



HAL
open science

Analyse subjective et évaluation objective de la qualité perceptuelle des maillages 3D

Fakhri Torkhani

► **To cite this version:**

Fakhri Torkhani. Analyse subjective et évaluation objective de la qualité perceptuelle des maillages 3D. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Grenoble, 2014. Français. NNT : 2014GRENT051 . tel-01111390v2

HAL Id: tel-01111390

<https://hal.science/tel-01111390v2>

Submitted on 18 Apr 2016

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

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

THÈSE

pour obtenir le grade de

**DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE
GRENOBLE**

Spécialité : **Signal, Image, Parole, Télécoms**

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par

Fakhri TORKHANI

Thèse dirigée par **Jean-Marc CHASSERY** et
codirigée par **Kai WANG**

préparée au sein du

laboratoire GIPSA-LAB

dans l'école doctorale **EEATS**

**Analyse subjective et évaluation
objective de la qualité
perceptuelle des maillages 3D**

Thèse soutenue publiquement le **01 décembre 2014**,
devant le Jury composé de :

Christine FERNANDEZ-MALOIGNE

Université de Poitiers, Rapporteur

Guillaume LAVOUÉ

INSA de Lyon, Rapporteur

Christophe CHARRIER

Université de Caen Basse Normandie, Examineur

Patrick LE CALLET

Université de Nantes, Examineur

Annick MONTANVERT

Université de Grenoble 2, Examineur

Jean-Marc CHASSERY

CNRS, Directeur de thèse

Kai WANG

CNRS, Encadrant de thèse



UNIVERSITÉ DE GRENOBLE
ÉCOLE DOCTORALE SIGLE ED
Description de complète de l'école doctorale

T H È S E

pour obtenir le titre de

docteur en sciences

de l'Université de Grenoble

Mention : SIGNAL, IMAGE, PAROLE, TÉLÉCOMS

Présentée et soutenue par

Fakhri TORKHANI

**Analyse subjective et évaluation objective de la qualité
perceptuelle des maillages 3D**

Thèse dirigée par Jean-Marc CHASSERY et Kai WANG

préparée au laboratoire GIPSA-LAB

soutenue le 01 décembre 2014

Jury :

<i>Rapporteurs :</i>	Christine FERNANDEZ-MALOIGNE	-	Université de Poitiers
	Guillaume LAVOUÉ	-	INSA de Lyon
<i>Examineurs :</i>	Christophe CHARRIER	-	Université de Caen Basse Normandie
	Patrick LE CALLET	-	Université de Nantes
	Annick MONTANVERT	-	Université de Grenoble 2
<i>Directeur :</i>	Jean-Marc CHASSERY	-	CNRS
<i>Encadrant :</i>	Kai WANG	-	CNRS

Remerciements

Je ne pourrai jamais assez remercier mes directeurs de thèse et co-auteurs Jean-Marc Chassery et Kai Wang. Ils m'ont initié avec patience et passion au domaine fascinant de l'analyse de la qualité de maillages tridimensionnels.

Je suis ravi d'avoir travaillé avec Jean-Marc car, outre son appui scientifique, il a toujours été là pour me soutenir, m'encourager et me conseiller au cours de l'élaboration de cette thèse. Je le remercie grandement pour sa disponibilité remarquable et son soutien durant ces trois années. Quand à Kai, je le remercie chaleureusement pour ce qu'il m'a transmis tant au niveau scientifique que sur le plan personnel. Il m'a soutenu et encouragé depuis mon Master. Il a constamment fait preuve d'autant de patience et de disponibilité. Sa compétence, sa rigueur scientifique et sa clairvoyance m'ont beaucoup aidé. Cette thèse lui doit beaucoup. Pour tout cela, un très grand merci !

Je suis très reconnaissant à Annick Montanvert qui m'a encouragé pour faire mes premiers pas dans la recherche et qui m'a assisté et encouragé pour la partie enseignement. Qu'elle trouve ici le témoignage de mon profond respect et de ma reconnaissance.

Je remercie Guillaume Lavoué pour avoir accepté de rapporter sur mon manuscrit de thèse ainsi que pour les conseils pertinents qu'il m'a adressés à l'occasion des journées de GTMG et AC3D'14. Je tiens également à remercier Christine Fernandez-Maloigne pour avoir accepté de rapporter sur mon travail et de participer au jury. Je remercie chaleureusement Patrick Le Callet et Christophe Charrier pour avoir accepté d'être membres de mon jury de thèse comme examinateurs.

Je remercie Raluca pour les discussions que nous avons eues sur les expériences subjectives, Georges pour nos discussions sur l'analyse de la qualité des maillages triangulaires et Arnaud pour nos discussions sur les SVM.

Merci à tous ceux qui ont participé avec patience à mes expériences subjectives, à tous les membres de l'équipe AGPIG, et à l'équipe administrative du laboratoire. Je remercie tous mes amis et doctorants de Gipsa avec qui j'ai partagé une très bonne ambiance de travail.

Merci à mes parents, à ma sœur et à mon frère. Je sais que mon absence a été longue et j'espère pouvoir un jour rattraper le retard accumulé. Je remercie Hajer qui a su me soutenir, me supporter et m'encourager pendant toute la durée de ma thèse.

Table des matières

Table des sigles et acronymes	xv
Introduction	1
1 Analyse de la qualité perceptuelle des maillages 3D : état de l’art	9
1.1 Introduction	9
1.2 Le système visuel humain et la perception de la qualité	10
1.2.1 La fonction de sensibilité au contraste	10
1.2.2 L’effet de masquage	11
1.2.3 La perception de la qualité de maillages 3D	13
1.3 L’évaluation de la qualité des maillages statiques	13
1.3.1 Métriques objectives	13
1.3.2 Bases de données subjectives	19
1.4 L’évaluation de la qualité des maillages dynamiques	21
1.4.1 Métriques objectives	21
1.4.2 Bases de données subjectives	24
1.5 Conclusion	25
2 Métrique de qualité perceptuelle des maillages statiques fondée sur les tenseurs de courbure	27
2.1 Introduction	27
2.2 Tenseur de courbures et motivation de la métrique	28
2.3 Pipeline de l’approche	29
2.3.1 Étape 1 : Mise en correspondance de sommets	29

2.3.2	Étape 2 : Calcul de distance locale de tenseurs de courbures	31
2.3.3	Étape 3 : Intégration de l'effet de masquage spatial	33
2.3.4	Étape 4 : Mesure globale de qualité perceptuelle	34
2.4	Résultats de performance de la métrique sur les données subjectives existantes	35
2.4.1	Bases de données subjectives utilisées	35
2.4.2	Régression non-linéaire des mesures objectives avec les scores subjectifs	35
2.4.3	Corrélations des mesures objectives avec les scores subjectifs	36
2.4.4	Étude des paramètres de la métrique	43
2.5	Applications	44
2.5.1	Application à la quantification des coordonnées des sommets de maillages	44
2.5.2	Application au tatouage des maillages 3D	48
2.6	Conclusion	48
3	Évaluation subjective de la qualité des maillages dynamiques	51
3.1	Introduction	51
3.2	Motivation pour la construction d'un corpus de maillages dynamiques	52
3.3	Protocole expérimental	53
3.4	Observateurs	57
3.5	Construction du corpus de maillages dégradés	58
3.5.1	Maillages de référence	58
3.5.2	Dégradations	61
3.6	Traitement et analyse des résultats de scores subjectifs	66
3.6.1	Détection des valeurs aberrantes	66
3.6.2	Traitement des scores	67
3.6.3	Analyse des résultats	68

3.7	Conclusion	74
4	Étude des performances des métriques objectives	77
4.1	Introduction	77
4.2	Régression psychométrique	78
4.3	Performances des métriques basées-modèles	80
4.3.1	Corrélation des métriques objectives basées-modèles avec les scores subjectifs	80
4.3.2	Comparaison statistique des métriques objectives basées-modèles . .	83
4.4	Performances des métriques basées-images et vidéos	86
4.5	Conclusion	90
5	Métrique objective à référence-réduite pour la qualité perceptuelle des maillages 3D statiques et dynamiques	91
5.1	Introduction	91
5.2	Pipeline de l'approche	93
5.2.1	Descripteurs utilisés	95
5.2.2	Construction des histogrammes et paramètres de l'apprentissage et de la prédiction	100
5.2.3	Régression SVM	101
5.2.4	Détails d'implémentation et protocole de test	102
5.3	Résultats expérimentaux	103
5.4	Application pour la quantification des coordonnées des sommets	108
5.5	Perspectives pour l'amélioration des performances de <i>RRMPQM</i> avec les maillages dynamiques	109
5.6	Conclusion	111
	Conclusion	113

Bibliographie

119

Table des figures

1	Maillages 3D : de l'acquisition à l'affichage.	1
2	Différents modes de rendu des maillages 3D.	2
3	Mesures objectives de la qualité des maillages tatoués.	4
4	Exemples d'utilisations des métriques objectives de qualité de maillages 3D dans un scénario réel.	6
1.1	La fonction de sensibilité au contraste (<i>CSF</i>).	11
1.2	Illustration de la <i>CSF</i> en fonction de la vitesse.	12
1.3	Illustration de l'effet de masquage visuel spatial.	12
1.4	Les cartes de couleurs de la rugosité des surfaces des maillages Armadillo et Venus.	19
1.5	Éléments géométriques nécessaires pour le calcul de l'erreur de ruban.	22
2.1	Éléments géométriques utilisés pour le calcul du tenseur de courbures.	29
2.2	Directions des courbures principales du maillage Bimba.	30
2.3	Pipeline de la métrique objective perceptuelle <i>TPDM</i>	30
2.4	Projection du sommet s_i du maillage original M_r sur la surface du maillage dégradé M_d	31
2.5	Fonction de régression psychométrique tracée pour les paires des mesures <i>TPDM-MOS</i>	37
2.6	Cartes de distances de <i>TPDM</i> et <i>RMS</i> du maillage Bimba bruité.	38
2.7	Résultats de l'application de <i>TPDM</i> pour la sélection optimale des niveaux de quantification des coordonnées de sommets de maillages.	42
2.8	Application de <i>TPDM</i> pour la sélection optimale des niveaux de quantification des coordonnées de sommets de maillages statiques.	45
2.9	Application de <i>TPDM</i> pour l'évaluation perceptuelle des résultats de tatouage.	47

3.1	Interface utilisateur utilisée pour les tests d'évaluation subjective de la qualité des maillages dynamiques.	57
3.2	Maillages extraits des 10 animations de référence incluses dans le corpus de maillages dynamiques.	59
3.3	Information Spatiale (<i>IS</i>) et Information Temporelle (<i>IT</i>) calculées pour les maillages de référence inclus dans le corpus.	61
3.4	Illustration de l'effet visuel des distorsions de simulation de masquage spatial SM_1 appliquées sur le maillage dynamique Dinosaur.	64
3.5	Résultats subjectifs de l'évaluation de qualité des maillages dynamiques.	68
3.6	Les mesures de <i>DMOS</i> associées avec les intervalles de confiance à 95% de certitude pour les séquences dégradées du corpus de maillages dynamiques.	70
3.7	Les valeurs de <i>DMOS</i> moyennes pour les quatre types de distorsions de simulation de masquage spatial et temporel.	72
4.1	Nuages de points qui représente les paires de mesures objectives des 6 métriques basées-modèles mises en évaluation avec les scores subjectifs.	79
5.1	Scénario d'utilisation d'une métrique avec référence-réduite pour l'évaluation des maillages transférés entre deux utilisateurs.	93
5.3	Pipeline de la métrique objective à référence-réduite pour la mesure de la qualité perceptuelle de maillages dégradés	94
5.4	Éléments géométriques utilisés pour le calcul du Laplacien et de la courbure gaussienne.	96
5.5	Histogrammes des différents descripteurs utilisés sur les maillages de référence et les maillages dégradés par différents types et intensités de dégradations	97
5.6	Distributions des valeurs du descripteur \mathcal{D}_1 extraites sur des maillages statiques.	98
5.7	Résultats de corrélations de <i>RRMPQM</i> et des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de notre corpus de maillages dynamiques.	103
5.8	Corrélations linéaires de Pearson en fonction des proportions utilisées comme données d'apprentissage pour <i>RRMPQM</i> . Nous présentons avec les mesures de corrélations les valeurs d'écart-types pour chaque mesure.	104

5.9	Résultats de corrélations linéaires (de Pearson) et non-linéaires (de Spearman) de <i>RRMPQM</i> et des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de la base de données à usage général de LIRIS/EPFL.	105
5.10	Résultats de corrélations linéaires (de Pearson) et non-linéaires (de Spearman) de <i>RRMPQM</i> et des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de la base de données de masquage spatial de LIRIS.	105
5.11	Résultats de corrélations linéaires (de Pearson) et non-linéaires (de Spearman) de <i>RRMPQM</i> et des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de la base de données de l'IEETA de maillages statiques simplifiés.	106
5.12	Résultats de corrélations linéaires (de Pearson) et non-linéaires (de Spearman) de <i>RRMPQM</i> et des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de la base de données de compression de l'UWB.	106
5.13	Application de <i>RRMPQM</i> pour l'évaluation des résultats visuels de maillages dynamiques après quantification de coordonnées.	109

Liste des tableaux

1.1	Résumé des métriques objectives de mesure de qualité perceptuelle des maillages 3D.	14
1.2	Les bases de données de qualité subjective existantes pour les maillages 3D	20
2.1	Corrélations linéaires et non-linéaires des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de la base de données d’usage-général.	39
2.2	Corrélations linéaires et non-linéaires des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de la base de données de masquage.	39
2.3	Corrélations linéaires et non-linéaires des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de la base de données de simplification.	41
2.4	Corrélations linéaires et non-linéaires des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de la base de données de compression.	41
2.5	Corrélations non-linéaires (r_s) (%) de <i>TPDM</i> avec les scores subjectifs de tous les modèles des bases de données existantes en variant les valeurs du paramètre p de l’équation (2.6).	43
2.6	Corrélations non-linéaires (r_s) (%) de <i>TPDM</i> avec les scores subjectifs de tous les modèles des bases de données existantes. La deuxième colonne présente les corrélations de <i>TPDM</i> en éliminant la pondération par les aires des facettes incidentes à chaque sommet (w_i dans l’équation 2.6). La troisième colonne présente les corrélations de <i>TPDM</i> en éliminant les coefficients d’estimation de rugosité ($RW_i^{(\gamma)}$ et $RW_i^{(\kappa)}$ dans l’équation (2.4)). La dernière colonne présente les corrélations de <i>TPDM</i>	43
3.1	Maillages de référence de la base de données subjective.	60
3.2	Distorsions appliquées sur les maillages de référence dans la base de données subjective.	62
3.3	Analyse de l’effet de l’interaction des utilisateurs sur les valeurs de <i>DMOS</i>	74

4.1	Corrélations linéaires de Pearson (r_p en % classés selon les types de distorsions) des différentes métriques objectives basées-modèles avec les scores subjectifs du corpus.	81
4.2	Corrélations non-linéaires de Spearman (r_s en % classés selon les types de distorsions) des différentes métriques objectives basées-modèles avec les scores subjectifs du corpus.	81
4.3	Corrélations linéaires de Pearson (r_p en % classés selon les séquences de maillages) des différentes métriques objectives basées-modèles avec les scores subjectifs du corpus.	83
4.4	Corrélations non-linéaires de Spearman (r_s en % classés selon les séquences de maillages) des différentes métriques objectives basées-modèles avec les scores subjectifs du corpus.	83
4.5	Résultats de test de normalité des distributions des valeurs de résidus en utilisant les tests de <i>Lilliefors</i>	84
4.6	Résultats de tests de comparaison statistique (par type de dégradation) des métriques basées-modèles.	85
4.7	Résultats de tests de comparaison statistique (par maillages 3D) des métriques basées-modèles.	86
4.8	Corrélations non-linéaires de Spearman (r_s en %, classés par types de distorsions) des différentes métriques objectives basées-images et vidéos avec les scores subjectifs du corpus.	87
4.9	Corrélations non-linéaires de Spearman (r_s en % classés selon les séquences de maillages) des différentes métriques objectives basées-images et vidéo avec les scores subjectifs du corpus.	88
5.1	Corrélations linéaires de Pearson (r_p en % classés selon les types de distorsions) de la métrique <i>RRMPQM</i> et des différentes métriques objectives basées-modèles avec les scores subjectifs du corpus.	107
5.2	Corrélations non-linéaires de Spearman (r_s en % classés selon les types de distorsions) de la métrique <i>RRMPQM</i> et des différentes métriques objectives basées-modèles avec les scores subjectifs du corpus.	108
5.3	Corrélations linéaires de Pearson (r_p en % classés selon les types de distorsions) de la métrique <i>RRMPQM</i> avec les scores subjectifs du corpus.	111

-
- 5.4 Corrélations non-linéaires de Spearman (r_s en % classés selon les types de distorsions) de la métrique *RRMPQM* avec les scores subjectifs du corpus. 111

Table des sigles et acronymes

3DWPM	<i>3D Watermarking Perception Metric</i>
AABB	<i>Axis-Aligned Bounding Box</i>
CGAL	<i>Computational Geometry Algorithms Library</i>
CODDYAC	<i>COnnectivity Driven DYnAmic mesh Compression</i>
CSF	<i>Contrast Sensitivity Function</i>
DAME	<i>Dihedral Angle Mesh Error</i>
DCT	<i>Discrete Cosine Transform</i>
DGG	<i>Distribution Gaussienne Généralisée</i>
DMOS	<i>Differential Mean Opinion Score</i>
DS	<i>Double Stimulus</i>
FAMC	<i>Frame-based Animated Mesh Compression</i>
FMPD	<i>Fast Mesh Perceptual Distance</i>
GOP	<i>Group Of Pictures</i>
IP	<i>Internet Protocol</i>
IRM	<i>Imagerie par Résonance Magnétique</i>
IS	<i>Information Spatiale</i>
IT	<i>Information Temporelle</i>
LCD	<i>Liquid Crystal Display</i>
MOS	<i>Mean Opinion Score</i>
MSDM	<i>Mesh Structural Distortion Measure</i>
MSSSIM	<i>Multi-Scale Structural SIMilarity</i>
NIQE	<i>Naturalness Image Quality Evaluator</i>
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
PSNR	<i>Peak Signal to Noise Ratio</i>
RMS	<i>Root-Mean-Squared error</i>
RRMPQM	<i>Reduced-Reference Mesh Perceptual Quality Metric</i>
SM	<i>Spatial Masking</i>
SS	<i>Single Stimulus</i>
SSIM	<i>Structural SIMilarity</i>

STED	<i>Spatio-Temporal Edge Difference</i>
STRRED	<i>Spatio-Temporal Reduced Reference Entropic Differencing</i>
SVH	<i>Système Visuel Humain</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
TFT	<i>Trinitron Flat Tube</i>
TM	<i>Temporal Masking</i>
TPDM	<i>Tensor-based Perceptual Distance Metric</i>
UIT	<i>Union Internationale des Télécommunications</i>
VIF	<i>Visual Information Fidelity</i>
VQEG	<i>Video Quality Expert Group</i>
VQM	<i>Video Quality Metric</i>

Introduction

Introduction

La représentation de contenus sous forme de maillages 3D est une technique très émergente. Ces maillages tridimensionnels peuvent représenter une numérisation d'objets, de personnages ou bien de scènes 3D. La qualité du maillage est un facteur déterminant de l'efficacité du traitement, de la précision des résultats et de la qualité du rendu [CLL*13]. La figure 4 présente le cycle de vie d'un maillage 3D. L'étape de génération de maillages est une opération préliminaire cruciale, les objets 3D proviennent principalement de deux sources :

- La réalité : la représentation d'un objet réel *via* une méthode d'acquisition : scanner 3D, vision multiscopique, IRM, échographie, etc..
- La synthèse : la création d'un objet graphique à l'aide d'un outil de paramétrisation géométrique.

Selon la forme géométrique des facettes, nous pouvons distinguer plusieurs types de maillages tridimensionnels [BKP*10]. Un maillage polygonal triangulaire M statique est défini par sa géométrie (le nuage de points ou sommets) et sa connectivité qui décrit les relations entre les sommets du maillage. Les éléments composant un maillage M sont :

- Un ensemble de sommets $S = \{s_1, \dots, s_n\}$.
- Un ensemble de facettes triangulaires $F = \{f_1, \dots, f_m\}$, $f_i \in S \times S \times S$.
- Un ensemble d'arêtes $A = \{a_1, \dots, a_l\}$, $a_i \in S \times S$.

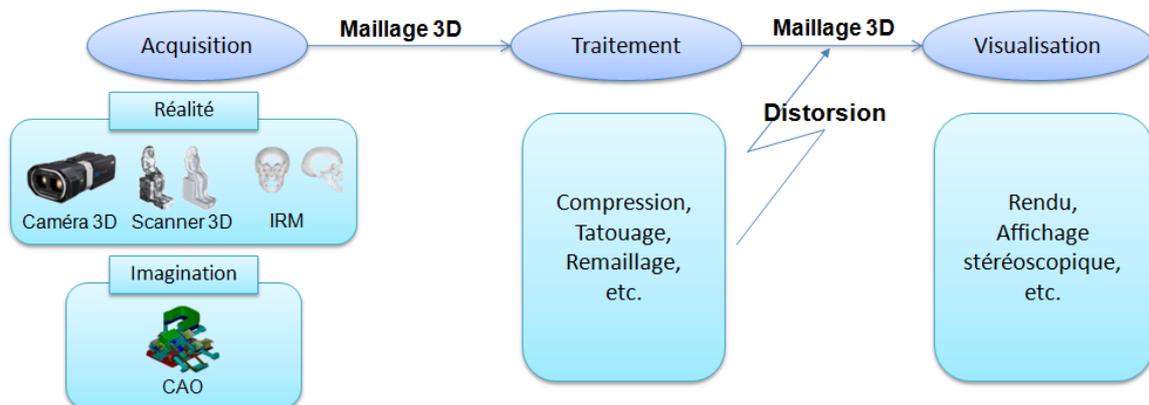


FIGURE 1 – Maillages 3D : de l'acquisition à l'affichage.

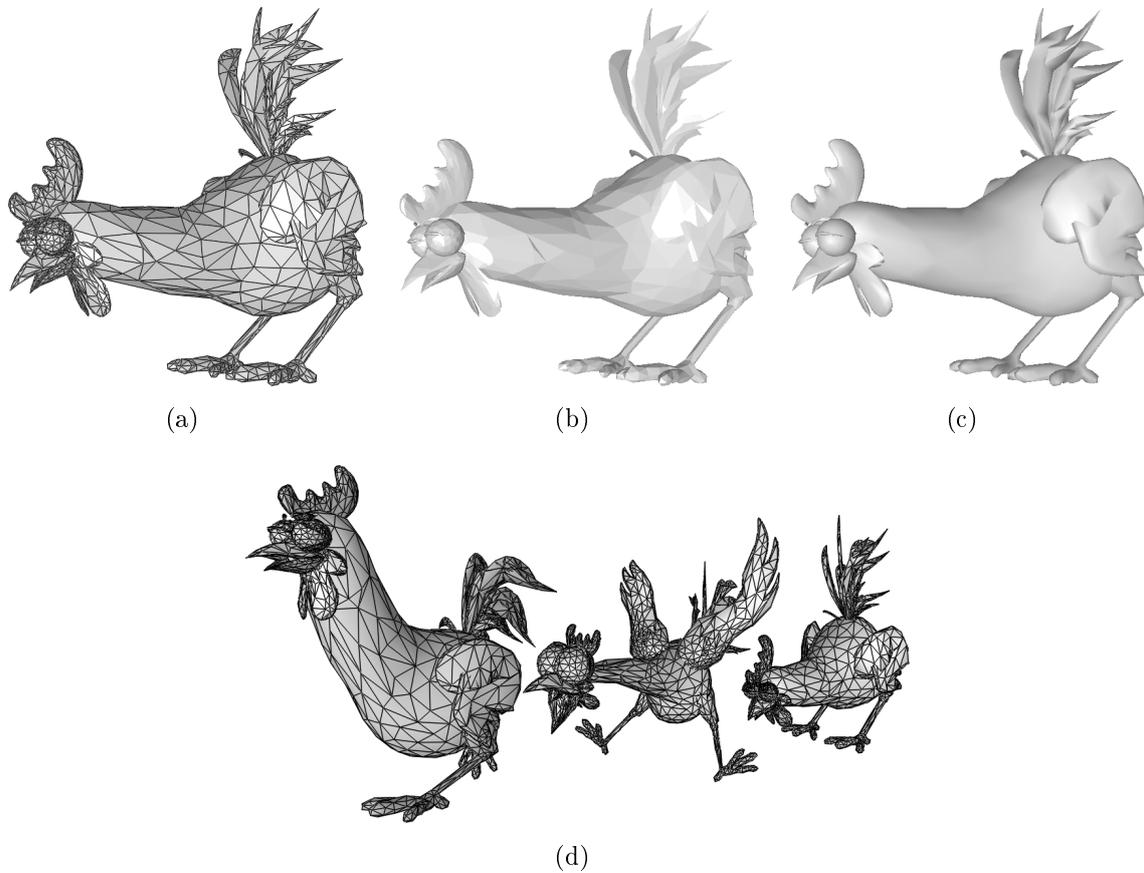


FIGURE 2 – Maillage 3D du modèle Chicken, rendu avec (a)- fil de fer, (b)- ombrage plat, (c)- ombrage lisse (ombrage de Gouraud) et (d)- trois maillages d’une séquence d’animation.

Les sommets, facettes et arêtes peuvent varier au cours du temps pour représenter des animations de maillages (nous parlons de maillages dynamiques). L’affichage des maillages 3D est possible à travers différents rendus : représentation en fil de fer (un exemple est présenté dans la figure 2-(a)), affichage avec un ombrage plat (figure 2-(b)) et affichage avec un ombrage lisse (figure 2-(c)). Dans nos travaux, nous nous sommes intéressés à l’estimation de la qualité perceptuelle des maillages 3D triangulaires statiques et des maillages dynamiques qui partagent la même connectivité (seules les positions des sommets changent au cours du temps). La figure 2-(d) présente un maillage dynamique. Nous notons aussi qu’il est possible de présenter aux utilisateurs ces maillages 3D avec une texture plaquée à la surface du maillage 3D. Dans cette thèse, nous nous sommes limités à l’aspect géométrie de la qualité perceptuelle des maillages. Cependant, l’étude de la qualité d’un maillage texturé est un sujet très important à investiguer. L’estimation de la qualité par un observateur est une tâche très complexe étant donné la complexité du *Système Visuel Humain (SVH)*. Il est commun pour un utilisateur de maillages 3D d’effectuer des traitements sur les surfaces

maillées. Afin de réduire la taille des maillages 3D, il est possible d'appliquer un schéma de compression pour le transmettre sur un réseau à faible bande passante. Nous pouvons aussi nous servir d'algorithmes de tatouage des maillages pour des fins de sécurité si nous désirons protéger le contenu 3D. D'autres opérations sur les maillages 3D sont aussi utilisées parmi lesquelles nous citons : la quantification, le remaillage ou bien la déformation. Ces différents algorithmes introduisent généralement des perturbations inévitables sur la géométrie des surfaces maillées. Il est donc important de mesurer et d'évaluer l'effet de ces dégradations qui agissent sur la qualité des maillages triangulaires.

La qualité perceptuelle des maillages 3D

L'étude de la qualité perceptuelle est une tâche importante étant donné que la plupart des données visuelles sont destinées à un observateur final humain. La mesure de la qualité perceptuelle peut s'effectuer en utilisant des mesures *subjectives* (des mesures effectuées par des observateurs) ou bien des mesures *objectives* (issues des traitements algorithmiques). Pour chaque observateur, la qualité peut avoir une définition différente selon des critères personnels. Notre travail portera sur l'évaluation subjective (ou psychosensorielle) s'appuyant sur des critères de «*bas-niveau*» et non sur des critères de «*haut-niveau*» reliés à l'esthétisme perçu [TJK11]. Nous nous intéresserons également au développement d'algorithmes pour l'estimation objective de la qualité de maillages 3D afin de fournir des mesures objectives corrélées à la qualité subjective affectée par les observateurs. Plusieurs études sur la mesure de la qualité objective perceptuelle ont été menées. L'objectif principal de ces études est d'analyser le comportement du SVH et de quantifier la qualité telle qu'elle est perçue par l'utilisateur de ces données multimédia. Plusieurs équipes de recherche se sont intéressées à la problématique de l'évaluation objective de la qualité perceptuelle du contenu multimédia (son, image et vidéo 2D/3D et maillages tridimensionnels). Par rapport aux études qui s'intéressent à l'évaluation de la qualité des images 2D et vidéos 2D+t, l'étude de l'évaluation de la qualité perceptuelle des maillages 3D est une thématique de recherche plus récente et moins mature. Dans le paragraphe suivant, nous introduisons ce type de mesures objectives de la qualité perceptuelle.

Mesures objectives de la qualité de maillages

L'estimation de la qualité perceptuelle est un élément important pour évaluer la qualité des maillages surfaciques après traitements. L'objectif des métriques de qualité perceptuelle est de juger avec fidélité la qualité d'un maillage statique ou bien dynamique en regard de la perception humaine. Pour ce faire, il existe différentes approches : les approches *Top-down* et les approches *Bottom-up*. La première catégorie de métriques

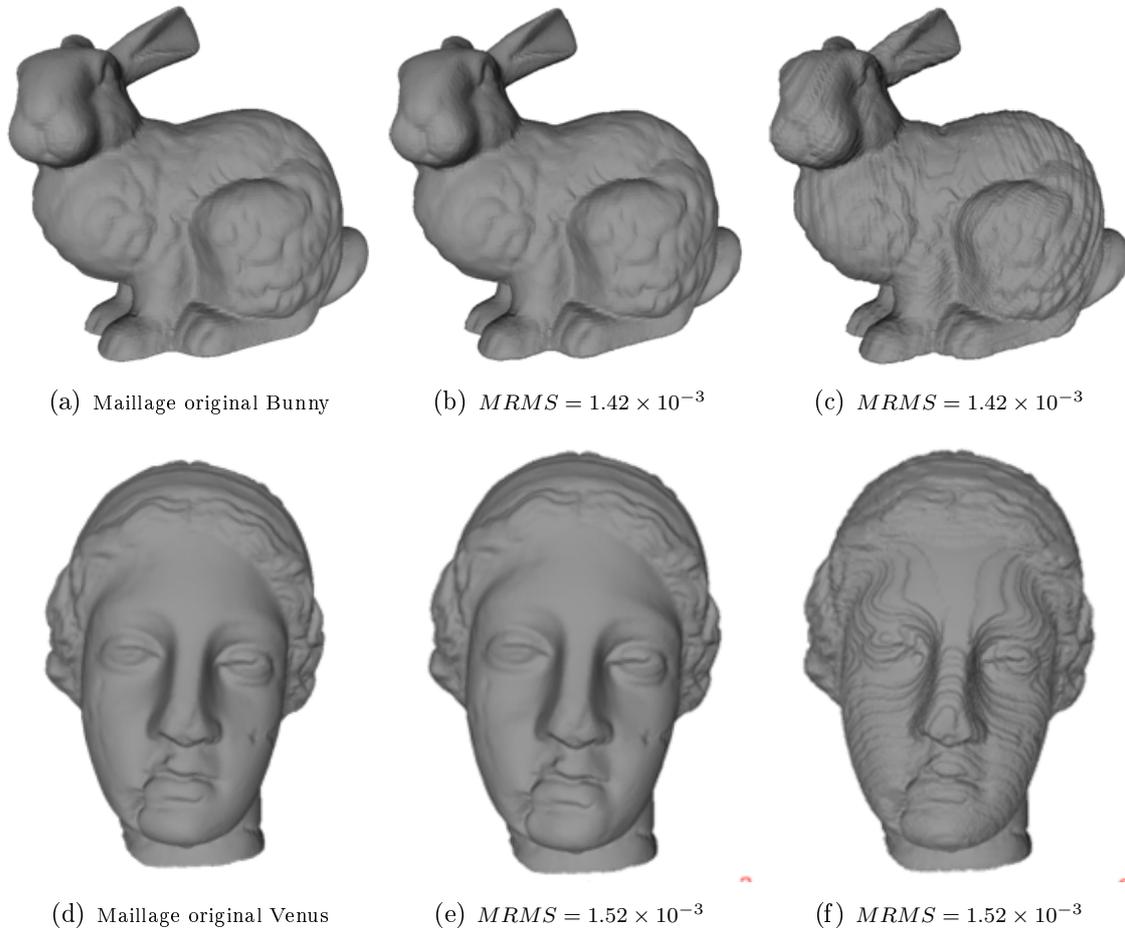


FIGURE 3 – Maillages 3D originaux de (a)- Bunny et (d)- Venus, les figures (b)- et (e)- présentent Bunny et Venus tatoués par la méthode de tatouage de Wang et al. [WB11]. Les figures (c)- et (f)- présentent les mêmes modèles tatoués par la méthode de tatouage de Cho et al. [CPJ07].

considère le SVH comme une boîte noire et essaye d’imiter le comportement de ce système du point de vue des entrées/sorties. La deuxième catégorie repose sur la simulation et l’imitation de chaque composante du SVH.

Pour estimer la qualité des maillages 3D, il existe aussi deux alternatives : utiliser les métriques existantes de la qualité perceptuelle des images 2D sur des projections bidimensionnelles des maillages 3D (métriques basées-images et vidéos), ou bien développer des métriques basées-modèles qui utilisent le signal du maillage en terme de géométrie et connectivité pour évaluer la qualité.

Si nous tenons compte de la notion de maillage de référence lors de l’estimation de la qualité, il est possible de classer les métriques de qualité en trois catégories : (1)- des métriques dites ‘avec-référence’ qui nécessitent la connaissance de l’information complète du maillage original de référence avant tout traitement, (2)- des métriques à ‘référence-réduite’ qui ne nécessitent qu’une information réduite sur le maillage de référence pour pouvoir prédire la qualité, et (3)- des métriques ‘sans-référence’ qui ne nécessitent pas la connaissance du maillage de référence pour estimer la qualité perceptuelle du maillage 3D. Pour comparer deux images 2D ou bien deux maillages 3D, il est commun d’utiliser des mesures de rapport signal sur bruit ou bien de distances géométriques. Ces mesures géométriques n’intègrent pas les propriétés du système de vision humaine. Dans la figure 3, nous présentons deux maillages originaux et deux versions de maillages tatoués selon deux algorithmes de tatouage différents. Nous remarquons que les versions de maillages Bunny et Venus tatoués par la méthode de Wang et al. [WLDB11] ont une qualité perceptuelle meilleure que les maillages tatoués par la méthode de Cho et al. [CPJ07]. Cependant, la mesure objective de l’erreur quadratique moyenne maximale (*Maximum Root Mean Squared error*) *MRMS* [CRS98] [ASCE02] fournit exactement la même valeur de distance géométrique pour les deux versions de chaque maillage par rapport au maillage de référence. Cet exemple montre l’importance de dériver des métriques perceptuelles capables de remplacer ces distances qui ne sont pas capables de juger avec fidélité la qualité perçue des maillages dégradés.

La figure 4 présente un scénario d’utilisation pour une métrique objective de qualité de maillages 3D statiques ou dynamiques. Comme le montre cette figure, une métrique objective peut tout d’abord être utilisée pour la sélection optimale des paramètres de différents algorithmes de traitements (compression, tatouage, etc.) afin de garantir de bons résultats visuels. Nous notons aussi qu’il est également possible de développer des algorithmes inspirés des métriques de qualité qui prennent en considération la perception visuelle lors des traitements pour améliorer les résultats. La métrique objective peut ensuite être utilisée pour l’évaluation des différents traitements. Elle peut finalement être utilisée comme outil de “*monitoring*” par exemple afin d’évaluer la qualité des maillages après transmission sur réseaux de communications avec pertes.

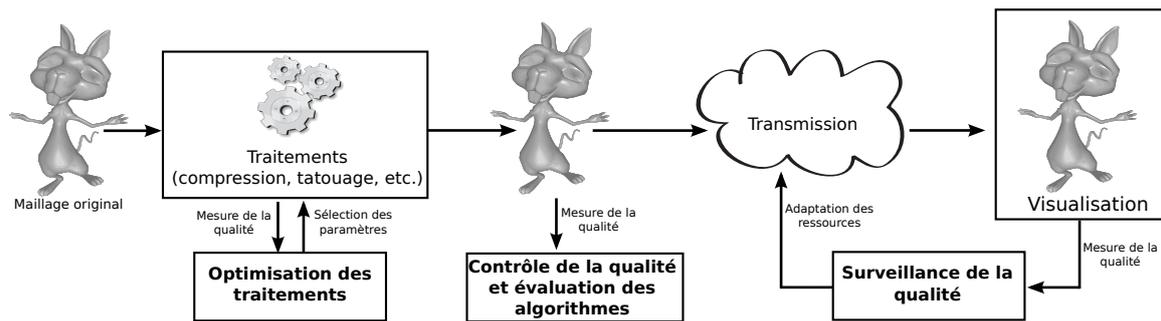


FIGURE 4 – Exemples d'utilisations des métriques objectives de qualité de maillages 3D dans un scénario réel.

Bases de données de qualité subjective

L'objectif principal du développement de bases de maillages annotés subjectivement par des observateurs humains est de fournir les mesures de la vérité terrain de la qualité perceptuelle des maillages 3D. Plusieurs protocoles ont été définis par l'Union Internationale des Télécommunications (UIT) [Int12] [Int08] et par le groupe de travail 'Video Quality Experts Group' (VQEG) [Vid00a]. Ces travaux ont abouti à la définition de standards de protocoles à respecter lors de l'établissement des expériences psychovisuelles. Selon la méthode de présentation de stimuli (signal visuel qui déclenche une réaction de l'observateur) dans les expériences psychovisuelles, l'UIT regroupe les expériences en 3 groupes : expériences à stimuli unique, expériences à stimuli multiples et expériences basées sur la comparaison de stimuli. Les protocoles définis par ces institutions se limitent aux images (2D) et vidéos (2D+t) naturelles. Il n'existe pas encore de standards pour l'évaluation de la qualité perceptuelle des maillages ou contenus d'informatique graphique. La construction des bases de données subjectives est une étape importante qui précède le développement des métriques objectives. Ces métriques objectives sont généralement évaluées sur la base des corrélations avec les mesures subjectives.

Contributions

L'évaluation de la qualité perceptuelle des maillages 3D est un outil nécessaire pour guider et/ou évaluer les résultats de différents algorithmes de traitement. Dans ce mémoire nous présentons de nouvelles études qui s'intéressent à l'évaluation à la fois 'objective' et 'subjective' de la qualité des maillages 'statiques' et 'dynamiques'. Nos contributions se résument dans les points suivants :

- Le développement d'une métrique pour les maillages statiques qui sera capable de juger et évaluer correctement la qualité perceptuelle des maillages statiques.

- La construction d'une base de données annotée subjectivement pour les maillages dynamiques. Cette base de données contient 10 maillages de référence et 276 maillages dégradés via plusieurs types de dégradations.
- L'évaluation et l'analyse des performances des métriques développées pour les images et vidéos (2D et 2D+t) et les maillages statiques et dynamiques (3D et 3D+t) sur notre base de données subjectives.
- Le développement d'une nouvelle métrique de type 'référence-réduite' qui ne nécessite pas la présence de l'information complète sur les maillages originaux pour prédire la qualité d'un maillage dégradé, fournissant une forte corrélation avec les scores subjectifs.
- Les codes-sources de la métrique perceptuelle pour les maillages statiques¹ ainsi que Les données (maillages et scores subjectifs) du nouveau corpus de maillages dynamiques² sont partagés avec la communauté.

Plan

Ce mémoire est organisé comme suit :

Le chapitre 1 présente l'état de l'art sur l'évaluation de la qualité perceptuelle des maillages 3D. Ce chapitre détaille l'existant des métriques objectives pour l'estimation de la qualité des maillages 3D. Il décrit les différentes bases de données utilisées pour la mesure de la qualité subjective des maillages triangulaires 3D statiques et dynamiques.

Le chapitre 2 présente une métrique de qualité perceptuelle des maillages statiques fondée sur les tenseurs de courbure. Il comporte également une étude des performances de cette métrique sur la base des corpus subjectifs existants.

Le chapitre 3 introduit une étude subjective de la qualité des maillages 3D dynamiques. Cette étude subjective a pour but de construire une nouvelle base de données dédiée à l'évaluation subjective des maillages dynamiques. Nous détaillons dans ce chapitre le protocole mis en place avec les différents résultats subjectifs.

Le chapitre 4 présente une étude comparative des performances des métriques objectives de mesure de qualité sur la base de données introduite au chapitre précédent.

Le chapitre 5 introduit une nouvelle métrique objective de type 'référence-réduite'. Cette métrique est validée sur le corpus récemment développé et comparée aux métriques existantes.

Finalement, dans la conclusion générale nous présentons un résumé de nos contributions décrites dans ce mémoire et nous présentons les perspectives pouvant faire l'objet de futures recherches.

1. <http://www.gipsa-lab.grenoble-inp.fr/~fakhri.torkhani/software/TPDM.rar>

2. <http://www.gipsa-lab.grenoble-inp.fr/~fakhri.torkhani/software/database/>

Analyse de la qualité perceptuelle des maillages 3D : état de l'art

Sommaire

1.1	Introduction	9
1.2	Le système visuel humain et la perception de la qualité	10
1.2.1	La fonction de sensibilité au contraste	10
1.2.2	L'effet de masquage	11
1.2.3	La perception de la qualité de maillages 3D	13
1.3	L'évaluation de la qualité des maillages statiques	13
1.3.1	Métriques objectives	13
1.3.2	Bases de données subjectives	19
1.4	L'évaluation de la qualité des maillages dynamiques	21
1.4.1	Métriques objectives	21
1.4.2	Bases de données subjectives	24
1.5	Conclusion	25

1.1 Introduction

Le système visuel humain est un système sensoriel complexe. La vision humaine repose sur deux mécanismes : des mécanismes de bas-niveau qui concernent la structure bio-physique du système sensoriel et des mécanismes de haut-niveau liés au système cognitif humain [WB06]. Durant plusieurs années, les chercheurs en traitement d'images et informatique graphique ont travaillé pour la définition d'une métrique objective efficace, capable de prédire la qualité perçue des images, vidéos et scènes 3D. Pour concevoir un tel système, il a été nécessaire d'étudier et de déterminer les structures perceptuellement importantes du contenu visuel. Cette tâche est plus complexe lorsque l'on s'intéresse au contenu 3D représenté sous forme de maillages triangulaires. Ces maillages 3D sont généralement discrétisés d'une manière non-uniforme pour représenter des objets et scènes, ce

qui rend difficile l'établissement de descripteurs efficaces des structures perceptuellement importantes sur les surfaces. La plupart des métriques existantes suivent l'approche *Top-down* pour étudier le système visuel humain et imiter son comportement. Les métriques existantes ont pour objectif de maximiser la corrélation des résultats de prédiction avec les scores subjectifs. L'évaluation subjective de la qualité des maillages est établie à l'aide d'observateurs à travers des expériences psychométriques. Plusieurs bases de données pour les maillages statiques et dynamiques ont été développées pour avoir des mesures de vérité terrain de la qualité perceptuelle des maillages [CLL*13]. Dans ce chapitre, nous présentons en premier lieu les propriétés les plus importantes du système visuel humain. Ensuite, nous présentons l'état de l'art des études menées pour développer des métriques objectives et des bases de données subjectives pour l'évaluation de la qualité perceptuelle des maillages 3D. La deuxième section de ce chapitre est dédiée aux maillages statiques, la troisième section présente les études objectives et subjectives qui concernent les maillages dynamiques.

1.2 Le système visuel humain et la perception de la qualité

1.2.1 La fonction de sensibilité au contraste

La fonction de sensibilité au contraste spatial (ou *Contrast Sensitivity Function*, notée *CSF*) modélise la sensibilité du système visuel humain aux fréquences spatiales du stimulus visuel. Les premières recherches de *Campbell-Robson* sur la *CSF* ont montré que le SVH agit avec sélectivité sur les fréquences spatiales, la sensibilité atteint sa valeur maximale autour de 4 cycles par degré d'angle visuel [CR68]. La figure 1.1-(a) illustre le fait que l'intensité des pixels est modulée par une fonction sinusoïdale horizontalement. Lorsque la fréquence spatiale de ces pixels augmente d'une façon logarithmique (sur l'axe horizontal), le contraste augmente du haut vers le bas. Bien que le changement de contraste soit le même pour toutes les fréquences, nous observons que les barres semblent être plus hautes au milieu de l'image en suivant la forme de la fonction de sensibilité sur la figure 1.1-(b). Cet effet ne provient pas de l'image, mais de la propriété de sélectivité fréquentielle du système de vision humaine.

Dans le contexte du contenu visuel dynamique (vidéos 2D, maillages dynamiques, etc.), la *CSF* doit être modulée par la vitesse de déplacement des stimuli. Ceci est dû à la variabilité de la sensibilité au contraste selon la rapidité des mouvements du stimulus. Dès 1977, Kelly a présenté une étude expérimentale pour la modulation de la fonction de sensibilité au contraste par les conditions de tests (voir figure 1.2-(a)) [Kel77, Kel79]. En 1998, Daly a défini un modèle dynamique de *CSF* à travers une fonction temporelle de sensibilité au contraste [Dal98] (figure 1.2-(b)). Avec l'augmentation de la vitesse, la courbe

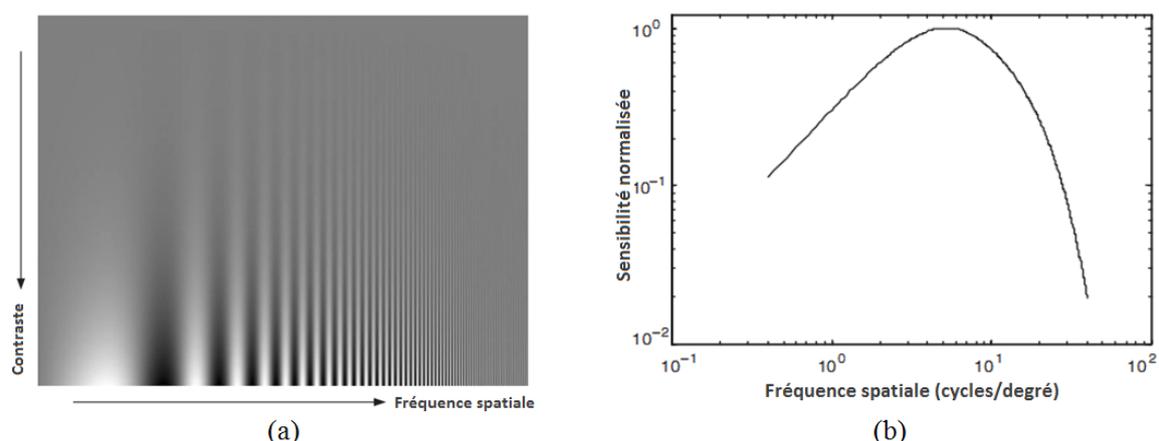


FIGURE 1.1 – Les propriétés spectrales du SVH : (a)-graphe de Campbell-Robson illustrant la sensibilité au contraste (*CSF*), (b)-courbe de sensibilité du SVH en fonction de la fréquence spatiale.

de *CSF* a tendance à se déplacer vers les basses fréquences. Ces études ont été réalisées pour des données achromatiques. D'autres études ont intégré l'effet de couleur sur la *CSF* [FMLBR05, HTN*10].

