsi le nouveau centre au triangle dont la superficie est la plus proche de la superficie moyenne calculée. Si le nouveau centre désigné est différent du centre antérieur, l’algorithme s’arrête. Sinon, l’étape de la classification est exécutée.

**Classification :** Pour chaque triangle, l’approche calcule les distances de plus court chemin en utilisant l’algorithme de Dijkstra sur le graphe du maillage entre les centres des régions déjà définis et les triangles du maillage. A

chaque fois qu'un triangle est considéré lors du calcul du plus court chemin à partir d'un centre d'une région donnée et si la distance calculée est inférieure à la distance antérieure stockée (obtenue à partir de l'étape d'initialisation ou à partir d'une expansion débutée d'un centre différent), alors la distance et le label liés audit triangle sont mis à jour (la Superfacette du triangle est fixée).

**Poids géodésique :** étant donné deux faces adjacentes  $f_i$  et  $f_j$  partageant une arête  $e_{i,j}$  avec un point médian  $m_{i,j}$  et deux centroïdes respectifs  $c_i$  et  $c_j$ , le poids géodésique est défini par  $geo(f_i, f_j) = \|c_i - m_{i,j}\| + \|m_{i,j} - c_j\|$ . Ce poids a pour objectif de favoriser les Superfacettes compactes et bien formées et est affecté au poids  $w(f_i, f_j)$  de l'arête  $e_{i,j}$  :

$$w(f_i, f_j) = \frac{geo(f_i, f_j)}{d} \quad (6)$$

où  $d$  est la longueur de la diagonale de la boîte englobante du maillage.

Dans toutes les expérimentations qui suivent, les maillages ont été segmentés en 450 patches.

## 4.2 Apprentissage et régression

Même s'il n'est pas très naturel d'associer un score de qualité sous forme d'un scalaire pour un contenu multimedia mais plutôt de procéder à une classification de la qualité en fonction de la sensation perçue (par exemple : "bonne" ou "mauvaise" qualité), le contexte des applications des métriques de qualité nous impose néanmoins de fournir un score sous forme d'un scalaire reflétant la qualité perçue. A cet effet, nous utilisons l'extension des SVMs (Support Vector Machine) à la régression dénommée SVR (Support Vector Regression). L'objectif est d'estimer une fonction  $f$  présentant au maximum une déviation  $\varepsilon$  reflétant la dépendance entre un vecteur de caractéristiques  $x$  et une classe d'affiliation  $y_i$ . Ainsi, pour un vecteur de caractéristiques  $x_i$  d'un maillage 3D  $\mathcal{M}_i$  avec un score de qualité  $y_i$ , la fonction de regression d'une observation  $x$  à classifier est définie par :

$$f_{SVR} = \sum_{x_i \in V_S} \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \quad (7)$$

où  $V_S$  représentent les supports de vecteurs,  $(x_i, x_j)$  est l'ensemble d'apprentissage,  $\alpha_i$  est un coefficient de Lagrange obtenu à partir d'une minimisation et  $K(x_i, x)$  représente le noyau RBF (Radial Basis Function) défini par :

$$K(x_i, x) = \exp(\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (8)$$

En effet, la fonction RBF est souvent utilisée comme fonction noyau du fait de sa ressemblance à une mesure de similarité.

## 5 Résultats expérimentaux

### 5.1 Performance et comparaison avec l'état de l'art

Afin de comparer notre métrique d'évaluation de la qualité avec les méthodes de l'état de l'art, nous avons utilisé deux