1.2.2 L'effet de masquage

Le masquage est l'effet de la modification du seuil de visibilité d'une composante dans un contenu multimédia (signal masqué) par la présence d'une autre composante (signal masquant). L'amplitude de cet effet est mesurée par la variation de la visibilité du signal masqué avec ou sans la présence du signal masquant. Le masquage peut intervenir dans une même bande de fréquence (masquage intra-bande) ou entre des bandes de fréquences différentes (masquage inter-bandes). Ce type de masquage est dans la littérature appelé l'effet de masquage entropique. Il existe un autre type de masquage dit masquage de contraste, relié à la modification du seuil de visibilité en fonction des valeurs de contraste [NMLB08a, NMLB08b].

L'effet de masquage spatial est souvent lié à la notion de rugosité de la surface pour les maillages 3D. Sur la figure 1.3, nous présentons le maillage original de Bimba, puis le même maillage bruité avec un bruit uniforme dans les régions lisses (figure 1.3-(b)), et un bruit uniforme de même amplitude sur les parties rugueuses (1.3-(c)). Le bruit appliqué sur les zones lisses est plus visible que celui appliqué sur des régions rugueuses. La mesure de distance de Hausdorff (une mesure de distance géométrique entre maillages) ne permet pas de prédire la qualité perçue des maillages bruités (distance de Hausdorff évaluée à 3.96×10^{-3} pour le maillage bruité sur les régions lisses et à 8.79×10^{-3} pour celui bruité sur les régions rugueuses).

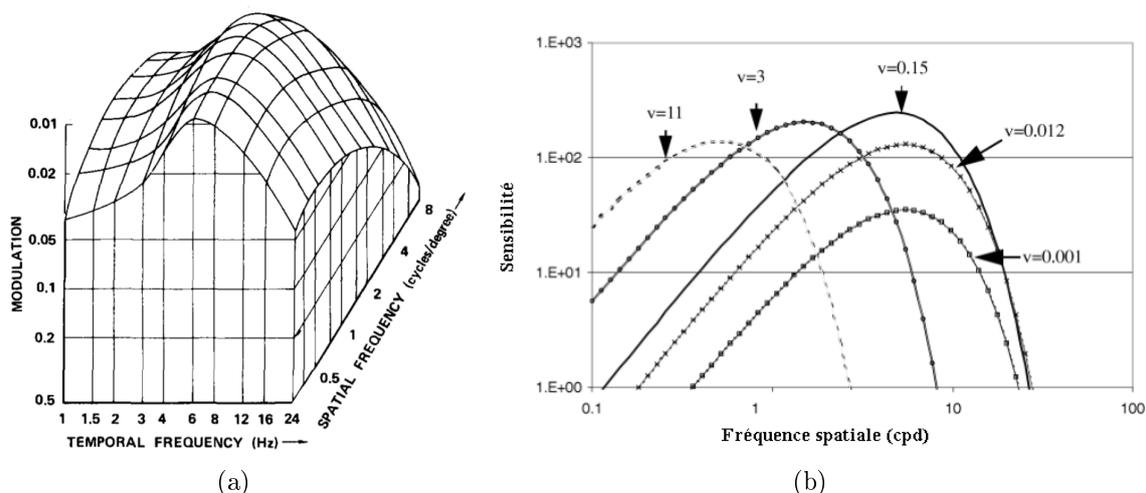


FIGURE 1.2 – (a)- Illustration de Kelly [Kel77] pour la présentation de la combinaison de l'effet des fréquences spatiales et temporelles sur la sensibilité au contraste, et (b)- Illustration de [Dal98] de la *CSF* en fonction de la vitesse. La fonction temporelle de *CSF* dans (b) est calculée à partir d'une équation empirique. Les vitesses v sont mesurées en degrés/seconde.

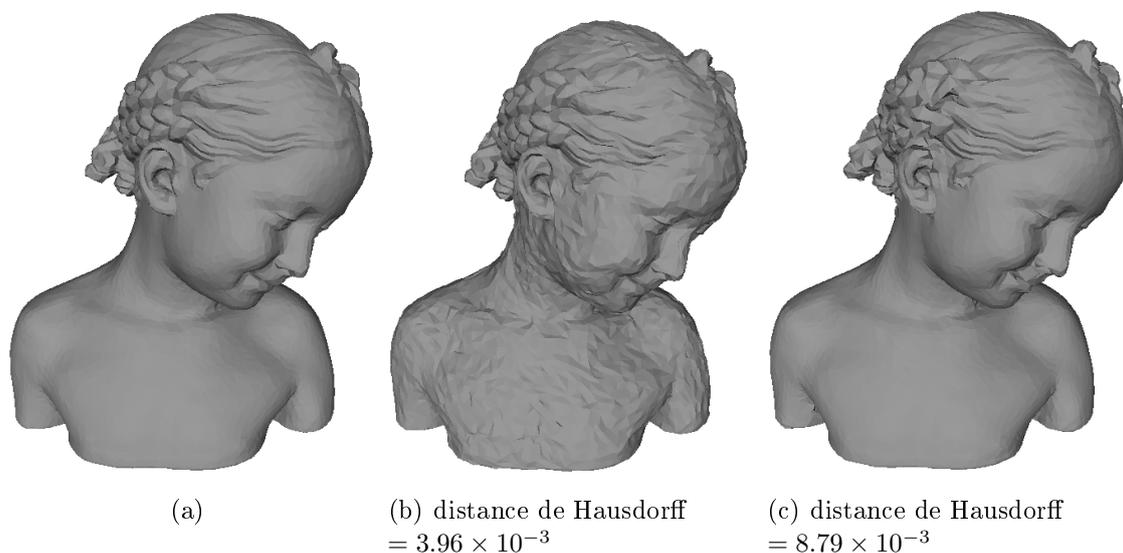


FIGURE 1.3 – (a)- Maillage Bimba original, (b)- maillage Bimba avec bruit aléatoire additif appliqué sur les régions lisses et (c)- maillage Bimba avec bruit aléatoire additif appliqué sur les parties rugueuses.

1.2.3 La perception de la qualité de maillages 3D

Avec les propriétés du SVH citées dans les paragraphes précédents s'ajoutent d'autres propriétés importantes comme la fonction d'adaptation à la lumière, la décomposition en canaux et la saillance visuelle [WB06]. La perception de la qualité du contenu visuel invoque la combinaison de tous ces paramètres. Il est important de considérer ces propriétés pour guider le processus de développement des mesures de qualité perceptuelle des maillages 3D. Les métriques objectives perceptuelles existantes considèrent principalement l'effet de masquage spatial pour établir des mesures de qualité perçue pour les maillages 3D. Dans la section suivante, nous présenterons les métriques objectives géométriques et perceptuelles existantes pour l'évaluation de la qualité des maillages 3D.

On note que dans ce chapitre nous nous intéresserons aux métriques de qualité basées-modèles, ces métriques mettent en œuvre l'analyse de la géométrie pour évaluer la qualité d'un maillage indépendamment du point de vue. L'efficacité de ces métriques a été approuvée par rapport aux métriques de qualité basées-images [RR01].

1.3 L'évaluation de la qualité des maillages statiques

1.3.1 Métriques objectives

Pour mesurer des distances entre deux maillages 3D ou pour mesurer la qualité d'un maillage 3D par rapport à un deuxième maillage, il existe plusieurs métriques géométriques. Ces métriques sont généralement dérivées de mesures de distances géométriques ou bien de mesures de rapport signal sur bruit. Ces métriques ne prennent pas en considération les spécificités du SVH et échouent généralement pour quantifier la qualité perceptuelle des maillages 3D. Fort de ce constat, les premières métriques perceptuelles ont été développées dans le but d'évaluer la qualité des maillages après compression. Dans ce cadre, Karni et Gotsman ont considéré le Laplacien géométrique qui permet de mesurer et de comparer les rugosités des surfaces maillées [KG00]. Cette mesure a été améliorée par la suite par Sorkine et al. [SCOT03]. Une autre mesure fondée sur la rugosité des surfaces, nommée *3DWPM* (*3D Watermarking Perception Metric*) a été introduite par Corsini et al. [CDEB07]. Cette mesure est dédiée à l'évaluation perceptuelle de la qualité des maillages statiques après tatouage. Durant la dernière décennie, plusieurs métriques perceptuelles ont été développées dans le but d'améliorer la corrélation des mesures objectives avec les scores subjectifs des êtres humains. Le tableau 1.1 résume les principales métriques récemment développées pour l'estimation de la qualité perceptuelle des maillages 3D triangulaires statiques. La dernière colonne du tableau 1.1 (Contrainte connectivité) renseigne sur la présence ou non de la contrainte de connectivité, si cette contrainte est présente, la métrique n'est

pas capable de comparer deux maillages ne partageant pas la même connectivité. Dans les paragraphes suivants, nous présentons deux métriques objectives géométriques *MRMS* (*Maximum Root Mean-Squared error*) et distance de Hausdorff notée H_d) ainsi que les métriques perceptuelles développées pour les maillages statiques (*3DWPM*, *MSDM/MSDM2*, *FMPD* et *DAME*).

TABLEAU 1.1 – Résumé des métriques objectives de mesure de qualité perceptuelle des maillages 3D.

Métriques	Principe	Présence de référence	Contrainte connectivité
<i>RMS</i> [CRS98, ASCE02]	distance entre deux surfaces	référence-complète	Non
H_d [CRS98, ASCE02]	distance entre deux surfaces	référence-complète	Non
<i>3DWPM</i> [CDEB07]	rugosité globale	référence-réduite	Oui
<i>MSDM</i> [LDD*06]	amplitudes de courbures	référence-complète	Oui
<i>MSDM2</i> [Lav11]	amplitudes de courbures (multi-échelle)	référence-complète	Non
<i>DAME</i> [VR12]	angle dièdre	référence-complète	Oui
<i>FMPD</i> [WTM12]	rugosité globale	référence-réduite	Non
<i>TPDM</i> [TWC12]	distance entre tenseurs de courbures	référence-complète	Non

1.3.1.1 La métrique RMS

Une mesure simple pour évaluer une distance entre deux surfaces dans l'espace 3D est la mesure *Root Mean-Squared error* (*RMS*) [ASCE02] [CRS98].

Une erreur quadratique moyenne entre deux surfaces continues S et S' , notée d_{RMS} , est définie comme :

$$d_{RMS}(S, S') = \sqrt{\frac{1}{|S|} \iint_{p \in S} d(p, S')^2 dS}. \quad (1.1)$$

où $|S|$ mesure l'aire de la surface S , et $d(p, S')$ mesure la distance minimale entre un point p appartenant à la surface S et la surface S' :

$$d(p, S') = \min_{p' \in S'} \|p - p'\|_2, \quad (1.2)$$

où $\| - \|_2$ désigne la norme euclidienne.

La distance *RMS* est généralement non-symétrique ($d_{RMS}(S, S') \neq d_{RMS}(S', S)$), il est possible de définir une distance symétrique *MRMS* (*Maximum Root Mean-Squared error*) comme :

$$MRMS(S, S') = \max(d_{RMS}(S, S'), d_{RMS}(S', S)). \quad (1.3)$$

1.3.1.2 La métrique H_d : Distance de Hausdorff

Cette mesure de distance géométrique entre surfaces porte le nom de *Felix Hausdorff* (1868-1942). La distance de Hausdorff est définie à l'aide de la distance euclidienne minimale (notée d) entre un point p situé sur une surface continue S et une autre surface notée S' [ASCE02]. Cette distance d est calculée par :

$$d(p, S') = \min_{p' \in S'} \|p - p'\|_2. \quad (1.4)$$

La distance de Hausdorff entre les deux surfaces S et S' est ensuite calculée par :

$$d(S, S') = \max_{p \in S} d(p, S'). \quad (1.5)$$

La distance de Hausdorff symétrique, notée H_d , peut être définie comme :

$$H_d(S, S') = \max(d(S, S'), d(S', S)). \quad (1.6)$$

Cignoni et al. [CRS98] proposent des approximations¹ de la mesure de Hausdorff et de la mesure *MRMS* capables de comparer deux surfaces discrétisées (maillages 3D). Leur approche est fondée sur l'échantillonnage de surfaces et le calcul des distances de chaque point d'un maillage vers la surface du deuxième maillage.

1.3.1.3 La métrique *3DWPM*

Afin de bien évaluer leur algorithme de tatouage pour les maillages 3D statiques, Corsini et al. ont développé une nouvelle métrique de qualité [CDEB07]. Leur approche, intitulée *3DWPM* (*3D Watermarking Perception Metric*), est fondée sur le calcul de la différence de rugosités entre deux maillages 3D. Cette distance *3DWPM* mesurée entre deux maillages M_1 et M_2 est définie par :

$$3DWPM(M_1, M_2) = \log\left(\frac{\rho(M_2) - \rho(M_1)}{\rho(M_1)} + k\right) - \log(k), \quad (1.7)$$

où $\rho(M_1)$ et $\rho(M_2)$ mesurent la rugosité globale des deux maillages et k une constante de stabilité numérique. Deux variantes de *3DWPM* ont été développées en utilisant deux descripteurs de rugosité différents. Le premier descripteur de rugosité, utilisé pour *3DWPM*₁, est inspiré de celui de Wu et al. [WHTS01]. La mesure de rugosité est calculée à travers la mesure des angles dièdres entre les normales des facettes dans un voisinage. Les normales des facettes d'une surface lisse ne varient pas fortement. Au contraire, sur des régions texturées (rugueuses) ces normales varient de manière plus significative. Une analyse

1. <http://vcg.isti.cnr.it/activities/surfacegrevis/simplification/metro.html>

multiéchelle de ces entités est considérée dans [GE05] pour évaluer les angles dièdres en utilisant le voisinage direct (1-anneau) et le voisinage étendu (1-anneau, 2-anneaux, etc.). La deuxième mesure de rugosité retenue par Corsini et al. pour $3DWP M_2$ est fondée sur l'estimation de Gelasca et al. de la rugosité des surfaces [CGE05]. Leur approche repose sur la comparaison d'un maillage et des versions lissées de ce même maillage. Les régions lisses correspondent à des différences faibles alors que les zones rugueuses présentent des différences plus significatives.

1.3.1.4 Les métriques $MSDM$ et $MSDM2$

En 2006, Lavoué et al. ont introduit une mesure de distorsion structurée nommée *Mesh Structural Distortion Measure (MSDM)* [LDD*06]². Cette mesure de qualité est inspirée de la mesure de la qualité d'images 2D *SSIM (Structural SIMilarity index)* introduite par Wang et al. dans [WBSS04]. La mesure $MSDM$ se base sur la différence statistique des amplitudes de courbures moyennes pour mesurer la différence perceptuelle de deux maillages. Les courbures moyennes (CM_{s_i}) sont calculées sur chaque sommet s_i comme étant la moyenne des courbures minimale et maximale : $(|C_{min,s_i}| + |C_{max,s_i}|)/2$. Les amplitudes de courbures minimale et maximale ($|C_{min,s_i}|$ et $|C_{max,s_i}|$) sont déduites à partir des valeurs propres du tenseur de courbure. L'approximation du tenseur de courbure utilisée est celle introduite par Cohen-Steiner et al. [CSM03], sur un voisinage spatial défini par le disque géodésique résultant de la projection d'une sphère de rayon h sur la surface du maillage. Plus de détails sur le calcul du tenseur de courbures seront présentés dans le chapitre suivant.

La moyenne et l'écart type de la courbure moyenne dans une fenêtre spatiale w contenant n sommets, notés respectivement μ_w et σ_w , sont définis comme :

$$\mu_w = \frac{1}{n} \sum_{s_i \in w} CM_{s_i}, \quad \sigma_w = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{s_i \in w} (CM_{s_i} - \mu_w)^2}. \quad (1.8)$$

La covariance entre les courbures de deux fenêtres w_1 et w_2 des maillages à comparer M_1 et M_2 est définie comme :

$$\sigma_{w_1 w_2} = \frac{\sigma_{w_1 w_2}^{w_1} + \sigma_{w_1 w_2}^{w_2}}{2}, \quad (1.9)$$

où $\sigma_{w_1 w_2}^{w_1}$ définit la covariance calculée sur la fenêtre w_1 :

$$\sigma_{w_1 w_2}^{w_1} = \frac{1}{n} \sum_{s_{1i} \in w_1} ((CM_{s_{1i}}^{w_1}) - \mu_{w_1})((CM_{s_{2i}}^{w_2}) - \mu_{w_2}), \quad (1.10)$$

où s_{2i} est le sommet le plus proche de s_{1i} sur w_2 . La covariance $\sigma_{w_1 w_2}^{w_2}$ sur la fenêtre w_2 est calculée de la même manière. Afin de calculer la distance globale entre deux maillages,

2. <http://liris.cnrs.fr/glavoue/rech/soft.html>

MSDM se base sur des distances locales, qu'on note *MSDML* :

$$MSDML = (\alpha \times L(s)^a + \beta \times C(s)^a + \gamma \times M(s)^a)^{\frac{1}{a}}, \quad (1.11)$$

avec α, β, γ , ainsi que a sont des scalaires pour la combinaison des différentes quantités. Les paramètres L, C et M représentent respectivement les différences des courbures, des contrastes et des structures mesurées par :

$$L(s) = \frac{\|\mu_{w_1} - \mu_{w_2}\|}{\max(\mu_{w_1}, \mu_{w_2})}, C(w_1, w_2) = \frac{\|\sigma_{w_1} - \sigma_{w_2}\|}{\max(\sigma_{w_1}, \sigma_{w_2})}, M(w_1, w_2) = \frac{\|\sigma_{w_1}\sigma_{w_2} - \sigma_{w_1w_2}\|}{\sigma_{w_1}\sigma_{w_2}}. \quad (1.12)$$

La mesure de distance perceptuelle globale *MSDM* est par la suite calculée par :

$$MSDM = \left(\frac{1}{W} \sum_{j=1}^W MSDML_j^a \right)^{\frac{1}{a}}, \quad (1.13)$$

avec W représentant le nombre de fenêtres locales sur les surfaces de maillages à comparer et a un paramètre qui porte la même valeur que dans l'équation (1.11). Une version améliorée de *MSDM*, nommée *MSDM2* a été proposée en 2011 en intégrant une analyse multiéchelle [Lav11]. *MSDM2* permet aussi de comparer deux maillages qui ne partagent pas la même connectivité grâce à une étape de mise en correspondance via la structure de données en arbre *AABB* implémentée sous la bibliothèque *CGAL* [ATW12]. Nous notons que pour établir une mesure de distance perceptuelle symétrique, *MSDM2* calcule la moyenne des deux distances unidirectionnelles (respectivement de M_1 à M_2 et de M_2 à M_1).

1.3.1.5 La métrique *FMPD*

En 2012, une nouvelle métrique pour l'estimation de la qualité perceptuelle a été introduite par Wang et al. [WTM12]. Elle est intitulée *Fast Mesh Perceptual Distance (FMPD)*³. Cette métrique est de type référence-réduite, elle est fondée sur la comparaison de mesures de rugosité globale calculée sur les deux maillages à comparer. Le descripteur de rugosité retenu dans *FMPD* est dérivé du Laplacien de la courbure gaussienne.

Sur chaque sommet s_i , la courbure gaussienne (notée CG_i) est établie par l'équation suivante :

$$CG_i = |2\pi - \sum_{j \in N_i(F)} \alpha_j|, \quad (1.14)$$

où $N_i(F)$ représente l'ensemble des facettes voisines au sommet s_i et α_j représente l'angle de la facette j incidente au sommet courant. La rugosité locale, calculée sur un sommet s_i est approximée par la quantité :

$$RL_i = \left| CG_i + \frac{\sum_{j \in N_i(S)} D_{ij} CG_j}{D_{ii}} \right|, \quad (1.15)$$

3. http://www.gipsa-lab.grenoble-inp.fr/~kai.wang/papers/FMPD_v1.0.zip

où $N_i(S)$ représente l'ensemble des sommets voisins au sommet courant, la matrice D est la matrice du Laplacien discrétisé établie par :

$$\begin{cases} D_{ij} &= \frac{\cot(\beta_{ij}) + \cot(\beta'_{ij})}{2} \text{ pour } j \in N_i(s) , \\ D_{ii} &= -\sum_j D_{ij} \end{cases} \quad (1.16)$$

où β_{ij} et β'_{ij} sont les angles opposés à l'arête qui relie s_i à s_j .

Les figures 1.4-(b) et 1.4-(d) représentent respectivement les cartes de couleurs de la mesure de rugosité sur la surface des maillages Armadillo et Venus. Les couleurs chaudes correspondent aux valeurs de RL élevées, les couleurs froides correspondent aux faibles valeurs de RL . Nous remarquons que ce descripteur est capable de bien évaluer et classifier les surfaces de maillages en régions lisses et régions rugueuses.

Dans $FMPD$, les mesures de rugosité locale sont modulées par une fonction de puissance [WTM12], afin d'établir des valeurs locales de rugosité RLF_i sur chaque sommet s_i . Cette modulation est effectuée pour capturer l'effet de masquage spatial sur les surfaces maillées. La rugosité globale est par la suite calculée par une somme pondérée des mesures locales :

$$RG = \frac{\sum_i RLF_i a_i}{\sum_i a_i}, \quad (1.17)$$

où a_i est un coefficient relié à l'aire des facettes incidentes au sommet s_i . La mesure de la distance perceptuelle $FMPD$ est établie comme la différence entre les valeurs de rugosité globales RG_1 et RG_2 des deux maillages M_1 et M_2 à comparer :

$$FMPD = c|RG_1 - RG_2|, \quad (1.18)$$

avec c un scalaire fixé comme paramètre d'échelle pour avoir des distances $FMPD$ dans l'intervalle $[0, 1]$.

1.3.1.6 La métrique *DAME*

Récemment, Váša et Rus ont développé une nouvelle métrique de qualité perceptuelle pour les maillages 3D statiques fondée sur les angles dièdres [VR12]. Cette métrique, nommée *DAME*⁴ (*Dihedral Angle Mesh Error*) offre un compromis entre la complexité et l'efficacité de prédiction. Sur chaque paire de triangles ($t_1 = \{s_1 s_2 s_3\}, t_2 = \{s_3 s_2 s_4\}$) voisins du maillage, l'angle dièdre orienté est calculé selon l'expression :

$$D_{t_1 t_2} = \arccos(n_1, n_2) \times \text{sgn}(n_1 \cdot (s_4 - s_3)), \quad (1.19)$$

où n_1 et n_2 représentant respectivement les normales associées aux triangles t_1 et t_2 . La mesure de distance perceptuelle *DAME* est calculée comme suit :

$$DAME = \frac{1}{\|\Omega\|} \sum_{\{t_1, t_2\} \in \Omega} \|D_{t_1 t_2} - \bar{D}_{t_1 t_2}\| \cdot m_{t_1, t_2} \cdot (w_{t_1} + w_{t_2}), \quad (1.20)$$

4. <http://meshcompression.org/index.php/software-tools>

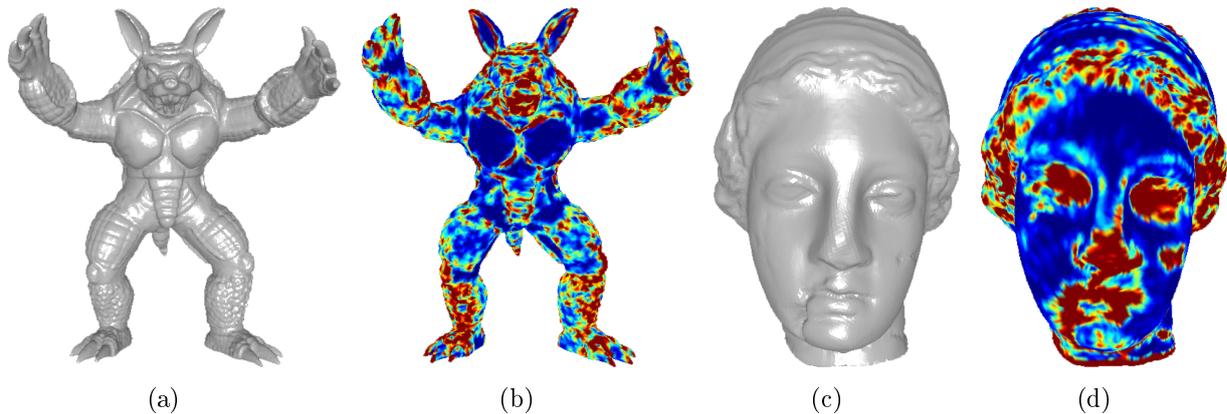


FIGURE 1.4 – (a)- et (c)- présentent respectivement les maillages 3D de Armadillo et de Venus, (b)- et (d)- présentent les cartes de couleurs de la rugosité des surfaces respectives du maillage Armadillo et du maillage Venus (illustration de [WTM12]).

où $D_{t_1 t_2}$ et $\bar{D}_{t_1 t_2}$ représentent respectivement les mesures des angles dièdres sur les deux maillages à comparer, m et w représentent respectivement une fonction de modélisation de masquage et un coefficient de visibilité (plus de détails sur ces éléments de pondération sont accessibles dans l'article [VR12]).

Les performances des métriques présentées ont été évaluées sur des corpus subjectifs annotés par des êtres humains à travers des expériences psychométriques. Les résultats de ces performances sont résumés dans [CLL*13] et seront présentés au chapitre suivant.

1.3.2 Bases de données subjectives

Plusieurs études subjectives ont été menées pour évaluer la qualité des maillages 3D après avoir subi des dégradations. Différentes bases de données publiques ont été construites :

- La base de données à usage général, issue de travaux entre le LIRIS et l'EPFL [LDD*06].⁵
- La base de données de masquage spatial, développée au LIRIS [Lav09].⁶
- La base de données de simplification, construite à l'IEETA [SSFM09].⁷
- La base de données de compression, réalisée à l'UWB [VR12].⁸

Le tableau 1.2 résume les principales caractéristiques de ces corpus.

La base de données à usage général du LIRIS/EPFL a été développée dans le but de fournir

5. <http://liris.cnrs.fr/guillaume.lavoue/data/datasets.html>

6. <http://liris.cnrs.fr/guillaume.lavoue/data/datasets.html>

7. <http://www.ieeta.pt/~sss/index.php/perceivedquality/repository>

8. <http://meshcompression.org/index.php/data>

un corpus de 84 maillages dégradés pour évaluer les métriques objectives. Deux catégories de bruits sont appliqués sur les 4 modèles de référence de cette base de données : bruits aléatoires additifs et dégradations de lissage. Les dégradations ont été appliquées selon trois niveaux d'intensité de dégradations ainsi que dans des régions différentes (sur toute la surface de maillage, sur les zones lisses, rugueuses ou intermédiaires). Chaque maillage a été évalué subjectivement par 12 observateurs pour établir une mesure subjective moyenne de la qualité qu'on nomme *MOS* (*Mean Opinion Score*).

La base de données de masquage spatial présente un corpus qui vise à étudier l'effet de masquage spatial sur la qualité globale des maillages statiques. Ce corpus a été évalué subjectivement par 11 observateurs et contient 24 maillages dégradés dérivés de 4 maillages originaux. Les maillages originaux ont été sélectionnés de manière à avoir une surface présentant à la fois des régions très lisses et des régions très rugueuses.

La base de données de simplification développée à l'IEETA est dédiée aux maillages dégradés à travers des opérations de réduction de nombre de sommets. Elle contient 5 maillages de référence et 30 maillages simplifiés avec différents niveaux de simplification. 65 observateurs ont participé aux expériences afin d'évaluer la qualité des maillages simplifiés.

La base de données de compression de maillages statiques a été développée afin d'évaluer la qualité subjective des maillages statiques compressés. Cette base de données contient un nombre important de bruits (63 maillages dégradés par 13 types de bruits différents). Parmi les distorsions introduites, nous identifions des bruits aléatoires additifs, des bruits de quantification, des déformations de lissage et trois algorithmes de compression de maillages statiques. Les scores subjectifs sont dérivés des jugements de 65 observateurs.

À ces corpus, il faut ajouter la base de données de l'UWB pour les maillages dynamiques qui sera détaillée dans la section suivante. La base de données que nous avons développée pour les maillages animés sera détaillée dans le chapitre 3.

TABLEAU 1.2 – Les bases de données de qualité subjective existantes pour les maillages 3D.

Corpus	maillages	dégradations	# maillages bruités	# observateurs
LIRIS/EPFL [LDD*06]	statiques	bruits aléatoires et lissage	84	12
LIRIS [Lav09]	statiques	masquage spatial	24	11
IEETA [SSF09]	statiques	simplification de sommets	30	65
UWB [VR12]	statiques	bruits aléatoires, compression	63	69
UWB [VS11]	dynamiques	bruits aléatoires, compression	36	37 ~ 49

1.4 L'évaluation de la qualité des maillages dynamiques

Il existe quelques mesures géométriques dédiées à la quantification de la distorsion géométrique introduite sur la surface des maillages 3D dynamiques après différents traitements. Dans le paragraphe suivant, nous présenterons deux mesures géométriques. L'estimation de la qualité perçue des maillages 3D dynamiques doit tenir compte des effets supplémentaires dus à la présence de mouvements sur la surface maillée (exemple : le masquage temporel et spatio-temporel). Contrairement aux maillages statiques, il n'existe qu'une seule métrique guidée par la perception humaine qui vise à évaluer les dégradations perçues sur les maillages dynamiques. nous présenterons cette métrique et le corpus subjectif sur lequel cette métrique a été évaluée.

1.4.1 Métriques objectives

1.4.1.1 La distance KG

Une mesure objective de la distance géométrique entre deux maillages dynamiques a été introduite par Karni et Gotsman [KG04]. Cette mesure de distance notée KG a été utilisée pour évaluer les algorithmes de compression de maillages dynamiques. Afin de calculer la distance KG , les deux maillages triangulaires animés sont considérés comme des matrices M de taille $3 S \times F$, où S est le nombre total de sommets dans chaque trame et F le nombre total de trames qui forment l'animation. Chaque ligne de la matrice M représente l'évolution temporelle des coordonnées d'un sommet du maillage, chaque colonne représente l'état de tous les sommets du maillage à un instant fixe. On note M_1 et M_2 les matrices qui correspondent aux maillages à comparer. KG est définie comme :

$$KG = 100 \frac{\|M_1 - M_2\|}{\|M_1 - E(M_1)\|}, \quad (1.21)$$

où $\| - \|$ indique la norme de Frobenius. $E(M_1)$ est une matrice de taille $3 S \times F$ dérivée de la matrice M_1 dans laquelle nous avons remplacé les valeurs de chaque colonne par la valeur moyenne des coordonnées dans la colonne. Le terme de division assure la stabilité de KG au changement d'échelle.

KG est une mesure objective basée sur des quantités géométriques qui n'intègrent pas les propriétés de la perception humaine. Le paragraphe suivant présente une autre mesure d'erreur géométrique pour les maillages dynamiques.

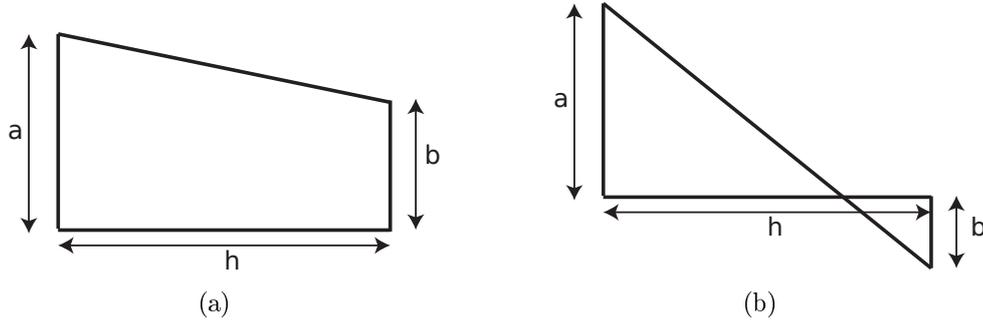


FIGURE 1.5 – Éléments géométriques nécessaires pour le calcul de l'erreur de ruban, (a)- ruban droit et (b)- ruban vrillé. Sur la figure, a et b représentent les erreurs dans une coordonnée (x , y ou z) à deux instants au cours du temps.

1.4.1.2 L'erreur de ruban

L'erreur de ruban a été introduite par Jang et al. [JKJ*04] pour mesurer les distorsions introduites sur les maillages 3D animés. Cette mesure utilise des rubans (généralement de la forme d'un trapèze) virtuels créés par les vecteurs d'erreurs sur chaque coordonnée pour chaque sommet du maillage dans le temps. L'erreur de ruban, notée D opère sur chaque coordonnée du sommet du maillage séparément pour quantifier l'air des rubans droits ou vrillés. L'erreur globale est la somme de ces quantités. Dans le cas d'un ruban droit, l'erreur se mesure par :

$$D(a, b, h) = \frac{1}{2}(a + b) \cdot h, \quad (1.22)$$

où a et b sont les arêtes des deux extrémités des rubans (voir l'illustration dans la figure 1.5). Dans le cas de rubans vrillés, l'erreur se mesure par :

$$D(a, b, h) = \frac{(a^2 + b^2)}{2(a + b)} \cdot h. \quad (1.23)$$

L'erreur de ruban varie avec la rotation des modèles à comparer puisqu'elle opère sur les coordonnées x , y et z .

La mesure de cette erreur géométrique ne considère pas les propriétés du système visuel humain. La métrique perceptuelle *STED* introduite dans le paragraphe suivant est guidée par la perception humaine afin de fournir des résultats de mesures objectives corrélés avec les scores subjectifs.

1.4.1.3 La métrique *STED*

En 2011, Váša et Skala ont introduit une nouvelle métrique objective pour les maillages dynamiques. À notre connaissance, cette métrique intitulée *STED* (*SpatioTemporal Edge*

Difference) est la première et seule métrique perceptuelle dédiée aux maillages dynamiques [VS11]. *STED* est fondée sur la mesure de variation des longueurs d'arêtes dans l'espace ($STED_s$) et à travers le temps ($STED_t$). Deux fenêtres sont définies : une fenêtre spatiale fondée sur un voisinage déterminé par des anneaux autour de chaque sommet (5-anneaux) et une fenêtre temporelle en considérant l'évolution d'une arête au cours de 5 trames successives.

Mesure de l'erreur spatiale : Une mesure de différence relative d'arêtes e_{ij} reliant les sommets s_i et s_j appartenant à la trame f est définie comme suit :

$$ed(e_{ij}, f) = \left\| \frac{el(e_{ij}, f) - \bar{el}(e_{ij}, f)}{el(e_{ij}, f)} \right\|, \quad (1.24)$$

où el et \bar{el} sont les mesures de longueurs d'arêtes relatives respectivement au maillage original et au maillage dégradé, calculées par les distances entre sommets s_i et s_j . Une valeur moyenne de différence relative de longueur d'arêtes est par la suite calculée dans un voisinage défini sur d -anneaux (d est un paramètre choisi par l'utilisateur qui définit l'étendue du voisinage) :

$$avged(i, f, d) = \frac{\sum_{e \in NE(i, d)} ed(e, f) \cdot el(e, f)}{\sum_{e \in NE(i, d)} el(e, f)}, \quad (1.25)$$

où $NE(i, d)$ est l'ensemble des arêtes dans le voisinage d -anneaux. Dans chaque trame f , une mesure de déviation locale pondérée de longueurs d'arêtes est alors calculée par :

$$dev(i, f, d) = \frac{\sum_{e \in NE(i, d)} ((ed(e, f) - avged(i, f, d))^2 \cdot el(e, f))}{\sum_{e \in NE(i, d)} el(e, f)}. \quad (1.26)$$

L'erreur spatiale est par la suite obtenue en moyennant ces valeurs de déviation sur les S sommets des F trames dans la séquence :

$$STED_s(d) = \frac{1}{SF} \sum_{i=1}^S \sum_{f=1}^F dev(i, f, d). \quad (1.27)$$

Mesure de l'erreur temporelle : La vitesse moyenne de chaque sommet s_i appartenant à la trame f est calculée dans une fenêtre temporelle notée w . Les longueurs d'arêtes temporelles sont calculées comme suit :

$$tel(i, f, dt) = \sqrt{dx(i, f)^2 + dy(i, f)^2 + dz(i, f)^2 + dt^2}. \quad (1.28)$$

La quantité dt définit la distance temporelle entre chaque paire de trames successives, dx est définie comme : $dx(i, f) = \frac{x_i^{v_i^{f+1}} - x_i^{v_i^f}}{td}$ (les valeurs de dy et dz sont calculées de la même manière que dx). La quantité ld est définie par $ld = \max_{i=1..S, j=1..S} (||s_i^1 - s_j^1||)$. Cela correspond à la distance entre les sommets les plus éloignés dans la première trame.

D'une manière similaire à la mesure de distorsion spatiale (équation (1.24)). Elle correspond à une distance relative de longueurs d'arêtes temporelles définie par :

$$ted(i, f, w, dt) = \frac{||tel(i, f, dt) - \bar{tel}(i, f, dt)||}{k(i, f, w, dt)}, \quad (1.29)$$

où k est une fonction qui mesure la rapidité spatio-temporelle moyenne des sommets s_i dans la fenêtre temporelle w . L'erreur temporelle est par la suite calculée par :

$$STED_t(w, dt) = \frac{1}{S(F-1)} \sum_{i=1}^S \sum_{f=1}^{F-1} ted(i, f, w, dt). \quad (1.30)$$

Mesure de l'erreur spatio-temporelle : La mesure de distance globale $STED$ se calcule par :

$$STED = \sqrt{STED_s(d)^2 + c^2 \cdot STED_t(w, dt)^2}. \quad (1.31)$$

Le paramètre c a été fixé à 9.144×10^{-5} . Les paramètres de $STED$ ont été fixés pour améliorer la corrélation avec les scores subjectifs de la base de données de UWB dédiée aux maillages dynamiques (*cf.* tableau 1.2, la dernière ligne). Dans la section suivante, nous présentons la base de données subjective proposée par Váša et Skala pour l'évaluation de la métrique $STED$.

1.4.2 Bases de données subjectives

La base de données construite par Váša et Skala présente le premier corpus subjectif qui a été dédié à l'étude de la qualité perçue des maillages dynamiques [VS11]. Cette base de données englobe 4 maillages dynamiques de référence à partir desquels 9 maillages dégradés ont été dérivés de chaque maillage de référence pour aboutir à un total de 36 maillages dégradés. Les valeurs de scores objectifs MOS ont été fournies à travers 37 à 49 observateurs (selon la séquence étudiée).

Les dégradations introduites dans cette base de données sont :

- Bruit aléatoire Gaussien additif.
- Bruit sinusoïdal additif.
- Bruit aléatoires avec une intensité pondérée par la vitesse de déplacement des sommets.
- Compression de maillages dynamiques.

La méthode expérimentale mise en œuvre est similaire aux méthodes fondées sur la comparaison de plusieurs stimuli affichés simultanément. Les observateurs ont été confrontés aux différents maillages dégradés affichés sur des écrans identiques. Les sujets avaient la tâche de juger les dégradations des maillages bruités d'une manière comparative par rapport aux

maillages de référence et d'attribuer des scores qui varient de 0 (pour un maillage perceptuellement identique au maillage original) jusqu'à 10 (pour un maillage de très mauvaise qualité).

1.5 Conclusion

Le système visuel humain est un système très complexe dans lequel plusieurs éléments sensoriels et cognitifs interagissent. Le développement des mesures objectives pour estimer la qualité perceptuelle des maillages 3D statiques et dynamiques doit prendre en considération ces éléments du système visuel humain.

Pour les maillages 3D statiques, plusieurs métriques ont été développées pour mesurer la qualité perçue des maillages 3D dégradés. Ces métriques de qualité de maillages statiques ont été évaluées sur plusieurs corpus subjectifs et offrent une forte corrélation avec les scores délivrés par des observateurs humains [CLL*13]. Cependant, pour les maillages dynamiques, il n'existe qu'une seule métrique guidée par la perception pour évaluer la qualité des maillages animés. Cette métrique avec-référence a été évaluée sur la base d'un seul corpus composé de 36 maillages dynamiques dégradés. Les possibilités de développement des études sur la qualité des maillages dynamiques est alors ouverte à la communauté. Par exemple, il serait important de développer d'autres corpus qui contiennent beaucoup plus de maillages dynamiques, ainsi que d'autres types de dégradations permettant d'aborder les erreurs dues aux schémas de compression récents, les dégradations dues à la transmission avec perte de maillages sur réseaux et les erreurs de masquage temporel et spatio-temporel. Il serait aussi intéressant de diriger nos recherches vers le développement de métriques à référence-réduite pour pouvoir réduire la contrainte de la présence de l'information complète du maillage de référence pour évaluer un maillage dégradé.

La métrique MSDM2 est une métrique fondée sur le calcul des statistiques des amplitudes de courbures moyennes pour comparer deux maillages différents. Vue l'importance des directions de courbures principales [BPYA85, HZ00], nous pensons que l'intégration de ces éléments améliore les performances de la prédiction de qualité perceptuelle. C'est dans ce contexte que dans le chapitre suivant nous présentons une métrique perceptuelle dédiée aux maillages statiques fondée à la fois sur les amplitudes et sur les directions des courbures de surfaces maillées.

Métrique de qualité perceptuelle des maillages statiques fondée sur les tenseurs de courbure

Sommaire

2.1	Introduction	27
2.2	Tenseur de courbures et motivation de la métrique	28
2.3	Pipeline de l'approche	29
2.3.1	Étape 1 : Mise en correspondance de sommets	29
2.3.2	Étape 2 : Calcul de distance locale de tenseurs de courbures	31
2.3.3	Étape 3 : Intégration de l'effet de masquage spatial	33
2.3.4	Étape 4 : Mesure globale de qualité perceptuelle	34
2.4	Résultats de performance de la métrique sur les données subjectives existantes	35
2.4.1	Bases de données subjectives utilisées	35
2.4.2	Régression non-linéaire des mesures objectives avec les scores subjectifs	35
2.4.3	Corrélations des mesures objectives avec les scores subjectifs	36
2.4.4	Étude des paramètres de la métrique	43
2.5	Applications	44
2.5.1	Application à la quantification des coordonnées des sommets de maillages	44
2.5.2	Application au tatouage des maillages 3D	48
2.6	Conclusion	48

2.1 Introduction

Comme indiqué dans le chapitre 1, les métriques fondées sur des mesures de distances géométriques simples entre deux maillages (un maillage original et un maillage dégradé)

ne permettent pas de prédire d'une manière efficace la qualité perçue des maillages 3D [CLL*13]. Ces métriques ne prennent pas en considération les limitations du SVH et ses spécificités. Dans ce chapitre, nous présentons une nouvelle approche pour l'estimation de la qualité perçue des maillages 3D. Notre nouvelle métrique, dédiée aux maillages statiques, se base sur une distance entre tenseurs de courbures. La distance entre tenseurs de courbures met en œuvre à la fois les amplitudes et les directions des courbures principales. Notre métrique intègre l'effet de masquage spatial en proposant une pondération par une mesure de rugosité fondée sur les tenseurs de courbures. Dans la première section de ce chapitre, nous introduisons l'estimation du tenseur de courbure utilisée pour calculer les amplitudes et directions des courbures principales de surfaces. Dans la deuxième section, nous détaillons les différentes composantes de notre système d'estimation de la qualité perceptuelle de maillages 3D. Dans la troisième section, nous évaluons l'efficacité de notre mesure perceptuelle objective sur les bases de données subjectives existantes pour les maillages statiques. Dans la quatrième section, nous présentons deux applications de notre métrique. La première application concerne la sélection perceptuelle des niveaux de quantification des coordonnées et la deuxième application concerne l'évaluation perceptuelle des algorithmes de tatouage.

2.2 Tenseur de courbures et motivation de la métrique

L'estimation la plus utilisée pour la recherche des courbures principales est celle introduite par Cohen-Steiner et Morvan [CSM03] [ACSD*03]. En se basant sur la théorie de cycle normal, ils ont introduit un tenseur décrit par une matrice de taille 3×3 définie sur chaque sommet s . Le tenseur de courbure repose sur le calcul des angles signés notés $\beta(a)$ entre les normales des facettes incidentes à chaque arête a dans un disque géodésique B de taille définie par l'utilisateur et centré sur le sommet s . Le tenseur de courbure \mathcal{T} est calculé comme suit :

$$\mathcal{T}(s) = \frac{1}{|B|} \sum_{\text{arêtes } a} \beta(a) |a \cap B| \bar{a} \bar{a}^t, \quad (2.1)$$

où $|B|$ mesure l'aire de la surface occupée par le disque géodésique, $|a \cap B|$ est la longueur de l'arête a située à l'intérieur de B . les variables \bar{a} et \bar{a}^t sont le vecteur unité dans la direction de a et son transposé. Les amplitudes de courbures minimales et maximales (notées respectivement κ_{min} et κ_{max}) sont les valeurs absolues des deux valeurs propres non nulles du tenseur \mathcal{T} , et les directions principales de la surface sont les vecteurs propres associés (notés respectivement par les vecteurs 3D γ_{min} et γ_{max}).

La figure 2.1 présente ces éléments géométriques nécessaires pour le calcul du tenseur de courbures. Dans la figure 2.2, nous présentons le maillage de Bimba et les vecteurs de directions principales. Nous avons pondéré les directions de courbures maximales et minimales par les amplitudes correspondantes (amplitudes de courbures maximales et minimales).

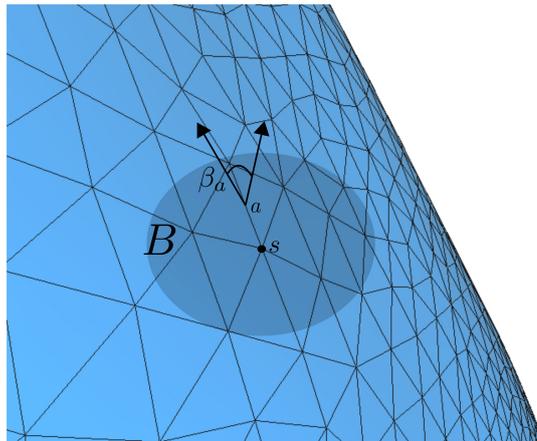


FIGURE 2.1 – Éléments géométriques utilisés pour le calcul du tenseur de courbures.

Comme le montre la figure 2.2, les directions de courbures principales représentent les structures saillantes et visuellement importantes de la surface. En effet, lorsqu'on dessine un objet 3D, une stratégie des caricaturistes est de tracer des traits qui correspondent à ces lignes de fortes courbures [CGL*08]. Par exemple, si nous demandons à un artiste expert ou bien un amateur de dessiner le modèle Bimba présenté dans la figure 2.2(a), le résultat peut être similaire aux images présentés dans les figures 2.2(b) et 2.2(c). L'importance des directions principales de surfaces a été remarquée par les experts en traitement de la géométrie : ces éléments ont été utilisés avec succès pour décrire [BPYA85] et illustrer [HZ00] les objets 3D complexes, et pour guider un autre algorithme de remaillage anisotropique à haute performance [ACSD*03].

Motivés par ces observations, nous présentons une nouvelle métrique de qualité perceptuelle intitulée *TPDM* (*Tensor-based Perceptual Distance Metric*) qui utilise à la fois les amplitudes et les directions de courbures principales pour établir une distance perceptuelle entre maillages 3D.

2.3 Pipeline de l'approche

La figure 2.3 illustre le pipeline présentant les différentes étapes nécessaires pour le calcul de la mesure de qualité perceptuelle *TPDM*.

2.3.1 Étape 1 : Mise en correspondance de sommets

La première étape est une étape de pré-traitement permettant la mise en correspondance des sommets d'un maillage de référence M_r et les sommets du maillage dégradé

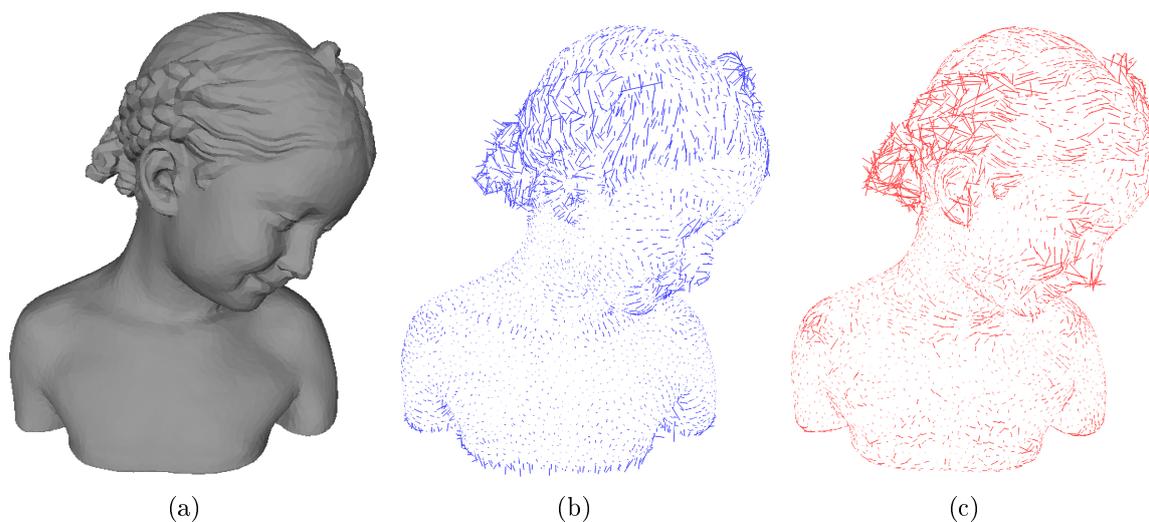


FIGURE 2.2 – (a)- Modèle Bimba ; (b)- directions de courbures maximales pondérées par les amplitudes de courbures maximales ; et (c)- directions de courbures minimales pondérées par les amplitudes de courbures minimales.

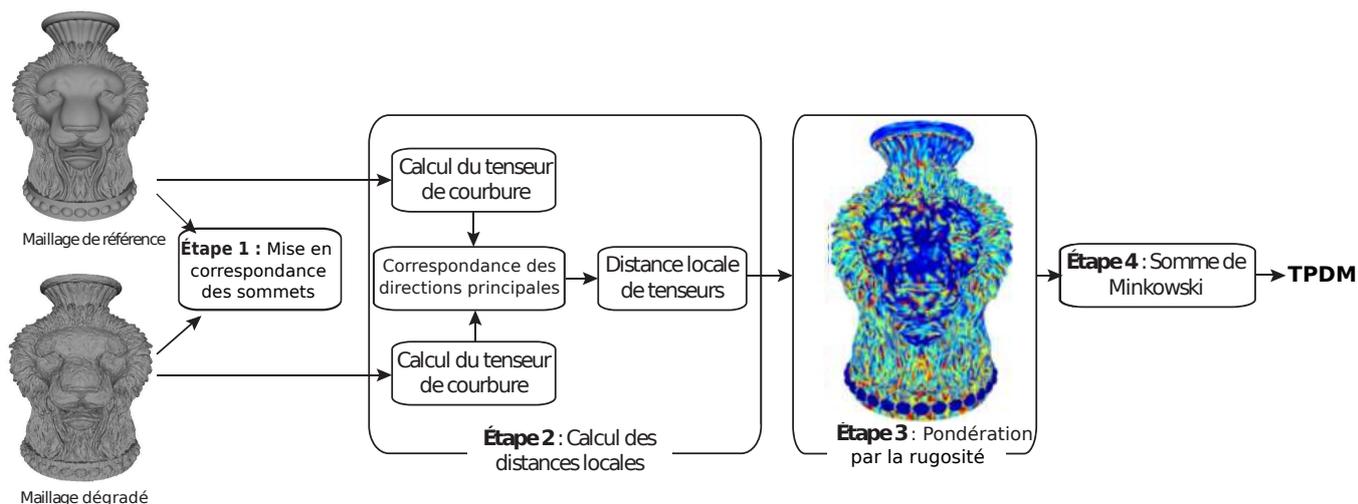


FIGURE 2.3 – Pipeline de la métrique objective perceptuelle *TPDM*.

M_d . Ce pré-traitement est nécessaire pour comparer deux maillages qui ne partagent pas la même connectivité altérés par exemple par la réduction du nombre de sommets. Dans notre métrique, nous avons utilisé la structure de données et l'algorithme *AABB Tree* développés par Alliez et al. [ATW12], disponibles sous la bibliothèque de traitement de données géométriques *CGAL*. Cet algorithme de mise en correspondance est utilisé par *MSDM2*. La structure de données de *AABB Tree* effectue une projection simple et rapide des sommets du maillage M_r vers le maillage M_d . Comme résultat de cette étape de mise en correspondance, chaque sommet s_i de M_r a un correspondant qu'on note s'_i appartenant à

la surface du maillage dégradé M_d . Nous notons que s'_i n'est généralement pas un sommet de M_d , mais un point appartenant à une certaine facette triangulaire T'_i de M_d qui est constituée de trois sommets $s'_{i,1}$, $s'_{i,2}$ et $s'_{i,3}$ (cf. figure 2.4). Dans ce cas généralisé, les distances locales de $TPDM$ associées aux sommets s_i que l'on note $LTPDM_{s_i}$ sont calculées par une interpolation barycentrique [Cox69] des trois mesures de distances locales calculées entre s_i et $s'_{i,1}$, s_i et $s'_{i,2}$, et finalement entre s_i et $s'_{i,3}$:

$$LTPDM_{s_i} = \sum_{k=1}^3 b_k(s'_i) LDP_{s_i, s'_{i,k}}, \quad (2.2)$$

où $LDP_{s_i, s'_{i,k}}$ est la mesure de distance perceptuelle locale entre s_i et le sommet d'indice k de la facette triangulaire T'_i qui contient la projection s'_i , et $b_k(s'_i)$ est la coordonnée barycentrique d'indice k [Cox69] de s'_i appartenant à T'_i . Dans les sections suivantes, nous présentons le calcul des distances locales $LDP_{s_i, s'_{i,k}}$.

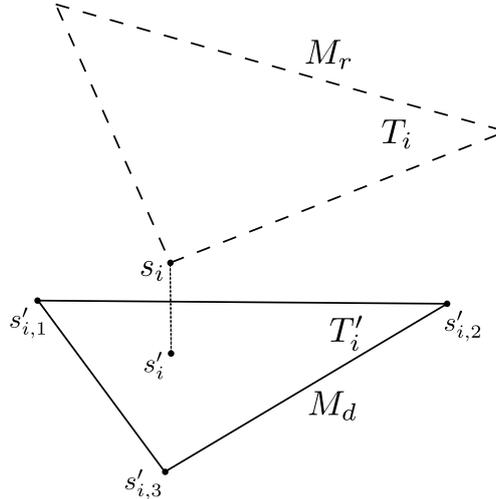


FIGURE 2.4 – Projection du sommet s_i du maillage original M_r sur la surface du maillage dégradé M_d . La projection se produit sur s'_i , un point sur la facette triangulaire constituée de $s'_{i,1}$, $s'_{i,2}$ and $s'_{i,3}$. Dans l'illustration, nous ne présentons qu'une seule facette de M_r et une seule facette de M_d .

2.3.2 Étape 2 : Calcul de distance locale de tenseurs de courbures

Les distances perceptuelles locales $LDP_{s_i, s'_{i,k}}$ sont calculées en fonction des distances locales entre tenseurs de courbures (notées $LDT_{s_i, s'_{i,k}}$). Afin de calculer ces distances, nous calculons les tenseurs de courbures comme indiqué dans l'équation (2.1) sur chaque sommet des maillages M_r et M_d . Les tenseurs calculés sur les deux sommets s_i et $s'_{i,k}$, notés \mathcal{T}_{s_i} et $\mathcal{T}_{s'_{i,k}}$, sont calculés dans un voisinage géodésique défini par la projection d'une

sphère centrée sur le sommet et la surface du maillage. Dans nos expériences, le rayon de la sphère est fixé à 0.5% de la longueur de diagonale de la boîte englobante du maillage de référence.

Notre mesure de distance perceptuelle intègre à la fois les directions de courbures (les vecteurs propres du tenseur) ainsi que les amplitudes de courbures (les valeurs propres du tenseur) sur chaque sommet. La manière la plus simple pour dériver ces mesures de distances est de comparer les courbures minimales de \mathcal{T}_{s_i} avec les courbures minimales de $\mathcal{T}_{s'_{i,k}}$ (et de la même manière pour les courbures maximales, pour les directions minimales et maximales).

Nous avons constaté qu'une telle approche de correspondance simple ("min→min" et "max→max") fournit de mauvais résultats, surtout dans les situations où les directions principales sont attaquées fortement (avec des distorsions de moyenne et forte intensité). Il en est de même aux endroits où la surface du maillage présente des régions localement isotropes (sur ces régions, les valeurs de courbures minimales et maximales sont très proches et donc un très faible bruit peut inverser le rôle des directions de courbures minimales et directions de courbures maximales). Afin de résoudre ces problèmes d'instabilité, nous avons mis en place un critère de correspondance de directions principales fondé sur la minimisation des distances angulaires entre les directions de courbures.

Plus précisément, pour γ_{min} (la direction de courbure minimale) de \mathcal{T}_{s_i} , nous cherchons la direction principale de $\mathcal{T}_{s'_{i,k}}$ qui a la distance angulaire minimale par rapport à γ_{min} (cette direction est notée γ'_1). Puis nous établissons la correspondance de γ_{min} avec γ'_1 . L'amplitude de courbure minimale κ_{min} de \mathcal{T}_{s_i} est par la suite reliée à l'amplitude de courbure κ'_1 associée à γ'_1 . Dans le cas où γ'_1 est la direction de courbure minimale (ou maximale) de $\mathcal{T}_{s'_{i,k}}$, alors κ'_1 est l'amplitude de courbure minimale (ou maximale) de $\mathcal{T}_{s'_{i,k}}$. Avec cette règle de correspondance, γ'_1 peut être la direction de courbure minimale ou bien maximale de $\mathcal{T}_{s'_{i,k}}$ de manière à ce que cette direction minimale ou maximale établisse la distance angulaire par rapport à γ_{min} la plus faible. D'une manière similaire, les relations de correspondance suivantes sont établies : " $\kappa_{max} \rightarrow \kappa'_2$ " et " $\gamma_{max} \rightarrow \gamma'_2$ ". Dans la pratique, nous avons trouvé que ce critère de minimisation des distances angulaires entre les directions de courbures améliore les performances de notre métrique, par rapport à la simple correspondance "min→min" et "max→max".

La distance locale de tenseurs est calculée pour chaque paire de sommets s_i et $s'_{i,k}$ comme suit :

$$LDT_{s_i, s'_{i,k}} = \frac{\theta_{min}}{(\pi/2)} \delta_{\kappa_{min}} + \frac{\theta_{max}}{(\pi/2)} \delta_{\kappa_{max}}, \quad (2.3)$$

où $\theta_{min} \in [0, \pi/2]$ mesure l'angle entre les vecteurs de directions γ_{min} et γ'_1 (de la même manière, $\theta_{max} \in [0, \pi/2]$ mesure l'angle entre les directions de γ_{max} et γ'_2). La va-

riable $\delta_{\kappa_{min}}$ mesure le contraste de Michelson des amplitudes de courbures κ_{min} et κ_1' [Mic27, KRTN93, MBV95]. Cette variable est évaluée comme $\delta_{\kappa_{min}} = \left| \frac{\kappa_{min} - \kappa_1'}{\kappa_{min} + \kappa_1' + \varepsilon} \right|$ avec ε une constante de stabilité fixée à 5% de la courbure moyenne de M_r (de la même manière, $\delta_{\kappa_{max}} = \left| \frac{\kappa_{max} - \kappa_2'}{\kappa_{max} + \kappa_2' + \varepsilon} \right|$). En plus de sa pertinence pour la perception [KRTN93], une autre raison pour utiliser le contraste de Michelson [MBV95] pour évaluer les différences entre les amplitudes de courbures est que ces différences de directions principales (après une normalisation par un facteur de $\pi/2$) et les différences des amplitudes de courbures sont dans la même dynamique de $[0, 1]$. Ces deux variantes de différences peuvent être combinées.

2.3.3 Étape 3 : Intégration de l'effet de masquage spatial

Pour que la nouvelle métrique évalue la qualité perçue avec fidélité, il est nécessaire d'incorporer l'effet de masquage. Le masquage spatial se traduit par l'atténuation de la visibilité des distorsions sur les régions rugueuses de la surface maillée. Afin de tenir compte de cet effet, nous pondérons les mesures de distances locales $LDT_{s_i, s'_{i,k}}$ par deux coefficients d'estimation de rugosité notés $RW_i^{(\gamma)}$ et $RW_i^{(\kappa)}$. La distance perceptuelle locale entre s_i and $s'_{i,k}$ est alors calculée par :

$$DLP_{s_i, s'_{i,k}} = RW_i^{(\gamma)} \cdot RW_i^{(\kappa)} \cdot DLT_{s_i, s'_{i,k}}. \quad (2.4)$$

Cette distance perceptuelle inclut l'effet de masquage spatial à travers les coefficients $RW_i^{(\gamma)}$ et $RW_i^{(\kappa)}$ qui varient dans l'intervalle $[0.1, 1.0]$. Ces deux coefficients présentent des estimations de rugosité locale dérivées des directions (pour $RW_i^{(\gamma)}$) et amplitudes (pour $RW_i^{(\kappa)}$) de courbures.

Pour calculer les valeurs de $RW_i^{(\gamma)}$, nous commençons par projeter toutes les directions de courbures principales dans un voisinage direct autour de s_i sur le plan tangent à s_i . Nous calculons par la suite la somme des deux écart-types des angles de directions de courbures principales qu'on normalise dans l'intervalle $[0.1, 1.0]$ (les valeurs les plus élevées de ces écart-types angulaires donnent les valeurs les moins élevées de $RW_i^{(\gamma)}$).

Pour calculer les éléments de pondération locale $RW_i^{(\kappa)}$, nous calculons le ratio du Laplacien de la courbure moyenne avec la courbure moyenne sur le sommet s_i . Ce ratio présente une normalisation de division (*Divisive Normalization*, la normalisation du Laplacien de courbure moyenne par la valeur de courbure moyenne sur le même sommet s_i), qui est similaire au mécanisme du SVH expliquant partiellement l'effet de masquage visuel [WB11, LW09]. Le Laplacien de courbure moyenne décrit la variation locale des amplitudes de courbures moyennes. Nous avons utilisé dans notre approche l'approximation du laplacien fondée sur les angles de cotangente car elle a fourni de bonnes performances dans les études précédentes [Sor06, VL08]. Les valeurs de $RW_i^{(\kappa)}$ sont aussi normalisées dans l'intervalle $[0.1, 1.0]$.

On note aussi que sur les régions isotropes (où les valeurs de κ_{min} et κ_{max} sont proches l'une de l'autre) il est nécessaire d'appliquer un traitement spécial. Un coefficient d'anisotropie ρ_{s_i} est calculé comme suit :

$$\rho_{s_i} = \frac{\kappa_{max}^{(s_i)} - \kappa_{min}^{(s_i)}}{\kappa_{max}^{(s_i)} + \kappa_{min}^{(s_i)} + \epsilon}, \quad (2.5)$$

où les variables $\kappa_{min}^{(s_i)}$ et $\kappa_{max}^{(s_i)}$ sont les courbures minimales et maximales associées au sommet s_i , et ϵ est une constante de stabilité fixée à 5% de la valeur de courbure moyenne de M_r . Nous considérons les sommets pour lesquels ρ_{s_i} est inférieur à 0.5. Pour ces sommets, nous fixons $RW_i^{(\gamma)}$ à 1, et par la suite la valeur de rugosité est déterminée par la valeur de $RW_i^{(\kappa)}$. La raison principale de ce traitement vient du fait que les estimations de directions principales ne sont pas robustes sur les régions isotropes. Il est donc plus judicieux d'utiliser uniquement les amplitudes de courbures comme pondération de rugosité (à travers les valeurs de $RW_i^{(\kappa)}$). Une carte de rugosité est présentée dans l'étape 3 de la figure 2.3. Les couleurs chaudes correspondent aux valeurs de rugosité élevées. Finalement, comme nous l'avons décrit dans l'équation (2.2), la mesure locale perceptuelle entre les tenseurs de courbures sur les sommets s_i , $LTPDM_{s_i}$, est calculée par une interpolation barycentrique à partir des 3 distances perceptuelles $DLP_{s_i, s'_{i,1}}$, $DLP_{s_i, s'_{i,2}}$ and $DLP_{s_i, s'_{i,3}}$.

2.3.4 Étape 4 : Mesure globale de qualité perceptuelle

La distance globale perceptuelle $TPDM$ entre un maillage de référence M_r et un maillage dégradé M_d est calculée à travers une somme de Minkowski pondérée des distances locales $LTPDM_{s_i}$:

$$TPDM = \left(\sum_{i=1}^N w_i |LTPDM_{s_i}|^p \right)^{\frac{1}{p}}, \quad (2.6)$$

avec $w_i = h_i / \sum_{i=1}^N h_i$ où h_i mesure le tiers de l'aire de toutes les facettes incidentes au sommet s_i . Cette pondération améliore les performances de la métrique du point de vue stabilité vis-à-vis de la densité d'échantillonnage des maillages. La variable p est fixée à 2.5 dans notre métrique afin d'élever l'importance des distances locales de forte amplitude dans le calcul de la distance perceptuelle globale [WS03]. Ce choix s'explique par l'importance d'une déformation locale de forte intensité sur un maillage 3D. En effet, une telle déformation attire l'attention d'un observateur et affecte le score global attribué pour le maillage dégradé.

Dans la section suivante, nous évaluons les performances de notre nouvelle approche sur la base de la corrélation avec les mesures subjectives des observateurs humains.

2.4 Résultats de performance de la métrique sur les données subjectives existantes

2.4.1 Bases de données subjectives utilisées

Afin d'étudier les performances de la métrique proposée, nous avons comparé les mesures objectives issues de la métrique avec les scores subjectifs fournis par les quatre bases de données publiques décrites en détails dans le chapitre 1 :

- Base de données à usage général du *LIRIS/EPFL* qui vise à étudier le comportement général des métriques de qualité.
- Base de données de masquage du *LIRIS* qui simule l'effet de masquage spatial sur les maillages 3D. Dans cette base de données, le bruit a été ajouté localement sur les régions lisses ou rugueuses des surfaces des maillages.
- Base de données de simplification de l'*IEETA* qui contient des versions simplifiées de maillages 3D. Nous notons qu'il est impossible d'appliquer sur ces données les métriques qui ne supportent pas le changement de connectivité (*DAME*, *3DWPM₁* et *3DWPM₂*).
- Base de données de compression de l'*UWB* qui englobe plusieurs types de dégradations et des bruits dus à la réduction de la taille de stockage des maillages.

2.4.2 Régression non-linéaire des mesures objectives avec les scores subjectifs

Avant de calculer les valeurs de corrélations linéaires entre les mesures objectives et les scores subjectifs, une régression est appliquée aux couples de valeurs de *TPDM* et *MOS* afin d'atténuer l'effet de non-linéarité entre les scores subjectifs et les mesures objectives [Int12]. Après régression psychométrique, nous obtenons des mesures objectives situées dans l'intervalle $[0, 1]$. Cette présentation facilite l'interprétation de ces mesures par l'utilisateur. La fonction de régression retenue dans notre étude est la fonction cumulative de loi normale Gaussienne [Eng00] :

$$g(a, b, R) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{a+bR}^{\infty} e^{-(t^2/2)} dt, \quad (2.7)$$

où R présente les valeurs initiales de mesures objectives de *TPDM*. Les deux paramètres a et b sont obtenus via une régression non-linéaire par la méthode des moindres carrés. La régression est réalisée à l'aide de l'utilitaire *Matlab Curve Fitting Toolbox*. Afin de vérifier la généralisation de la fonction de régression, les données utilisées pour générer cette fonction sont les scores subjectifs et les mesures objectives d'un modèle arbitraire. Le modèle utilisé dans nos études pour la régression est celui de Dinosaur de la base de données à usage

général. Les valeurs des paramètres a et b de l'équation (2.7) sont fixées à $a = -1.14$ et $b = 11.47$. Cette fonction a été ensuite appliquée pour la régression de toutes les autres données objectives et subjectives.

La figure 2.5 présente les résultats de régression appliquée aux bases de données d'usage général, de masquage et de simplification. Nous remarquons que cette fonction de régression a une capacité de généralisation sur toutes les données. Nous notons aussi qu'on ne présente pas la régression sur la base de données de compression car cette base de données n'offre pas de cohérence entre les scores inter-modèles [VR12, CLL*13].

2.4.3 Corrélations des mesures objectives avec les scores subjectifs

Deux coefficients de corrélation sont calculés entre les mesures objectives et les scores subjectifs : la corrélation linéaire de *Pearson* (r_p) et la corrélation non linéaire de *Spearman* (r_s). Le premier coefficient évalue le degré de dépendance linéaire entre les mesures objectives établies par notre métrique et les scores subjectifs. Le coefficient de corrélation linéaire de *Pearson* entre deux vecteurs de données X et Y est défini par :

$$r_p = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]}{\sigma_X \sigma_Y}, \quad (2.8)$$

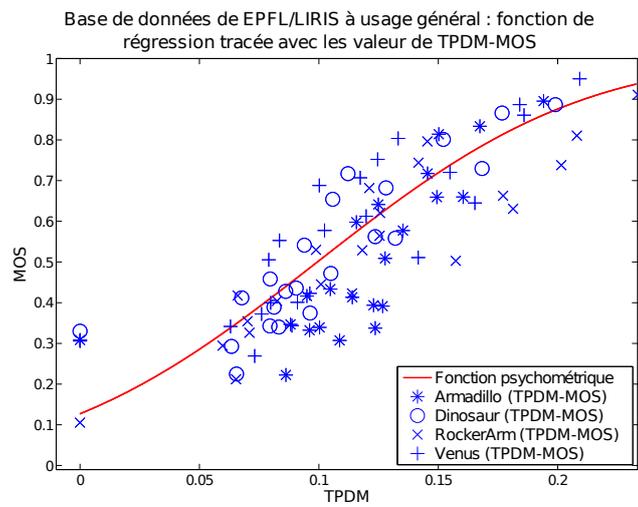
où $\text{cov}(\cdot, \cdot)$ est l'opérateur qui calcule la covariance, σ_X est l'écart-type de X , μ_X et μ_Y sont les moyennes de X et Y , et E l'opérateur de l'espérance mathématique.

Le deuxième coefficient de corrélation (corrélation de *Spearman*) permet de comparer les rangs de scores subjectifs avec ceux des mesures de qualité perceptuelle objectives. Le calcul de r_s est similaire à celui de r_p (équation (2.8)) en changeant les valeurs de mesures subjectives et objectives par les rangs de ces mesures dans chaque ensemble de données.

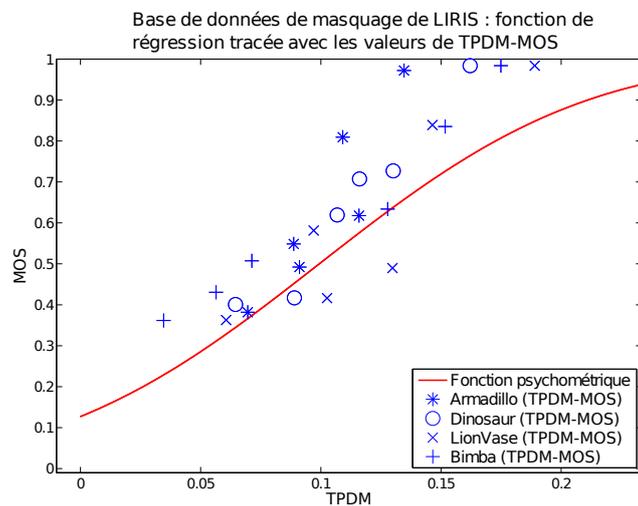
Les résultats de corrélations linéaires et non-linéaires sur les quatre bases de données sont présentés dans les tableaux 2.1, 2.2, 2.3 et 2.4. L'analyse des résultats amène les commentaires suivants :

Les mesures géométriques de *RMS* et de *HD* donnent des résultats de faibles corrélations avec les scores subjectifs sur les différentes bases de données subjectives par rapport aux autres métriques perceptuelles.

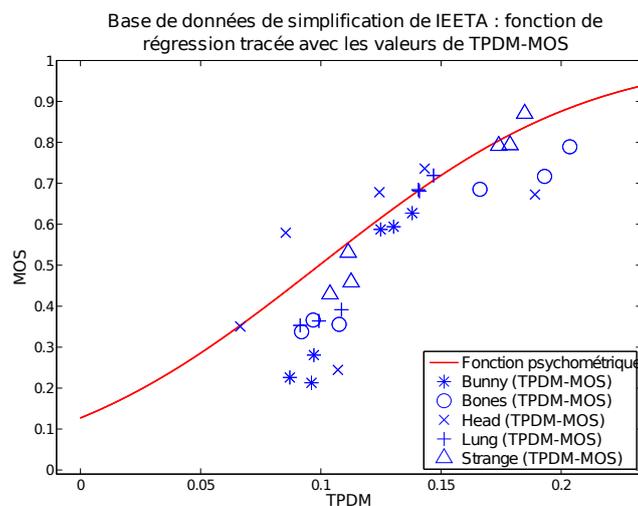
TPDM offre des valeurs de corrélations élevées sur la première base de données (base de données à usage-général) lorsque l'on mesure la corrélation sur tous les maillages confondus (dernière colonne du tableau 2.1). *TPDM* augmente les corrélations de *Pearson* et *Spearman* de 2.7% et 7.7% par rapport à la meilleure métrique existante *FMPD*. On note ici que pour pouvoir établir une corrélation élevée sur tous les modèles, les métriques



(a)



(b)



(c)

FIGURE 2.5 – Fonction de régression psychométrique tracée pour les paires des mesures $TPDM-MOS$ appliquées sur les maillages de référence et les maillages dégradés de chaque corpus : (a)- base de données de LIRIS/EPFL à usage général ; (b)- base de données de LIRIS de masquage ; et (c)- base de données de IEETA de simplification.

doivent assurer une stabilité inter-maillages : par exemple, la mesure pour un maillage Armadillo de mauvaise qualité doit être similaire à une mesure pour un modèle Venus de mauvaise qualité. Si nous considérons les valeurs de corrélations par modèles sur le premier corpus, nous remarquons aussi que la métrique *TPDM* assure une bonne corrélation avec les scores subjectifs.

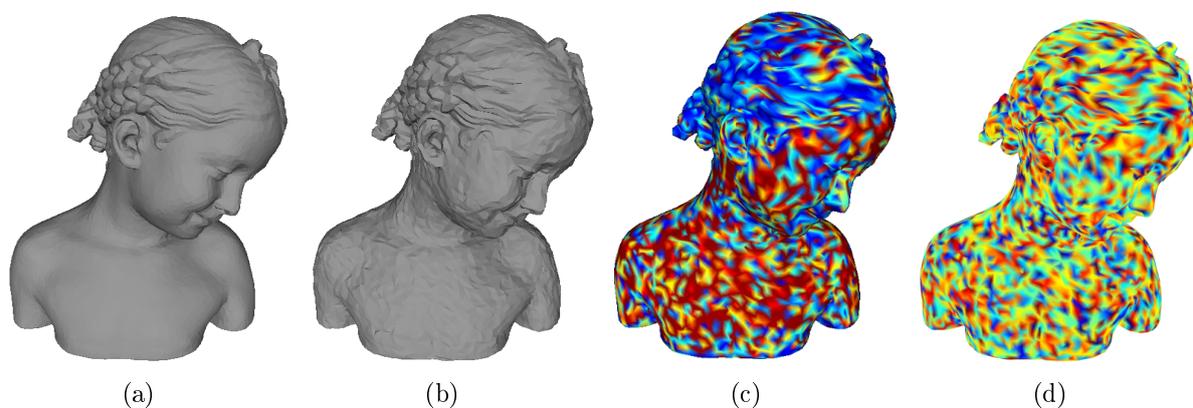


FIGURE 2.6 – De gauche à droite : (a)- maillage original de Bimba ; (b)- maillage bruité de Bimba par un bruit additif aléatoire uniforme ; (c)- la carte de distances de *TPDM* entre le maillage original et le maillage bruité ; et (d)- la carte de distances de *RMS*. Les couleurs les plus chaudes représentent les distances les plus élevées.

Pour ce qui concerne l'effet de masquage, la figure 2.6 présente la carte de distances pour la mesure géométrique *RMS* et notre métrique *TPDM*. Nous constatons que *TPDM* accorde plus d'importance aux régions où le bruit est plus visible. Ceci prouve l'intégration de la propriété perceptuelle de masquage, puisque le bruit est plus visible dans les parties lisses de la surface maillée. Ce résultat visuel favorable est appuyé par les résultats de corrélations linéaires et non linéaires du tableau 2.2 qui correspond à la base de données dédiée à l'étude de l'effet de masquage spatial. *TPDM* offre des valeurs de corrélations globales sur tout le corpus de masquage de 88.6% et 90.0% pour r_p et r_s . Ces valeurs de corrélations sont les plus élevées par rapport aux autres métriques existantes.

TABLEAU 2.1 – Corrélations linéaires (r_p) et non-linéaires (r_s) (%) des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de la base de données d’usage-général.

Métrique	Armadillo		Dinosaur		RockerArm		Venus		Tous	
	r_p	r_s								
<i>HD</i> [CRS98, ASCE02]	54.9	69.5	47.5	30.9	23.4	18.1	8.9	1.6	11.4	13.8
<i>RMS</i> [CRS98, ASCE02]	56.7	62.7	0.0	0.3	17.3	7.3	87.9	90.1	28.1	26.8
<i>3DWPM</i> ₁ [CDEB07]	59.7	65.8	59.7	62.7	72.9	87.5	68.3	71.6	61.9	69.3
<i>3DWPM</i> ₂ [CDEB07]	65.6	74.1	44.6	52.4	54.7	37.8	40.5	34.8	49.6	49.0
<i>MSDM2</i> [Lav11]	85.3	81.6	85.7	85.9	87.2	89.6	87.5	89.3	81.4	80.4
<i>DAME</i> [VR12]	76.3	60.3	88.9	92.8	80.1	85.0	83.9	91.0	75.2	76.6
<i>FMPD</i> [WTM12]	83.2	75.4	88.9	89.6	84.7	88.8	83.9	87.5	83.5	81.9
<i>TPDM</i>	78.8	84.5	89.0	92.2	91.4	92.2	91.0	90.6	86.2	89.6

TABLEAU 2.2 – Corrélations linéaires (r_p) et non-linéaires (r_s) (%) des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de la base de données de masquage.

Métrique	Armadillo		Bimba		Dinosaur		LionVase		Tous	
	r_p	r_s	r_p	r_s	r_p	r_s	r_p	r_s	r_p	r_s
<i>HD</i> [CRS98, ASCE02]	61.4	48.6	27.4	25.7	55.8	48.6	50.1	71.4	20.2	26.6
<i>RMS</i> [CRS98, ASCE02]	66.8	65.7	46.7	71.4	70.9	71.4	48.8	71.4	41.2	48.8
<i>3DWPM</i> ₁ [CDEB07]	64.6	58.0	29.0	20.0	67.3	66.7	31.1	20.0	31.9	29.4
<i>3DWPM</i> ₂ [CDEB07]	61.6	48.6	37.9	37.1	70.8	71.4	46.9	38.3	42.7	37.4
<i>MSDM2</i> [Lav11]	81.1	88.6	96.8	100	95.6	100	93.5	94.3	87.3	89.6
<i>DAME</i> [VR12]	96.0	94.3	88.0	97.7	89.4	82.9	99.5	100	58.6	68.1
<i>FMPD</i> [WTM12]	94.2	88.6	98.9	100	96.9	94.3	93.5	94.3	80.8	80.2
<i>TPDM</i>	91.4	88.6	97.2	100	97.1	100	88.4	82.9	88.6	90.0

Le tableau 2.3 présente les valeurs de corrélations de *Pearson* et *Spearman* des différentes métriques sur un corpus de maillages simplifiés. Nous notons que dans ce tableau, les valeurs de corrélations des métriques *3DWPM*₁, *3DWPM*₂ et *DAME* ne sont pas présentées car ces métriques ne permettent pas de comparer des maillages de connectivités différentes. *TPDM* offre le pourcentage de corrélation non-linéaire le plus élevé sur tout le corpus ($r_s = 88.2\%$), mais c’est *FMPD* qui offre la corrélation linéaire la plus élevée ($r_p = 89.3\%$ pour *FMPD*, contre $r_p = 86.9\%$ pour *TPDM*). Pour le modèle Head, la corrélation de *TPDM* est faible car la métrique présente des difficultés pour distinguer la qualité des modèles simplifiés de Head générés en utilisant différents algorithmes de simplification avec le même pourcentage de réduction de sommets. *FMPD* est plus ou moins affectée par le même problème. Cette base de données est relativement

simple. Même HD et *RMS* présentent des valeurs de corrélations assez élevées pour quelques modèles. Cette observation implique la nécessité de construire une base de données complète qui inclut d'autres modèles et plus de dégradations, qui affectent la connectivité des maillages, par exemple d'autres algorithmes de simplification, remaillage ou bien subdivision.

Le quatrième corpus mis en évaluation est le corpus de compression dont les valeurs de corrélations sont présentées dans le tableau 2.4. En considérant les corrélations globales, la meilleure métrique pour ce corpus est *DAME* qui offre des corrélations r_p et r_s de 93.5% et 85.6% contre 91.5% et 82.9% pour notre métrique *TPDM*. Initialement, nous avons rencontré des difficultés pour calculer *TPDM* sur les maillages James, Jessi et Nissan, qui sont constitués de plusieurs composantes non connectées spatialement (respectivement 70, 138 et 212 composantes). Quelques composantes ont des distances Euclidiennes nulles entre elles. Le pré-traitement de mise en correspondance de sommets échoue car il est possible qu'un sommet soit projeté sur une composante différente par erreur, même sans aucune distorsion. Une solution simple a été adaptée pour résoudre ce problème. Nous identifions tout d'abord les sommets qui se projettent d'une manière incorrecte sur la surface de maillage en effectuant une comparaison *TPDM* entre le maillage de référence et lui même. Les sommets projetés de manière incorrecte sont ceux qui donnent des valeurs de *LTPDM* non nuls. Lors de la comparaison avec un maillage dégradé, les distances *LTPDM* de ces sommets sont déduites des valeurs de distances de ses voisins directs (*1-ring*), via un filtrage médian simple. Cela montre que, pour construire une métrique objective efficace, il est important de développer un algorithme de mise en correspondance de maillages robuste et idéalement guidé perceptuellement. Le développement d'un tel algorithme reste une problématique de recherche ouverte.

Pour conclure, *TPDM* présente des performances assez élevées pour toutes les bases de données subjectives existantes, qui se reflètent par la corrélation élevée avec les scores subjectifs sur les modèles individuels ainsi que tous les modèles combinés. Nous remarquons que *TPDM* offre toujours les valeurs de corrélations non-linéaires les plus élevées sur les bases de données d'usage-général, de masquage et de simplification, ainsi que la deuxième meilleure valeur de corrélation sur le corpus de compression. Nous remarquons particulièrement que *TPDM* offre toujours une corrélation non-linéaire plus élevée que *MSDM2*. Il paraît donc que l'injection de l'information sur les directions principales de surfaces améliore les performances de l'évaluation de qualité perceptuelle de maillages 3D.

TABLEAU 2.3 – Corrélations linéaires (r_p) et non-linéaires (r_s) (%) des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de la base de données de simplification.

Métrique	Bones		Bunny		Head		Lung		Strange		Tous	
	r_p	r_s	r_p	r_s	r_p	r_s	r_p	r_s	r_p	r_s	r_p	r_s
<i>HD</i> [CRS98, ASCE02]	92.0	94.3	37.8	39.5	72.8	88.6	80.6	88.6	52.3	37.1	50.5	49.4
<i>RMS</i> [CRS98, ASCE02]	86.4	94.3	94.5	77.1	49.6	42.9	89.0	100	90.4	88.6	59.6	70.2
<i>MSDM2</i> [Lav11]	98.3	94.3	98.1	77.1	88.9	88.6	92.3	60.0	99.0	94.3	89.2	86.7
<i>FMPD</i> [WTM12]	96.0	88.6	98.0	94.3	70.4	65.7	95.5	88.6	96.0	65.7	89.3	87.2
<i>TPDM</i>	99.0	94.3	98.0	94.3	63.1	65.7	98.6	94.3	98.7	94.3	86.9	88.2

TABLEAU 2.4 – Corrélations linéaires (r_p) et non-linéaires (r_s) (%) des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de la base de données de compression.

Métrique	Bunny		James		Jessy		Nissan		Helix		Tous	
	r_p	r_s										
<i>HD</i> [CRS98, ASCE02]	34.1	52.2	-16.8	6.8	-23.6	12.5	14.4	23.6	45.1	46.4	10.6	28.3
<i>RMS</i> [CRS98, ASCE02]	34.2	20.9	14.0	10.8	0.0	14.8	17.8	29.7	46.9	44.6	22.0	24.1
<i>3DWPM₁</i> [CDEB07]	94.7	93.4	77.3	72.3	87.2	89.5	63.6	59.3	98.0	95.2	84.1	81.9
<i>3DWPM₂</i> [CDEB07]	96.0	91.2	76.9	65.3	86.9	85.9	56.3	67.6	95.5	94.3	82.3	80.9
<i>MSDM2</i> [Lav11]	97.4	90.1	82.6	69.2	84.3	63.1	84.4	73.1	98.1	94.7	89.3	78.0
<i>DAME</i> [VR12]	96.8	93.4	95.7	93.4	84.4	70.5	93.9	75.3	96.6	95.2	93.5	85.6
<i>FMPD</i> [WTM12]	94.2	89.6	95.3	91.2	63.3	60.0	92.4	77.5	98.4	90.8	88.8	81.8
<i>TPDM</i>	95.1	96.5	90.8	73.6	85.8	75.8	82.7	73.4	98.7	95.0	91.5	82.9

Dans les deux sections suivantes, nous présentons deux applications pour notre nouvelle approche de mesure de qualité perceptuelle. La première application est l'optimisation de la quantification des coordonnées des sommets de maillages et la deuxième application est l'évaluation des algorithmes de tatouage de maillages.

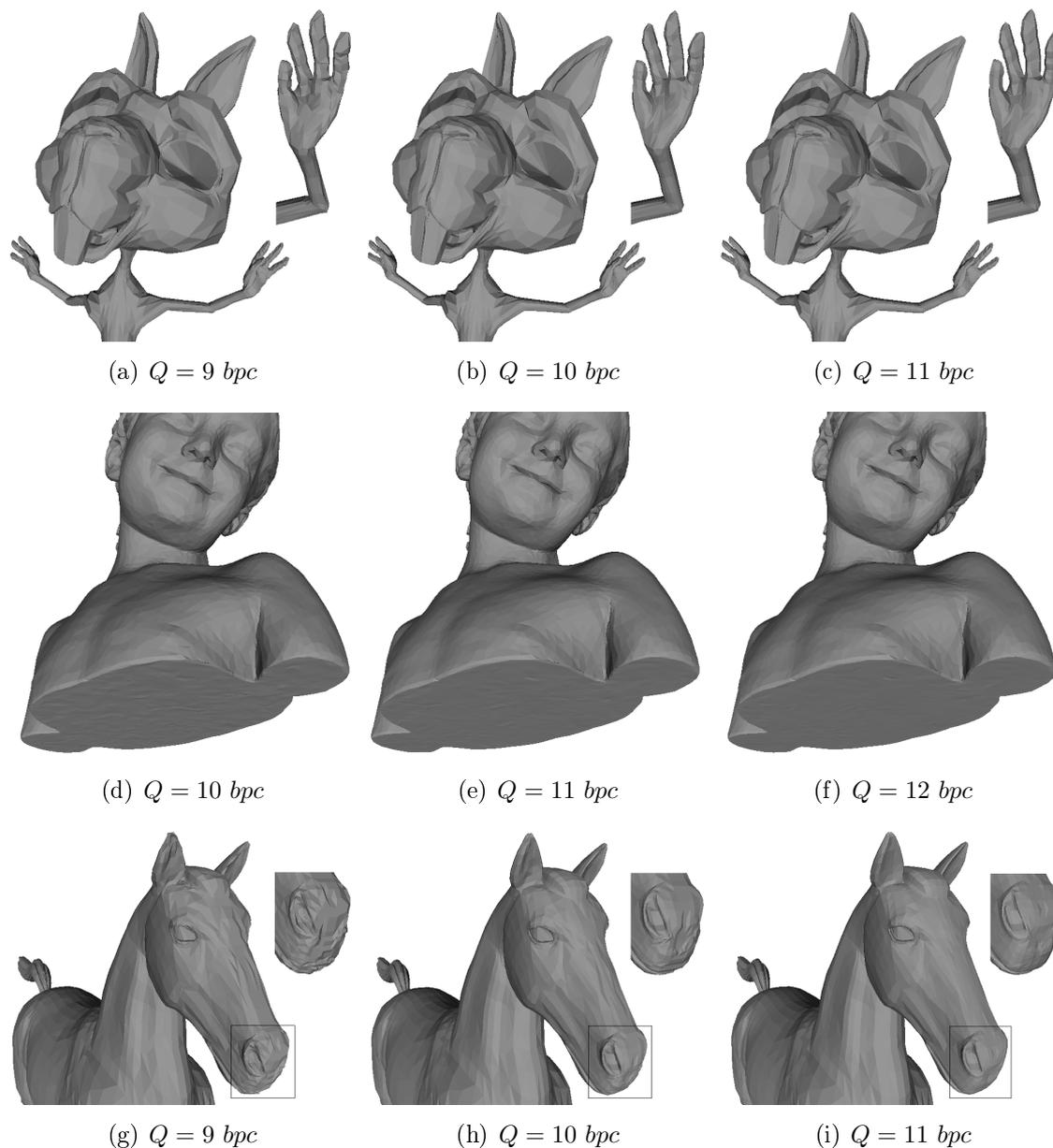


FIGURE 2.7 – Illustrations des résultats de l'application de *TPDM* pour la sélection optimale des niveaux de quantification des coordonnées de sommets de maillages. Quantification de coordonnées de Chinchilla (première ligne, (a)-(c)), le seuil local et le seuil global sélectionnent 10 *bpc* comme niveau de quantification optimal (Q en bits par coordonnée). Pour Bimba (deuxième ligne, (d)-(f)), le seuil local et le seuil global sélectionnent 11 *bpc* comme niveau de quantification optimal. Pour Horse (troisième ligne, (g)-(i)), le seuil global sélectionne 10 *bpc* comme niveau de quantification optimal alors que le seuil local désigne 11 *bpc* comme niveau de quantification optimal. Pour une meilleure visibilité, le lecteur est invité à consulter la version numérique de ce manuscrit de thèse.

TABLEAU 2.5 – Corrélations non-linéaires (r_s) (%) de $TPDM$ avec les scores subjectifs de tous les modèles des bases de données existantes en variant les valeurs du paramètre p de l'équation (2.6).