bases de maillages 3D disponibles évaluées subjectivement : 1) Liris/Epfl General-Purpose Database [13] et 2) Liris-Masking [14]. Nous commençons par effectuer un apprentissage sur la base Liris-Masking pour déterminer les paramètres du noyau ( $\gamma$  et  $C$  lequel représente le paramètre de pénalité de l'erreur) avec une méthode de validation croisée à quatre parties. Chacune des parties représente les versions dégradées d'un des quatre maillages de référence associées à leurs scores de qualité subjectifs. Les paramètres du noyau RBF sélectionnés pour la base Liris-Masking sont :  $\gamma = 0.002$  et  $C = 32$ . Pour la base Liris/Epfl General-Purpose, les paramètres sélectionnés sont :  $\gamma = 0.005$  et  $C = 2$ . Pour évaluer la performance de notre métrique de qualité, nous calculons le coefficient de corrélation de Spearman (SROCC : Spearman Rank Ordered Correlation Coefficient) entre les scores de qualité subjectifs des observateurs humains fournis par les bases de maillages (MOS) et les scores de qualité objectifs fournis par notre mesure de qualité. Le tableau 1 présente les valeurs de corrélation de Spearman (SROCC) de notre métrique ainsi que les valeurs de huit métriques avec référence issues de la littérature sur la base Liris-Masking. Nous pouvons remarquer que notre approche produit d'importantes valeurs de corrélation pour tous les maillages 3D sans qu'il soit nécessaire d'accéder à leurs versions de référence contrairement aux métriques d'évaluation avec référence de la qualité. Ces résultats prouvent également que notre métrique est pertinente pour la prise en compte de l'effet du masquage du visuel.

En ce qui concerne la base Liris/Epfl General Purpose [13] et à partir des résultats du tableau 2, il semblerait que notre approche évalue la qualité d'un maillage dégradé affecté par plusieurs types de distorsions avec moins de précision que lorsqu'il est dégradé avec un seul type de distorsions, même si la valeur de corrélation associée au groupe de maillages RockerArm est supérieure à celles des métriques de l'état de l'art. Nous pouvons remarquer que la valeur du groupe de maillages Armadillo est basse en comparaison avec les valeurs de corrélation associées aux autres maillages. L'explication pouvant être avancée est que la carte de saillance générée pour les maillages du groupe Armadillo ne refléterait pas adéquatement les zones saillantes dégradées. Le nombre de Superfacettes et leurs tailles sont deux paramètres pouvant également influencer sur la performance de la métrique. Une définition plus précise de ces derniers pourrait améliorer les résultats. Enfin, en considérant l'intégralité du corpus de la base de maillages Liris/Epfl General Purpose, notre métrique obtient un score de corrélation relativement bas en comparaison avec les métriques d'évaluation avec référence de la qualité de l'état de l'art. Ceci est d'une part lié au score de corrélation bas associé au groupe de maillages Armadillo et d'autre part au fait que le nombre de maillages considéré lors de l'apprentissage servant à déterminer les paramètres du noyau RBF est très faible.

A la lecture de ces résultats et vu la capacité de notre approche à évaluer sans référence la qualité d'un maillage dégradé, notre métrique apparaît néanmoins compétitive avec les

Base de maillages	Avec référence								Sans référence
	HD [10]	RMS [10]	3DWPM1[6]	3DWPM2 [6]	MSDM2 [11]	FMPD [7]	TPDM [12]	SMQI [3]	BMQI
Liris Masking	48.6	65.7	58.0	48.6	88.6	88.6	88.6	88.6	<b>94.3</b>
Armadillo	48.6	65.7	58.0	48.6	88.6	88.6	88.6	88.6	<b>94.3</b>
Lion-vase	71.4	71.4	20.0	38.3	<b>94.3</b>	<b>94.3</b>	82.9	83.0	<b>94.3</b>
Bimba	25.7	71.4	20.0	37.1	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	100.0	<b>100.0</b>
Dinosaure	48.6	71.4	66.7	71.4	<b>100.0</b>	94.3	<b>100.0</b>	100	83.0

TABLE 1 – Valeurs de corrélation de Spearman (%) des différentes métriques sur la base de maillages Liris-Masking

Base de maillages	Avec référence								Sans référence
	HD [10]	RMS [10]	3DWPM1[6]	3DWPM2 [6]	MSDM2 [11]	FMPD [7]	TPDM [12]	SMQI [3]	BMQI
Liris/Epfl G.-Purpose	69.5	62.7	65.8	74.1	81.6	75.4	<b>84.9</b>	77.5	20.1
Armadillo	69.5	62.7	65.8	74.1	81.6	75.4	<b>84.9</b>	77.5	20.1
Venus	1.6	90.1	71.6	34.8	89.3	87.5	<b>90.6</b>	91.6	88.9
Dinosaure	30.9	0.3	62.7	52.4	85.9	89.6	<b>92.2</b>	84.4	83.5
RockerArm	18.1	7.3	87.5	37.8	89.6	88.8	92.2	91.8	<b>92.7</b>
Base entière	13.8	26.8	69.3	49.0	80.4	81.9	<b>89.6</b>	84.6	78.1

TABLE 2 – Valeurs de corrélation de Spearman (%) des différentes métriques sur la base de maillages Liris/Epfl General Purpose.

métriques nécessitant la version de référence du maillage pour l'évaluation de la qualité.