Base de données	$p = 1$	$p = 1.5$	$p = 2$	$p = 2.5$	$p = 3$	$p = 4$
Base de données à usage général	76.20	79.82	81.38	89.60	83.37	83.90
Base de données de masquage	91.04	89.56	89.56	90.00	89.21	85.20
Base de données de simplification	86.17	86.66	86.12	88.20	88.04	87.46
Base de données de compression	68.99	72.38	73.90	82.90	73.70	69.94

TABLEAU 2.6 – Corrélations non-linéaires (r_s) (%) de $TPDM$ avec les scores subjectifs de tous les modèles des bases de données existantes. La deuxième colonne présente les corrélations de $TPDM$ en éliminant la pondération par les aires des facettes incidentes à chaque sommet (w_i dans l'équation 2.6). La troisième colonne présente les corrélations de $TPDM$ en éliminant les coefficients d'estimation de rugosité ($RW_i^{(\gamma)}$ et $RW_i^{(\kappa)}$ dans l'équation (2.4)). La dernière colonne présente les corrélations de $TPDM$.

Base de données	$w_i = 1$	$RW_i^{(\gamma)} = 1$ et $RW_i^{(\kappa)} = 1$	$TPDM$
Base de données à usage général	87.13	86.36	89.60
Base de données de masquage	50.39	73.46	90.00
Base de données de simplification	50.43	78.34	88.20
Base de données de compression	71.25	75.22	82.90

2.4.4 Étude des paramètres de la métrique

Nous étudions dans ce paragraphe l'effet des différents paramètres de la métrique $TPDM$ sur la corrélation avec les scores subjectifs fournis par les bases de données de maillages statiques existantes. Le tableau 2.5 présente l'effet de la variation du paramètre p que nous avons introduit dans l'équation (2.6). Le choix de $p = 2.5$ augmente les valeurs de corrélations non-linéaires en considérant toutes les bases de données de maillages statiques que nous utilisons, sauf pour la corrélation non-linéaire avec les scores de la base de données de masquage.

Dans le tableau 2.6, nous présentons les valeurs de corrélations non-linéaires de $TPDM$ en éliminant la pondération en fonction des aires des facettes incidentes à chaque sommet ($w_i = 1$ dans l'équation 2.6) et en éliminant l'étape de l'intégration de l'effet de masquage spatial dans $TPDM$ (nous modifions l'équation (2.4) pour avoir $DLP_{s_i, s'_{i,k}} = DLT_{s_i, s'_{i,k}}$).

Nos expériences présentées dans la deuxième colonne du tableau 2.6 montrent que la pondération par les aires de facettes incidentes à chaque sommet améliore considérablement les corrélations des bases de données de masquage et de simplification (les corrélations respectives baissent de 90.00% et 88.20% vers 50.39% et 50.43%). La troisième colonne du tableau montre l'importance de l'intégration de l'effet de masquage spatial pour corrélérer avec les scores subjectifs des quatre bases de données. Par exemple, en éliminant les coefficients d'estimation de la rugosité locale des surfaces de maillages, la corrélation avec les scores subjectifs de la base de données de masquage baisse de 90.00% à 73.46%

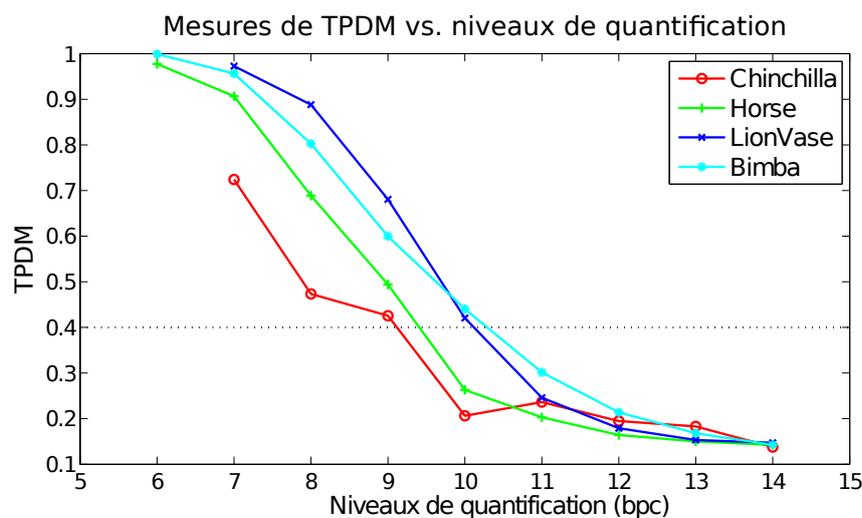
2.5 Applications

Dans cette section, nous présentons deux exemples simples qui illustrent le potentiel de *TPDM* dans des applications pratiques sur les maillages 3D. Les deux exemples présentent respectivement la sélection des niveaux de quantifications optimales pour les coordonnées de sommets de maillages et l'évaluation de la qualité perceptuelle des maillages tatoués.

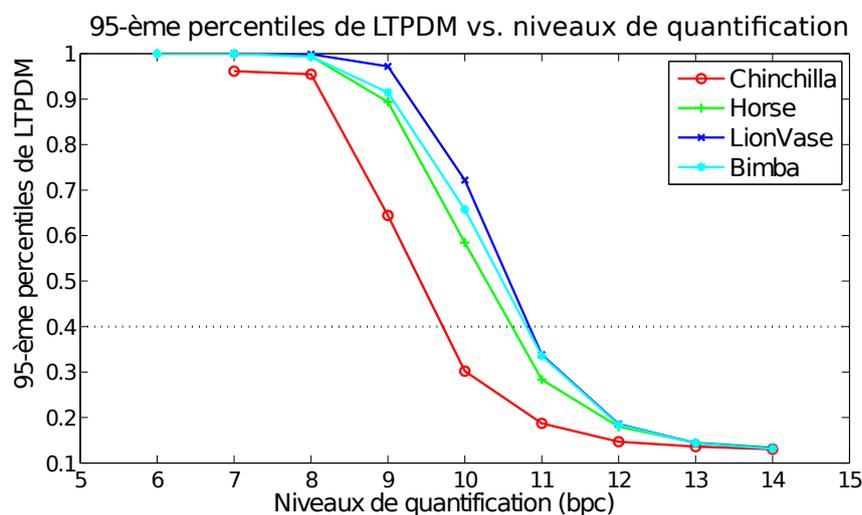
2.5.1 Application à la quantification des coordonnées des sommets de maillages

La quantification des coordonnées des sommets de maillages est une étape incontournable qui s'intègre dans la plupart des algorithmes de compression avec pertes. Il est important de mesurer la dégradation perçue après quantification pour offrir un niveau de dégradation perçue acceptable et ne pas détériorer complètement la qualité du maillage. Le niveau de quantification de sommets optimal est défini comme le nombre minimal de bits alloués pour représenter chaque coordonnée quantifiée et qui n'introduit pas de distorsions inacceptables. La sélection du niveau de quantification optimal est une opération fastidieuse et généralement dépendante de la nature du maillage. L'approche de mesure de distorsion perçue que nous proposons repose sur la sélection automatique des niveaux de quantification nécessaires pour avoir une qualité perçue acceptable. Pour guider l'étape de quantification, nous introduisons deux seuils de distorsions à respecter. Le premier seuil, noté τ_{TPDM} correspond à la mesure de distorsion globale : au delà de ce seuil, les maillages quantifiés auront une qualité globale non satisfaisante. Le deuxième seuil noté τ_{LTPDM} est un seuil de distances locales à respecter pour pouvoir éviter les distorsions locales inacceptables après quantification.

Dans la figure 2.8-(a), nous présentons les niveaux de quantification (en bits par coordonnée) avec les valeurs de mesures *TPDM* respectives. Les maillages présentés ont une complexité (nombre de sommets et caractéristiques géométriques) différente. Le seuil glo-



(a)



(b)

FIGURE 2.8 – Application de $TPDM$ pour la sélection optimale des niveaux de quantification des coordonnées de sommets de maillages statiques : (a)- les mesures de $TPDM$ avec les niveaux de quantification, avec un seuil $\tau_{TPDM} = 0.40$; et (b)- 95-ème percentiles de $LTPDM$ avec les niveaux de quantification, avec un seuil $\tau_{LTPDM} = 0.40$.

bal τ_{TPDM} est fixé à 0.40 pour les quatre maillages quantifiés. La figure 2.8-(b) présente les niveaux de quantifications avec les valeurs de 95-ème percentile de distances locales $LTPDM$. Cette valeur de 95-ème percentile de distances locales $LTPDM$ est la valeur en dessous de laquelle nous trouvons 95% des valeurs de $LTPDM$ calculées sur un maillage quantifié. Le seuil local de distances locales τ_{LTPDM} est fixé à 0.40 pour garantir une déformation locale acceptable sur toute la surface de l'objet maillé. En comparaison avec le

seuil global, ce seuil local de distorsions perceptuelles est plus strict dans le jugement de la qualité d'un maillage quantifié.

La figure 2.7 présente les résultats visuels des maillages quantifiés. Pour les maillages 3D de Chinchilla et Bimba, le seuil de distorsion globale et locale sélectionne les mêmes niveaux de quantification : 10 *bpc* pour Chinchilla et 11 *bpc* pour Bimba. Comme le montre la figure 2.7, ces niveaux de quantification offrent une qualité acceptable de ces modèles quantifiés. Pour le maillage Horse, le seuil global sélectionne 10 *bpc*, niveau de quantification qui reste acceptable globalement mais avec des distorsions locales assez visibles (figure 2.7-(h)). Les distorsions sont visibles sur la tête du maillage Horse. Le seuil local sur Horse sélectionne 11 *bpc* comme niveau de quantification optimal. Le seuil local est plus strict dans la sélection des niveaux de quantification, mais garantit une qualité globale et locale plus élevée des maillages quantifiés (figure 2.7-(i)).

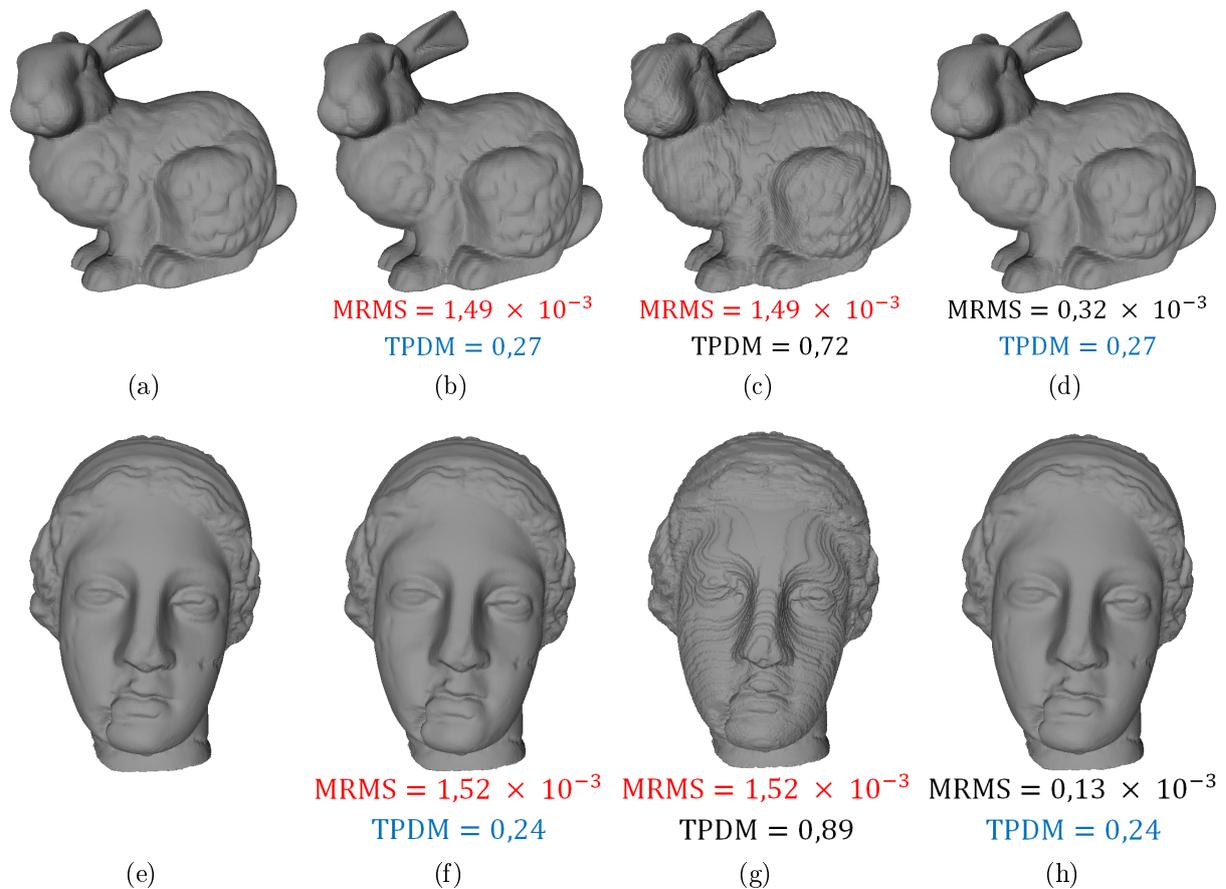


FIGURE 2.9 – Application de *TPDM* pour l'évaluation perceptuelle des résultats de tatouage. (a)- maillage original de Bunny ; (b)- Bunny tatoué via la méthode présentée dans [WLDB11] ; (c)- et (d)- sont les modèles tatoués par la méthode présentée dans [CPJ07] offrant respectivement les mêmes valeurs de distances *MRMS* et *TPDM* en comparaison à (b) ; (e)- maillage original de Venus ; (f)- Venus tatoué via la méthode présentée dans [WLDB11] ; (g)- et (h)- sont les modèles tatoués par la méthode présentée dans [CPJ07] offrant respectivement les mêmes valeurs de distances *MRMS* et *TPDM* en comparaison à (f).

2.5.2 Application au tatouage des maillages 3D

La seconde application est dédiée à l'évaluation des algorithmes de tatouage des maillages statiques. En effet, lorsqu'on compare deux algorithmes de tatouage robustes, une stratégie commune consiste à fixer tout d'abord une quantité de distorsion introduite en appliquant le tatouage, et ensuite à comparer la robustesse des tatouages envers une série d'attaques comme l'ajout de bruit, le lissage ou bien la simplification. La question qui se pose est donc relative à la méthode de quantification des distorsions introduites.

Généralement, les algorithmes existants pour le tatouage robuste de maillages 3D utilisent les métriques de distances géométriques simples telles que *MRMS* ou la distance de Hausdorff [CRS98] [ASCE02]. Ces mesures objectives ne prennent pas en considération les propriétés complexes du SVH et ne sont pas adaptées pour le tatouage des maillages destinés à une interprétation visuelle.

Dans la figure 2.9, nous présentons les résultats visuels des maillages Bunny et Venus tatoués par la méthode de Wang et al. [WLDB11] (deuxième colonne) et les maillages tatoués en utilisant la méthode de Cho et al. [CPJ07] (troisième et quatrième colonne). Les modèles tatoués sont évalués avec les valeurs de distances géométriques *MRMS* et distances perceptuelles *TPDM*. Nous remarquons que pour des distances géométriques égales (1.49×10^{-3} pour Bunny et 1.52×10^{-3} pour Venus), les maillages tatoués par les deux méthodes sont de qualité perceptuelle très différente. La mesure *TPDM* donne des valeurs qui reflètent la qualité perceptuelle des maillages tatoués (exemple : $TPDM = 0.27$ pour le modèle Bunny tatoué par la méthode de Wang et al. et $TPDM = 0.72$ pour le modèle Bunny tatoué par la méthode de Cho et al. qui présente des dégradations importantes). La quatrième colonne présente les modèles de Bunny et Venus tatoués par la méthode de Cho et al. avec une valeur de *TPDM* identique aux modèles tatoués par la méthode de Wang et al.. Nous remarquons que pour une valeur de distorsion *TPDM* similaire, nous obtenons des maillages tatoués qui ont une qualité perceptuelle similaire. Il apparaît que *TPDM* permet d'évaluer et de comparer avec fidélité les différents algorithmes de tatouage. Ces expériences doivent néanmoins être généralisées sur un ensemble de données plus important.

2.6 Conclusion

L'objectif de la conception des métriques de qualité perceptuelle est de quantifier la distorsion visuelle perçue après application de différents types de traitements (compression, tatouage, transmission, etc.). Dans ce chapitre, nous avons présenté une nouvelle métrique de distance perceptuelle fondée à la fois sur les directions et les amplitudes de courbures principales. De plus, nous avons montré que cette métrique *TPDM* simule la propriété de masquage du système visuel humain pour accroître la corrélation avec les scores d'analyse subjective. Notre mesure objective a été évaluée sur la base de quatre corpus de maillages

annotés subjectivement. Les mesures objectives sont en corrélation avec ces scores subjectifs. Nous avons présenté ensuite deux applications de cette métrique : une application à la quantification des coordonnées de sommets de maillages et une application à l'évaluation perceptuelle des résultats de tatouage de maillages. Notre métrique *TPDM* a été implémentée¹ comme composante de *MEPP* (*MESH Processing Platform*) [LTD12].

Dans ce chapitre, pour évaluer et comparer les performances des métriques objectives, nous avons utilisé quatre bases de données subjectives. Ces bases de données sont en général de bonne qualité. Pour les maillages dynamiques, il apparaît qu'il manque une base de données de bonne qualité qui présente le maximum de types de maillages dégradés. Dans le chapitre suivant, nous présentons une nouvelle étude expérimentale pour la construction d'une base de données subjective pour les maillages dynamiques.

1. http://www.gipsa-lab.grenoble-inp.fr/~fakhri.torkhani/software/TPDM_code.rar

Évaluation subjective de la qualité des maillages dynamiques

Sommaire

3.1	Introduction	51
3.2	Motivation pour la construction d'un corpus de maillages dynamiques	52
3.3	Protocole expérimental	53
3.4	Observateurs	57
3.5	Construction du corpus de maillages dégradés	58
3.5.1	Maillages de référence	58
3.5.2	Dégradations	61
3.6	Traitement et analyse des résultats de scores subjectifs	66
3.6.1	Détection des valeurs aberrantes	66
3.6.2	Traitement des scores	67
3.6.3	Analyse des résultats	68
3.7	Conclusion	74

3.1 Introduction

La construction des bases de données annotées subjectivement est une tâche importante d'une part pour étudier les facteurs humains qui interviennent dans le processus de l'estimation de la qualité perçue, d'autre part pour évaluer les algorithmes de mesures objectives de la qualité perceptuelle. Dans ce chapitre, nous présentons une étude psychovisuelle pour la construction d'une nouvelle base de données pour l'évaluation subjective de la qualité des maillages 3D dynamiques. Dans la première section, nous présentons les principaux éléments qui nous motivent pour construire un nouveau corpus. La deuxième section de ce chapitre présente le protocole expérimental utilisé dans notre étude. La troisième section

décrit le corpus et les dégradations incluses. Dans la quatrième section, nous analysons les résultats subjectifs de nos expériences.

3.2 Motivation pour la construction d'un corpus de maillages dynamiques

Comme cela a été décrit dans le chapitre 2, plusieurs bases de données ont été développées dans le but de fournir des mesures subjectives de la qualité de maillages statiques ([LDD*06], [Lav09], [SSF09], [VR12]). Ces bases de données de maillages statiques ont permis la validation de plusieurs métriques perceptuelles pour les maillages 3D statiques qui offrent des mesures objectives en corrélation avec les scores subjectifs. A notre connaissance, la première base de données dédiée aux maillages dynamiques est celle développée par Váša et Skala et présentée dans [VS11]. Elle a été utilisée pour l'évaluation d'une nouvelle métrique de qualité perceptuelle pour les maillages 3D dynamiques (*STED*) proposée dans le même article.

Afin d'évaluer avec fiabilité les performances des métriques objectives, il est important de développer des corpus qui englobent un nombre important de maillages dégradés annotés subjectivement. Cette constatation a été expliquée dans [SSB06] en utilisant la théorie des tests statistiques pour évaluer les niveaux de signification des résultats des métriques objectives sur la base des mesures subjectives. Dans la pratique, les bases de données subjectives des images $2D$ et vidéos $2D + t$ englobent un nombre important d'images ou de vidéos dégradées : plus de 150 dans le cadre des bases de données de vidéos [SSBC10, STN*10, MSSB10, MCBdV12].

Le seul corpus existant pour les maillages dynamiques développé par Váša et Skala inclut seulement 36 maillages dégradés dérivés de 4 maillages de référence. Outre que ce corpus inclut un nombre limité de maillages dégradés pour chaque maillage de référence, ce corpus présente aussi un nombre limité de maillages dégradés pour chaque type de dégradation. Pour certaines dégradations, un seul maillage est dérivé et intégré à cette base de données pour l'évaluation subjective. Pour chaque type de dégradation, au plus 4 maillages dégradés sont dérivés dans toute la base de données. Pour évaluer avec fiabilité les performances des métriques objectives sous les différentes dégradations, il est souhaité d'avoir plusieurs niveaux d'intensité de dégradations pour chaque type de dégradation.

L'autre limitation du corpus de maillages 3D dynamiques de Váša et Skala est l'incohérence des mesures de MOS *Mean Opinion Score* pour les différents maillages dégradés. En effet, chacun des 9 maillages dégradés issus du même maillage dynamique de référence a été évalué dans une session à part. Il n'existe donc pas de cohérence entre les valeurs de MOS pour les maillages dégradés issus des maillages originaux différents. La mesure de corrélation globale (tous les maillages, toutes les dégradations) de mesures subjectives-objectives

n'est donc pas fiable. Ceci explique la présentation des résultats dans le papier [VS11] où le corpus est considéré comme étant composé de 4 "sous-corpus" indépendants qui englobent 9 dégradations chacun.

Motivés par les observations et les limitations de l'unique base de données existante, nous avons décidé de construire un nouveau corpus de maillages dynamiques. A travers de nouvelles expériences psychovisuelles, nos objectifs sont :

- Établir un corpus qui inclut un nombre important de maillages dégradés et avoir une cohérence pour les mesures de qualité entre les modèles et les dégradations.
- Introduire de nouveaux types de dégradations : simulation de l'effet de masquage spatial et temporel, simulation des erreurs dues à des pertes sur réseaux, etc.
- Adapter les recommandations existantes développées initialement pour les images et vidéos pour les expériences psychovisuelles sur les maillages 3D dynamiques.
- Engager un nombre d'observateurs important pour avoir des mesures subjectives très proches de la vérité-terrain.
- Étudier l'effet d'interactions des observateurs (zoom, rotations et translations) sur l'évaluation subjective de la qualité perceptuelle.
- Partager les données en ligne pour aider la communauté à développer de nouvelles métriques pour l'évaluation de la qualité perceptuelle des maillages 3D dynamiques ¹.

Dans la section suivante, nous présentons le protocole expérimental en détail afin de décrire nos expériences psychovisuelles.

3.3 Protocole expérimental

Il existe plusieurs recommandations spécifiques pour l'organisation des expériences psychovisuelles afin d'évaluer subjectivement la qualité des images (2D) et des vidéos (2D+t), Parmi ces recommandations, nous citons celles de l'Union Internationale de Télécommunications (*UIT*) et Video Quality Expert Group (*VQEG*) [Int12, Int08, Int07, Vid00b]. Compte tenu de l'inexistence de recommandations spécifiques pour organiser l'évaluation subjective de la qualité des maillages 3D, nous avons mis en place un nouveau protocole expérimental. Ce nouveau protocole est approprié et adapté au contenu visuel sous forme de maillages 3D dynamiques.

Il existe plusieurs manières de présenter les données à évaluer aux observateurs humains. La première est la méthode expérimentale de type *Double Stimulus (DS)*. La tâche de l'observateur est de juger la qualité d'un contenu visuel par rapport à un signal de référence. La deuxième catégorie de méthodes expérimentales est celle de type *Single Stimulus (SS)*. La tâche de l'observateur est de juger la qualité du stimulus unique qui est

1. <http://www.gipsa-lab.fr/~fakhri.torkhani/software/database/>

affiché. Dans notre étude subjective, nous avons opté pour la méthode *SS*. Les séquences de maillages dynamiques dégradés à évaluer sont affichées d'une manière aléatoire. Les séquences de référence non dégradées sont aussi insérées dans les séquences de tests d'une manière aléatoire. Ces séquences de référence sont affichées comme n'importe autre séquence de test. Cette méthode expérimentale présente l'avantage de l'économie du temps des sessions expérimentales par rapport aux méthodes de type *DS* [SSB06, SSBC10]. Un autre avantage de la méthode de type *SS* est d'offrir la possibilité d'investiguer des problématiques autour de l'évaluation de la qualité perceptuelle intrinsèque des maillages dynamiques et de faciliter l'évaluation des métriques objectives sans-référence. Avec la méthode expérimentale *SS*, la dégradation d'un maillage dégradé peut être calculée par la différence des scores attribués respectivement pour le maillage de référence et le maillage dégradé. Ce score différentiel permet d'évaluer les métriques objectives de type avec-référence.

L'évaluation de la qualité perceptuelle des maillages 3D dynamiques est une problématique complexe avec plusieurs facteurs d'influence (la modification des coordonnées de sommets, la lumière, la texture et couleur de la surface, la position de caméra, etc.). Parmi ces facteurs, le changement de coordonnées des sommets est un facteur particulièrement important. Il peut introduire des distorsions sur la perception de la forme et mouvement du maillage. Dans notre étude, nous nous intéressons à ce facteur. Notre stratégie est de générer plusieurs maillages dégradés en modifiant les positions de sommets et présenter ces maillages aux observateurs sous des conditions d'affichage communes. Dans ce qui suit, nous présentons les conditions d'affichage utilisées dans nos expériences.

Ombre. Naturellement, les maillages dynamiques inclus dans notre corpus représentent des surfaces continues. Afin d'éviter l'effet visuel de discrétisation des surfaces, nous avons utilisé la technique d'ombrage lisse de *Gouraud*.

Matériaux et couleurs des surfaces maillées. Nous considérons que les surfaces des maillages dynamiques sont en matériaux diffusants sans réflexions spéculaires. Les réflexions spéculaires introduisent une dépendance forte de la visibilité des distorsions par rapport au point de vue [CDEB07]. Un arrière plan est affiché représentant un dégradé non uniforme des couleurs qui varient du blanc au bleu (voir la figure 3.1). Un tel choix d'image d'arrière plan est fait afin d'éviter d'exagérer l'effet d'importance des bords des maillages dynamiques affichés aux observateurs. Comme on l'a indiqué, on s'intéresse à l'étude de l'effet de déplacement des sommets de maillages sur la qualité perçue, aucune texture n'est utilisée sur la surface des maillages. Une couleur grise a été appliquée sur toutes les surfaces.

Lumière. Une seule source de lumière statique a été utilisée pour toutes les expériences. L'orientation de la source de lumière correspond à la normale à l'écran afin de s'aligner sur

la direction de vue des observateurs.

Interactions des observateurs. Deux catégories d'expériences subjectives ont été menées : des sessions d'expériences avec activation de possibilités d'interaction de la part de l'observateur et d'autres expériences sans-interaction de l'observateur. Pendant les expériences avec-interactions, l'observateur a eu la possibilité d'effectuer des opérations de zoom, de translation et de rotation des maillages dynamiques en utilisant une souris. Durant les expériences sans-interaction, les maillages dynamiques ont été affichés à l'observateur avec des points de vues pré-sélectionnés. Nous avons choisi d'effectuer ces deux types d'expériences pour deux raisons principales : d'une part étudier l'effet de ces interactions sur l'évaluation subjective de la qualité globale des maillages dynamiques, et d'autre part évaluer avec précision les métriques objectives initialement développées pour les images et vidéos (2D et 2D+t) pour estimer la qualité des maillages dynamiques 3D. Les points de vues initiaux ont été choisis lors des expériences préliminaires pour présenter au mieux les caractéristiques spatio-temporelles ainsi que le contenu sémantique de chaque maillage.

Caméra. Les points de vues initiaux (directions et positions initiales de la caméra lors du lancement de l'animation) sont pré-sélectionnés et fixés de la même manière pour tous les observateurs. Deux modes de caméras ont été utilisés dans nos expériences : caméra statique et caméra embarquée. La caméra statique est fixe par rapport à l'ensemble de la scène, alors que la caméra embarquée a été attachée aux maillages de chaque animation. Le deuxième type de caméra a été choisi pour les maillages qui représentent des déplacements importants en profondeur de la scène. Le premier type de caméra a été choisi pour les autres séquences. Comme expliqué précédemment, les observateurs ont eu la possibilité de changer les points de vues lors des sessions d'expériences avec-interactions.

Conditions d'affichage. Les expériences ont été effectuées dans un environnement de laboratoire contrôlé. Les maillages dynamiques ont été affichés sur un écran *TFT-LCD* de 22 pouces dans une salle à faible illumination globale. La résolution de l'écran est de 1680×1050 . La distance qui sépare les observateurs de l'écran a été fixée à 40 *cm* pour toutes les expériences et tous les participants.

Scores d'évaluation. L'échelle de notations utilisée dans nos expériences est une échelle numérique-catégorique avec 11 niveaux (de 0 à 10). Cette échelle a été échantillonnée à 5 niveaux de qualité globale correspondant aux labels : mauvaise, faible, acceptable, bonne et excellente qualité. Une étude précédente de l'UIT [Int90] a montré l'efficacité de cette méthode d'évaluation lors de son application dans des expériences de type *Single Stimulus*.

Durées des expériences. Chaque maillage dynamique est affiché pendant 30 secondes pour les expériences avec-interactions et 25 secondes pour les expériences sans-interaction. Afin d'éviter toute discontinuité dans les mouvements, les maillages dynamiques ont été répétés d'une manière cyclique dans le sens direct et inverse de l'animation. Six sessions

ont été nécessaires pour obtenir les scores subjectifs : trois sessions avec-interactions et trois sessions sans-interaction. Pour limiter l'effet de fatigue visuelle, nous avons suivi la recommandation UIT BT-500 [Int12] en fixant la durée maximale d'une session de tests à 30 minutes. Les expériences qui demandent plus de temps ont été divisés en deux sous-sessions, les observateurs ont une pause de 2 minutes entre les sous-sessions.

Entraînement. Avant chaque expérience, une session d'entraînement a été effectuée dans le but de familiariser l'observateur avec : (1)- l'environnement de tests (logiciel, interactions, conditions d'affichage, etc.), et (2)- les maillages dynamiques (la nature des maillages, les dégradations, etc.). Quatre maillages dynamiques différents de ceux inclus dans notre corpus ont été utilisés dans les sessions d'entraînement. Les distorsions incluses dans ces sessions sont des bruits aléatoires uniformes et Gaussiens. Les observateurs ont été informés que ces distorsions ne sont pas les uniques types de distorsions qu'ils auront dans les tests réels. Afin d'aider les observateurs à comprendre leur tâche, un message a été affiché avec les animations qui portent les distorsions les plus élevées pour les informer que c'est un exemple d'animation de qualité très mauvaise. De la même manière, un message a été affiché pour mentionner aux participants qu'ils visualisent une animation de très bonne qualité lors de l'affichage des maillages non-bruités dans les séquences d'entraînement.

Logiciel d'évaluation. Une interface basée sur la bibliothèque OpenGL a été développée pour mener les expériences subjectives. Pour éviter tout effet de ralentissement dans l'affichage, les séquences de maillages dynamiques ont été chargées dans la mémoire de l'ordinateur avant l'affichage de chaque séquence. Les calculs nécessaires pour l'affichage de tous les maillages qui constituent l'animation (les directions de normales, etc.) ont été effectués au préalable avant l'affichage de la séquence. L'affichage d'une séquence et le chargement de la séquence suivante s'exécute en parallèle en utilisant une programmation en *multi-threads* afin de réduire le temps de chargement des séquences pour les afficher aux observateurs. L'interface est présentée dans la figure 3.1. Cette interface intègre principalement une fenêtre dédiée à l'affichage du stimulus avec une barre numérique-catégorique horizontale pour la notation de chaque séquence. L'observateur a la tâche de regarder les animations (avec ou sans-interaction), établir une opinion sur la qualité globale de l'animation et presser le bouton "vote" pour passer au maillage dynamique suivant. L'observateur a la possibilité de voter avant la fin de la séquence. Mais il n'a pas la possibilité de revoir une animation. Durant les expériences avec-interactions, l'observateur a la possibilité à tout moment de réinitialiser la position de la caméra grâce à un bouton dédié à cette tâche.

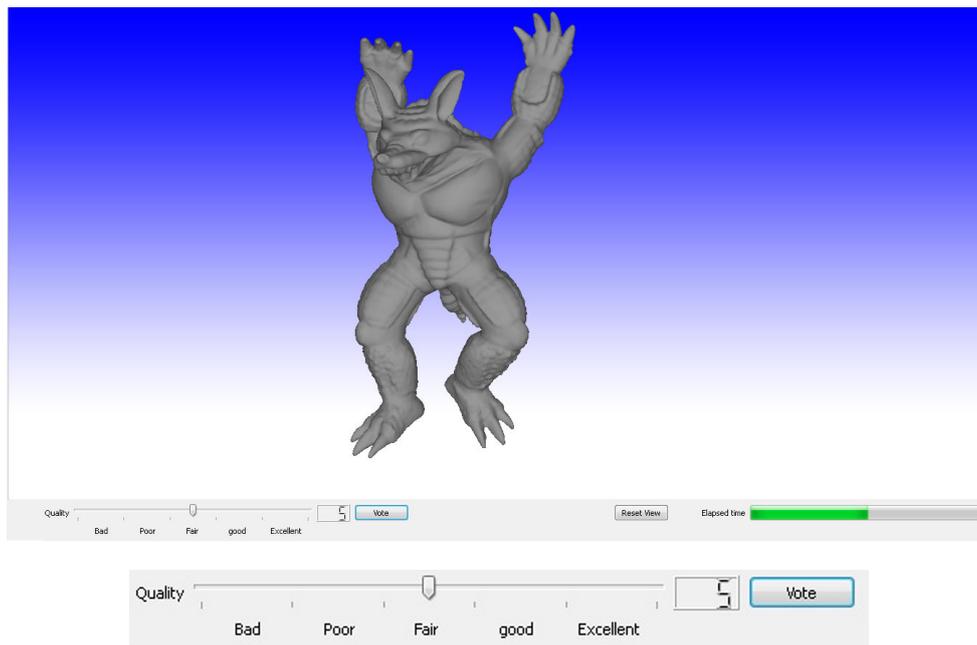


FIGURE 3.1 – Interface utilisateur utilisée pour les tests d'évaluation subjective de la qualité des maillages dynamiques, en bas une figure de la barre horizontale d'échelle de notations.

3.4 Observateurs

Chaque maillage dynamique a été évalué par 25 sujets pour les expériences avec-interactions et 16 sujets pour les expériences sans-interaction. Aucun sujet n'a évalué le même maillage dynamique avec la même dégradation dans une session avec-interactions et une session sans-interaction. Les observateurs, âgés de 18 à 58 ans, ont été principalement des étudiants et personnels de l'université de Grenoble et non-experts en qualité de maillages 3D. Chaque participant avait une vision normale (ou corrigée à la normale). Tous les participants ont effectué le test de vision de *Snellen* [Int12]. Les expériences subjectives sont organisées comme suit : (1)- lecture des instructions écrites, (2)- explication orale du déroulement de l'expérience, (3)- session d'entraînement, (4)- session d'évaluation subjective, (5)- interview. Les deux premières étapes visent à informer les observateurs de l'objectif de l'expérience. La 3ème étape est effectuée pour aider les observateurs à s'adapter aux conditions de tests réels. Dans la 4ème étape, les tests réels commencent par 5 séquences pour lesquelles les résultats ne sont pas conservés. L'objectif de l'insertion de ces séquences factices est de stabiliser l'opinion des observateurs. Afin d'éviter tout effet de biais de mémoire, les maillages dynamiques sont présentés d'une manière pseudo-aléatoire. De plus, deux maillages dynamiques dégradés dérivés du même maillage de référence ne sont jamais affichés de manière consécutive.

3.5 Construction du corpus de maillages dégradés

3.5.1 Maillages de référence

Il est important de bien choisir les maillages de référence inclus dans notre base de données. Les maillages utilisés dans notre corpus ont une connectivité constante à travers le temps. Comme le présente la figure 3.2 et le tableau 3.1, dix maillages de référence ont été choisis pour couvrir un large champ d'applications :

- Horse et Elephant² sont des maillages dynamiques qui représentent un mouvement naturel d'animaux qui galopent. Ces maillages se caractérisent par des surfaces lisses et une information temporelle riche. Ces maillages ont été créés à travers la technique de transfert de déformations proposée dans [SP04].
- Chicken³, est un maillage dynamique extrait du film “*Chicken Crossing*”. Le maillage animé chicken présente des périodes avec des mouvements très lents et d'autres périodes avec des mouvements très rapides.
- Chinchilla⁴, est un maillage extrait de “*Big Buck Bunny*”, film réalisé avec Blender. Ce maillage dynamique présente un personnage avec des mouvements locaux et globaux rapides.
- Dress⁵ est une séquence de maillages représentant une pièce de tissu avec un mouvement naturel très lent. Les maillages ainsi que les mouvements sont issus d'une capture d'un vêtement du monde réel [BPS*08].
- ClothBall et Balls⁶ sont des animations de simulation physique de l'effet de collision entre objets 3D [YCM07, TCYM09].
- les maillages Human⁷, Dinosaur⁸ et Armadillo⁹ sont des maillages statiques que nous avons animés en utilisant la méthode d'animation décrite dans [BP07].

Comme expliqué ci-dessus, les maillages inclus dans notre base de données sont créés à partir de diverses techniques pour couvrir le spectre le plus large des utilisations. Cette propriété est importante pour fournir un corpus qui contient des données proches d'un cas d'utilisation réel. Intégrer des contenus qui présentent différentes caractéristiques spatio-temporelles est une autre propriété importante à considérer lors de la construction de nouvelles bases de données subjectives [STN*10, PBL13]. Dans ce cadre, les maillages de références doivent couvrir un large choix de possibilités de combinaisons de mesures d'*Information Spatiale (IS)* et *Information Temporelle (IT)*. Plusieurs définitions de *IS*

2. <http://people.csail.mit.edu/sumner/research/deftransfer/>

3. <http://www.glassner.com/creative/films-and-games/>

4. <http://www.bigbuckbunny.org>

5. <http://www.cs.ubc.ca/labs/imager/tr/2008/MarkerlessGarmentCapture/data.html>

6. <http://gamma.cs.unc.edu/DYNAMICB/>

7. <http://www.turbosquid.com/3D-models/human-base-obj-free/483277>

8. <http://cyberware.com/products/scanners/desktopSamples.html>

9. <http://graphics.stanford.edu/data/3Dscanrep/>

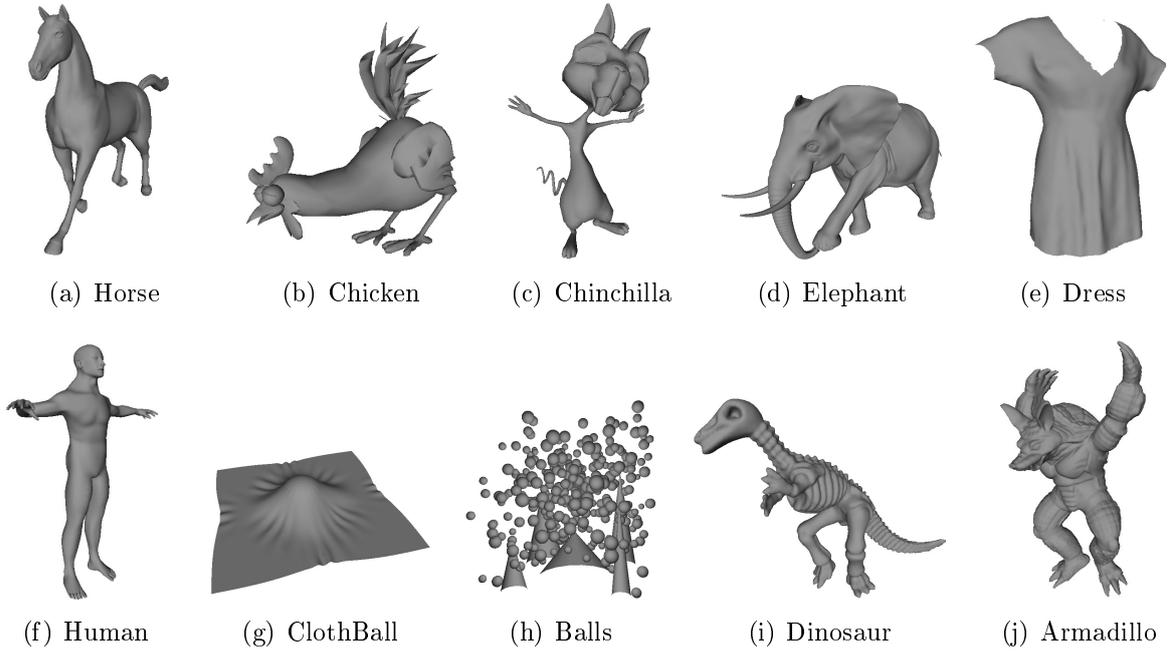


FIGURE 3.2 – Maillages extraits des 10 animations de référence incluses dans le corpus de maillages dynamiques.

et IT existent pour les vidéos et images naturelles [Int08, YW13]. Le calcul de ces quantités pour les maillages 3D statiques et dynamiques reste un champ de recherches ouvert. Nous proposons dans nos travaux deux définitions simples de IS et IT pour les animations de maillages 3D. Nous avons constaté qu’il est particulièrement difficile de trouver une mesure de IS efficace pour des maillages qui présentent des densités d’échantillonnage très différentes. Le même effet est constaté dans [YW13] sur les images 2D lorsque les valeurs de IS augmentent avec la diminution de la résolution spatiale de l’image. Afin de réduire la dépendance des mesures de IS avec la densité des maillages, nous avons proposé de calculer IS sur des versions raffinées de maillages ayant approximativement le même nombre de sommets. Les maillages raffinés sont produits après subdivision des maillages originaux en utilisant une ou plusieurs itérations de l’algorithme de subdivision “*Mid-point*”. Ce schéma de subdivision simple préserve entièrement la forme initiale du maillage avant et après subdivision. Un simple critère d’arrêt pour l’algorithme de subdivision a été mis en place pour que la densité du maillage subdivisé ne dépasse pas 50000 sommets. IS est alors calculée sur les maillages raffinés par :

$$IS = \frac{1}{n_f} \sum_{i=1}^{n_f} \left(\frac{1}{n'_s} \sum_{j=1}^{n'_s} RL_{ij} \right), \quad (3.1)$$

TABLEAU 3.1 – Maillages de référence de la base de données subjective.

Séquence	# Trames	# Sommets	Caméra
Horse	47	8431	S
Chicken	321	3030	E
Chinchilla	83	4307	S
Elephant	48	42321	S
Dress	81	41057	S
Human	161	18890	E
ClothBall	68	46598	S
Balls	40	73960	S
Dinosaur	151	20218	E
Armadillo	74	40002	E

S : Caméra statique. E : Caméra embarquée (suivi de l'objet).

où n_f désigne le nombre total de trames qui forment l'animation, n'_s le nombre de sommets de chaque trame raffinée, et RL_{ij} désigne l'estimation de la valeur de rugosité locale sur le sommet s_{ij} (sommet d'indice j dans la trame d'indice i de l'animation). L'estimation de la rugosité locale utilisée ici est définie comme la valeur du Laplacien de la courbure gaussienne. Cette estimation a été proposée dans [WTM12] et caractérise bien la perception humaine. D'une manière similaire, IT est définie par :

$$IT = \frac{1}{n_f} \sum_{i=1}^{n_f} \left(\frac{1}{n'_s} \sum_{j=1}^{n'_s} V_{ij} \right), \quad (3.2)$$

où V_{ij} mesure l'amplitude moyenne des vecteurs de mouvements du sommet s_{ij} dans une fenêtre temporelle de 3 trames successives. Pour les sommets de la première trame, nous considérons seulement le vecteur de mouvement vers l'avant ; pour les sommets du dernier maillage, nous considérons le vecteur mouvement vers l'arrière uniquement pour le calcul de IT .

Dans la figure 3.3, nous présentons les couples de valeurs de IS et IT calculés pour les maillages de références inclus dans notre corpus. Cette figure montre que les séquences introduites dans le corpus présentent une bonne disparité dans le plan des valeurs IS/IT et couvrent une large dynamique de mesures de l'information spatiale et temporelle. Nous notons aussi que ces valeurs de mesures de IS/IT correspondent bien à la réalité visuelle des maillages dynamiques. Par exemple, la séquence Dress représente un tissu lisse qui se déforme avec des mouvements très lents, il est donc présent dans la figure 3.3 dans l'extrémité gauche inférieure du plan. Contrairement à Dress, la séquence Armadillo représente un animal avec des régions à la fois lisses et rugueuses. De plus, Armadillo présente des mouvements importants d'un personnage qui saute. Cela explique la position de Armadillo dans la figure 3.3 vers l'extrémité droite supérieure du plan de valeurs IS/IT .

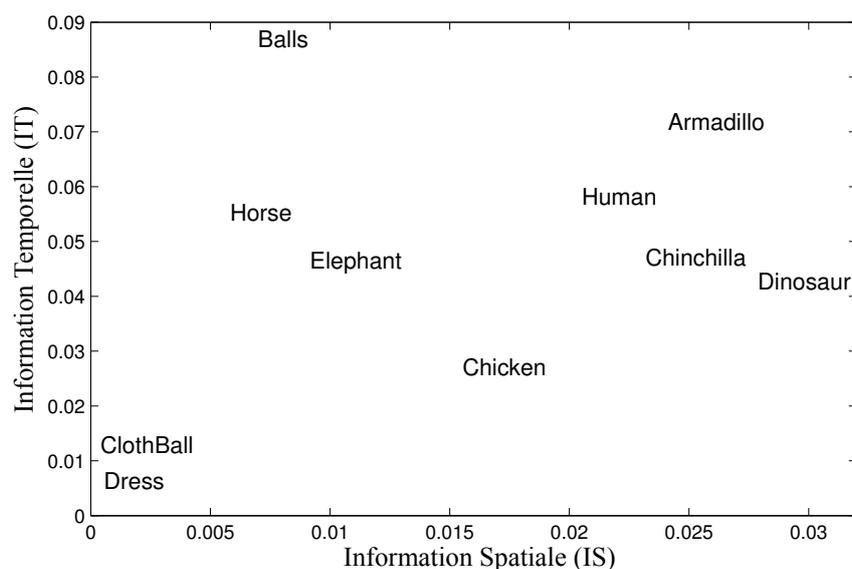


FIGURE 3.3 – Information Spatiale (IS) et Information Temporelle (IT) calculées pour les maillages de référence inclus dans le corpus.

3.5.2 Dégradations

L'objectif de nos expériences est de récolter les mesures subjectives de vérité-terrain de la qualité perceptuelle des maillages dynamiques dégradés. Nous avons inclus dans notre corpus 276 maillages dégradés. Le tableau 3.2 résume les distorsions incluses dans le corpus. Pour chaque type de distorsion, 3 intensités de dégradations sont générées pour couvrir le panel de *bonne*, *moyenne* et *faible* qualité perceptuelle qui correspondent à des intensités *faibles*, *moyennes* et *fortes* de dégradations. Les intensités des distorsions sont choisies à travers des expériences pilotes qui précèdent les tests psychométriques subjectifs réels. L'objectif de ces tests préliminaires est de garder une cohérence d'intensités inter-maillages lors de l'application des dégradations sur les différents maillages en utilisant les différents bruits. Pour une intensité de dégradation donnée (faible, moyenne ou forte dégradation), la qualité des différentes séquences reste équivalente. Cette propriété de cohérence entre les distorsions est importante et a été plus ou moins respectée lors du développement des bases de données subjectives pour les images et vidéos [SSB06, SSBC10, STN*10]. Les distorsions introduites sont classifiées dans deux catégories principales : des distorsions artificielles et des distorsions réalistes. Les deux paragraphes suivants présentent en détail ces distorsions.

62 Chapitre 3. Évaluation subjective de la qualité des maillages dynamiques

TABLEAU 3.2 – Distorsions appliquées sur les maillages de référence dans la base de données subjective. MS_1 et MS_2 sont des distorsions de masquage spatial. MT_1 et MT_2 sont des distorsions de masquage temporel. WR et IWR représentent respectivement les bruits additifs avec intensité pondérée ou bien inversement pondérée par la rugosité locale de la surface de maillage. WS et IWS représentent respectivement les bruits additifs avec intensité pondérée ou bien inversement pondérée par la rapidité du déplacement des sommets. ‘3’ signifie que 3 différentes intensités de dégradations sont appliquées, le symbole “–” signifie que le type de distorsion dans la colonne correspondante n’est pas appliqué sur la séquence de la ligne correspondante.

Maillages	Distorsions artificielles										Distorsions réalistes			
	Distorsions globales		Distorsions pondérées par descripteurs								Compression			Erreurs de réseau
	Uniforme	Gaussien	SM_1		SM_2		TM_1		TM_2		$FAMC$		$CODDYAC$	
			WR	IWR	WR	IWR	WS	IWS	WS	IWS	DCT	$Lifting$		
Horse	3	3	–	–	–	–	3	3	3	3	3	3	3	
Chicken	3	3	3	3	3	3	3	3	–	–	3	3	3	3
Chinchilla	3	3	–	–	–	–	–	–	–	–	3	3	3	3
Elephant	3	3	–	–	–	–	–	–	3	3	3	3	3	3
Dress	3	3	–	–	–	–	–	–	–	–	3	3	3	3
Human	3	3	3	3	3	3	–	–	–	–	3	3	3	3
ClothBall	3	3	–	–	–	–	–	–	3	3	3	3	3	3
Balls	3	3	–	–	–	–	3	3	3	3	3	3	3	3
Dinosaur	3	3	3	3	3	3	3	3	–	–	3	3	3	3
Armadillo	3	3	3	3	3	3	–	–	–	–	3	3	3	3
Total	30	30	24		24		24		24		30	30	30	30

3.5.2.1 Distorsions artificielles

Les distorsions artificielles sont des dégradations de simulations qui se classifient en deux sous-catégories : des distorsions globales et des distorsions pondérées par des descripteurs locaux.

Distorsions globales

Afin d’appliquer les déformations globales, une valeur d’intensité de bruit aléatoire est générée pour chaque coordonnée de chaque sommet de chacune des trames de la séquence de maillages dynamiques. Les bruits aléatoires additifs suivent une distribution *uniforme* ou *Gaussienne*. En introduisant à la fois des déformations spatiales et temporelles, ce type de bruit est intéressant pour étudier la combinaison des effets de dégradation de la géométrie et des mouvements.

Distorsions pondérées par descripteurs

L’objectif de ce type de distorsions est de simuler les effets de masquage spatial et temporel. Les intensités de bruits appliqués sur la surface des maillages sont pondérées d’une manière proportionnelle ou bien inversement proportionnelle par des descripteurs locaux. Les descripteurs locaux représentent une estimation de la rugosité locale (RL_{ij} dans l’équation (3.1)) afin de simuler le masquage spatial. Afin de simuler l’effet de masquage temporel, le

descripteur local utilisé est celui qui mesure la rapidité du mouvement des sommets de maillages (V_{ij} dans l'équation (3.2)). Nous notons que les bruits de simulation de masquage spatial sont appliqués uniquement sur quatre maillages dynamiques qui représentent à la fois des régions lisses et d'autres rugueuses : Dinosaur, Chicken, Armadillo et Human. Ces maillages facilitent l'étude de l'effet de masquage spatial. Pour les mêmes raisons, le masquage temporel est simulé uniquement sur des maillages qui représentent des mouvements à la fois lents et rapides (ces mouvements peuvent être locaux ou globaux) : Chicken, Horse, Elephant, ClothBall, Balls et Dinosaur. Deux types de bruits différents sont générés pour appliquer les distorsions pondérées par descripteurs :

- Bruit de type I : la même valeur de distorsion est générée pour chaque sommet et conservée pour toutes les trames de la séquence (colonnes SM_1 et TM_1 du tableau 3.2). Un vecteur de taille n_s (nombre de sommets de chaque trame de la séquence originale) de bruit aléatoire à distribution uniforme est généré comme $u_j^{(x)}, j \in \{1, 2, \dots, n_s\}$. Le bruit additif est par la suite pondéré par w_{ij} , coefficient proportionnel ou bien inversement proportionnel à la mesure de rugosité locale (pour SM_1) ou bien à la vitesse (pour TM_1) estimées sur chaque sommet s_{ij} . Les composantes x des coordonnées de maillages déformés sont obtenues par : $\hat{s}_{ij}^{(x)} = s_{ij}^{(x)} + w_{ij} \times u_j^{(x)}, i \in \{1, 2, \dots, n_f\}, j \in \{1, 2, \dots, n_s\}$. Les composantes y et z sont calculées par la même procédure.
- Bruit de type II : la même valeur de bruit est appliquée à tous les sommets de chaque trame de la séquence (colonne SM_2 et TM_2 du tableau 3.2). Un bruit aléatoire à distribution uniforme de taille n_f (nombre de trames qui forment la séquence) est généré et noté $u_i^{(x)}, i \in \{1, 2, \dots, n_f\}$. Le bruit est par la suite pondéré par w_{ij} , coefficient proportionnel, ou bien inversement proportionnel, à la rugosité locale (pour SM_2) ou bien à la vitesse (pour TM_2) sur s_{ij} . La composante x du sommet bruité est alors calculée par : $\hat{s}_{ij}^{(x)} = s_{ij}^{(x)} + w_{ij} \times u_i^{(x)}, i \in \{1, 2, \dots, n_f\}, j \in \{1, 2, \dots, n_s\}$. Les composantes y et z sont calculées par la même procédure.

Le bruit de type I introduit un bruit purement spatial, puisque le vecteur de distorsions reste le même pour toutes les trames de la séquence. Le bruit de type II introduit des distorsions purement temporelles qui se traduisent par un effet de translation (ou tremblement) entre les trames de la séquence dynamique. En appliquant une pondération (ou bien une pondération inverse) par la rugosité locale (pour SM_1 et SM_2) et par la vitesse (pour TM_1 et TM_2), notre objectif est d'étudier la capacité d'une surface rugueuse ou bien d'un mouvement rapide à cacher les bruits spatiaux et temporels. Il est intéressant d'expliquer l'effet visuel de chaque type de bruit de masquage.

Les distorsions de type SM_1 introduisent un bruit de haute fréquence spatiale pondéré, ou bien inversement pondéré, par la rugosité locale (WR et IWR dans le tableau 3.2). En général, les distorsions spatiales sont plus visibles sur les régions lisses que sur les régions rugueuses. Avec les distorsions de type SM_2 , un effet de translation/décalage de chaque cluster de sommets, qui ont approximativement la même rugosité, apparaît en créant un

effet de bord entre les régions de sommets qui ont une valeur de rugosité différente. L'effet de bord apparaît entre les maillages successifs de la séquence dynamique.

Avec les distorsions de type TM_1 , nous ajoutons un bruit de haute fréquence spatiale pondéré ou bien inversement pondéré par la vitesse des sommets (WS et IWS dans le tableau 3.2). On s'attend à ce que les mouvements rapides réduisent la visibilité du bruit. Les distorsions de type TM_2 introduisent un effet de translation/décalage entre les maillages de la séquence sur les régions rapides ou bien lentes. On s'attend à ce que les mouvements rapides soient capables de réduire l'effet de cette distorsion temporelle (translation/tremblement entre les trames de la séquence dynamique).

La figure 3.4 illustre un exemple de simulation du masquage visuel spatial SM_1 sur une trame de la séquence de Dinosaur. Ce bruit de type I, pondéré par la rugosité locale dans la figure 3.4-(b) est moins visible que le bruit inversement pondéré par la rugosité dans la figure 3.4-(c).

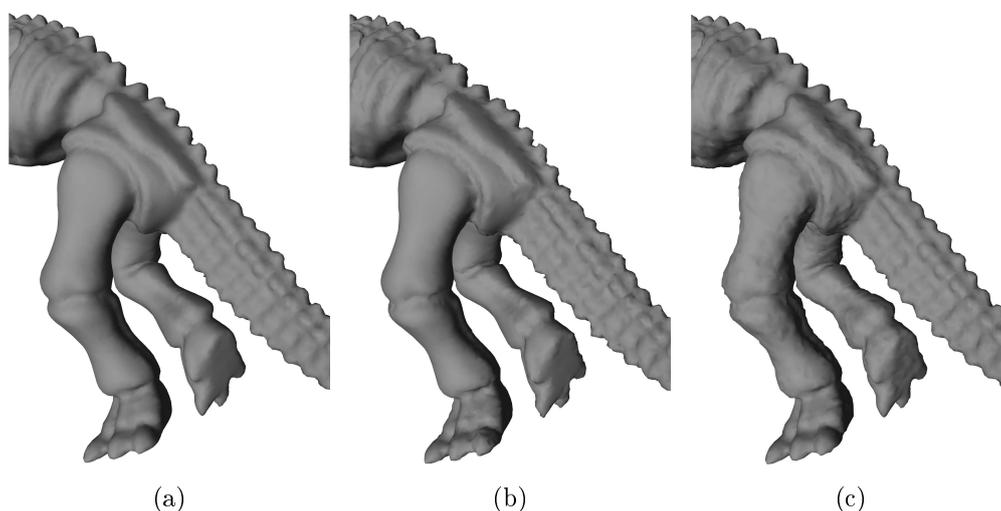


FIGURE 3.4 – Illustration de l'effet visuel des distorsions de simulation de masquage spatial SM_1 appliquées sur le maillage dynamique Dinosaur. (a)- une trame originale, (b)- bruit de type I pondéré par la rugosité, et (c)- bruit de type I inversement pondéré par la rugosité. Les bruits appliqués et présentés ont une intensité moyenne. Pour une meilleure visibilité, voir la version électronique.

3.5.2.2 Distorsions réalistes

Inclure des distorsions réalistes est important dans la construction d'une base de données. Dans nos expériences, les distorsions réalistes sont dérivées des schémas de compression avec pertes et de la simulation des erreurs de transmission sur réseaux.

Compression

Deux algorithmes de compression sont considérés dans notre étude : l'algorithme standard MPEG-4 *Motion Picture Experts Group* qui porte le nom de *Frame-based Animated Mesh Compression (FAMC)* [MZP08], et l'algorithme *CODDYAC (CO*nnectivity *DR*iven *DY*nAmic mesh *CO*mpression) [VS07].

Le premier algorithme de compression (*FAMC*) est fondé sur la décomposition des maillages de l'animation en clusters et la représentation des mouvements par un ensemble de transformations affines. Les distorsions visuelles apparaissent donc sur les bords de chaque cluster. Dans le but de réduire cet effet, l'algorithme met en place une étape de compensation de mouvement afin de corriger la prédiction du mouvement des sommets en combinant la transformation de leur propre cluster avec celles des clusters voisins. Pour générer les maillages compressés, nous avons utilisé deux modes différents pour coder les valeurs de résidus : la Transformée en Cosinus Discret (*Discrete Cosine Transform, DCT*) et la transformation en ondelettes bi-orthogonales (*lifting bi-orthogonal wavelet transform, Lifting*). Pour chaque mode, nous avons généré trois niveaux de compressions pour chaque maillage dynamique en variant les niveaux de quantification des résidus de 6 à 9 bits.

Le schéma de compression *FAMC* introduit une distorsion des hautes fréquences spatiales sur la surface des maillages, couplée à des erreurs de compensation de mouvements. Ces erreurs de compensation se caractérisent par l'apparition d'un effet de blocs entre les clusters voisins. En général, les bruits de haute fréquence spatiale sont plus visibles avec *DCT*, et l'effet de blocs est plus visible avec le mode *Lifting*.

Le second algorithme de compression utilisé dans notre étude (*CODDYAC*) exploite la cohérence temporelle du mouvement. *CODDYAC* utilise une représentation *PCA (Principal Component Analysis)* des trajectoires de sommets dans le temps, combinée avec une compression sans perte de la connectivité des maillages. Dans nos expériences, pour générer les maillages dégradés nous avons fait varier les trois paramètres suivants : le nombre N_b des vecteurs de bases *PCA* codés, le nombre Q_{pca} de bits utilisés pour quantifier les bases *PCA*, et le nombre Q_r de bits utilisés pour coder les vecteurs de résidus. Les valeurs de N_b , Q_{pca} et Q_r retenues varient respectivement dans les intervalles [30, 120], [10.5, 16.6] et [0.3, 2.7]. Trois niveaux de compression sont générés pour chaque séquence à travers la combinaison des trois paramètres. Réduire la taille du vecteur de bases *PCA* et le nombre de bits de sa quantification introduit des erreurs de mouvements qui se caractérisent par des déformations sinusoïdales sur les surfaces des animations. Réduire le nombre de bits de codage des résidus introduit des déformations de hautes fréquences spatiales.

Erreurs de transmission sur réseaux

Avec le développement des capacités des réseaux IP et l'utilisation des maillages 3D dans les différentes applications pratiques, la transmission des maillages sur réseaux devient une tâche de plus en plus courante. Les réseaux IP fournissent généralement un service de type

best-effort. Des erreurs de transmission peuvent avoir lieu avec ce protocole de communication. Il est donc important d'étudier l'effet de ces erreurs et introduire des maillages dégradés par ce type d'erreurs dans notre base de données subjective.

Les maillages dynamiques sont tout d'abord codés avec une qualité très élevée (presque sans pertes) en utilisant le compresseur *FAMC*. Les maillages sont codés via une structure de *Group Of Pictures (GOP)* de 16 trames. Le *GOP* utilisé contient 3 trames de prédiction *P* entre deux trames réelles *I* (dans deux *GOP* différents), et 3 trames de bi-prédiction *B* entre deux trames de type ancre (*I* ou *P*). La forme du *GOP* est donc : $\{IBBBPBBBPBBBPBBB\}$. Un modèle d'erreurs de réseaux est par la suite généré en utilisant un modèle de *Gilbert* à deux états pour chaque niveau de pertes fixé [Gil60], [STN*10]. Les paquets sont alors éliminés en utilisant le modèle de pertes généré. Le premier paquet n'est jamais éliminé puisqu'il contient l'entête *FAMC*, nécessaire pour la reconstruction de l'animation compressée. La longueur moyenne des erreurs du réseau est fixée à 3 paquets, cette mesure a été effectuée dans d'autres études antérieures [CP06].

Pour chaque maillage dynamique, nous avons généré 5 niveaux de pertes correspondant aux valeurs de taux de pertes de paquets $\{1.5\%, 2\%, 5\%, 10\%, 20\%\}$. Nous avons sélectionné par la suite 3 niveaux de dégradations pour chaque maillage qui correspondent aux interprétations de qualité visuelle bonne, moyenne et faible. En général, les erreurs de transmission sur réseau IP introduisent des dégradations localisées dans le temps et dans l'espace. En choisissant un niveau de pertes très élevé nous introduisons également des effets de mouvements saccadés très gênants sur l'animation.

3.6 Traitement et analyse des résultats de scores subjectifs

Après la collecte des scores subjectifs bruts, un traitement statistique a été mené pour dériver des scores subjectifs moyens et pour comprendre et analyser les résultats obtenus.

3.6.1 Détection des valeurs aberrantes

Une première étape d'analyse des scores subjectifs "bruts" (scores fournis par les observateurs avant tout traitement) est réalisée afin de détecter les observateurs à éliminer qui fournissent des mesures aberrantes. Malgré la conservation des mêmes conditions de tests pour tous les observateurs, il existe généralement une variation dans le jugement de la qualité perceptuelle. Ces variations sont dans la plupart des cas systématiques dus d'une part aux décalages entre observateurs ayant tendance à surévaluer la qualité et observateurs ayant tendance à sous-évaluer la qualité, et d'autre part aux différences dans l'utilisation

des valeurs de scores.

Il est important de tenir compte de ces aspects lors de la détection des valeurs de scores aberrants. Dans nos expériences, nous avons utilisé la procédure décrite par la recommandation UIT BT-500 [Int12]. Les expériences ont été organisées en trois sessions d'évaluation avec-interactions et trois sessions sans-interaction. Pour les sessions avec-interactions des observateurs, les scores de 4 observateurs ont été écartés d'un total de 75 participants. Pour les sessions sans-interaction, les scores d'un seul participant ont été écartés d'un total de 48 participants.

3.6.2 Traitement des scores

Après élimination des scores d'observateurs non fiables, des scores différentiels d_{ijk} sont calculés selon l'expression suivante :

$$d_{ijk} = s_{rjk} - s_{ijk}, \quad (3.3)$$

où s_{rjk} sont les scores bruts du maillage de référence correspondant à chaque maillage bruité i attribué par l'observateur j dans la session k , et s_{ijk} sont les scores bruts de chaque maillage bruité.

Les valeurs des scores différentiels d_{ijk} sont par la suite moyennés sur les N observateurs retenus pour calculer les valeurs de scores *Differential Mean Opinion Score (DMOS)* pour chaque maillage dynamique bruité i dans la session de tests k :

$$DMOS_{ik} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N d_{ijk}. \quad (3.4)$$

La figure 3.5 présente les nuages de points et les histogrammes des valeurs de *DMOS* calculés pour les sessions avec-interactions et les sessions sans-interaction. Dans nos expériences, les observateurs ont attribué des scores qui varient entre 0 et 10 pour évaluer la qualité des maillages dynamiques. La distribution des scores obtenus couvre 80% de la dynamique disponible, ce qui est comparable aux résultats des scores subjectifs des bases de données pour les vidéos 2D [SSBC10, MCBdV12, Vid00a]. Cela montre que notre corpus couvre une plage large de qualité perceptuelle des maillages, ce qui favorise la fiabilité des mesures pour évaluer les métriques objectives à développer pour les maillages dynamiques. Afin de pouvoir évaluer des métriques objectives de type sans-référence, il est plus efficace d'utiliser directement des valeurs de *Mean Opinion Scores (MOS)*. Dans ce cas, les scores différentiels d_{ijk} dans l'équation (3.4) sont remplacés par les scores bruts s_{ijk} , pour calculer les valeurs de *MOS* définies comme :

$$MOS_{ik} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N s_{ijk}. \quad (3.5)$$

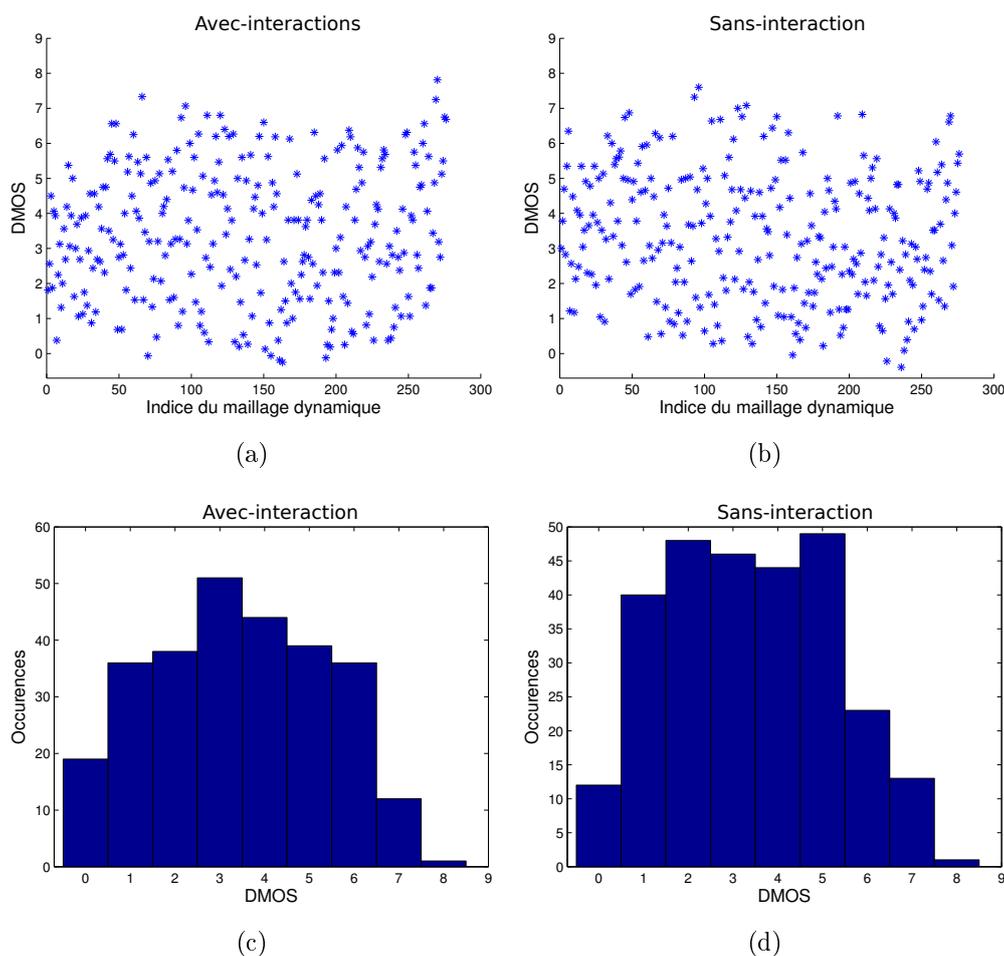


FIGURE 3.5 – Nuage de points des valeurs de $DMOS$ obtenues pour les maillages dégradés à travers (a)- les expériences avec-interactions et (b)- les expériences sans-interaction, et les histogrammes des valeurs de $DMOS$ pour (c)- les expériences avec-interactions et (d)- les expériences sans-interaction.

3.6.3 Analyse des résultats

3.6.3.1 Analyse des valeurs des DMOS

Les mesures de $DMOS$ associées aux intervalles de confiance à 95% de certitude sont présentées dans la figure 3.6. Les intervalles de confiance sont calculés en utilisant une distribution de *Student-t*. Comme présenté dans la figure 3.6, pour chaque type de distorsions il existe trois groupes de valeurs $DMOS$ qui correspondent aux maillages dégradés par des distorsions d'intensité faible, moyenne et élevée.

Il existe quelques exceptions, par exemple, la qualité du maillage Elephant dégradé par

une perte de transmission sur réseaux de faible intensité a été jugée moins élevée que la qualité du même modèle dégradé par la même distorsion à une intensité moyenne (figure 3.6-(f)). En examinant les deux maillages dynamiques, nous avons remarqué qu'ils ont une qualité comparable, ce qui explique leurs valeurs de *DMOS* associées. La distorsion de faible amplitude introduit une dégradation de haute fréquence spatiale sur les pieds de l'éléphant, alors que la distorsion d'amplitude moyenne introduit une dégradation similaire (de haute fréquence spatiale) accompagnée par une dégradation globale (toute la forme du maillage se contracte et se dilate). Cependant, la dégradation de la distorsion d'amplitude moyenne est plus transitoire dans le temps par rapport à celle de la distorsion d'amplitude faible. Pour ce maillage Elephant, nous avons perdu l'opportunité d'inclure une dégradation d'intensité réelle faible pour les dégradations de transmission sur réseau. Cependant, ce détail a un impact limité sur la totalité de la base de données de qualité subjective.

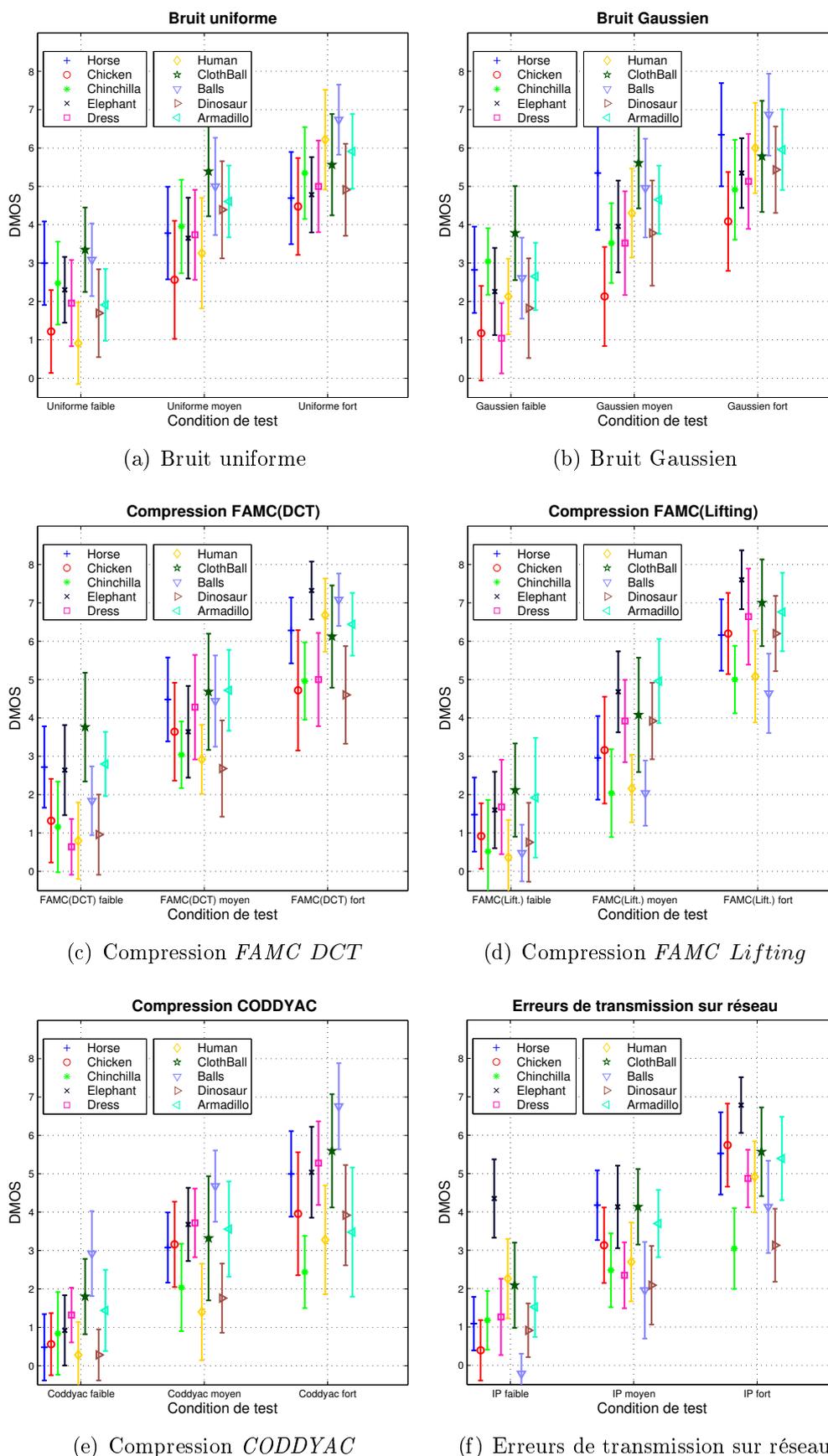


FIGURE 3.6 – Les mesures de $DMOS$ associées avec les intervalles de confiance à 95% de certitude pour les séquences dégradées du corps. Les résultats sont regroupés par type et intensité de dégradation.

3.6.3.2 Analyse de l'effet de masquage

La figure 3.7 présente les valeurs de *DMOS* moyennes calculées pour les quatre types de distorsions dédiées à la simulation des effets de masquage. Pour chaque type de distorsion, les valeurs moyennes de *DMOS* sont calculées à partir des *DMOS* des séquences bruitées par la même intensité de dégradation. Pour les distorsions de type SM_1 , les valeurs de *DMOS* moyennes des maillages sur lesquels le bruit a été pondéré par l'inverse de la rugosité locale sont plus élevées (donc de pire qualité) que les *DMOS* moyennes des maillages bruités par un bruit pondéré par la rugosité locale. Pour les distorsions de type SM_2 , la même amplitude de bruit a été appliquée sur tous les sommets de chaque maillage après pondération (ou pondération inverse) par la mesure de rugosité. Ce type de bruit introduit une translation au cours du temps des clusters de sommets présentant approximativement la même valeur de rugosité. La séparation de ces clusters reste la même dans les deux cas (lorsque le bruit est proportionnel ou bien inversement proportionnel à la rugosité). Par conséquent, avec ce type de distorsions il n'existe pas une différence significative pour les valeurs de *DMOS* moyennes lorsque le bruit est pondéré ou bien inversement pondéré par l'estimation de rugosité (voir figure 3.7-(b)).

A cause des limitations du SVH, les mouvements rapides sont capables de réduire la visibilité des distorsions. Cette propriété a été utilisée dans des études antérieures pour guider perceptuellement le contrôle des niveaux de détails sur les maillages polygonaux [LRC*03]. Ce phénomène de “masquage temporel” peut être partiellement expliqué par l'effet des fréquences temporelles sur la forme de la fonction de sensibilité au contraste (CSF) du système visuel humain [TLB07]. La sensibilité a tendance à se réduire avec l'augmentation de la fréquence temporelle [Rob66]. En analysant les scores relatifs aux distorsions TM_1 et TM_2 , nous trouvons que les valeurs de *DMOS* moyennes des maillages où le bruit a été appliqué après pondération avec la vitesse sont toujours inférieures par rapport aux maillages bruités par un bruit après une pondération inverse de la vitesse (voir la figure 3.7-(c) et (d)). La translation des sommets qui se déplacent très rapidement correspond généralement à des distorsions très difficiles à détecter par le SVH. Pour cette raison, les valeurs de scores bruts moyens dans TM_2 sont généralement plus élevées (les valeurs de *DMOS* moyennes sont alors plus faibles) que les scores des autres dégradations.

3.6.3.3 Analyse de l'effet de l'interaction

Par rapport aux images et vidéos (2D et 2D+t), les maillages 3D offrent de nouvelles possibilités d'interactions avec les utilisateurs. Par exemple, l'utilisation des maillages 3D pour représenter des environnements immersifs (dans lesquels l'utilisateur est capable de naviguer et interagir) est une technique de plus en plus utilisée. Dans ces applications, l'utilisateur utilise un périphérique d'entrée pour manipuler la position et l'orientation de

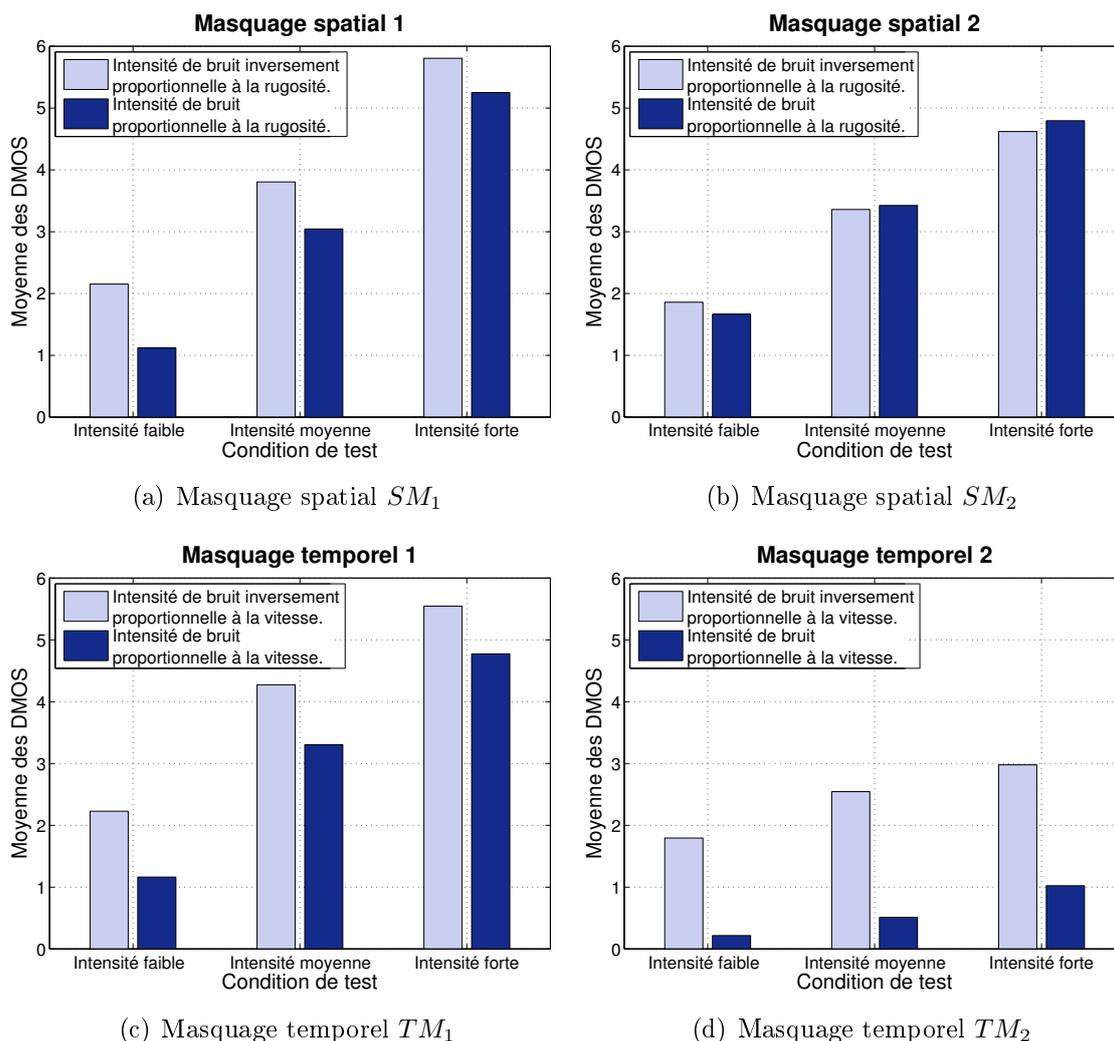


FIGURE 3.7 – Les valeurs de $DMOS$ moyennes pour les quatre types de distorsions de simulation de masquage spatial et temporel. Pour chaque type de distorsion, nous calculons la valeur moyenne de $DMOS$ sur tous les maillages inclus dans le corpus et affectés par la même intensité de dégradation (intensité faible, moyenne et élevée)

la caméra. Afin d'étudier l'effet de l'interaction d'un observateur sur la qualité perçue des maillages dynamiques, deux types d'expériences ont été réalisées : des expériences dans lesquelles les observateurs ont eu le droit d'effectuer des interactions (zoom, rotation et translation) et d'autres expériences dans lesquelles nous avons désactivé ces possibilités. Nous avons tout d'abord vérifié la Gaussianité des distributions des valeurs de $DMOS$ issues des deux conditions de tests en utilisant le test de *Lilliefors*. Des tests de type *tests-t pairs* (*Paired-sample t-test*) ont été réalisés pour investiguer la présence ou non d'un "effet d'interaction de l'observateur" sur les résultats subjectifs. L'hypothèse nulle de ce test

statistique peut être considérée comme équivalente à l'expression : "Les interactions des observateurs n'ont statistiquement pas d'effet sur les valeurs de *DMOS*". Pour les types de distorsions où l'effet d'interaction existe (c-à-d l'hypothèse nulle est rejetée), nous avons décidé d'analyser les différences entre les valeurs de *DMOS* des deux types d'expériences : nous avons calculé le pourcentage ϕ des occurrences où les *DMOS* issus des expériences avec-interactions sont supérieurs aux *DMOS* correspondants issues des expériences sans-interaction.

Les résultats des *tests-t* sont présentés dans le tableau 3.3. Les valeurs de ϕ (en %) sont présentées dans le cas où l'effet de l'interaction existe. Les *tests-t* *pairés* rejettent l'hypothèse nulle pour tous les types de distorsions sauf pour les bruits de masquage SM_1 et TM_2 et les distorsions de compression *FAMC*.

Les observateurs ont été plus sévères en évaluant avec-interactions la qualité des maillages dynamiques dégradés par les bruits uniforme et Gaussiens : 80.00% et 73.33% des *DMOS* issus des sessions avec-interactions sont supérieurs aux *DMOS* issus des sessions sans-interaction. Ces résultats s'expliquent par le fait que ces types de bruits (uniforme et Gaussien) affectent toute la surface du maillage. En effectuant des interactions (zoom, rotation et translation), les observateurs deviennent plus confiants sur la présence et l'intensité de ces bruits. En revanche, les observateurs ont été moins sévères dans les sessions avec-interactions en évaluant les maillages bruités par les distorsions de type SM_2 , TM_1 , *CODDYAC* et erreurs de transmission. Les valeurs de *DMOS* des sessions avec-interactions ont été dans la plupart des cas moins élevées que celles des sessions sans-interaction. Ce comportement des observateurs s'explique par la nature de ces types de distorsions. Ces quatre types de dégradations introduisent des déformations transitoires dans le temps et/ou localisées spatialement. La visibilité de ces dégradations peut donc se réduire en activant la possibilité des interactions des observateurs avec les animations. Cela provoque une incertitude des observateurs sur la présence et l'intensité des distorsions.

Il n'existe pas une différence statistiquement significative entre les *DMOS* des maillages dégradés par SM_1 et TM_2 des deux conditions de tests. En effet, les distorsions de type SM_1 et TM_2 présentent des effets de masquage visuel spatial et temporel très prononcés. L'influence de ces effets de masquage est donc plus importante que le changement des conditions de tests.

On n'a pas trouvé une explication significative de l'absence de l'effet d'interaction avec les dégradations de compression *FAMC*. La compression *FAMC* introduit des déformations qui sont plutôt spatialement et temporellement importantes. Cela rend les distorsions visuellement remarquables et l'évaluation de ces distorsions facile sous les conditions de tests avec ou sans-interaction.

L'étude menée affirme que pour la majorité des distorsions, l'effet d'interactions des utilisateurs peut affecter la qualité perçue des maillages 3D dynamiques. Nous sommes néanmoins conscients qu'une investigation plus poussée est nécessaire pour comprendre les mécanismes de cette influence. De plus, une autre motivation importante pour conduire

TABLEAU 3.3 – Analyse de l’effet de l’interaction des utilisateurs sur les valeurs de *DMOS* : les résultats de décision du test-t des paires d’échantillons à un niveau de signification de 5% et les valeurs de *p* correspondantes. Dans la deuxième colonne, ‘0’ signifie qu’il n’existe pas d’effet d’interaction des observateurs, et ‘1’ signifie que l’effet d’interaction existe. ϕ indique le pourcentage des occurrences où les *DMOS* des tests avec-interactions sont supérieurs aux *DMOS* des tests sans-interaction.

Distorsion	décision du test-t	valeur de <i>p</i>	ϕ (%)
Uniforme	1	0.000	80.00
Gaussien	1	0.000	73.33
<i>SM</i> ₁	0	0.444	–
<i>SM</i> ₂	1	0.009	16.67
<i>TM</i> ₁	1	0.001	25.00
<i>TM</i> ₂	0	0.220	–
<i>FAMC</i>	0	0.806	–
<i>CODDYAC</i>	1	0.000	26.67
Erreurs de transmission	1	0.029	23.33

les expériences sous les deux conditions de tests est de faciliter l’évaluation des performances des différentes métriques objectives basées-modèles et basées-images et vidéos. Pour l’évaluation des métriques objectives basées-modèles, l’utilisation des scores issus des expériences avec-interactions est un choix judicieux puisque ces métriques sont construites pour être indépendantes aux points de vues. Pour l’évaluation des métriques basées-images et vidéos, nous utiliserons plutôt les scores issus des expériences sans-interaction puisque ces métriques sont dépendantes des points de vues.

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un nouveau corpus de maillages dynamiques annotés subjectivement par des observateurs. Contrairement au seul corpus existant, ce nouveau corpus intègre un nombre important de maillages dégradés (276). Nous avons intégré plusieurs types de dégradations dans l’étude subjective : bruits additifs, dégradations de compressions (*FAMC* et *CODDYAC*), des dégradations dues à une transmission sur réseau avec pertes, et des dégradations de simulations des effets de masquages (spatial, temporels et spatio-temporels). L’intégration d’un nombre important de maillages dégradés et de types de dégradations favorise la fiabilité de l’étude des performances des métriques objectives.

Nous avons mené une étude comparative des résultats d’évaluation subjective des maillages

dégradés avec-interactions et sans-interaction des observateurs. Nous avons ainsi étudié selon le type de dégradation les résultats pour voir si l'effet d'interaction des observateurs existe ou pas.

L'utilisation de ce corpus comme vérité-terrain est envisageable pour évaluer les performances des métriques de qualité objectives pour les maillages dynamiques. Ce corpus de maillages et scores subjectifs est partagé en ligne avec la communauté¹⁰. Avec ce corpus, il est possible d'évaluer à la fois les métriques basées-modèles et les métriques basées-images et vidéos, en utilisant respectivement les scores subjectifs des expériences avec-interactions et sans-interaction. De plus, la méthodologie expérimentale de *Single Stimulus* offre la possibilité d'étudier la qualité perceptuelle intrinsèque des maillages dynamiques puisque les maillages de références sont aussi évalués subjectivement. Ce corpus peut servir à la fois pour évaluer les métriques sans-référence et les métriques avec-référence en utilisant respectivement les scores moyens et les scores moyens différentiels. Dans ce contexte, nous présentons dans le chapitre suivant une étude statistique comparative des performances des différentes métriques objectives existantes pour l'évaluation de la qualité des maillages dynamiques.

10. <http://www.gipsa-lab.grenoble-inp.fr/~fakhri.torkhani/software/database/>

Étude des performances des métriques objectives

Sommaire

4.1	Introduction	77
4.2	Régression psychométrique	78
4.3	Performances des métriques basées-modèles	80
4.3.1	Corrélation des métriques objectives basées-modèles avec les scores subjectifs	80
4.3.2	Comparaison statistique des métriques objectives basées-modèles	83
4.4	Performances des métriques basées-images et vidéos	86
4.5	Conclusion	90

4.1 Introduction

Nous avons présenté dans le chapitre précédent une nouvelle base de données dédiée à l'analyse subjective de la qualité perçue des maillages dynamiques dégradés. Ce nouveau corpus intègre un nombre important de maillages dynamiques (276) dégradés par de nouveaux types de traitements/distorsions (compression avec pertes, simulation des effets de masquages spatial, temporel et spatio-temporel, dégradations dues aux pertes de transmission sur réseaux, etc.). L'objectif principal du développement de cette base de données a été de fournir des mesures de vérité-terrain pour évaluer avec fiabilité les performances des métriques objectives existantes, et aider la communauté à développer d'autres métriques qui offrent une forte corrélation avec l'opinion des êtres humains.

Il existe à ce jour plusieurs métriques objectives perceptuelles dédiées à l'estimation de la qualité perceptuelle des maillages statiques (*cf.* Chapitre 1). Pour les maillages dynamiques, il n'existe qu'une seule métrique guidée par la perception humaine pour l'évaluation de la qualité perçue des séquences de maillages 3D [VS11]. Dans ce chapitre, nous présentons d'une part une étude comparative des performances des métriques basées-modèles (*KG*,

DAME, *MSDM2*, *TPDM*, *STED* et *FMPD*) développées initialement pour les maillages 3D statiques et dynamiques, d'autre part une étude des performances des métriques basées-images (2D) et vidéos (2D+t) (*PSNR*, *MSSSIM*, *VIF*, *NIQE*, *VQM* et *STRRED*).

4.2 Régression psychométrique

Avant de calculer la corrélation linéaire des mesures objectives des différents algorithmes de prédiction de qualité avec les scores subjectifs du corpus construit, il est recommandé d'effectuer une régression psychométrique entre ces deux types de mesures [Int12, CDEB07, SSB06, SSBC10]. Cette régression psychométrique s'effectue généralement à travers une fonction monotone non-linéaire pour éliminer partiellement la non-linéarité entre les mesures objectives et les scores subjectifs et tenir compte de l'effet de saturation psychométrique qui caractérise la perception humaine.

Il existe plusieurs fonctions de régression psychométrique dans la littérature. Une des fonctions existantes est la fonction de loi normale cumulative Gaussienne [Eng00] utilisée dans le chapitre 2 pour la régression des mesures de la métrique TPDM avec les scores subjectifs des corpus de maillages statiques [TWC12]. Cette fonction a été utilisée dans d'autres études pour le développement des métriques de qualité perceptuelle de maillages statiques [GE05] [LDD*06] [Lav11] [WTM12].

Dans notre étude sur la qualité des maillages dynamiques, nous avons remarqué que la fonction logistique à trois paramètres recommandée par le *VQEG* [Vid00a] offre une meilleure régression entre les mesures objectives et les scores subjectifs. La fonction logistique, notée \mathcal{L} , est calculée à travers l'équation suivante :

$$\mathcal{L}(a, b, c, m) = \frac{a}{1 + \exp(-b(m - c))}, \quad (4.1)$$

où m est la mesure objective originale avant régression, et les paramètres a , b et c sont obtenus à travers une régression non-linéaire par la méthode des moindres carrés en utilisant tous les scores objectifs originaux et les valeurs de *DMOS* correspondantes du corpus subjectif. Nous avons utilisé l'utilitaire *Matlab Curve fitting toolbox* pour effectuer cette régression.