## 6 Conclusion

Nous avons proposé une nouvelle approche répondant au problème difficile de l'évaluation de la qualité sans référence des maillages 3D. Ce nouvel indice BMQI utilise des simples caractéristiques calculées à partir d'une carte de saillance et d'une carte de rugosité pour évaluer la qualité d'un maillage dégradé sans avoir recours à sa version de référence. Les performances en terme de corrélation avec les scores de qualité fournis des observateurs humains montrent que notre métrique est compétitive avec les métriques d'évaluation avec référence de la qualité. Dans le futur, nous chercherons à améliorer à la fois la carte de saillance utilisée pour le calcul des statistiques et le processus de régression. En effet, nous estimons que l'apprentissage sur un corpus de taille plus importante conduira à une meilleure prédiction de la qualité dans un contexte comprenant différents types de distorsions.

## Références

- [1] Holoportation Microsoft. <https://www.microsoft.com/en-us/research/project/holoportation-3/>, 2016.
- [2] K. Kolev, P. Tanskanen, P. Speciale, and M. Pollefeys. Turning mobile phones into 3d scanners. In *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 3946–3953, June 2014.
- [3] A. Nouri, C. Charrier, and O. Lézoray. Full-reference saliency-based 3d mesh quality assessment index. In *International Conference on Image Processing (IEEE)*, 2016.
- [4] A. Nouri, C. Charrier, and O. Lézoray. Multi-scale mesh saliency with local adaptive patches for viewpoint selection. *Signal Processing : Image Communication*, 38 :151–166, 2015.
- [5] Chang Ha Lee, Amitabh Varshney, and David W. Jacobs. Mesh saliency. In *ACM SIGGRAPH 2005 Papers, SIGGRAPH '05*, pages 659–666, New York, NY, USA, 2005. ACM.
- [6] M. Corsini, E.D. Gelasca, T. Ebrahimi, and M. Barni. Watermarked 3D mesh quality assessment. *IEEE T MULTI-MEDIA*, 9(2) :247–256, Feb 2007.
- [7] K. Wang, F. Torkhani, and A. Montanvert. Technical section : A fast roughness-based approach to the assessment of 3D mesh visual quality. *Comput. Graph.*, 36(7) :808–818, November 2012.
- [8] Patricio Simari, Giulia Picciau, and Leila De Floriani. Fast and scalable mesh superfacets. *Comput. Graph. Forum*, 33(7) :181–190, October 2014.
- [9] Vladimir N. Vapnik. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer-Verlag New York, Inc., New York, NY, USA, 1995.
- [10] N. Aspert, Diego S. Cruz, and T. Ebrahimi. Mesh : Measuring error between surfaces using the hausdorff distance. In *ICME*, volume 1, pages 705–708, 2002.
- [11] G. Lavoué. A multiscale metric for 3D mesh visual quality assessment. *Computer Graphics Forum*, 30(5) :1427–1437, 2011.
- [12] Fakhri Torkhani, Kai Wang, and Jean-Marc Chassery. A curvature-tensor-based perceptual quality metric for 3d triangular meshes. *Machine Graphics and Vision*, pages 1–25, 2014.
- [13] G. Lavoué, E. Drelie Gelasca, F. Dupont, A. Baskurt, and T. Ebrahimi. Perceptually driven 3D distance metrics with application to watermarking. In *Proc. SPIE*, volume 6312, pages 63120L–63120L–12, 2006.
- [14] G. Lavoué. A local roughness measure for 3D meshes and its application to visual masking. *ACM Trans. Appl. Percept.*, 5(4) :21 :1–21 :23, February 2009.