Dans la figure 4.1, nous présentons les nuages de points qui représentent les couples des mesures objectives pour les 6 métriques objectives basées-modèles et les scores subjectifs correspondants du corpus. Nous présentons dans cette figure la fonction psychométrique associée à chaque métrique objective. À partir de cette figure, on observe qu'il n'existe pas de forte cohérence entre les mesures objectives produites par les 6 métriques basées-modèles testées et les valeurs de *DMOS* du corpus.

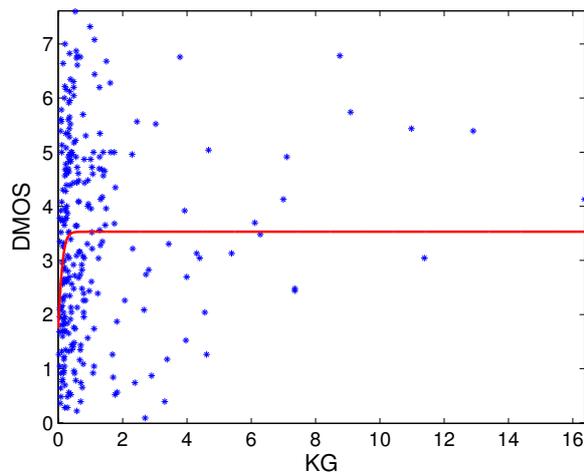
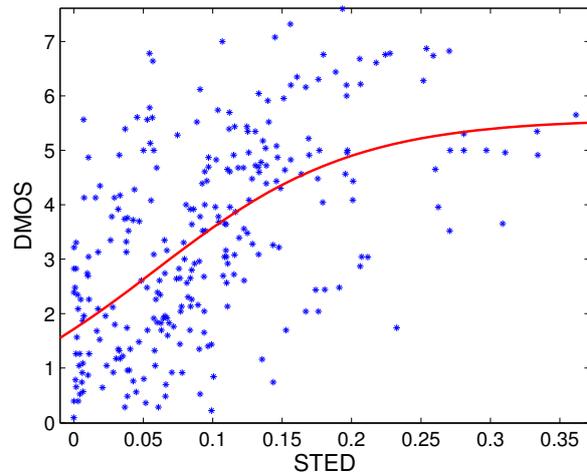
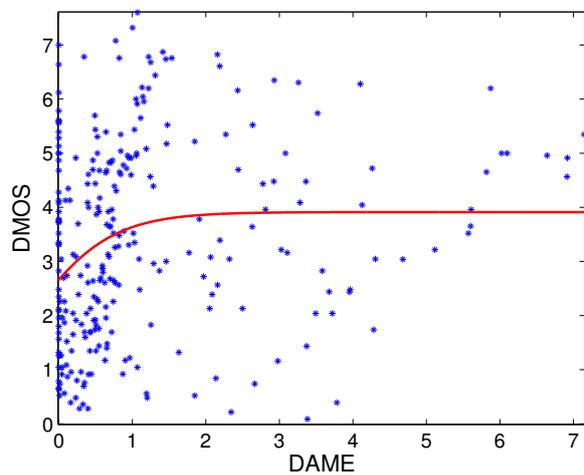
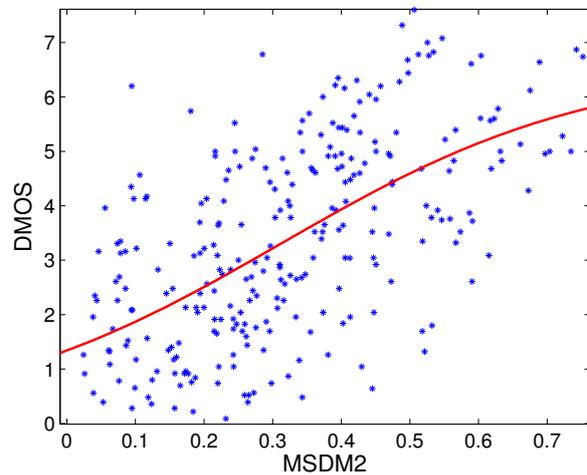
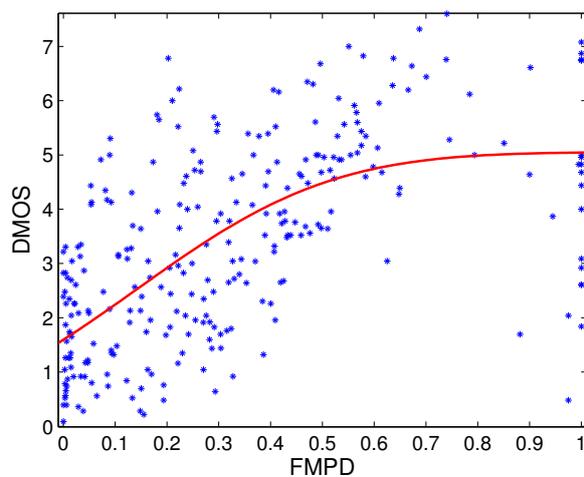
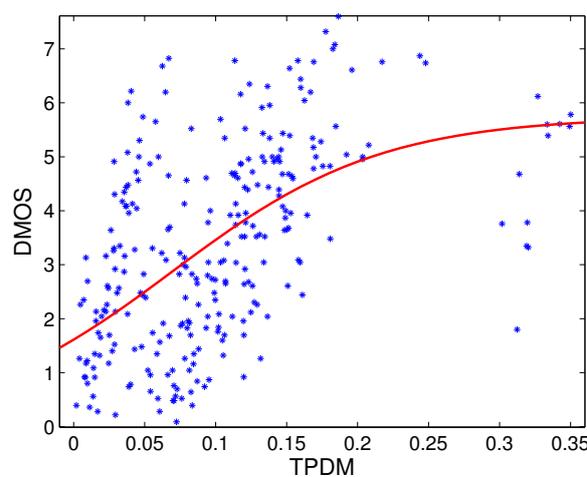
(a) Régression de KG (b) Régression de $STED$ (c) Régression de $DAME$ (d) Régression de $MSDM2$ (e) Régression de $FMPD$ (f) Régression de $TPDM$

FIGURE 4.1 – Nuage de points des mesures objectives des 6 métriques basées-modèles mises en évaluation (KG , $STED$, $DAME$, $MSDM2$, $FMPD$ et $TPDM$) avec les scores subjectifs. La courbe tracée en rouge présente la fonction psychométrique de régression non-linéaire entre les mesures objectives et les scores subjectifs.

4.3 Performances des métriques basées-modèles

Dans cette partie, nous présentons une étude comparative des performances de métriques basées-modèles (présentées dans les chapitres 1 et 2) sur la base des scores subjectifs de notre nouveau corpus de maillages dynamiques. Pour comparer ces métriques, nous présentons les valeurs de corrélations entre chaque métrique basée-modèle objective et les scores subjectifs. Ensuite, nous présenterons une étude statistique pour évaluer la signification des différences entre les performances de ces métriques.

4.3.1 Corrélation des métriques objectives basées-modèles avec les scores subjectifs

Les tableaux 4.1 et 4.2 présentent les valeurs de corrélations linéaires calculées après régression et les valeurs de corrélations non linéaires des métriques objectives avec les scores subjectifs de vérité-terrain. Les résultats sont ici présentés pour chaque type de dégradation et pour le corpus entier (dernière colonne de chaque tableau). Pour les métriques destinées à l'évaluation de la qualité des maillages statiques (*DAME*, *MSDM2*, *FMPD* et *TPDM*), nous avons calculé la valeur moyenne des mesures de qualité objective pour toutes les trames de la séquence de maillages dynamiques.

Les résultats de corrélations confirment les observations extraites à partir de la figure 4.1 : les mesures objectives présentent une faible corrélation avec les scores subjectifs. À partir de ces résultats, on déduit qu'il n'existe pas une métrique objective capable de bien prédire la qualité perceptuelle des maillages dynamiques dégradés par tous les types de distorsions. La corrélation linéaire et non-linéaire ne dépasse pas 65% sur tout le corpus (voir les colonnes "Tous" des tableaux 4.1 et 4.2).

D'une manière générale, la distance géométrique *KG* fournit la plus faible corrélation avec les scores subjectifs (seulement 16.79% et 11.54% pour les corrélations linéaires et non-linéaires). Cela prouve encore une fois l'importance du développement des métriques perceptuelles pour bien évaluer la qualité de maillages dynamiques.

Par ailleurs, on remarque que la seule métrique perceptuelle spécifiquement développée pour les maillages dynamiques *STED* fournit des résultats de performances comparables (ou même légèrement inférieurs dans certains cas) à des métriques initialement développées pour les maillages statiques, plus particulièrement *MSDM2* et *FMPD*. La métrique *FMPD* donne les valeurs les plus élevées des corrélations linéaires et non-linéaires calculées sur tout le corpus.

TABLEAU 4.1 – Corrélations linéaires de Pearson (r_p en % classés selon les types de distorsions) des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs du corpus. En gras les valeurs de r_p les plus élevées fournies par la meilleure métrique pour chaque type de distorsion (en colonnes) ou pour tout le corpus (dernière colonne).

Métrique	Uniforme	Gaussien	SM_1	SM_2	TM_1	TM_2	$FAMC$	$CODDYAC$	Transmission	Tous
<i>KG</i>	30.35	28.70	40.90	48.31	57.28	-11.46	47.71	25.36	23.84	16.79
<i>STED</i>	47.93	49.31	66.42	74.58	64.73	5.68	64.09	45.78	53.27	58.21
<i>DAME</i>	12.13	14.39	43.01	36.83	23.35	-5.39	17.62	-5.37	34.77	23.76
<i>MSDM2</i>	65.54	56.14	72.90	81.57	44.25	-0.71	64.02	56.59	75.40	59.85
<i>FMPD</i>	67.86	58.62	66.54	62.86	57.74	21.95	69.84	71.83	61.62	63.08
<i>TPDM</i>	56.21	52.72	50.00	57.74	55.10	14.30	63.17	58.65	65.44	54.62

TABLEAU 4.2 – Corrélations non-linéaires de Spearman (r_s en % classés selon les types de distorsions) des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs du corpus. En gras les valeurs de r_s les plus élevées fournies par la meilleure métrique pour chaque type de distorsion (en colonnes) ou pour tout le corpus (dernière colonne).

Métrique	Uniforme	Gaussien	SM_1	SM_2	TM_1	TM_2	$FAMC$	$CODDYAC$	Transmission	Tous
<i>KG</i>	32.24	27.55	27.96	65.19	45.59	-0.52	51.99	40.67	58.93	11.54
<i>STED</i>	45.46	47.25	67.10	85.98	68.57	12.53	65.52	44.37	62.22	57.66
<i>DAME</i>	19.04	23.17	33.05	44.01	32.67	-16.94	24.40	0.31	33.15	23.07
<i>MSDM2</i>	66.48	52.17	72.19	80.41	40.98	-3.61	66.59	57.40	79.43	59.58
<i>FMPD</i>	63.59	57.29	67.67	61.58	54.00	25.32	63.60	71.25	68.08	62.81
<i>TPDM</i>	59.67	55.06	48.23	58.32	56.56	13.75	66.78	65.64	69.12	55.61

Cependant, les métriques perceptuelles initialement développées pour l'évaluation des maillages statiques (*MSDM2*, *FMPD*, *DAME* et *TPDM*) ne sont pas adéquates pour l'évaluation des maillages dynamiques, car les valeurs de corrélations des mesures de ces métriques avec les scores subjectifs sont faibles. Une raison qui explique cela est le fait que ces métriques n'intègrent pas de mesures de distorsions temporelles pour évaluer la qualité globale des maillages en mouvement.

Quelques métriques objectives d'évaluation des maillages statiques (par exemple *MSDM2*) prennent en compte explicitement l'effet de masquage spatial. Ces métriques corréleront donc relativement bien avec les scores subjectifs pour les distorsions de type SM_1 qui simulent un effet de masquage purement spatial. Ces métriques, comme prévu, échouent à prédire la qualité perçue en présence d'une dégradation de masquage temporel. Toutes les métriques testées dans notre étude donnent de très faibles corrélations avec les scores subjectifs des dégradations de type TM_2 qui simulent un effet de masquage purement temporel.

La métrique *STED*, la seule métrique guidée par la perception pour l'évaluation des maillages dynamiques, n'est pas plus performante que les autres mesures conçues pour les maillages statiques. On peut expliquer ce résultat par la présence d'un coefficient de

pondération très faible pour la mesure d’erreur temporelle lors de la combinaison avec l’erreur spatiale [VS11]. De ce fait, il est possible que la mesure de distorsion temporelle n’ait pas été suffisamment considérée dans les mesures finales. De plus, la partie de mesure d’erreur spatiale de *STED* peut être améliorée pour bien évaluer les distorsions spatiales [VR12].

Une explication possible des valeurs de corrélations linéaires et non-linéaires faibles sur tout le corpus serait le fait que les métriques existantes basées-modèles ne sont peut-être pas capables de bien comparer et juger la qualité des maillages 3D qui présentent différentes caractéristiques spatiales et temporelles (par exemple, la mesure de qualité de Chicken attaqué par un bruit très fort n’est pas équivalente à la mesure de qualité de Armadillo attaqué par la même intensité perceptuelle de dégradation).

Pour investiguer cette piste, nous avons calculé les corrélations pour chaque métrique classées par modèles 3D. Les corrélations seront ensuite calculées pour chaque modèle, toutes dégradations confondues. Dans les tableaux 4.3 et 4.4, nous présentons ces corrélations linéaires et non-linéaires de chaque métrique en fonction des maillages 3D inclus dans notre corpus. La dernière colonne présente la corrélation moyenne des métriques (pour les corrélations sur tout le corpus, on retrouve les mêmes valeurs de la colonne “Tous” des tableaux 4.1 et 4.2).

À première vue, les résultats des corrélations par modèles 3D sont plus élevés que les corrélations calculées par type de distorsion. Particulièrement pour le maillage dynamique Horse, toutes les métriques perceptuelles basées-modèles (*STED*, *DAME*, *FMPD* et *TPDM*) ont des corrélations r_s supérieures à 80%, la métrique perceptuelle *STED* atteint une corrélation r_s de 88.49%.

Les valeurs de corrélations globales faibles des métriques s’expliquent partiellement par la non-cohérence des mesures objectives des métriques entre les différents maillages 3D dégradés par des dégradations perceptuellement similaires. Cependant, même en considérant les corrélations par modèles 3D, les performances des différentes métriques restent limitées pour certains modèles 3D, et surtout il n’existe pas une métrique objective capable d’évaluer avec fidélité la qualité de tous les modèles de notre corpus (relativement faible corrélation moyenne sur tout le corpus pour toutes les métriques testées).

En conclusion, il apparaît qu’il reste encore de la place pour améliorer les performances des métriques basées-modèles pour l’évaluation de la qualité perçue des maillages dynamiques. Pour atteindre cet objectif, il serait important de définir des mesures capables de bien percevoir à la fois les distorsions spatiales et les distorsions temporelles, ainsi que l’effet conjoint de ces deux types de dégradations.

TABLEAU 4.3 – Corrélations linéaires de Pearson (r_p en % classés selon les séquences de maillages) des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs du corpus. En gras les valeurs de r_p les plus élevées fournies par la meilleure métrique pour chaque maillage (en colonnes). La dernière colonne présente la corrélation moyenne de chaque métrique par maillages.

Métrique	Horse	Chicken	Chinchilla	Elephant	Dress	Man	ClothBall	Balls	Dinosaur	Armadillo	Moyenne
<i>KG</i>	17.54	47.91	47.35	18.74	79.81	55.74	15.24	32.16	65.52	54.77	43.48
<i>STED</i>	87.10	59.04	62.68	74.19	62.13	54.99	74.11	80.18	77.42	78.45	71.03
<i>DAME</i>	71.07	40.72	38.46	70.54	0.00	50.98	0.00	9.85	62.52	54.61	39.88
<i>MSDM2</i>	64.84	15.58	58.51	42.30	42.63	69.82	64.05	70.66	75.11	76.43	57.99
<i>FMPD</i>	83.51	63.23	68.87	64.39	51.52	63.19	75.18	60.74	59.91	53.91	64.45
<i>TPDM</i>	80.60	68.91	70.05	54.63	53.51	81.39	61.70	78.56	74.86	71.81	69.60

TABLEAU 4.4 – Corrélations non-linéaires de Spearman (r_s en % classés selon les séquences de maillages) des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs du corpus. En gras les valeurs de r_s les plus élevées fournies par la meilleure métrique pour chaque maillage (en colonnes). La dernière colonne présente la corrélation moyenne de chaque métrique par maillages.

Métrique	Horse	Chicken	Chinchilla	Elephant	Dress	Man	ClothBall	Balls	Dinosaur	Armadillo	Moyenne
<i>KG</i>	2.51	78.11	45.72	-4.61	79.36	60.92	15.22	3.20	60.50	46.80	38.77
<i>STED</i>	88.49	59.82	67.60	79.15	63.26	59.09	74.76	81.70	77.75	76.37	72.80
<i>DAME</i>	88.04	59.82	68.01	76.06	0.00	52.13	0.00	14.31	62.85	50.29	47.15
<i>MSDM2</i>	63.37	19.72	64.71	39.14	65.12	68.62	69.88	74.77	75.10	72.67	61.31
<i>FMPD</i>	85.42	58.37	64.29	77.10	65.12	67.46	79.89	61.70	60.34	53.94	67.36
<i>TPDM</i>	83.46	69.47	68.63	61.67	65.33	81.70	57.80	82.16	76.88	72.36	71.94

4.3.2 Comparaison statistique des métriques objectives basées-modèles

Utiliser les tests statistiques est une manière rigoureuse pour évaluer avec efficacité si les performances d'une métrique objective sont significativement supérieures (ou inférieures, ou équivalentes) par rapport à une autre métrique. Comme souligné par Sheikh et al. [SSB06], la fiabilité de ces tests statistiques augmente lorsque le nombre de contenus (images 2D dans leurs cas) dégradés dans la base de données subjective augmente. Ainsi, il est plus sûr et raisonnable de mener des études basées sur ces tests statistiques sur des bases de données à grande échelle qui contiennent un nombre assez important de maillages dynamiques dégradés.

D'une manière similaire aux études précédentes sur la comparaison statistique des métriques d'évaluation des images (2D) et vidéos (2D+t) [SSB06, SSBC10, MSSB10], nous avons conduit un test statistique dans lequel nous avons comparé les variances des résidus entre les mesures objectives de qualité (après régression non-linéaire) et les valeurs de *DMOS* pour chaque type de distorsion et sur tout le corpus.

Avant d'effectuer les tests statistiques, nous avons testé la normalité des distributions des

valeurs de résidus en utilisant les tests de *Lilliefors*. À la vue des résultats de ces tests présentés dans le tableau 4.5, on remarque que les résidus ne présentent pas toujours une distribution qui suit la loi Gaussienne. Plus précisément, la distribution des résidus n'est pas normale pour la métrique *MSDM2* appliquée sur les dégradations de type *TM₂* et pour les résidus de *KG* et *DAME* sur tout le corpus. Pour cela, au lieu d'utiliser des *test-F*, nous avons utilisé des tests de *Levene*, plus robustes à la non-normalité des données, pour comparer les variances des résidus des deux métriques objectives à évaluer.

TABLEAU 4.5 – Résultats de test de normalité des distributions des valeurs de résidus en utilisant les tests de *Lilliefors*. Le résultat de test est 0 si l'hypothèse nulle "les données suivent une distribution normale" ne peut pas être rejetée à 5% de niveau de signification, le résultat est 1 si l'hypothèse nulle peut être rejetée à 5% de niveau de signification. En gras, nous présentons les résultats où les distributions des résidus ne suivent pas une loi normale.

Métrique	Uniforme	Gaussien	<i>SM₁</i>	<i>SM₂</i>	<i>TM₁</i>	<i>TM₂</i>	<i>FAMC</i>	<i>CODDYAC</i>	Transmission	Tous
<i>KG</i>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
<i>STED</i>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<i>DAME</i>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
<i>MSDM2</i>	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
<i>FMPD</i>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<i>TPDM</i>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Les résultats de l'analyse statistique sont présentés dans le tableau 4.6. Dans ce tableau, le symbole '1' indique que la métrique sur la ligne est statistiquement meilleure que la métrique de la colonne, le symbole '0' indique l'inverse. Le symbole '-' indique que les performances des deux métriques sur les lignes ou bien colonnes ne sont pas distinguables statistiquement. Chaque symbole dans chaque code indique le résultat de la comparaison statistique pour chaque type de distorsion, ou pour le corpus entier. L'ordre des symboles est défini comme suit : bruit uniforme, bruit Gaussien, *SM₁*, *SM₂*, *TM₁*, *TM₂*, compression *FAMC*, compression *CODDYAC*, erreurs de transmission sur réseau, et tout le corpus (en gras).

À partir de ces résultats de tests statistiques, il est possible de distinguer clairement les performances des métriques selon la comparaison des variances des résidus de prédictions. Un classement général des performances globales peut être établi d'une manière croissante selon l'ordre suivant : *KG*, *DAME*, *TPDM*, *STED*, *MSDM2*, *FMPD*.

La métrique *FMPD* a statistiquement la meilleure performance globale (sur tout le corpus), ainsi que la meilleure performance avec la présence d'un bruit uniforme, bruit Gaussien, compression *FAMC* et compression *CODDYAC*. La métrique *STED* est la meilleure métrique pour les dégradations de type *TM₁*. La métrique *MSDM2* est la meilleure métrique pour évaluer les maillages dynamiques dégradés par une transmission sur réseau avec pertes, ainsi que pour les distorsions de masquage spatial (*SM₁* et *SM₂*).

Dans le tableau 4.7, nous présentons les résultats de l'analyse statistique des performances des métriques basées-modèles pour chaque maillage de notre corpus. Selon des résultats de corrélations par maillages 3D, le classement des performances peut être établi d'une manière croissante selon l'ordre suivant : *KG*, *DAME*, *MSDM2*, *TPDM*, *FMPD* et *STED*. On note qu'en analysant les performances des métriques basées-modèles pour chaque maillage du corpus présentées dans le tableau 4.7, les deux métriques *FMPD* et *STED* sont à égalité (*STED* est meilleure que *FMPD* pour 5 maillages sur 10 et inversement).

TABLEAU 4.6 – Résultats de tests de comparaison statistique (par type de dégradation) des métriques basées-modèles en utilisant les variances des résidus de prédiction avec un critère de confiance à 95%. Le symbole '1' indique que la métrique sur la ligne est statistiquement meilleure que la métrique de la colonne, le symbole '0' indique l'inverse. Le symbole '-' indique que les performances des deux métriques sur les lignes/colonnes ne sont pas distinguables statistiquement. Chaque symbole dans chaque code indique le résultat de la comparaison statistique pour chaque type de distorsion, ou pour le corpus entier. L'ordre des symboles est défini comme suit : bruit uniforme, bruit Gaussien, SM_1 , SM_2 , TM_1 , TM_2 , compression *FAMC*, compression *CODDYAC*, erreurs de transmission sur réseau, et tout le corpus (en gras).

	<i>KG</i>	<i>STED</i>	<i>DAME</i>	<i>MSDM2</i>	<i>FMPD</i>	<i>TPDM</i>
<i>KG</i>	-----	00000-0000	1100111100	0000010000	00000-0000	0000010000
<i>STED</i>	11111-1111	-----	1111111111	0000110000	00011-0000	001111-001
<i>DAME</i>	0011000011	0000000000	-----	00000-0000	0000000000	0000000000
<i>MSDM2</i>	1111101111	1111001111	11111-1111	-----	0011000010	1111001011
<i>FMPD</i>	11111-1111	11100-1111	1111111111	1100111101	-----	1111111101
<i>TPDM</i>	1111101111	110000-110	1111111111	0000110100	0000000010	-----

TABLEAU 4.7 – Résultats de tests de comparaison statistique (par maillages 3D) des métriques basées-modèles en utilisant les variances des résidus de prédiction avec un critère de confiance à 95%. Le symbole ‘1’ indique que la métrique sur la ligne est statistiquement meilleure que la métrique de la colonne, le symbole ‘0’ indique l’inverse. Le symbole ‘–’ indique que les performances des deux métriques sur les lignes/colonnes ne sont pas distinguables statistiquement. Chaque symbole dans chaque code indique le résultat de la comparaison statistique pour chaque maillage 3D du corpus. L’ordre des symboles est défini comme suit : Horse, Chicken, Chinchilla, Elephant, Dress, Human, ClothBall, Balls, Dinosaur et Armadillo.

	<i>KG</i>	<i>STED</i>	<i>DAME</i>	<i>MSDM2</i>	<i>FMPD</i>	<i>TPDM</i>
<i>KG</i>	-----	0000100000	000011-110	0100100000	0000100000	0000100000
<i>STED</i>	1111011111	-----	1111111111	111110111-	1001000111	1101011111
<i>DAME</i>	111100-001	0000000000	-----	0101000000	0000000000	0000000000
<i>MSDM2</i>	1011011111	000001000-	1010111111	-----	0000010111	000001-001
<i>FMPD</i>	1111011111	0110111000	1111111111	1111101000	-----	11-1011000
<i>TPDM</i>	1111011111	0010100000	1111111111	111110-110	00-0100111	-----

4.4 Performances des métriques basées-images et vidéos

Pour calculer une mesure de qualité des maillages 3D, il est possible d’utiliser des métriques basées-images et vidéos pour les appliquer sur des projections bidimensionnelles de ces maillages 3D. Ce choix peut être justifié surtout dans le cas où les maillages 3D sont affichés sur des écrans 2D avec une pré-sélection des points de vues. Dans notre corpus récemment développé pour l’analyse subjective de qualité des maillages dynamiques, une des motivations d’effectuer des expériences sans-interaction (des observateurs) est d’évaluer les performances de ces métriques basées-images (2D) et vidéos (2D+t). Les métriques objectives incluses dans notre comparaison sont :

- La métrique non-perceptuelle avec-référence fondée sur la mesure du rapport signal sur bruit *PSNR* (*Peak Signal to Noise Ratio*).
- Deux métriques perceptuelles avec-référence développées pour l’évaluation de qualité des images 2D statiques : la métrique *MSSIM* (*Multi-Scale Structural SIMilarity*) [WSB03] et la mesure *VIF* *Visual Information Fidelity* [SB06]. La métrique *MSSIM* se base sur des mesures statistiques effectuées sur les luminances des pixels pour évaluer la similarité entre deux images. La métrique *VIF* est fondée sur une mesure la quantité d’information visuelle d’une image dégradée par rapport à la même quantité pour une image dégradée.
- La métrique sans-référence développée récemment pour les images 2D statiques *NIQE* (*Naturalness Image Quality Evaluator*) [MSB14]. Cette métrique sans-référence utilise un modèle de statistiques des scènes naturelles pour quantifier la différence entre les mesures statistiques sur l’image dégradée et celles sur les images

naturelles.

- Deux métriques perceptuelles développées pour les vidéos (2D+t) : la métrique avec-référence *VQM* (*Video Quality Metric*) [PW04], et la métrique à référence-réduite *STRRED* (*Spatio-Temporal Reduced Reference Entropic Differencing*) [SB13]. Ces deux métriques sont fondées sur la comparaison des caractéristiques spatio-temporelles des séquences d'images 2D pour évaluer la qualité d'une séquence vidéo (2D+t).

Les métriques perceptuelles incluses dans notre étude comparative ont de bonnes performances pour la prédiction de la qualité perceptuelle des images et vidéos, comme indiqué dans les articles correspondants. Dans notre étude, nous avons testé la métrique *NIQE* en utilisant deux configurations différentes : d'une part en utilisant les 125 images naturelles fournies par les auteurs de la métrique (*NIQE1*), d'autre part en utilisant 125 images de projections 2D de maillages 3D que nous avons sélectionnés (*NIQE2*). Les captures 2D sont établies en utilisant le même logiciel que nous avons utilisé pour les expériences subjectives avec les mêmes conditions de rendu. Les maillages utilisés pour l'entraînement ne sont pas les mêmes maillages utilisés dans nos expériences subjectives mais similaires aux maillages de références de notre base de données.

Le tableau 4.8 présente les résultats de corrélations non-linéaires (de Spearman) calculés pour les métriques basées-images et vidéos et les scores subjectifs établis par les sessions sans-interaction. Les valeurs de corrélations des métriques sans-référence *NIQE1* et *NIQE2* sont calculées en utilisant les valeurs de *MOS*, alors que les valeurs de *DMOS* sont utilisées pour évaluer les performances de toutes les autres métriques.

TABLEAU 4.8 – Corrélations non-linéaires de Spearman (r_s en %) des différentes métriques objectives basées-images et vidéos avec les scores subjectifs du corpus. En gras les valeurs de r_s les plus élevées fournies par la meilleure métrique pour chaque type de distorsion (en colonnes) ou pour tout le corpus (dernière colonne).

Métrique	Uniforme	Gaussien	SM_1	SM_2	TM_1	TM_2	<i>FAMC</i>	<i>CODDYAC</i>	Transmission	Tous
<i>PSNR</i>	-25.90	-21.37	-33.66	-83.06	-26.67	13.79	-58.13	-45.66	-73.91	-16.53
<i>MSSSIM</i>	-35.60	-28.56	-31.35	-83.89	-48.51	-2.74	-66.82	-53.35	-71.62	-20.56
<i>VIF</i>	35.78	33.85	42.53	87.02	46.07	-13.31	67.98	55.60	74.67	27.39
<i>NIQE1</i>	14.68	13.40	-21.79	-25.96	-20.23	24.01	4.40	33.42	2.20	1.82
<i>NIQE2</i>	17.20	14.62	43.62	23.70	-18.10	13.70	7.34	28.23	8.28	12.68
<i>VQM</i>	28.55	32.11	39.92	95.54	52.69	-14.96	67.01	53.13	66.10	27.09
<i>STRRED</i>	24.07	15.74	-19.48	-35.49	-13.66	17.31	62.70	57.07	16.47	9.17

Généralement, les métriques objectives basées-images et vidéos échouent à prédire avec fidélité la qualité perçue des maillages dynamiques, même avec des points de vues fixes comme ceux utilisés dans les expériences sans-interaction. Les mesures objectives ne corrélaient pas bien avec les scores subjectifs, comme le montre le tableau 4.8. Les métriques *VIF* et *VQM* offrent une corrélation relativement élevée avec les distorsions de type SM_2 , compression *FAMC* et erreurs de transmission sur réseau avec pertes. Cependant, la

corrélation globale (sur tout le corpus, toutes les dégradations) reste assez faible à moins de 30%.

L'entraînement des métriques sans-référence *NIQE* avec des données issues de projections 2D des maillages 3D améliore très légèrement les performances globales de cette métrique (voir le tableau 4.8 pour comparer les résultats de *NIQE1* et *NIQE2*). On remarque que les performances des métriques développées pour les vidéos comme *VQM* et *STRRED* ne sont pas supérieures aux performances des métriques d'images comme *VIF*.

Le tableau 4.9 présente les valeurs de corrélations non-linéaires r_s calculées pour les métriques basées-images et vidéos pour chaque séquence de maillages dynamiques inclus dans notre corpus. On remarque que, d'une manière similaire au comportement des métriques basées-modèles (voir le tableau 4.4), les corrélations des métriques basées-images et vidéos sont assez élevées pour quelques maillages. Particulièrement pour la séquence Dress, avec laquelle les métriques *MSSSIM*, *VIF* et *VQM* donnent des valeurs de corrélations supérieures à 80%. Il apparaît alors que l'un des problèmes des métriques basées-images et vidéos est l'évaluation des différents maillages dynamiques qui n'ont pas les mêmes caractéristiques spatiales et temporelles. Cependant, il n'existe pas une métrique capable d'offrir des performances élevées pour tous les modèles, et la corrélation moyenne par maillages ne dépasse pas 50% pour la meilleure métrique. D'une manière générale, les corrélations présentées dans le tableau 4.9 sont moins élevées que les corrélations présentées dans le tableau 4.4. Les métriques basées-modèles sont encore une fois meilleures que les métriques basées-images et vidéos pour l'évaluation de chaque modèle de maillages dans le corpus.

TABLEAU 4.9 – Corrélations non-linéaires de Spearman (r_s en % classés selon les séquences de maillages) des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs du corpus. En gras les valeurs de r_s les plus élevées fournies par la meilleure métrique pour chaque maillage (en colonnes). La dernière colonne présente la corrélation moyenne de chaque métrique par maillages.

Métrique	Horse	Chicken	Chinchilla	Elephant	Dress	Man	ClothBall	Balls	Dinosaur	Armadillo	Moyenne
<i>PSNR</i>	-15.42	-43.63	-56.24	19.61	-79.77	-49.57	2.70	-9.97	-61.38	-66.36	-36.00
<i>MSSSIM</i>	19.20	74.33	59.75	-10.74	88.03	61.90	16.96	10.64	68.19	53.05	44.13
<i>VIF</i>	22.98	59.54	58.72	-13.09	82.04	62.70	14.22	10.46	66.80	69.83	43.42
<i>NIQE1</i>	0.89	-19.27	-20.12	3.31	9.60	8.99	13.83	11.51	-41.10	-22.90	-5.53
<i>NIQE2</i>	24.10	0.91	4.44	41.31	-7.33	3.47	39.88	15.51	-42.24	20.23	10.03
<i>VQM</i>	34.13	70.73	66.98	-3.70	80.60	69.31	20.13	16.56	73.00	59.55	48.73
<i>STRRED</i>	39.45	35.88	44.69	-15.26	69.66	33.75	-18.57	60.62	9.90	7.52	26.76

Pour conclure, il apparaît que les métriques existantes basées-images et vidéos ne sont pas adéquates pour l'évaluation de la qualité perceptuelle des maillages dynamiques, même

sous des conditions de tests avec des points de vues fixes. Une explication possible est que les éléments utilisés pour les métriques développées pour les images et vidéos sont optimisés pour l'évaluation perceptuelle de la qualité des images et vidéos naturelles, qui sont très différentes des maillages 3D et animations de maillages 3D. Une observation similaire a été signalée dans [RR01], étude dans laquelle les auteurs ont montré que généralement les métriques des images 2D ne sont pas adéquates pour l'évaluation de la qualité des objets 3D géométriques.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une étude comparative des différentes métriques de l'état de l'art pour l'évaluation de la qualité des maillages dynamiques. Grâce au nouveau corpus subjectif de maillages dynamiques, nous avons évalué à la fois les métriques existantes basées-modèles et celles basées-images et vidéos. Pour les métriques basées-modèles, nous avons utilisé les valeurs de *DMOS* établies dans les sessions avec-interactions, alors que pour les métriques basées-images et vidéos, nous avons utilisé les scores subjectifs des sessions sans-interaction durant lesquelles les points de vues ont été fixes.

Nous avons constaté que les performances des métriques basées-modèles dépassent les performances des métriques basées-images et vidéos qui fournissent généralement de faibles corrélations avec les scores subjectifs.

Pour développer de nouvelles métriques basées-images et vidéos pour évaluer les maillages 3D, il serait intéressant dans le futur d'étudier la particularité des images et vidéos de synthèse et les comparer aux images et vidéos de scènes naturelles. Il serait alors nécessaire de déterminer les caractéristiques importantes à considérer pour résoudre le problème de l'évaluation perceptuelle de la qualité de maillages 3D statiques et dynamiques.

Malgré l'avantage des métriques basées-modèles, il n'existe pas encore de métrique basée-modèle qui soit capable de juger avec haute fidélité la qualité de tous les maillages subissant n'importe quelle dégradation. Il serait donc intéressant de développer d'autres métriques perceptuelles basées sur la comparaison des caractéristiques importantes extraites de maillages 3D dynamiques. Les métriques à développer doivent capturer à la fois les distorsions spatiales et les distorsions temporelles, ainsi que l'effet conjoint de ces deux types de dégradations. Elles doivent aussi donner des mesures robustes et cohérentes inter-modèles et inter-distorsions. Dans ce cadre, nous présentons dans le chapitre suivant une nouvelle métrique basée-modèle de type référence-réduite qui sera capable d'évaluer perceptuellement la qualité des maillages dynamiques subissant les différents types de dégradations.

Métrique objective à référence-réduite pour la qualité perceptuelle des maillages 3D statiques et dynamiques

Sommaire

5.1	Introduction	91
5.2	Pipeline de l'approche	93
5.2.1	Descripteurs utilisés	95
5.2.2	Construction des histogrammes et paramètres de l'apprentissage et de la prédiction	100
5.2.3	Régression SVM	101
5.2.4	Détails d'implémentation et protocole de test	102
5.3	Résultats expérimentaux	103
5.4	Application pour la quantification des coordonnées des sommets	108
5.5	Perspectives pour l'amélioration des performances de <i>RRMPQM</i> avec les maillages dynamiques	109
5.6	Conclusion	111

5.1 Introduction

L'objectif du développement d'une métrique pour l'évaluation objective de la qualité de maillages statiques et dynamiques est d'estimer avec fidélité la qualité perçue et de fournir une forte corrélation avec les mesures de scores subjectifs. Une telle métrique pourrait être déployée pour l'évaluation et la comparaison des résultats visuels de différents algorithmes de traitements de maillages 3D comme la compression ou bien le tatouage.

Comme présenté dans l'introduction de ce mémoire, les métriques objectives peuvent être classées selon la présence d'information issue du maillage de référence. Dans ce cadre, une métrique dite avec-référence complète (FR : *Full-reference*) nécessite la présence de

toute l'information issue du maillage initial de référence pour estimer la qualité d'un maillage dégradé. Une métrique dite sans-référence (NR : *No-reference*) ne nécessite la présence d'aucune information du maillage initial de référence pour estimer la qualité d'un maillage dégradé. Une métrique avec référence-réduite (RR : *Reduced-reference*) utilise une information partielle extraite du maillage de référence pour évaluer un maillage dégradé. La figure 5.1 présente un scénario d'utilisation d'une métrique à référence-réduite pour l'évaluation d'un maillage dégradé après transfert sur un réseau avec pertes. À la réception, la qualité du maillage peut être évaluée en utilisant les informations partielles extraites du maillage original et envoyées sans perte par l'émetteur sur un canal de communication auxiliaire. L'objectif d'une telle métrique avec référence-réduite est de limiter le volume d'informations à envoyer tout en gardant de bonnes performances de prédiction de la qualité perçue des maillages 3D.

En 2013, Lavoué et al. ont proposé dans [LCB13] une métrique de type avec-référence fondée sur l'apprentissage des combinaisons optimales de plusieurs attributs géométriques pour l'estimation de la qualité perçue des maillages statiques. Dans ce chapitre, nous présentons une nouvelle métrique de type référence-réduite fondée sur l'apprentissage automatique pour la comparaison des descripteurs extraits sur les maillages 3D de références et sur les maillages dégradés. Cette nouvelle métrique est intitulée *RRMPQM* (*Reduced-Reference Mesh Perceptual Quality Metric*). Dans notre nouvelle approche, nous utiliserons les distributions d'un descripteur spatial, de deux descripteurs temporels et de trois descripteurs spatio-temporels. Ces descripteurs sont saillants pour la perception humaine et permettent d'évaluer avec référence-réduite la qualité perçue de maillages 3D dynamiques dégradés. En utilisant uniquement le descripteur spatial, la métrique *RRMPQM* permettra d'évaluer avec efficacité la qualité perceptuelle des maillages 3D statiques.

Dans la deuxième section de ce chapitre, nous introduisons les descripteurs utilisés et la méthode d'apprentissage automatique et de prédiction fondée sur un schéma de régression par Séparateurs à Vastes Marges SVM (ou *Support Vector Machines*). Dans la troisième section, nous présentons les résultats expérimentaux de cette nouvelle approche sur la base de données subjectives développées pour les maillages dynamiques (*cf.* Chapitre 3) et sur les corpus existants dédiés aux maillages statiques. Dans la quatrième section, nous illustrons une application de cette métrique à référence-réduite pour la quantification de coordonnées de sommets de maillages dynamiques.

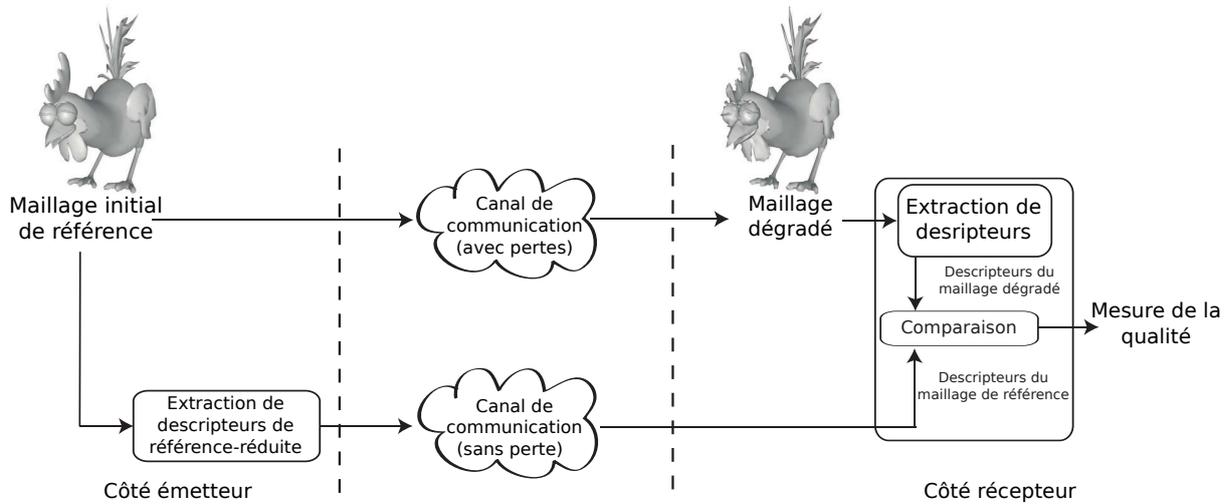


FIGURE 5.1 – Scénario d'utilisation d'une métrique avec référence-réduite pour l'évaluation des maillages transférés entre deux utilisateurs.

5.2 Pipeline de l'approche

Notre nouvelle métrique à référence-réduite *RRMPQM* utilise des informations partielles extraites à partir du maillage initial de référence pour prédire la qualité d'un maillage dégradé donné. Les informations de la référence-réduite, extraites du côté émetteur, contiennent les paramètres nécessaires à la construction des histogrammes des distributions des 6 descripteurs utilisés ($\{\mathcal{D}_1 \dots \mathcal{D}_6\}$). Dans la figure 5.2-(b), nous présentons la distribution des valeurs du descripteur spatial (\mathcal{D}_1) calculé sur le maillage de LionVase. Comme le montrent les sections suivantes, les histogrammes de descripteurs utilisés dans notre approche sont sensibles aux différentes dégradations avec les différentes intensités. Ils sont cohérents et reflètent la qualité perceptuelle des maillages 3D. Ces histogrammes de distributions de descripteurs présentent aussi l'avantage d'être bien approximés par un modèle mathématique, ce qui rend possible la réduction du volume d'information de référence-réduite à transmettre. La quantité d'information à transmettre est de 3 scalaires pour chaque descripteur, soit 18 scalaires en tout pour les maillages dynamiques et 3 scalaires seulement pour les maillages statiques.

Les différentes étapes réalisées du côté récepteur pour l'évaluation de la qualité d'un maillage dégradé en utilisant notre approche sont présentées en figure 5.3. Les descripteurs utilisés dans *RRMPQM* seront détaillés dans la section 5.2.1. La section 5.2.2 sera consacrée à la méthode mise en œuvre pour la construction des histogrammes des distributions de descripteurs. Elle sera également consacrée à la présentation de tous les paramètres

supplémentaires nécessaires pour le calcul de la métrique $RRMPQM$.

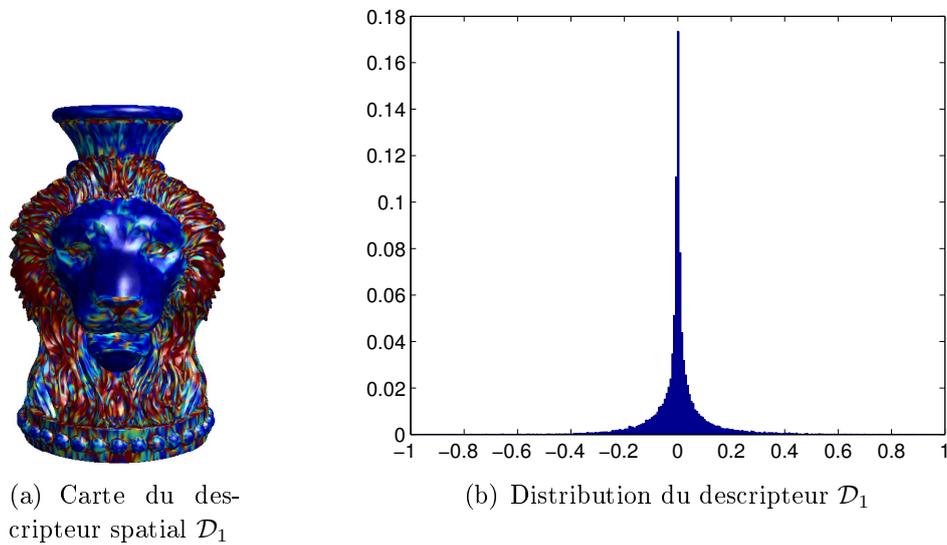


FIGURE 5.2 – Distribution et carte de chaleur du descripteur spatial \mathcal{D}_1 utilisé dans $RRMPQM$ et calculé sur le maillage LionVase. (a)- Carte du descripteur spatial qui mesure la rugosité de la surface : les couleurs chaudes correspondent aux valeurs les plus élevées et (b)- distribution du descripteur spatial calculé sur LionVase.

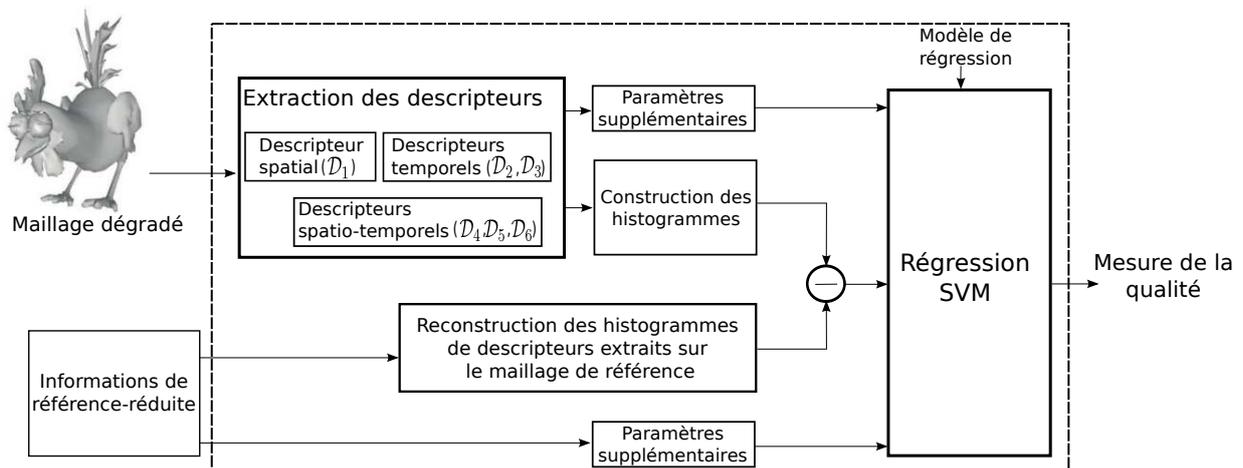


FIGURE 5.3 – Pipeline de la métrique objective à référence-réduite pour la mesure de la qualité perceptuelle de maillages dégradés (côté récepteur). Le schéma présente les étapes nécessaires pour l'estimation de la qualité d'un maillage dégradé à partir des informations extraites du maillage de référence. Le symbole “-” représente l'opération de calcul des différences d'histogrammes de descripteurs.

5.2.1 Descripteurs utilisés

L'intégration des paramètres extraits de descripteurs pertinents pour la perception visuelle humaine est un élément clé pour produire une métrique de qualité perceptuelle fiable. Notre choix des descripteurs de référence-réduite est guidé par leur capacité à décrire avec fidélité le contenu spatial, temporel et spatio-temporel des maillages de références. Il est également guidé par leur capacité à évaluer correctement l'effet de chaque type et intensité de dégradation. Une métrique de type avec référence-réduite doit aussi profiter de la complémentarité des différents descripteurs inclus dans l'opération d'estimation de la qualité perceptuelle. Notre métrique objective intègre un descripteur spatial (\mathcal{D}_1), deux descripteurs temporels (\mathcal{D}_2 et \mathcal{D}_3) et trois descripteurs spatio-temporels (\mathcal{D}_4 , \mathcal{D}_5 et \mathcal{D}_6).

5.2.1.1 Descripteur Spatial

Le descripteur spatial (descripteur \mathcal{D}_1) sélectionné pour la métrique RRMPQM est une estimation de la rugosité locale de la surface en chaque sommet s_{ik} (sommet avec l'indice i appartenant à chaque trame k du maillage dynamique). Le Laplacien de la courbure gaussienne est le descripteur de rugosité choisi pour notre métrique. La rugosité locale est estimée en chaque sommet s_{ik} selon l'expression :

$$\mathcal{D}_1^{(ik)} = GC_{ik} + \frac{\sum_{j \in N_i^{(S)}} D_{ij} \cdot GC_{jk}}{D_{ii}}, \quad (5.1)$$

où $N_i^{(S)}$ sont les sommets voisins de s_{ik} , et GC_{ik} mesure l'estimation de la courbure gaussienne calculée en fonction des angles incidents α_l à chaque sommet s_{ik} . Pour des raisons de simplicité de notations, l'indice k est ignoré dans les symboles $N_i^{(S)}$, D_{ij} et D_{ii} . L'estimation de la courbure gaussienne est donnée par $(2\pi - \sum \alpha_l)$ avec $l \in N_i^{(F)}$ ($N_i^{(F)}$ étant les facettes incidentes au sommet s_{ik} , voir [WTM12]). La matrice D dans l'équation (5.1) désigne la matrice du Laplacien discrétisé. Elle est définie par :

$$\begin{cases} D_{ij} &= \frac{\cot(\beta_{ij}) + \cot(\beta'_{ij})}{2} \\ D_{ii} &= -\sum_j D_{ij} \end{cases}, \quad (5.2)$$

où β_{ij} et β'_{ij} sont les deux angles opposés à l'arête (i, j) (voir l'illustration de la figure 5.4). Cette estimation de rugosité a été utilisée dans le développement de la métrique objective *FMPD* présentée par Wang et al. [WTM12] pour l'estimation de la qualité des maillages statiques en se basant sur un critère de différence de rugosité globale (*cf.* chapitre 1). Dans notre métrique *TPDM* destinée aux maillages statiques, nous avons utilisé le Laplacien de la courbure moyenne pour une modulation de mesure objective en fonction de la rugosité. Cette estimation est similaire à l'estimation de rugosité de \mathcal{D}_1 (*cf.* chapitre 2). Contrairement aux approches évoquées dans les métriques statiques existantes, nous utilisons dans

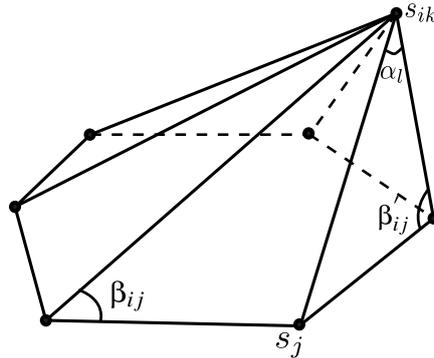


FIGURE 5.4 – Éléments géométriques utilisés pour le calcul du Laplacien et de la courbure gaussienne.

la métrique *RRMPQM* la distribution des valeurs de ce descripteur pour mesurer et distinguer les différentes distorsions spatiales.

La figure 5.5-(a) illustre la distribution du descripteur \mathcal{D}_1 pour le maillage dynamique de référence Armadillo et les deux histogrammes pour le même maillage dégradé d'une part avec un bruit pondéré par la rugosité ($DMOS = 4.39$)¹, d'autre part avec un bruit inversement pondéré par la rugosité ($DMOS = 4.87$). Ces distorsions sont celles du type SM_1 de notre corpus de maillages dynamiques. Les histogrammes de \mathcal{D}_1 sont symétriques, centrés et présentent un pic haut sur "0". Nous remarquons que la distribution du maillage plus fortement dégradé sur les régions lisses présente un histogramme plus aplati que le maillage plus fortement dégradé sur les régions de fortes rugosités. Ce comportement est en cohérence avec le mécanisme de masquage spatial qui caractérise la perception humaine et avec les valeurs de *DMOS*. La figure 5.6 présente les distributions des valeurs du descripteur \mathcal{D}_1 extraites sur des maillages statiques. La figure 5.6-(a) présente une illustration de l'effet du bruit additif et du lissage sur les histogrammes de \mathcal{D}_1 . L'ajout de bruit aplatisse l'histogramme, alors que le lissage agit d'une manière inverse sur l'histogramme de distribution de \mathcal{D}_1 . D'une manière similaire à l'exemple du masquage spatial appliqué au maillage dynamique présenté dans la figure 5.5-(a), nous présentons dans la figure 5.6-(b) l'histogramme du maillage LionVase et les distributions du même maillage avec un bruit ajouté sur les régions lisses et un bruit ajouté sur les régions de forte rugosité. Ce descripteur est encore une fois capable de capter l'effet de masquage spatial sur les maillages statiques en étant plus sensible aux dégradations qui affectent les régions lisses.

1. Les valeurs de *DMOS* présentées dans ce chapitre correspondent aux résultats subjectifs des expériences avec-interactions de notre corpus de maillages dynamiques (cf. Chapitre 3)

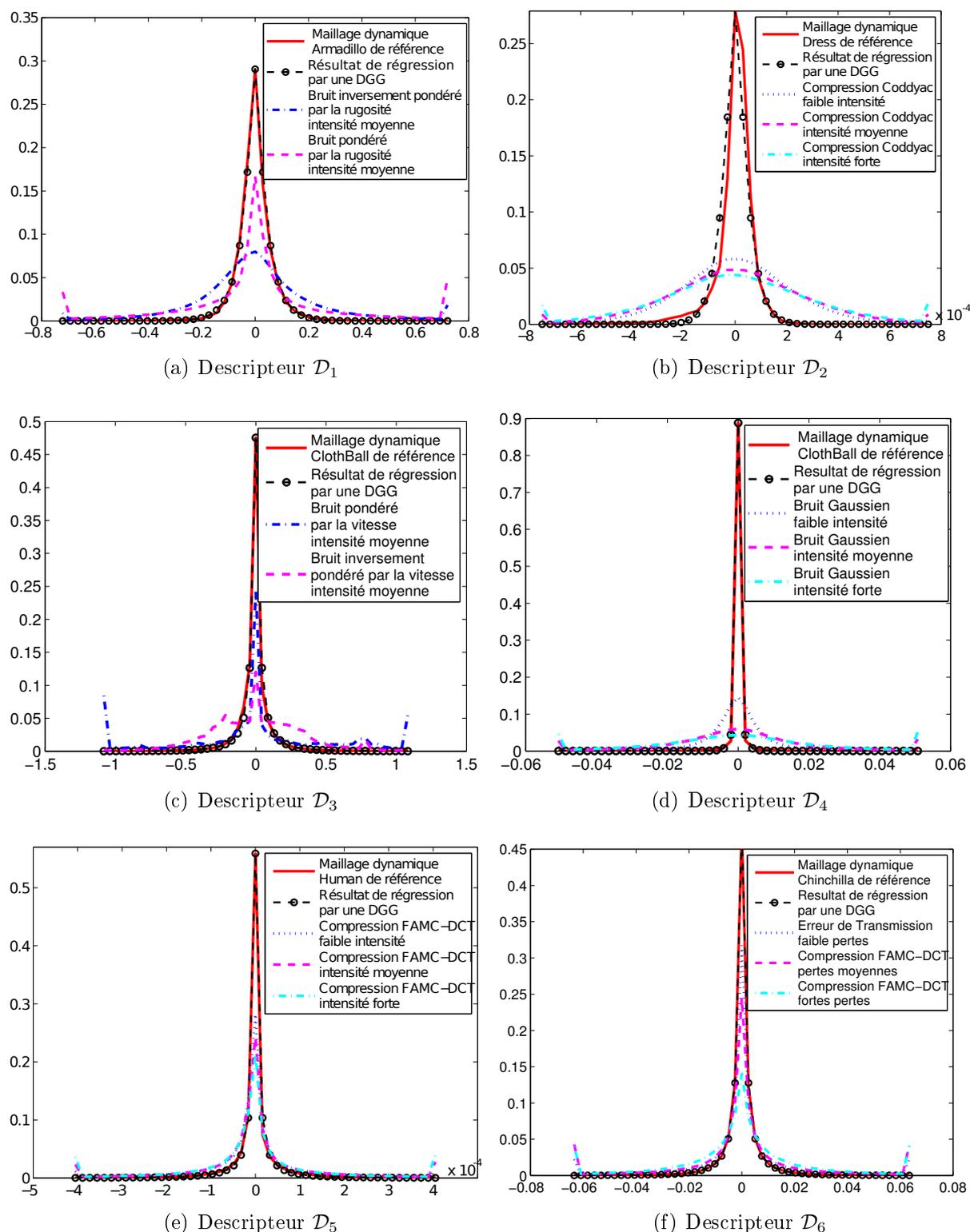


FIGURE 5.5 – Histogrammes des différents descripteurs utilisés sur les maillages de référence (courbes en rouge) et les maillages dégradés par différents types et intensités de dégradations. Les courbes de régression par une DGG (Distribution Gaussienne Généralisée) sont présentées (courbes en noir) pour chaque maillage de référence.

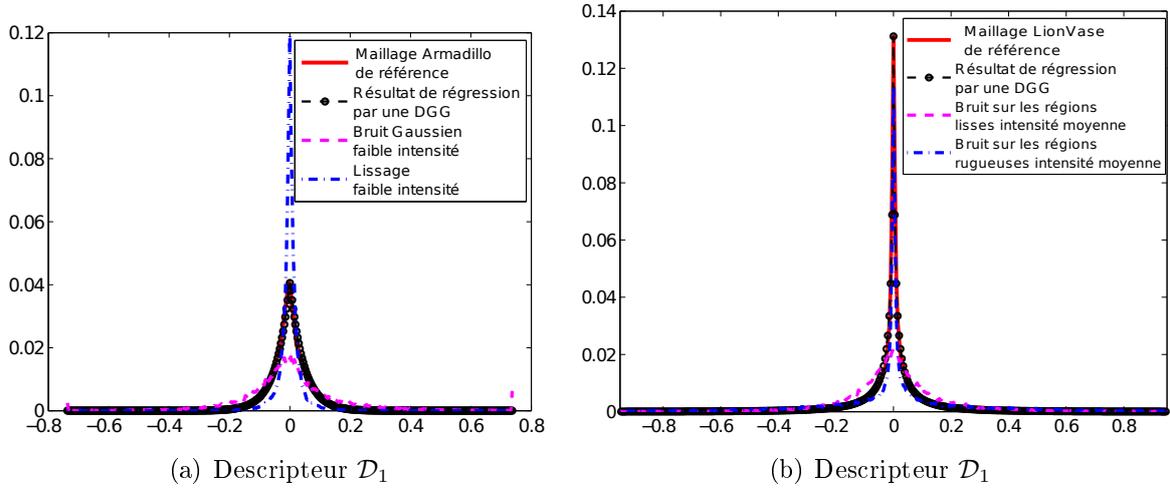


FIGURE 5.6 – Distribution des valeurs du descripteur \mathcal{D}_1 extraites sur des maillages statiques. (a)- illustration de l’effet du bruit additif et du lissage sur les histogrammes de \mathcal{D}_1 , et (b)- illustration de l’effet de bruits de simulation d’effet de masquage sur la distribution de \mathcal{D}_1 . Les courbes de régression par une DGG (Distribution Gaussienne Généralisée) sont présentées (courbes en noir) pour chaque maillage de référence. Le maillage de Armadillo est celui de la base de données de maillages statiques de LIRIS/EPFL à usage général et le maillage LionVase est celui de la base de données de masquage spatial de LIRIS.

5.2.1.2 Descripteurs temporels

Pour évaluer la qualité perceptuelle de maillages 3D dynamiques, il est important de considérer les distorsions temporelles. Comme présenté dans le chapitre 4, les métriques statiques existantes, malgré leur efficacité sur les maillages statiques, ne sont pas capables de prédire la qualité perçue des maillages dynamiques dégradés.

Afin de bien évaluer les distorsions qui affectent l’information temporelle des maillages dynamiques, nous avons inclus dans *RRMPQM* deux descripteurs temporels. Ces descripteurs évaluent la cohérence des déplacements des sommets des maillages en mesurant la variation temporelle de la vitesse de déplacement de ces sommets (\mathcal{D}_2) ainsi que la variation temporelle des angles des vecteurs de déplacement (\mathcal{D}_3).

La mesure de vitesse des déplacements, notée ν_{ik} , est calculée sur chaque sommet s_{ik} comme étant la moyenne des normes des vecteurs de déplacement dans une fenêtre temporelle centrée sur la trame k et de largeur de 3 trames. Les mesures ν_{ik} considèrent donc les moyennes des vitesses des trames précédentes et trames suivantes. Ces mesures de vitesse de déplacement sont normalisées par la longueur moyenne des diagonaux des boîtes englobantes de toutes les trames de la séquence dynamique.

La variation temporelle de vitesse de déplacement des sommets est ensuite calculée selon

l'équation :

$$\mathcal{D}_2^{(ik)} = \nu_{ik} - \frac{\sum_{w=1}^{\lfloor W/2 \rfloor} (\nu_{i(k-w)} + \nu_{i(k+w)})}{W-1}, \quad (5.3)$$

où W , nombre impair, représente la taille de la fenêtre temporelle de comparaison de vitesses de déplacement centrée sur la trame k . Cette fenêtre est fixée à 3 trames pour tous les descripteurs temporels et spatio-temporels.

Les angles des vecteurs de déplacement, notés ϕ_{ik} sont calculés sur chaque sommet s_{ik} du maillage dynamique, en utilisant les vecteurs de déplacement précédents et suivants, comme étant les angles entre 2 vecteurs de déplacement dans 3 trames successives. Le deuxième descripteur temporel \mathcal{D}_3 mesure la variation temporelle des angles de vecteurs de déplacement. Il est calculé de la même manière présentée dans l'équation (5.3) en remplaçant ν_{ik} par ϕ_{ik} .

La figure 5.5-(b) illustre la distribution du descripteur \mathcal{D}_2 pour le maillage dynamique de référence Dress et le même maillage dégradé par une compression *CODDYAC*. Nous remarquons la sensibilité de ce descripteur pour ce type de dégradation qui provoque à la fois des dégradations temporelles et spatiales.

La figure 5.5-(c) illustre la distribution du descripteur \mathcal{D}_3 pour le maillage dynamique de référence ClothBall et le même maillage dégradé d'une part avec un bruit pondéré par la vitesse de déplacement ($DMOS = 0.65$), d'autre part avec un bruit inversement pondéré par la vitesse de déplacements ($DMOS = 2.83$). Ces distorsions sont de type TM_2 de notre corpus de maillages dynamiques. À partir de cette figure nous remarquons que l'effet des distorsions appliquées de manière plus forte sur les régions lentes est plus important que l'effet des distorsions appliquées sur les régions rapides, ce qui est cohérent avec les mesures subjectives $DMOS$ de ces deux maillages dégradés.

5.2.1.3 Descripteurs spatio-temporels

Il est important de noter que certains types de distorsions réalistes comme les distorsions de compression et erreurs de transmission dégradent d'une manière complexe la géométrie et les mouvements de maillages. Il est important d'intégrer des descripteurs spatio-temporels dans *RRMPQM* pour évaluer la qualité perçue des maillages dynamiques.

Pour intégrer l'effet conjoint des distorsions spatiales et temporelles, nous avons inclus dans notre métrique trois descripteurs spatio-temporels notés \mathcal{D}_4 , \mathcal{D}_5 et \mathcal{D}_6 . Ces descripteurs jouent un rôle complémentaire avec le descripteur spatial (\mathcal{D}_1) et les descripteurs temporels (\mathcal{D}_2 et \mathcal{D}_3)

Le descripteur spatio-temporel \mathcal{D}_4 mesure la variation temporelle de la rugosité locale des surfaces de maillages dynamiques. La rugosité locale de surface correspond au descripteur \mathcal{D}_1 précédemment présenté. La variation temporelle est calculée en utilisant l'équation (5.3) mais en remplaçant ν_{ik} par $\mathcal{D}_1^{(ik)}$. Ce descripteur évalue la cohérence de la rugosité au cours du temps dans une fenêtre temporelle de W trames. Dans la figure 5.5-(d) nous présentons

l'intérêt des mesures de \mathcal{D}_4 pour l'évaluation des dégradations par ajout de bruit aléatoire Gaussien. Ce descripteur présente une forte sensibilité sur l'exemple de distributions de \mathcal{D}_4 calculées sur le maillage de référence ClothBall et le même maillage dégradé par un bruit Gaussien.

Les descripteurs spatio-temporels \mathcal{D}_5 et \mathcal{D}_6 évaluent la cohérence spatiale des mesures de vitesses de déplacement et angles formés par les vecteurs de déplacement sur chaque sommet s_{ik} . Ces deux descripteurs sont calculés par la même estimation du Laplacien sur la base des angles cotangents présentée dans la section 5.2.1.1 en remplaçant GC_{ik} dans l'équation (5.1) par les mesures de vitesse des sommets ν_{ik} (pour le descripteur \mathcal{D}_5) et les mesures d'angles entre les vecteurs de déplacement ϕ_{ik} (pour le descripteur \mathcal{D}_6). Dans les figures 5.5-(e) et 5.5-(f), les distributions des descripteurs \mathcal{D}_5 et \mathcal{D}_6 sont présentées pour les deux maillages dynamiques de référence Human et Chinchilla avec les différentes intensités de dégradations d'une part par compression *FAMC-DCT* (figure 5.5-(e)) et d'autre part avec les dégradations dues aux pertes de transmission sur réseaux (figure 5.5-(f)). Ces deux descripteurs permettent la distinction des différentes attaques en faisant varier les intensités.

5.2.2 Construction des histogrammes et paramètres de l'apprentissage et de la prédiction

Notre métrique *RRMPQM* utilise principalement les histogrammes des différents descripteurs $\{\mathcal{D}_1 \dots \mathcal{D}_6\}$ présentés dans le paragraphe précédent pour l'apprentissage automatique et la prédiction de la qualité de maillages dégradés. Les histogrammes de distributions des descripteurs d'un maillage dégradé et du maillage initial de référence sont calculés dans la dynamique $[-a \Omega_j, +a \Omega_j]$, où Ω_j est la moyenne de la valeur absolue de chaque descripteur \mathcal{D}_j extraite du maillage de référence et transmise comme un paramètre de référence-réduite. Cette méthode permet l'alignement des histogrammes pour les comparer avec efficacité. Le paramètre a est un facteur d'échelle sélectionné pour tous les descripteurs de notre métrique et est fixé à 15.

Afin de réduire la taille de l'information référence-réduite à transmettre pour permettre l'évaluation de la qualité d'un maillage dégradé, nous avons utilisé une régression par un modèle de Distribution Gaussienne Généralisée (DGG) avec l'espérance mathématique égale à zéro. Une approche similaire a été utilisée dans une métrique à référence-réduite [WS05] ainsi que dans une autre métrique sans-référence [TJK11] pour les images 2D naturelles. Le modèle de DGG avec l'espérance mathématique égale à zéro est donné par :

$$\rho(x; \mu, \lambda) = \frac{\lambda}{2\mu\Gamma(1/\lambda)} e^{-(|x|/\mu)^\lambda}, \quad (5.4)$$

où $\Gamma(a) = \int_0^\infty t^{a-1} e^{-t} dt$ est la fonction Gamma, μ et λ sont les paramètres d'échelle et de forme nécessaires pour la reconstruction des histogrammes des descripteurs des maillages

de références. Comme le montrent les figures 5.5 et 5.6, les histogrammes des descripteurs extraits sur les maillages de références sont très bien approximés par le modèle DGG.

Les éléments utilisés dans notre métrique *RRMPQM* pour chaque descripteur sont :

- Les différences des histogrammes du maillage de référence reconstruit et du maillage dégradé à évaluer.
- Les valeurs de la moyenne de la valeur absolue du descripteur pour le maillage dégradé.
- Les valeurs de la moyenne relative de la valeur absolue du descripteur pour le maillage dégradé par rapport au maillage de référence.
- Les deux paramètres μ et λ de régression de l'histogramme du maillage dégradé par un modèle DGG.
- Le rapport entre les valeurs des paramètres de régression (μ et λ) du descripteur calculés sur le maillage dégradé et le maillage de référence.

Ces éléments ont été concaténés pour former les caractéristiques relatives à chaque descripteur. Au total, notre métrique nécessite les valeurs de Ω_j , μ et λ pour chaque descripteur du maillage de référence pour mesurer la qualité d'un maillage, soit 3 scalaires pour les maillages statiques et 18 scalaires pour les maillages dynamiques à transmettre comme information de référence-réduite.

Les vecteurs de caractéristiques construits sont les entrées de régresseurs SVM que nous présentons dans le paragraphe suivant.

5.2.3 Régression SVM

Dans le schéma d'apprentissage de *RRMPQM*, trois régresseurs SVM sont utilisés pour le descripteur spatial (\mathcal{D}_1) qui forme à lui seul un groupe noté \mathcal{G}_1 , le groupe \mathcal{G}_2 qui est composé des descripteurs temporels (\mathcal{D}_2 et \mathcal{D}_3) et le groupe \mathcal{G}_3 qui est composé des descripteurs spatio-temporels (\mathcal{D}_4 , \mathcal{D}_5 et \mathcal{D}_6). Nous notons x_i^j le vecteur de caractéristiques relatif au groupe de descripteurs \mathcal{G}_j pour le maillage i ayant un score subjectif y_i . Les mesures *RRMPQM* sont obtenues par un schéma de régression $\epsilon - SVM$ [Vap95] pour résoudre le problème suivant :

$$\mathbf{w}^j = \arg \min_{\mathbf{w}} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_i \xi_i + C \sum_i \xi_i^*, \quad (5.5)$$

$$t.q. \begin{cases} \sum_n w_n^j k(x_i^j, x_n^j) + b^j - y_i \leq \epsilon + \xi_i \\ y_i - \sum_n w_n^j k(x_i^j, x_n^j) - b^j \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases}, \quad (5.6)$$

où k est la fonction noyau pour laquelle nous avons utilisé une fonction Gaussienne multi-variée *Radial Basis Function (RBF)* :

$$k(x, x_i) = \exp(-\gamma \|x - x_i\|^2). \quad (5.7)$$

La variable ϵ représente la déviation (erreurs) pour toutes les données de l'ensemble d'apprentissage. Les variables ξ_i et ξ_i^* sont des variables “ressort” (*slack variables*) représentant les erreurs individuelles d'apprentissage tolérées. Le paramètre C permet de contrôler le compromis entre l'erreur de régression tolérée et la largeur de la marge [Vap95, DBK*96, SS04].

Pour chaque groupe de descripteurs, les mesures de prédiction de qualité \bar{y}^j sont calculées selon l'expression :

$$\bar{y}^j = \sum_i k(x^j, x_i^j) w_i^j + b^j. \quad (5.8)$$

Pour les données de tests de la métrique, les trois résultats de prédiction sont par la suite combinés en utilisant une combinaison linéaire pondérée :

$$RRMPQM = \frac{\sum_j \psi_j \cdot \bar{y}^j}{\sum_j \psi_j}. \quad (5.9)$$

Les poids ψ_j de la combinaison linéaire sont définis par apprentissage pour chaque groupe de descripteurs dont les détails d'implémentation sont présentés dans la section suivante.

5.2.4 Détails d'implémentation et protocole de test

Dans notre implémentation, nous avons utilisé la bibliothèque *LIBSVM*² [CL11] pour effectuer l'optimisation et la régression.

Pour les maillages dynamiques, tous les histogrammes des descripteurs utilisés dans *RRMPQM* ont été échantillonnés uniformément sur 51 points dans l'intervalle $[-a \Omega_j, +a \Omega_j]$, avec un point situé sur la valeur zéro. Pour les maillages statiques, les histogrammes du descripteur spatial sont échantillonnés sur 401 points. Nous notons que le nombre de points n'affecte pas la quantité d'information de référence-réduite à transmettre mais change la dimension des vecteurs de caractéristiques fournis à SVM. En concaténant tous les paramètres d'apprentissage et de prédiction comme décrit dans la section 5.2.2, la dimension des caractéristiques pour les maillages statiques est de 407 en utilisant le descripteur spatial uniquement. La dimension des caractéristiques pour les maillages dynamiques en utilisant les 6 descripteurs est de 342. La dimension du vecteur de caractéristiques est plus importante pour les maillages statiques, car nous avons utilisé un seul descripteur spatial dans le cadre de maillages statiques.

Les paramètres de régression présentés dans la section précédente ont été sélectionnés en utilisant une méthode de validation-croisée à partir de 5 sous-groupes (*5-folds*). Dans nos expériences pour l'évaluation des performances de *RRMPQM*, nous avons utilisé 50% des données sélectionnées aléatoirement comme données d'apprentissage et les 50% de données restantes pour les tests.

2. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/index.html>

Pour calculer les poids ψ_j de la combinaison linéaire des groupes de descripteurs de l'équation (5.9), nous avons utilisé 25% de l'ensemble de données d'apprentissage, et nous avons considéré les valeurs de corrélations linéaires de chaque groupe de descripteur appliqué indépendamment des autres groupes sur les 25% de données restantes de l'ensemble d'apprentissage. Nous avons répété l'opération avec 50 itérations en conservant les médianes des valeurs de corrélations comme les poids ψ_j . Les valeurs de ces poids reflètent la capacité de généralisation de chaque groupe de descripteurs. Les résultats des corrélations de *RRMPQM* avec les scores subjectifs seront présentés dans la section suivante.

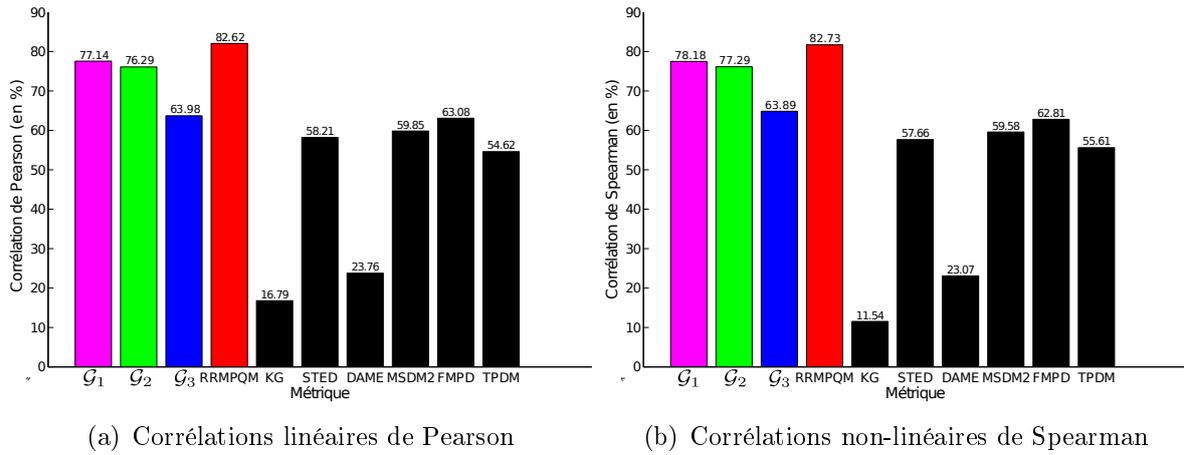


FIGURE 5.7 – Résultats de corrélations de *RRMPQM* et des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de notre corpus de maillages dynamiques. Les figures présentent les valeurs de corrélations de chaque groupe de descripteurs (\mathcal{G}_1 , \mathcal{G}_2 et \mathcal{G}_3) sur le corpus de maillages dynamiques dégradés. Ainsi que les médianes de mesures de corrélations sur 50 itérations.

5.3 Résultats expérimentaux

Pour évaluer les performances de notre nouvelle métrique *RRMPQM* sur notre corpus de maillages dynamiques, nous présentons dans la figure 5.7 les résultats de corrélations linéaires de Pearson (figure 5.7-(a)) et les résultats de corrélations non-linéaires de Spearman (figure 5.7-(b)) des mesures objectives avec les scores subjectifs. Dans les deux figures, nous présentons aussi les corrélations de chaque groupe de descripteurs (\mathcal{G}_1 , \mathcal{G}_2 et \mathcal{G}_3) utilisés dans la métrique pour quantifier les performances de chaque type de descripteur. Les résultats présentés sont calculés en utilisant d'une manière aléatoire 50% de données comme ensemble d'apprentissage et 50% de données restantes du corpus comme ensemble de test. Nous évaluons les performances des métriques (b) en conservant la valeur médiane après 50

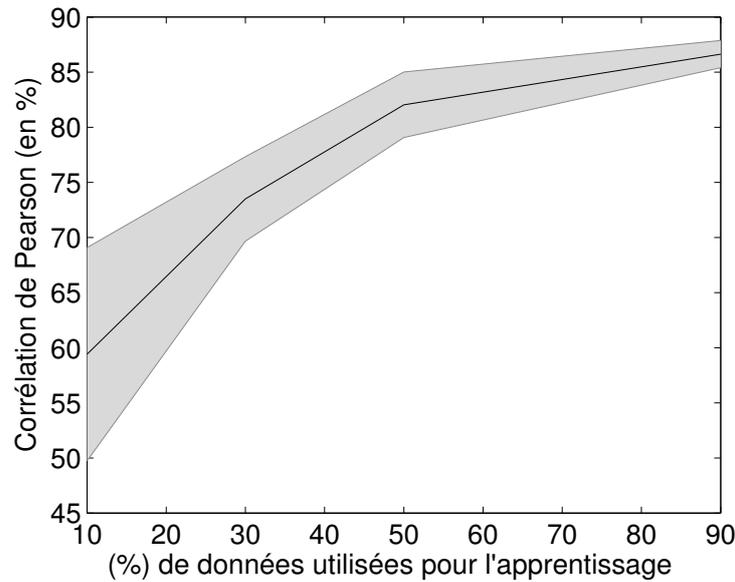


FIGURE 5.8 – Corrélations linéaires de Pearson en fonction des proportions utilisées comme données d'apprentissage pour *RRMPQM*. Nous présentons avec les mesures de corrélations les valeurs d'écart-types pour chaque mesure.

itérations.

En se reposant sur les corrélations linéaires et non-linéaires, nous remarquons que les groupes de descripteurs spatiaux (\mathcal{G}_1) et temporels (\mathcal{G}_2) ont des corrélations linéaires (77.14 et 76.29) et non-linéaires (78.18 et 77.29) plus importantes que les corrélations du groupe de descripteurs spatio-temporels (63.98 et 63.89). Néanmoins, ces descripteurs sont complémentaires et l'ajout de ces descripteurs spatio-temporels améliore les performances globales de notre métrique.

Notre nouvelle métrique perceptuelle *RRMPQM* donne les valeurs de corrélations les plus importantes (82.62% et 82.73%) par rapport aux autres métriques existantes (*KG*, *STED*, *DAME*, *MSDM2*, *FMPD* et *TPDM*).

Nous avons étudié les performances de la métrique *RRMPQM* vis-à-vis des proportions de données utilisées pour l'apprentissage et les tests/prédictions. La figure 5.8 représente l'évolution des performances de la prédiction de la qualité perceptuelle des maillages dynamiques en fonction des tailles de données d'apprentissage. Les mesures de corrélation linéaire sont croissantes en fonction de la taille des données d'apprentissage, ces corrélations sont acceptables en utilisant 50% des données pour l'apprentissage (138 maillages) et le reste pour la prédiction.

On présente dans les figures 5.9, 5.10, 5.11 et 5.12 les résultats de corrélations de *RRMPQM* en utilisant uniquement le premier descripteur pour prédire la qualité des maillages 3D statiques. Ces figures présentent respectivement les performances de

RRMPQM sur la base de données de LIRIS/EPFL à usage général, la base de données de masquage spatial de LIRIS, la base de données de l'IEETA de maillages simplifiés et la base de données de compression de l'UWB.

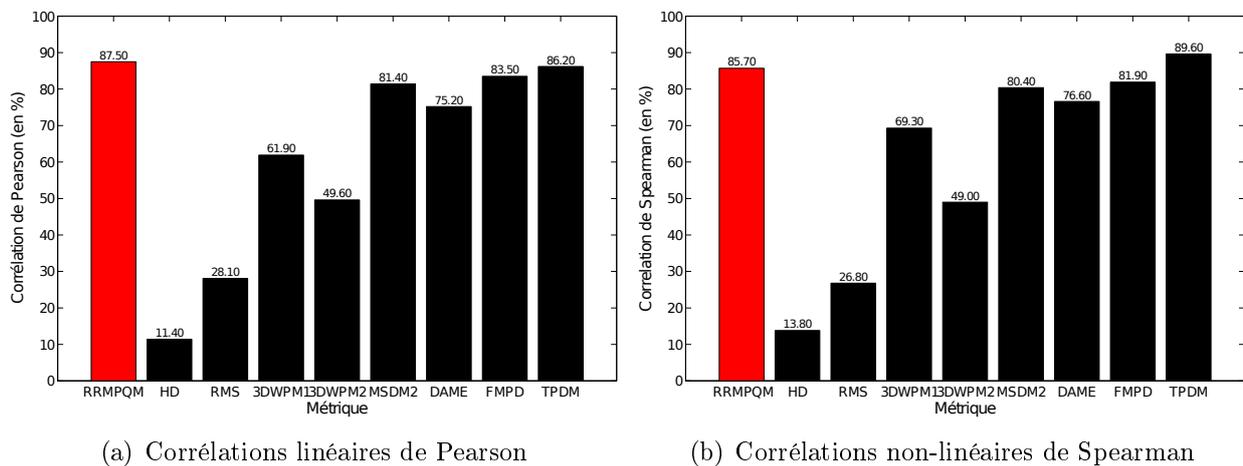


FIGURE 5.9 – Résultats de corrélations linéaires (de Pearson) et non-linéaires (de Spearman) de *RRMPQM* et des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de la base de données à usage général de LIRIS/EPFL.

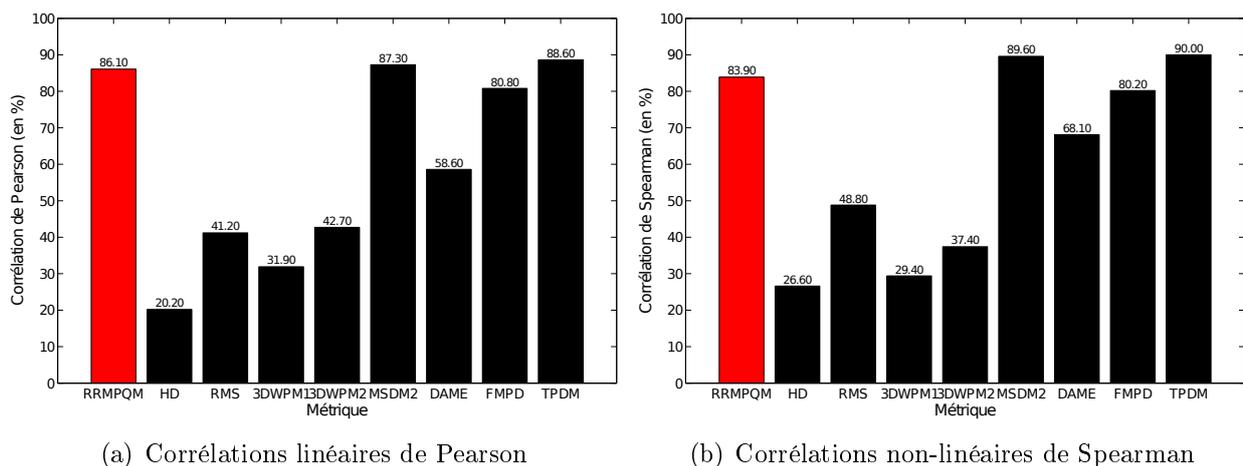


FIGURE 5.10 – Résultats de corrélations linéaires (de Pearson) et non-linéaires (de Spearman) de *RRMPQM* et des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de la base de données de masquage spatial de LIRIS.

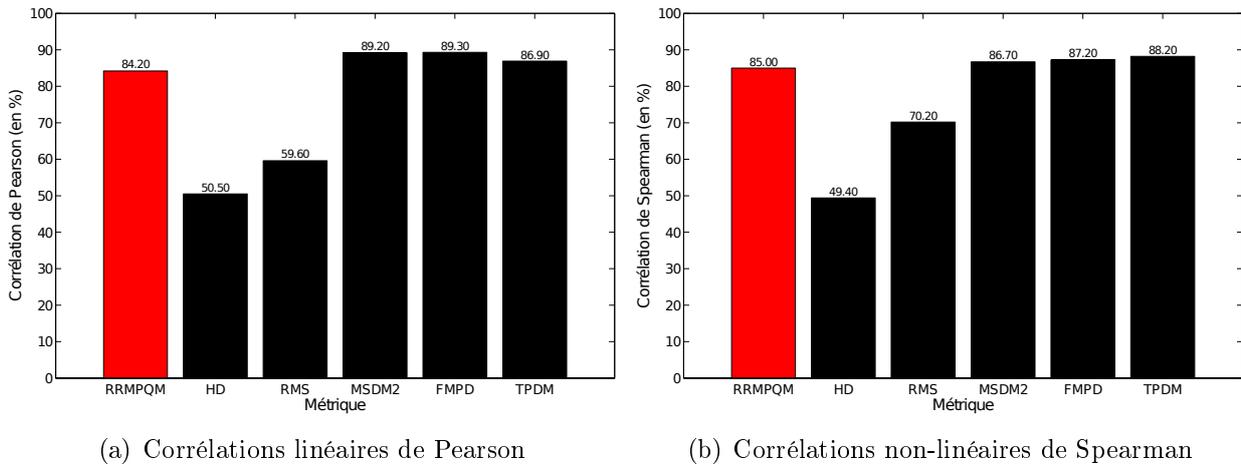


FIGURE 5.11 – Résultats de corrélations linéaires (de Pearson) et non-linéaires (de Spearman) de *RRMPQM* et des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de la base de données de l'IEETA de maillages statiques simplifiés.

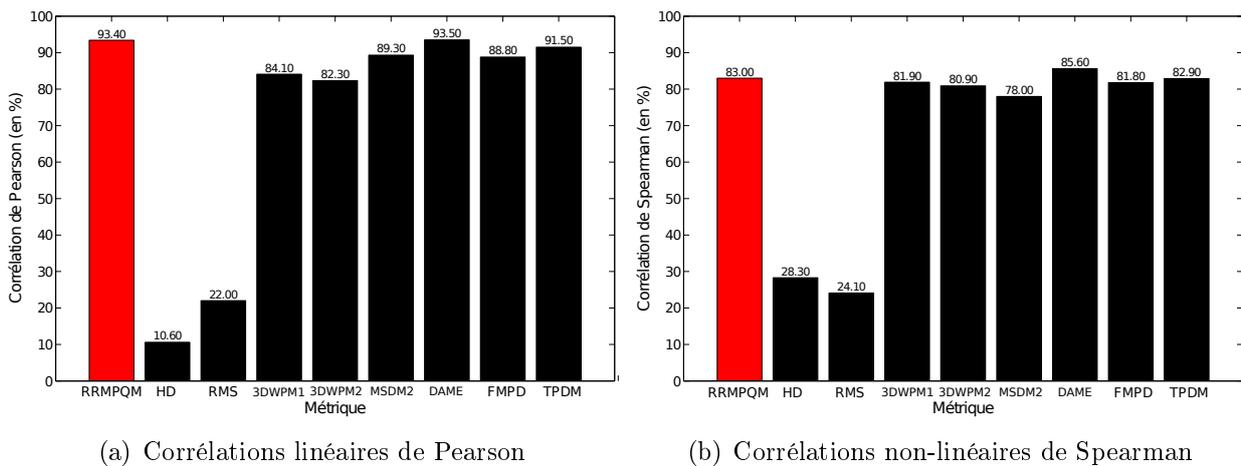


FIGURE 5.12 – Résultats de corrélations linéaires (de Pearson) et non-linéaires (de Spearman) de *RRMPQM* et des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs de la base de données de compression de l'UWB.

D'une manière générale, les mesures de corrélations linéaires et non-linéaires de *RRMPQM* sont assez élevées et comparables aux performances des métriques existantes. Néanmoins, *RRMPQM* présente l'avantage d'être une métrique à référence-réduite et donc plus adaptée au contexte d'utilisations que nous avons déjà évoqué dans la section 5.1. On note que les résultats de corrélations sur la base de données à usage général (la figure 5.9) sont les résultats les plus significatifs car cette base de données contient un

nombre assez important de maillages statiques (84) évalués subjectivement. Les autres corpus contiennent un nombre limité de maillages dégradés et donc *RRMPQM* ne dispose pas d'assez de données pour l'apprentissage.

Les tableaux 5.1 et 5.2 présentent les valeurs de corrélations linéaires et non-linéaires de la métrique *RRMPQM* et celles des métriques existantes pour chaque type de distorsion du corpus de maillages dynamiques. Comme indiqué dans le chapitre 4, l'efficacité des métriques existantes sur ce corpus est très limitée. Par rapport à cette observation, la nouvelle métrique *RRMPQM* offre généralement de meilleures corrélations sur les distorsions du corpus de maillages dynamiques. Cependant, *RRMPQM* présente des limitations avec les distorsions de type TM_2 et les distorsions introduites par la simulation des erreurs de transmission sur réseaux. Les corrélations non-linéaires de ces deux types de distorsions sont respectivement à 28.57% et 66.02% qui sont des corrélations assez réduites par rapport à la corrélation non-linéaire globale de la métrique (82.73%). Ces deux types de distorsions présentent des effets temporels et spatio-temporels assez particuliers par rapport aux autres types de distorsions du corpus ce qui provoque des difficultés pour notre métrique à bien prédire la qualité. En conclusion, notre métrique à référence-réduite permet l'évaluation perceptuelle avec des corrélations généralement acceptables par rapport aux évaluations subjectives. Ces performances doivent néanmoins être améliorées et éventuellement validées sur d'autres (futurs) corpus annotés subjectivement qui intègrent d'autres maillages statiques et dynamiques et d'autres types de dégradations.

TABLEAU 5.1 – Corrélations linéaires de Pearson (r_p en % classés selon les types de distorsions) de la métrique *RRMPQM* et des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs du corpus. En gras les valeurs de r_p les plus élevées fournies par la meilleure métrique pour chaque type de distorsion (en colonnes) ou pour tout le corpus (dernière colonne).

Métrique	Uniforme	Gaussien	SM_1	SM_2	TM_1	TM_2	<i>FAMC</i>	<i>CODDYAC</i>	Transmission	Tous
<i>KG</i>	30.35	28.70	40.90	48.31	57.28	-11.46	47.71	25.36	23.84	16.79
<i>STED</i>	47.93	49.31	66.42	74.58	64.73	5.68	64.09	45.78	53.27	58.21
<i>DAME</i>	12.13	14.39	43.01	36.83	23.35	-5.39	17.62	-5.37	34.77	23.76
<i>MSDM2</i>	65.54	56.14	72.90	81.57	44.25	-0.71	64.02	56.59	75.40	59.85
<i>FMPD</i>	67.86	58.62	66.54	62.86	57.74	21.95	69.84	71.83	61.62	63.08
<i>TPDM</i>	56.21	52.72	50.00	57.74	55.10	14.30	63.17	58.65	65.44	54.62
<i>RRMPQM</i>	81.88	85.01	74.82	88.10	70.13	25.59	80.26	71.69	66.45	82.62

TABLEAU 5.2 – Corrélations non-linéaires de Spearman (r_s en % classés selon les types de distorsions) de la métrique *RRMPQM* et des différentes métriques objectives avec les scores subjectifs du corpus. En gras les valeurs de r_s les plus élevées fournies par la meilleure métrique pour chaque type de distorsion (en colonnes) ou pour tout le corpus (dernière colonne).

Métrique	Uniforme	Gaussien	SM_1	SM_2	TM_1	TM_2	<i>FAMC</i>	<i>CODDYAC</i>	Transmission	Tous
<i>KG</i>	32.24	27.55	27.96	65.19	45.59	-0.52	51.99	40.67	58.93	11.54
<i>STED</i>	45.46	47.25	67.10	85.98	68.57	12.53	65.52	44.37	62.22	57.66
<i>DAME</i>	19.04	23.17	33.05	44.01	32.67	-16.94	24.40	0.31	33.15	23.07
<i>MSDM2</i>	66.48	52.17	72.19	80.41	40.98	-3.61	66.59	57.40	79.43	59.58
<i>FMPD</i>	63.59	57.29	67.67	61.58	54.00	25.32	63.60	71.25	68.08	62.81
<i>TPDM</i>	59.67	55.06	48.23	58.32	56.56	13.75	66.78	65.64	69.12	55.61
<i>RRMPQM</i>	80.64	82.96	73.89	82.66	69.07	28.57	81.05	72.90	66.02	82.73

5.4 Application pour la quantification des coordonnées des sommets

Comme indiqué dans le chapitre 2, la sélection de niveaux de quantification optimale est une tâche fastidieuse et dépendante de la nature du maillage traité. L’objectif de ce paragraphe est de présenter un exemple d’utilisation de notre métrique *RRMPQM* pour l’évaluation de la quantification des coordonnées de sommets de maillages 3D dynamiques. À travers cette application, nous essayons aussi de vérifier partiellement la capacité de généralisation de notre approche en mesurant la qualité perceptuelle de maillages dynamiques dégradés par des distorsions qui ne sont pas directement impliquées dans le corpus d’apprentissage. En effet, notre corpus de maillages dynamiques ne contient pas de distorsions de quantification isolées, mais la quantification est généralement l’une des étapes de compression. Dans notre application, nous avons utilisé quatre maillages dynamiques non existants dans notre corpus d’apprentissage. Ils sont identifiés par les noms CamelGallop, Snake, Mocap et Cloth. Les coordonnées de chaque sommet appartenant à chaque trame de la séquence sont quantifiées avec des niveaux allant de 8 *bpc* (bits par coordonnée) à 16 *bpc*. La figure 5.13 présente les courbes de variation de *RRMPQM* en fonction des niveaux de quantification. Nous avons utilisé toutes les données du corpus de maillages dynamiques (276 maillages dégradés) avec l’ajout des maillages de références avec des *DMOS* fixés à 0. Les résultats de prédictions présentés dans la figure 5.13 représentent les médianes de mesures objectives après 50 itérations d’apprentissage et de validation croisée.

Il est possible d’utiliser *RRMPQM* afin d’évaluer la qualité perceptuelle des maillages 3D dynamiques quantifiés. Par exemple, il serait possible d’utiliser *RRMPQM* avec un seuil à 2 comme critère d’évaluation perceptuel, afin de quantifier les maillages dynamiques tout en gardant une bonne qualité. Ces observations sont cohérentes avec les inspections visuelles

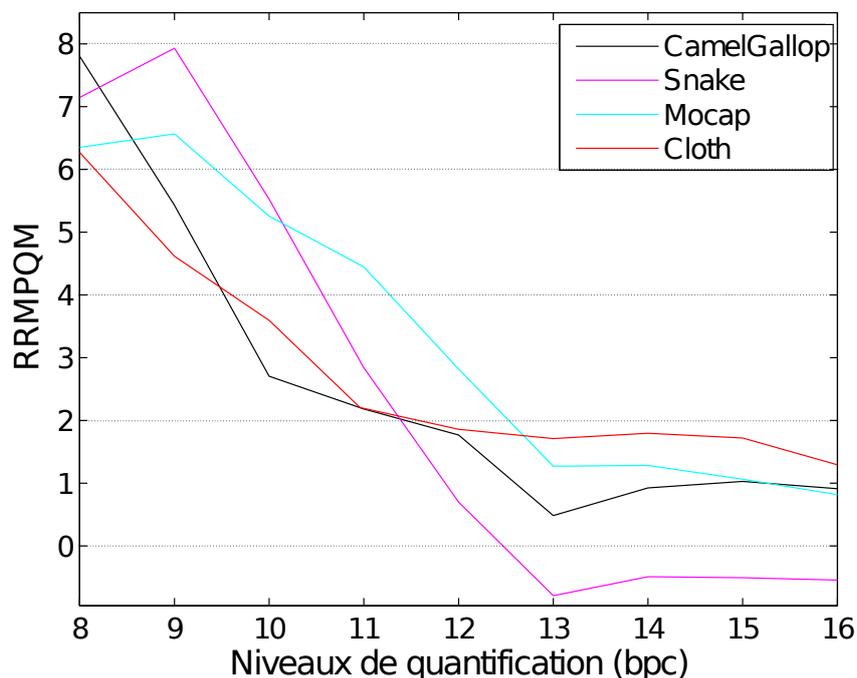


FIGURE 5.13 – Application de *RRMPQM* pour l'évaluation des résultats visuels de maillages dynamiques après quantification de coordonnées.

des maillages dynamiques quantifiés³.

À partir des courbes présentées dans la figure 5.13, nous remarquons qu'aucun des maillages quantifiés n'a été qualifié de très mauvaise qualité ($RRMPQM > 8$). Cet effet s'explique par le nombre très limité de scores subjectifs *DMOS* supérieurs à 8 (la valeur de *DMOS* maximale est à 8.1 dans le corpus de 276 maillages).

5.5 Perspectives pour l'amélioration des performances de *RRMPQM* avec les maillages dynamiques

À partir des résultats de corrélations de *RRMPQM* avec les scores subjectifs calculés pour chaque type de distorsion et présentées dans la section 5.3, nous avons pu constater des limitations de *RRMPQM* pour quelques types de distorsions (TM_2 et erreurs de transmission sur réseaux). Ces distorsions présentent des effets temporels et spatio-temporels difficiles à détecter à travers les descripteurs sur lesquels repose *RRMPQM*. Dans ce paragraphe, nous proposons donc une amélioration de la métrique en utilisant une nouvelle

3. Résultats de l'application de quantification de maillages dynamiques : <http://www.gipsa-lab.grenoble-inp.fr/~fakhri.torkhani/software/database/rrmpqm.html>

méthode de calcul du descripteur temporel qui remplace les descripteurs \mathcal{D}_2 et \mathcal{D}_3 et une nouvelle méthode pour le calcul des descripteurs spatio-temporels qui remplacent \mathcal{D}_5 et \mathcal{D}_6 .

Amélioration des descripteurs temporels. Nous avons remarqué que les descripteurs temporels \mathcal{D}_2 et \mathcal{D}_3 mesurant la variation temporelle de la vitesse de déplacement de ces sommets et la variation temporelle des angles des vecteurs de déplacement présentent avec quelques maillages des histogrammes asymétriques qui ne permettent pas une bonne regression avec le modèle DGG avec l'espérance mathématique égale à zéro (voir l'histogramme de \mathcal{D}_2 présenté dans la figure 5.5-(b)). Ces deux descripteurs peuvent être remplacés par un seul descripteur, noté \mathcal{D}'_2 , en évaluant pour chaque sommet le produit scalaire des deux vecteurs de mouvements calculés sur une fenêtre temporelle de 3 trames.

Amélioration des descripteurs spatio-temporels. Dans *RRMPQM*, \mathcal{D}_4 a été utilisée pour l'estimation de la variation temporelle de la rugosité locale de surfaces de maillages dynamiques. Ce descripteur est relié au descripteur spatial \mathcal{D}_1 que nous proposons de garder. Comme variation de la rugosité de la surface, nous mesurons la variation de la courbure gaussienne au lieu de la variation du Laplacien de la courbure gaussienne. Ce descripteur sera noté \mathcal{D}'_3 dans l'ensemble de nouveaux descripteurs.

Les descripteurs \mathcal{D}_5 et \mathcal{D}_6 évaluent la cohérence spatiale des anciens descripteurs \mathcal{D}_2 et \mathcal{D}_3 que nous avons remplacés par \mathcal{D}'_2 . \mathcal{D}_5 et \mathcal{D}_6 seront donc remplacés par un seul descripteur, noté \mathcal{D}'_4 , qui évalue la cohérence spatiale de ce nouveau descripteur temporel.

Avec ces deux descripteurs spatio-temporels, \mathcal{D}'_3 et \mathcal{D}'_4 , nous proposons d'ajouter deux descripteurs spatio-temporels. Pour combiner un descripteur spatial avec un descripteur temporel, nous calculons la somme de la courbure gaussienne avec les mesures de \mathcal{D}'_2 sur chaque sommet. Ensuite la variation spatiale de ces quantités est évaluée en utilisant la matrice du Laplacien comme présentée dans la section 5.2.1.1 comme descripteur spatio-temporel noté \mathcal{D}'_5 . Nous avons également considéré la variation temporelle des mêmes quantités en utilisant une fenêtre temporelle de 3 trames comme descripteur \mathcal{D}'_6 .

Après ces modifications des descripteurs, nous obtenons 6 descripteurs. Les histogrammes des nouveaux descripteurs sont élaborés à travers la méthode déjà décrite dans ce chapitre. Contrairement aux anciens descripteurs, nos tests ont montré que la corrélation de ces nouveaux descripteurs augmente lorsqu'ils sont exploités dans un seul groupe (ou vecteur de caractéristiques) à l'entrée d'un seul régresseur SVM. Nous avons donc gardé cette stratégie de régression.

Les tableaux 5.3 et 5.4 présentent les corrélations linéaires et non-linéaires de la métrique *RRMPQM* en utilisant les anciens descripteurs (*RRMPQM*₁) et les nouveaux descripteurs (*RRMPQM*₂). Les résultats présentés dans ces deux tableaux montrent l'intérêt de ces modifications dans la construction des descripteurs pour l'amélioration de la prédiction de

la qualité perçue des maillages 3D dynamiques. Les corrélations linéaires et non-linéaires globales augmentent respectivement de 82.62% à 83.67% et de 82.73% à 83.13%. Les corrélations de tous les types de distorsions augmentent de manière significative également. Cependant, la corrélation sous le type de distorsion TM_2 augmente sans atteindre des valeurs très élevées : de 25.59% à 51.10% pour les corrélations linéaires et de 28.57% à 54.72% pour les corrélations non-linéaires. L'amélioration des performances de $RRMPQM$ pour fournir une corrélation plus élevée avec les scores subjectifs des maillages dégradés par ce type de distorsions non-réelles est une direction d'amélioration très intéressante.

TABLEAU 5.3 – Corrélations linéaires de Pearson (r_p en % classés selon les types de distorsions) de la métrique $RRMPQM$ avec les scores subjectifs du corpus. Les lignes $RRMPQM_1$ et $RRMPQM_2$ présentent respectivement les valeurs de corrélations de la métrique avec les anciens et les nouveaux descripteurs. En gras les valeurs de r_p les plus élevées fournies par la meilleure métrique pour chaque type de distorsion (en colonnes) ou pour tout le corpus (dernière colonne).

Métrique	Uniforme	Gaussien	SM_1	SM_2	TM_1	TM_2	$FAMC$	$CODDYAC$	Transmission	Tous
$RRMPQM$	81.88	85.01	74.82	88.10	70.13	25.59	80.26	71.69	66.45	82.62
$RRMPQM_2$	90.91	88.86	89.97	90.58	80.91	51.10	89.03	92.46	78.95	83.67

TABLEAU 5.4 – Corrélations non-linéaires de Spearman (r_s en % classés selon les types de distorsions) de la métrique $RRMPQM$ avec les scores subjectifs du corpus. Les lignes $RRMPQM_1$ et $RRMPQM_2$ présentent respectivement les valeurs de corrélations de la métrique avec les anciens et les nouveaux descripteurs. En gras les valeurs de r_s les plus élevées fournies par la meilleure métrique pour chaque type de distorsion (en colonnes) ou pour tout le corpus (dernière colonne).

Métrique	Uniforme	Gaussien	SM_1	SM_2	TM_1	TM_2	$FAMC$	$CODDYAC$	Transmission	Tous
$RRMPQM_1$	80.64	82.96	73.89	82.66	69.07	28.57	81.05	72.90	66.02	82.73
$RRMPQM_2$	92.34	92.53	91.18	94.50	81.10	54.72	87.17	86.16	77.72	83.13

5.6 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre une nouvelle métrique à référence-réduite capable de prédire avec efficacité la qualité perçue de maillages statiques et dynamiques. Cette métrique est fondée sur l'apprentissage automatique et repose sur la variation des distributions de six descripteurs répartis dans chacune des catégories : descripteurs spatiaux, descripteurs temporels et descripteurs spatio-temporels. Nous avons vérifié l'efficacité de notre nouvelle approche sur la base de mesures subjectives fournies par le corpus de maillages dynamiques que nous avons construit et en utilisant les autres corpus de maillages statiques existants. Nous avons présenté une application pratique de la nouvelle métrique à

référence-réduite. Elle illustre son potentiel pour évaluer les maillages dynamiques après quantification des coordonnées des sommets. Nous avons aussi présenté les perspectives d'améliorations possibles de la métrique $RRMPQM$ en modifiant les descripteurs temporels et spatio-temporels.

L'une des limitations de cette nouvelle métrique est qu'elle risque comme la plupart des méthodes par apprentissage, d'être dépendante des maillages et des scores d'apprentissage. Il serait alors intéressant d'étudier les performances des mesures $RRMPQM$ sur des maillages dégradés par des distorsions qui affectent d'une manière différente les distributions des descripteurs utilisés. À titre d'exemple, nous avons remarqué que notre métrique sur-estime généralement la qualité des maillages après la suppression de trames de la séquence dynamique (*frames-dropping*, la suppression d'un ensemble de trames de la séquence et l'injection d'inter-trames par interpolation linéaire des coordonnées des sommets pour remplacer les trames perdues). Ce type de traitement modifie la distribution de quelques descripteurs d'une manière inverse aux dégradations incluses dans le corpus pour lesquelles les histogrammes des descripteurs de maillages dégradés présentent généralement un pic moins élevé que celui du maillage de référence.

Conclusion et perspectives

Résumé des contributions

Notre étude a porté sur l'évaluation de la qualité perceptuelle de maillages 3D statiques et dynamiques en développant des métriques objectives efficaces. L'objectif du développement de telles métriques objectives est de fournir des algorithmes capables de bien prédire la qualité perçue par un utilisateur humain. Nous avons tout d'abord développé une métrique avec-référence nommée *TPDM* fondée sur la comparaison des directions et des amplitudes principales de courbure de maillages 3D statiques pour prédire la qualité d'un maillage dégradé. Cette métrique offre une corrélation assez élevée avec les scores des quatre corpus annotés subjectivement existants. Nous avons présenté deux applications pratiques de *TPDM* pour illustrer le potentiel de cette métrique dans le cadre d'évaluation des résultats visuels des maillages tatoués et des maillages avec positions de sommets quantifiées. Nous nous sommes également intéressé à l'évaluation subjective de la qualité perceptuelle en développant un nouveau corpus de maillages dynamiques annotés subjectivement. Ce nouveau corpus apporte un nombre important de maillages dynamiques dégradés et un nombre important de types de dégradations. Nous avons respecté et adapté les recommandations de l'*UIT* pour mettre en place un nouveau protocole expérimental adapté à la mesure subjective de la qualité de maillages 3D dynamiques. A travers une étude comparative des performances des métriques existantes, nous avons démontré qu'il n'existe pas une métrique efficace capable de prédire la qualité perçue de tous les maillages et toutes les dégradations de notre corpus. Cette constatation nous a motivée pour le développement de notre nouvelle métrique de type référence-réduite *RRMPQM*. Cette nouvelle métrique perceptuelle ne nécessite qu'une information partielle extraite du maillage de référence pour évaluer un maillage dégradé. Elle offre une bonne corrélation avec les scores subjectifs de notre corpus de maillages dynamiques. En adaptant *RRMPQM* pour l'évaluation perceptuelle de la qualité de maillages statiques, nous avons aussi démontré que cette métrique à référence-réduite offre des performances élevées. Ces points sont détaillés par la suite.

***TPDM* : une métrique perceptuelle pour l'évaluation de qualité perceptuelle de maillages statiques**

Nous avons proposé une nouvelle métrique de qualité perceptuelle intitulée *TPDM* (*Tensor-based Perceptual Distance Metric*) qui utilise à la fois les amplitudes et les directions de courbures principales pour établir une distance perceptuelle entre maillages 3D statiques. *TPDM* inclut aussi l'effet de masquage spatial. La simulation de l'effet de masquages est

mise en œuvre en utilisant les tenseurs de courbures en combinant les directions avec les amplitudes de courbures principales. *TPDM* est capable d'évaluer avec fidélité la qualité perçue de maillages 3D statiques dégradés. Elle offre des corrélations assez élevées sur les quatre bases de données subjectives existantes. Nous avons présenté par la suite deux applications pour montrer le potentiel de la nouvelle métrique pour l'évaluation de la qualité perceptuelle des maillages après tatouage et après quantification de coordonnées des sommets. Cette métrique perceptuelle est partagée avec la communauté, elle a été récemment utilisée dans le cadre de l'évaluation d'un nouvel algorithme de simplification de maillages 3D [Tse13].

Un nouveau corpus dédié à l'évaluation subjective de la qualité de maillages dynamiques

Le seul corpus existant pour les maillages dynamiques développé par Váša et Skala inclut seulement 36 maillages dégradés dérivés de 4 maillages de référence [VS11]. Outre le fait que ce corpus inclut un nombre limité de maillages dégradés pour chaque maillage de référence, ce corpus présente aussi un nombre limité de maillages dégradés pour chaque type de dégradation. Motivés par les limitations de ce corpus subjectif, nous avons mené une étude subjective pour fournir une base de données pour les maillages dynamiques. Notre base de données englobe 276 maillages dégradés. Nous avons intégré dans le corpus d'une part des dégradations réalistes (transmission avec perte, compression), d'autre part un ensemble de dégradations de simulation (bruits aléatoires, simulation de masquage spatial, temporel et spatio-temporel). Chaque maillage a été évalué par 25 observateurs dans un environnement expérimental respectueux des recommandations UIT-R BT-500 [Int12] et UIT-R P-910 [Int08] destinées aux expériences subjectives pour l'évaluation de la qualité des images (2D) et vidéos (2D+t). Nous avons aussi réalisé une étude expérimentale pour l'évaluation de l'effet des interactions d'observateurs (zoom, rotation et translation) sur la mesure subjective de la qualité. Les données (maillages dynamiques et scores subjectifs) sont partagées avec la communauté pour fournir une base de vérité-terrain capable d'évaluer les performances des métriques objectives.

Une étude comparative des performances des métriques existantes pour l'évaluation de la qualité perçue des maillages dynamiques

À l'issue de la construction de notre corpus de maillages dynamiques annotés subjectivement, nous avons étudié les performances des métriques objectives existantes. Notre étude comparative évalue d'une part les métriques "basées-modèles" initialement développées pour les maillages statiques et dynamiques et d'autre part les métriques "basées-images et vidéos" initialement développées pour les images statiques (2D) et les vidéos (2D+t). Afin de permettre une comparaison efficace, nous avons utilisé les scores subjectifs des expériences avec-interactions des observateurs pour évaluer les métriques basées-modèles et les scores sans-interaction pour évaluer les métriques basées-images et vidéos. Les résultats de corrélations des scores subjectifs avec les mesures objectives ont montré que généra-

lement les métriques basées-modèles sont mieux adaptées pour l'évaluation de la qualité des maillages dynamiques par rapport aux métriques basées-images et vidéos. Malgré cette constatation, nous avons remarqué qu'il n'existe pas encore de métrique objective capable d'évaluer avec fidélité la qualité perçue de tous les maillages dynamiques dégradés par tous les types de dégradations.

***RRMPQM* : une nouvelle métrique à référence-réduite pour la mesure de qualité perceptuelle des maillages 3D statiques et dynamiques**

A l'issue de notre étude subjective, nous avons constaté le besoin de développer une métrique efficace pour la prédiction de la qualité perceptuelle des maillages dynamiques. Nous avons développé une métrique de type "référence-réduite" fondée sur l'apprentissage automatique. Cette nouvelle métrique ne nécessite qu'une quantité limitée d'informations extraites à partir du maillage initial de référence. Elle repose sur la distribution des valeurs de trois types de descripteurs. Nous avons utilisé dans *RRMPQM* un descripteur spatial, deux descripteurs temporels et trois descripteurs spatio-temporels pertinents du point de vue perception visuelle. Les résultats expérimentaux ont démontré que *RRMPQM* offre une forte corrélation avec les scores subjectifs des bases de données subjectives existantes pour les maillages statiques ainsi que sur notre corpus dédié aux maillages dynamiques. Nous avons présenté par la suite un cas d'utilisation de cette nouvelle métrique à référence-réduite pour évaluer la qualité des maillages dynamiques après quantification des coordonnées des sommets.

Perspectives

Comme perspectives de nos travaux de recherche, nous distinguons les perspectives à court terme, comme l'amélioration de notre corpus dédié aux maillages dynamiques et le développement de nouvelles métriques objectives. Comme perspectives à long terme, il serait intéressant d'étudier d'autres effets qui influencent la perception de la qualité des maillages 3D. Détaillons chacune de ces suggestions.

L'amélioration du corpus de maillages dynamiques annotés subjectivement

Le nouveau corpus développé au cours de ce mémoire intègre un nombre important de maillages dégradés (276) et plusieurs types de dégradations réalistes et non-réalistes dans le but de bien évaluer les performances des algorithmes de prédiction de la qualité de maillages. Il sera néanmoins intéressant d'enrichir le nouveau corpus par d'autres types de dégradations, comme la variation du nombre de trames des séquences (*frames-dropping*) ou bien le sur-échantillonnage temporel. D'autres dégradations comme la réduction du nombre de sommets (simplification) et la transmission sur des réseaux sans-fil. L'ajout de telles

dégradations doit améliorer la qualité du corpus et mieux cerner les champs d'applications visées par les futures métriques objectives à évaluer.

Le développement des métriques de type “sans-référence”

Il sera intéressant de diriger des recherches sur l'évaluation objective de la qualité perceptuelle vers le développement de métrique de type “sans-référence”. En effet, la présence du maillage initial de référence n'est pas toujours garantie dans les applications. L'évaluation intrinsèque, sans-référence d'un maillage 3D est une tâche très complexe vu le nombre important de paramètres qui influencent le jugement de la qualité intrinsèque d'un contenu visuel. Pour développer une telle métrique, il faudra déterminer les mesures de descripteurs saillants qui soient capables de bien quantifier les différentes dégradations et intensités. Il serait aussi important que ces descripteurs soient stables et cohérents pour le changement de types de maillages en ce qui concerne les caractéristiques spatiales (densité des maillages), temporelles (nature des mouvements, nombre de trames, etc.) et spatio-temporelles. Il existe quelques pistes qui semblent être prometteuses. Pour les maillages 3D statiques, il serait par exemple intéressant d'intégrer l'effet de normalisation de division (ou *divisive normalisation*) [LW09] pour permettre de stabiliser les descripteurs par rapport aux différences dans les caractéristiques de maillages. Pour ce qui concerne les maillages dynamiques, il serait possible d'exploiter la cohérence des mouvements de sommets au cours du temps [SBC14] pour développer une métrique de qualité.

L'intégration de la saillance visuelle et des modèles d'attention

La mesure de saillance visuelle traduit une quantification de l'importance de chaque région du contenu visuel pour le SVH [LVJ05]. Le système visuel humain utilise des mécanismes de saillance visuelle particuliers afin d'améliorer l'exploration de l'environnement visuel. A travers des expériences oculométriques, il est possible de définir des cartes de saillance et de déduire des modèles de saillance visuelle. Les modèles de saillance peuvent être intégrés dans différents types de traitements sur la géométrie des maillages (compression, simplification, etc.) permettant de préserver la qualité des régions visuellement importantes. Il est important de prendre en considération ces modèles dans les algorithmes d'évaluation perceptuelle de la qualité de maillages 3D statiques et dynamiques.

L'étude de l'effet de lumière, textures, etc.

Dans plusieurs applications, les maillages 3D se présentent avec une texture plaquée sur la surface des objets et des personnages présentés. Il est important d'étudier l'effet de couleurs et de textures sur la perception de la qualité des maillages 3D statiques et dynamiques. Il est également important d'incorporer d'autres paramètres de rendu visuel comme la lumière dans l'estimation de la qualité perçue de maillages 3D. De telles études permettront de se rapprocher des travaux effectués sur la qualité d'images 2D et vidéos. Nous notons aussi qu'il est important dans le futur de mener des recherches sur la qualité des maillages 3D lors de l'affichage stéréoscopique.

Publications

Journaux internationaux

Perceptual quality assessment of 3D dynamic meshes : Subjective and objective studies. F. Torkhani, K. Wang, J.-M. Chassery. Elsevier Signal Processing : Image Communication (accepté avec révisions mineures).

A curvature-tensor-based perceptual quality metric for 3D triangular meshes. F. Torkhani, K. Wang, J.-M. Chassery. Machine Graphics & Vision, vol. 23, no. 1. 2014.

A fast roughness-based approach to the assessment of 3D mesh visual quality. K. Wang, F. Torkhani, A. Montanvert. Elsevier Computers & Graphics, vol. 36, no. 7, pp. 808-818. 2012.

Conférences internationales

A curvature tensor distance for mesh visual quality assessment. F. Torkhani, K. Wang, J.-M. Chassery. In Proc. of the International Conference on Computer Vision and Graphics, Warsaw, Poland. pp. 253-263. Lecture Notes in Computer Science. Springer-Verlag. vol. 7594. 2012.

Towards perceptual quality evaluation of dynamic meshes. F. Torkhani, K. Wang, A. Montanvert. In Proc. of the ACM International Symposium on Applied Perception in Graphics and Visualization, Toulouse, France. one page abstract. p.116. 2011.

Conférences nationales

Vers l'évaluation objective de la qualité perceptuelle de maillages 3D animés. F. Torkhani, K. Wang, J.-M. Chassery. In Proc. of GTMG- Groupe de Travail en Modélisation Géométrique, Lyon, France. 2014.

Métrique de qualité perceptuelle des maillages 3D fondée sur les tenseurs de courbure. F. Torkhani, K. Wang, J.-M. Chassery. In Proc. of the Colloque Gretsi - Communauté Francophone du Traitement du Signal et des Images, Brest, France. 2013.

Bibliographie

- [ACSD*03] ALLIEZ P., COHEN-STEINER D., DEVILLERS O., LÉVY B., DESBRUN M. : Anisotropic polygonal remeshing. *ACM Trans. Graphics* 22, 3 (2003), 485–493.
- [ASCE02] ASPERT N., SANTA-CRUZ D., EBRAHIMI T. : MESH : measuring errors between surfaces using the Hausdorff distance. In *Proc. of IEEE Int. Conf. on Multimedia & Expo* (2002), pp. 705–708.
- [ATW12] ALLIEZ P., TAYEB S., WORMSER C. : 3D fast intersection and distance computation (AABB tree). In *CGAL User and Reference Manual*. 2012.
- [BKP*10] BOTSCH M., KOBELT L., PAULY M., ALLIEZ P., LÉVY B. : *Polygon Mesh Processing*. AK Peters, 2010.
- [BP07] BARAN I., POPOVIĆ J. : Automatic rigging and animation of 3D characters. *ACM Trans. Graphics* 26, 3 (2007), 72 :1–72 :8.
- [BPS*08] BRADLEY D., POPA T., SHEFFER A., HEIDRICH W., BOUBEKEUR T. : Markerless garment capture. *ACM Trans. Graphics* 27, 3 (2008), 99 :1–99 :9.
- [BPYA85] BRADY M., PONCE J., YUILLE A. L., ASADA H. : Describing surfaces. *Comput. Vision, Graphics, and Image Process.* 32, 1 (1985), 1–28.
- [CDEB07] CORSINI M., DRELIE GELASCA E., EBRAHIMI T., BARNI M. : Watermarked 3-D mesh quality assessment. *IEEE Trans. Multimedia* 9, 2 (2007), 247–256.
- [CGE05] CORSINI M., GELASCA E.-D., EBRAHIMI T. : A multi-scale roughness metric for 3D watermarking quality assessment. In *Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services* (2005).
- [CGL*08] COLE F., GOLOVINSKIY A., LIMPAECHER A., BARROS H.-S., FINKELSTEIN A., FUNKHOUSER T., RUSINKIEWICZ S. : Where do people draw lines? *ACM Trans. Graphics* 27, 3 (2008), 88 :1–88 :11.
- [CL11] CHANG C.-C., LIN C.-J. : LIBSVM : A library for support vector machines. *ACM Trans. Intelligent Systems and Technology* 2, 3 (2011), 27 :1–27 :27. Logiciel disponible au <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- [CLL*13] CORSINI M., LARABI M., LAVOUÉ G., PETŘÍK O., VÁŠA L., WANG K. : Perceptual metrics for static and dynamic triangle meshes. *Comput. Graphics Forum* 32, 1 (2013), 101–125.
- [Cox69] COXETER H.-S. M. : *Introduction to Geometry, 2nd Ed.* Wiley, 1969.
- [CP06] CHUA T., PHEANIS D.-C. : QoS evaluation of sender-based loss-recovery techniques for VoIP. *IEEE Netw.* 20, 6 (2006), 14–22.

- [CPJ07] CHO J.-W., PROST R., JUNG H.-Y. : An oblivious watermarking for 3-D polygonal meshes using distribution of vertex norms. *IEEE Trans. Signal Process.* 55, 1 (2007), 142–155.
- [CR68] CAMPBELL F.-W., ROBSON J.-G. : Application of Fourier analysis to the visibility of gratings. *The Journal of Physiology* 197 (1968), 551–566.
- [CRS98] CIGNONI P., ROCCHINI C., SCOPIGNO R. : Metro : measuring error on simplified surfaces. *Comput. Graphics Forum* 17, 2 (1998), 167–174.
- [CSM03] COHEN-STEINER D., MORVAN J. M. : Restricted Delaunay triangulations and normal cycle. In *Symp. on Computational Geometry* (2003), pp. 312–321.
- [Dal98] DALY S.-J. : Engineering observations from spatiovelocity and spatiotemporal visual models. In *Proc. SPIE Human Vision and Electronic Imaging III* (1998), vol. 3299, pp. 180–191.
- [DBK*96] DRUCKER H., BURGESS C.-J.-C., KAUFMAN L., SMOLA A.-J., VAPNIK V. : Support vector regression machines. In *Advances in Neural Information Processing Systems 9* (1996), pp. 155–161.
- [Eng00] ENGELDRUM P. G. : *Psychometric Scaling : A Toolkit for Imaging Systems Development*. Incotek Press, 2000.
- [FMLBR05] FERNANDEZ-MALOIGNE C., LARABI M.-C., BRINGIER B., RICHARD N. : Spatio temporal characteristics of the human color perception for digital quality assessment. In *Proc. of int. Symp. on Signals, Circuits and Systems* (2005), pp. 203–206.
- [GE05] GELASCA E.-D., EBRAHIMI T. : Objective evaluation of the perceptual quality of 3D watermarking. In *IEEE Int. Conf. on Image Processing* (2005), pp. 241–244.
- [Gil60] GILBERT E.-N. : Capacity of a burst-noise channel. *Bell System Technical Journal* 39, 5 (1960), 1253–1266.
- [HTN*10] HIRAI K., TSUMURA N., NAKAGUCHI T., MIYAKE Y., TOMINAGA S. : Spatio-velocity contrast sensitivity functions and video quality assessment. In *Int. Symp. on Intelligent Signal Processing and Communication Systems* (2010), pp. 1–4.
- [HZ00] HERTZMANN A., ZORIN D. : Illustrating smooth surfaces. In *Proc. of ACM Siggraph* (2000), pp. 517–526.
- [Int90] INTERNATIONAL TELECOMMUNICATION UNION :. Rec. BT.1082 : Studies toward the Unification of Picture Assessment Methodology, 1990.
- [Int07] INTERNATIONAL TELECOMMUNICATION UNION :. Rec. BT.1788 : Methodology for the Subjective Assessment of Video Quality in Multimedia Applications, 2007.

- [Int08] INTERNATIONAL TELECOMMUNICATION UNION :. Rec. P.910 : Subjective Video Quality Assessment Methods for Multimedia Applications, 2008.
- [Int12] INTERNATIONAL TELECOMMUNICATION UNION :. Rec. BT.500 : Methodology for the Subjective Assessment of the Quality of Television Pictures, 2012.
- [JKJ*04] JANG E., KIM J.-D.-K., JUNG S. Y., HAN M.-J., WOO S.-O., LEE S.-J. : Interpolator data compression for mpeg-4 animation. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.* 14, 7 (2004), 989–1008.
- [Kel77] KELLY D.-H. : Visual contrast sensitivity. *Optica Acta : Int. J. of Optics* 24, 2 (1977), 107–129.
- [Kel79] KELLY D.-H. : Motion and vision. ii. Stabilized spatio-temporal threshold surface. *J. of the Optical Society of America* 69, 10 (1979), 1340–1349.
- [KG00] KARNI Z., GOTSMAN C. : Spectral compression of mesh geometry. In *Proc. of ACM Siggraph* (2000), pp. 279–286.
- [KG04] KARNI Z., GOTSMAN C. : Compression of soft-body animation sequences. *Comput. & Graphics* 28, 1 (2004), 25–34.
- [KRTN93] KUKKONEN H., ROVAMO J., TIIPPANA K., NÄSÄNEN R. : Michelson contrast, RMS contrast and energy of various spatial stimuli at threshold. *Vision Research* 33, 10 (1993), 1431–1436.
- [Lav09] LAVOUÉ G. : A local roughness measure for 3D meshes and its application to visual masking. *ACM Trans. Appl. Percept.* 5, 4 (2009), 21 :1–21 :23.
- [Lav11] LAVOUÉ G. : A multiscale metric for 3D mesh visual quality assessment. *Comput. Graphics Forum* 30, 5 (2011), 1427–1437.
- [LCB13] LAVOUÉ G., CHENG I., BASU A. : Perceptual quality metrics for 3d meshes : towards an optimal multi-attribute computational model. In *Proc. of IEEE Int. Conf. on Systems, Man, and Cybernetics* (2013), pp. 3271–3276.
- [LDD*06] LAVOUÉ G., DRELIE GELASCA E., DUPONT F., BASKURT A., EBRAHIMI T. : Perceptually driven 3D distance metrics with application to watermarking. In *Proc. of SPIE Electronic Imaging* (2006), pp. 63120L.1–63120L.12.
- [LRC*03] LUEBKE D., REDDY M., COHEN J., VARSHNEY A., WATSON B., HUEBNER R. : *Level of Detail for 3D Graphics*. Morgan Kaufmann, 2003.
- [LTD12] LAVOUÉ G., TOLA M., DUPONT F. : MEPP - 3D mesh processing platform. In *Proc. of Int. Conf. on Computer Graphics Theory and Applications*, (2012), pp. 206–210.
- [LVJ05] LEE C.-H., VARSHNEY A., JACOBS D.-W. : Mesh saliency. *ACM Trans. Graphics* 24, 3 (2005), 659–666.

- [LW09] LI Q., WANG Z. : Reduced-reference image quality assessment using divisive normalization-based image representation. *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.* 3, 2 (2009), 202–211.
- [MBV95] MORRONE M. C., BURR D. C., VAINA L. M. : Two stages of visual processing for radial and circular motion. *Nature* 376, 6540 (1995), 507–509.
- [MCBdV12] MOORTHY A.-K., CHOI L.-K., BOVIK A.-C., DE VECIANA G. : Video quality assessment on mobile devices : Subjective, behavioral and objective studies. *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.* 6, 6 (2012), 652–671.
- [Mic27] MICHELSON A. : *Studies in Optics*. Univ. of Chicago Press, 1927.
- [MSB14] MITTAL A., SOUNDARARAJAN R., BOVIK A.-C. : Making a “completely blind” image quality analyzer. *IEEE Signal Process. Lett.* 20, 3 (2014), 209–212.
- [MSSB10] MOORTHY A.-K., SESHADRINATHAN K., SOUNDARARAJAN R., BOVIK A.-C. : Wireless video quality assessment : A study of subjective scores and objective algorithms. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.* 20, 4 (2010), 587–599.
- [MZP08] MAMOU K., ZAHARIA T., PRETEUX F. : FAMC : The MPEG-4 standard for animated mesh compression. In *Proc. of IEEE Int. Conf. on Image Process.* (2008), pp. 2676–2679.
- [NMLB08a] NINASSI A., MEUR O. L., LE CALLET P., BARBA D. : On the performance of human visual system based image quality assessment metric using wavelet domain. In *Proc. of the SPIE Human Vision and Electronic Imaging* (2008), pp. 680610.1–680610.12.
- [NMLB08b] NINASSI A., MEUR O. L., LE CALLET P., BARBA D. : Which semi-local visual masking model for wavelet based image quality metric? In *Proc. of IEEE Int. Conf. on Image Process.* (2008), pp. 1180–1183.
- [PBL13] PINSON M.-H., BARKOWSKY M., LE CALLET P. : Selecting scenes for 2D and 3D subjective video quality tests. *EURASIP J. Image and Video Processing 2013* (2013), 50 :1–50 :12.
- [PW04] PINSON M.-H., WOLF S. : A new standardized method for objectively measuring video quality. *IEEE Trans. Broadcast.* 50, 3 (2004), 312–322.
- [Rob66] ROBSON J.-G. : Spatial and temporal contrast sensitivity functions of the visual system. *J. Opt. Soc. Amer.* 56, 8 (1966), 1141–1142.
- [RR01] ROGOWITZ B.-E., RUSHMEIER H.-E. : Are image quality metrics adequate to evaluate the quality of geometric objects. In *Proc. of SPIE Human Vision and Electronic Imaging* (2001), pp. 340–348.
- [SB06] SHEIKH H.-R., BOVIK A.-C. : Image information and visual quality. *IEEE Trans. Image Process.* 15, 2 (2006), 430–444.

- [SB13] SOUNDARARAJAN R., BOVIK A.-C. : Video quality assessment by reduced reference spatio-temporal entropic differencing. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.* 23, 4 (2013), 684–694.
- [SBC14] SAAD M.-A., BOVIK A.-C., CHARRIER C. : Blind prediction of natural video quality. *IEEE Trans. Image Process.* 23, 3 (2014), 1352–1365.
- [SCOT03] SORKINE O., COHEN-OR D., TOLEDO S. : High-pass quantization for mesh encoding. In *Proc. of Eurographics/ACM Siggraph Symp. on Geometry Processing.* (2003), pp. 42–51.
- [Sor06] SORKINE O. : Differential representations for mesh processing. *Comput. Graphics Forum* 25, 4 (2006), 789–807.
- [SP04] SUMNER R.-W., POPOVIĆ J. : Deformation transfer for triangle meshes. *ACM Trans. Graphics* 23, 3 (2004), 399–405.
- [SS04] SMOLA A.-J., SCHÖLKOPF B. : A tutorial on support vector regression. *Statistics and Computing* 14, 3 (2004), 199–222.
- [SSB06] SHEIKH H.-R., SABIR M., BOVIK A.-C. : A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms. *IEEE Trans. Image Process.* 15, 11 (2006), 3440–3451.
- [SSBC10] SESHADRINATHAN K., SOUNDARARAJAN R., BOVIK A.-C., CORMACK L.-K. : Study of subjective and objective quality assessment of video. *IEEE Trans. Image Process.* 19, 6 (2010), 1427–1441.
- [SSFM09] SILVA S., SANTOS B.-S., FERREIRA C., MADEIRA J. : A perceptual data repository for polygonal meshes. In *Proc. of Int. Conf. in Visualization* (2009), pp. 207–212.
- [STN*10] SIMONE F. D., TAGLIASACCHI M., NACCARI M., TUBARO S., EBRAHIMI T. : A H.264/AVC video database for the evaluation of quality metrics. In *IEEE Int. Conf. on Acoust., Speech, Signal Process.* (2010), pp. 2430–2433.
- [TCYM09] TANG M., CURTIS S., YOON S.-E., MANOCHA D. : ICCD : Interactive continuous collision detection between deformable models using connectivity-based culling. *IEEE Trans. Vis. Comput. Graphics* 15, 4 (2009), 544–557.
- [TJK11] TANG H., JOSHI N., KAPOOR A. : Learning a blind measure of perceptual image quality. In *Proc. of the 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (2011), pp. 305–312.
- [TLB07] TOURANCHEAU S., LE CALLET P., BARBA D. : Influence of motion on contrast perception : supra-threshold spatio-velocity measurements. In *Proc. of the SPIE Human Vision and Electronic Imaging* (2007), vol. 6492, pp. 64921M–64921M–11.
- [Tse13] TSENG J.-L. : Surface simplification of 3D animation models using robust homogeneous coordinate transformation. *Journal of Applied Mathematics* 20, 3 (2013), 209–212.

- [TWC12] TORKHANI F., WANG K., CHASSERY J.-M. : A curvature tensor distance for mesh visual quality assessment. In *Proc. of Int. Conf. on Computer Vision and Graphics* (2012), pp. 253–263.
- [Vap95] VAPNIK V.-N. : *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer-Verlag New York, 1995.
- [Vid00a] VIDEO QUALITY EXPERT GROUP :. Final Report from the Video Quality Expert Group on the Validation of Objective Quality Metrics for Video Quality Assessment Phase I., 2000.
- [Vid00b] VIDEO QUALITY EXPERT GROUP :. Video Quality Expert Group : Subjective Test Plan., 2000.
- [VL08] VALLET B., LÉVY B. : Spectral geometry processing with manifold harmonics. *Comput. Graphics Forum* 27, 2 (2008), 251–260.
- [VR12] VÁSA L., RUS J. : Dihedral angle mesh error : a fast perception correlated distortion measure for fixed connectivity triangle meshes. *Comput. Graphics Forum* 31, 5 (2012), 1715–1724.
- [VS07] VÁŠA L., SKALA V. : Coddyc : Connectivity driven dynamic mesh compression. In *Proc. of 3DTV Conference* (2007), pp. 1–4.
- [VS11] VÁŠA L., SKALA V. : A perception correlated comparison method for dynamic meshes. *IEEE Trans. Vis. Comput. Graphics* 17, 2 (2011), 220–230.
- [WB06] WANG Z., BOVIK A.-C. : *Modern Image Quality Assessment*. Morgan & Claypool, 2006.
- [WB11] WANG Z., BOVIK A.-C. : Reduced- and no-reference image quality assessment. *IEEE Signal Process. Magazine* 28, 6 (2011), 29–40.
- [WBSS04] WANG Z., BOVIK A.-C., SHEIKH H. R., SIMONCELLI E. P. : Image quality assessment : From error visibility to structural similarity. *IEEE Trans. Image Process.* 13, 4 (2004), 600–612.
- [WHTS01] WU J.-H., HU S.-M., TAI C.-L., SUN J.-G. : An effective feature-preserving mesh simplification scheme based on face constriction. In *Pacific Conf. on Comp. Graph. and Applications* (2001), pp. 12–21.
- [WLDB11] WANG K., LAVOUÉ G., DENIS F., BASKURT A. : Robust and blind mesh watermarking based on volume moments. *Comput. & Graphics* 35, 1 (2011), 1–19.
- [WS03] WANG Z., SHANG X. : Spatial pooling strategies for perceptual image quality assessment. In *Proc. of IEEE Int. Conf. on Image Process.* (2003), pp. 2945–2948.
- [WS05] WANG Z., SIMONCELLI E.-P. : Reduced-reference image quality assessment using a wavelet-domain natural image statistic model. In *Proc. of SPIE Human Vision and Electronic Imaging* (2005), pp. 149–159.

-
- [WSB03] WANG Z., SIMONCELLI E.-P., BOVIK A.-C. : Multiscale structural similarity for image quality assessment. In *IEEE Asilomar Conf. Signals, Syst. Comput.* (2003), pp. 1398–1402.
- [WTM12] WANG K., TORKHANI F., MONTANVERT A. : A fast roughness-based approach to the assessment of 3D mesh visual quality. *Comput. & Graphics* 36, 7 (2012), 808–818.
- [YCM07] YOON S.-E., CURTIS S., MANOCHA D. : Ray tracing dynamic scenes using selective restructuring. In *Proc. of Eurographics Symposium on Rendering* (2007), pp. 73–84.
- [YW13] YU H., WINKLER S. : Image complexity and spatial information. In *Proc. of Int. Workshop on Quality of Multimedia Experience* (2013), pp. 135–157.

Résumé — Les maillages 3D polygonaux sont largement utilisés dans diverses applications telles que le divertissement numérique, la conception assistée par ordinateur et l'imagerie médicale. Un maillage peut être soumis à différents types d'opérations comme la compression, le tatouage ou la simplification qui introduisent des distorsions géométriques (modifications) par rapport à la version originale. Il est important de quantifier ces modifications introduites au maillage d'origine et d'évaluer la qualité perceptuelle des maillages dégradés. Dans ce cadre, nous nous intéressons dans cette thèse à l'évaluation de la qualité perceptuelle des maillages 3D statiques et dynamiques. Nous présentons des études expérimentales pour l'évaluation subjective de la qualité des maillages 3D dynamiques. Nous présentons également de nouvelles métriques objectives, de type avec-référence complète ou de type avec référence-réduite, qui sont efficaces pour l'estimation de la qualité perçue des maillages statiques et dynamiques.

Mots clés : Qualité perceptuelle. Maillages 3D. Métriques objectives. Expériences subjectives.

Abstract — 3D mesh animations have been increasingly used in various applications, e.g., in digital entertainment, computer-aided design and medical imaging. It is possible that a mesh model undergoes some lossy operations, e.g., compression, watermarking or simplification, which can impair the original mesh surface and introduce geometric distortions. An important task is to quantify such distortions and assess the perceptual quality of impaired meshes. In this manuscript, we focus on the perceptual quality assessment of 3D static and dynamic meshes. We present psychometric experiments that we conducted to measure the subjective perceptual quality of dynamic meshes. We also present new full-reference and reduced-reference objective metrics capable of faithfully evaluating the perceptual quality of 3D static and dynamic meshes.

Keywords : Perceptual quality. 3D meshes. Objective metrics. Subjective experiments.
