

Optimisation du rapport débit-distorsion de la compression progressive de maillages par adaptation de quantification

H. Lee¹

G. Lavoué²

F. Dupont¹

Université de Lyon, CNRS

¹Université Lyon 1, LIRIS, UMR5205, F-69622, France

²INSA-Lyon, LIRIS, UMR5205, F-69621, France

{hlee, glavoue, fdupont}@liris.cnrs.fr

Résumé

Cet article présente une méthode de compression progressive de maillages triangulaires, centrée sur l'optimisation du rapport débit-distorsion. La précision de la quantification est adaptée à chaque maillage intermédiaire pour optimiser le compromis débit-distorsion. Cette adaptation peut être déterminée de manière optimale en calculant la mesure directe de la distance géométrique entre les maillages de différentes résolutions ; elle peut être également déterminée de manière quasi-optimale et rapide en utilisant une estimation de la quantification nécessaire pour chaque maillage intermédiaire grâce à un apprentissage. Les résultats montrent que ces deux méthodes d'adaptation de quantification produisent de meilleurs résultats que les algorithmes classiques en termes de débit-distorsion.

Mots clefs

Maillages 3D, compression progressive, optimisation débit-distorsion, quantification adaptative.

1 Introduction

Actuellement, l'utilisation des modèles géométriques tri-dimensionnels est très répandue dans de nombreuses applications telles que la conception assistée par ordinateur, la visualisation scientifique, la réalité virtuelle, l'imagerie médicale et les jeux-vidéo. Grâce aux avancées des techniques d'acquisition et de traitement, la complexité de ces modèles géométriques a augmenté afin de modéliser un objet ou une scène avec plus de réalisme ou un résultat d'analyse scientifique avec plus de précision. Ces modèles sont souvent représentés par des maillages triangulaires : la *géométrie* et la *connectivité* sont les deux composantes principales du maillage ; la première décrit les coordonnées euclidiennes des sommets et la dernière représente comment les sommets sont reliés entre eux pour former des triangles. En dépit de l'expansion des réseaux à haut-débit, l'augmentation de la taille des modèles s'accompagne d'une nécessité de techniques efficaces de compression afin de réduire le temps de transmission lors de l'échange de tels ob-

jets à travers les réseaux. Dans ce contexte, des techniques de compression progressive s'avèrent particulièrement efficaces puisqu'elles offrent la possibilité de visualiser progressivement l'objet sous différents niveaux de détails, de grossier vers fin, suivant la quantité de données transmises. De plus l'utilisateur peut arrêter la transmission à tout moment si la précision du modèle courant est suffisante pour l'application envisagée.

L'enjeu principal de la compression progressive consiste à reconstruire le modèle aussi fidèlement que possible à l'original pour une même quantité d'information reçue. Autrement dit, on cherche à optimiser le compromis débit-distorsion. Un des facteurs importants du débit-distorsion vient de la quantification de la géométrie du maillage. Nous observons dans la littérature que le rapport entre la précision de la quantification et la complexité des maillages intermédiaires n'est pas souvent optimal. Ainsi nous proposons dans ce travail une méthode d'adaptation de la précision de la quantification des maillages intermédiaires tout au long de la transmission afin d'optimiser le rapport débit-distorsion.

Dans le paragraphe suivant, nous présentons des travaux récents sur la compression progressive de maillage triangulaire. Ensuite nous proposons notre méthode d'amélioration du compromis débit-distorsion, et enfin nous montrons les résultats obtenus suivis de la conclusion.

2 Etat de l'art

La première approche de compression progressive est introduite par Hoppe [1]. Cette nouvelle représentation de maillage dite *maillages progressifs* consiste à appliquer itérativement des contractions d'arêtes en supprimant un sommet et deux faces incidentes à l'arête. La reconstruction, lors du décodage, est réalisée par l'opération inverse, séparation de sommets. A chaque étape, une arête à contracter est déterminée en utilisant la fonction d'énergie liée à la géométrie afin d'obtenir une meilleure approximation. Malgré son côté novateur, cet algorithme n'est pas très efficace à cause du coût de la localisation du sommet à séparer au moment du décodage. Cette méthode est étendue par

plusieurs chercheurs afin d'améliorer le taux de compression et aussi l'aspect débit-distorsion [2, 3, 4].

Cohen-Or et al. [5] présente une méthode basée sur la coloration de patch pour la transmission progressive. Leur algorithme supprime successivement un ensemble de sommets indépendants (les sommets de cet ensemble ne sont pas reliés entre eux par une arête). Ensuite, le trou généré est retriangulé de façon déterministe. Les triangles rebouchant un trou forment un patch. Ces patches sont colorés en utilisant 2 ou 4 couleurs afin de permettre au décodeur de déterminer correctement chaque patch afin d'insérer proprement des sommets lors de la reconstruction. Cet algorithme compresse la connectivité avec un coût de 6 bits/sommet. Alliez et Desbrun [6] proposent une extension des algorithmes de compression mono-résolution [7, 8] qui exploitent la distribution des valences des sommets pour une compression compacte de la connectivité. Ils appliquent itérativement une conquête de décimation et une conquête de nettoyage en paire afin de générer différents niveaux de détails. La conservation de la régularité garantit le codage efficace de la connectivité et le coût de codage de la connectivité est en moyenne de 3,7 bits/sommet.

Notons que la géométrie est codée de la même manière dans toutes les approches décrites jusqu'ici : quantification suivie de prédiction. Lors de l'introduction d'un nouveau sommet par séparation de sommet ou par insertion de sommet, sa position est prédite en utilisant les informations de ses voisins et le résidu est codé. Pourtant, l'optimalité du codage de la géométrie est souvent limitée par le fait qu'il est guidé par le codage de la connectivité. Les approches citées ci-dessus sont dites guidées par la connectivité.

Gandoin et Devillers [9] proposent un premier algorithme qui est cette fois-ci dirigé par la géométrie, basé sur la subdivision en kd-tree. Pour le codage de la géométrie, l'espace est subdivisé récursivement en deux cellules jusqu'à ce que chaque cellule possède un ou zéro sommet et le nombre de sommets d'une de deux cellules est codé. La reconstruction de la connectivité est effectuée en codant le changement apparu lors de la subdivision en utilisant des opérations de séparations de sommets. En termes de taux de compression, cet algorithme présente des meilleurs résultats que les algorithmes guidés par la connectivité. Peng et Kuo [10] présentent un algorithme dirigé par la géométrie, basé sur la subdivision en octree. A chaque itération, une cellule est divisée en huit cellules-filles et au lieu du nombre de sommets dans chaque cellule-fille, la présence de sommet est codée. En optimisant le codage de la géométrie et de la connectivité grâce aux prédictions efficaces, cette approche donne un excellent résultat en termes de taux de compression. Cependant, les méthodes basées sur géométrie sont en général moins performantes que celles basées sur connectivité pour le compromis débit-distorsion.

Récemment, Valette et al. [11] proposent une nouvelle approche basée sur un schéma de raffinement. Contrairement aux méthodes précédentes, leur approche part d'un maillage grossier quelconque et une série de divisions

d'arête est effectuée pour générer des maillages intermédiaires uniformes. En ne restituant la connectivité originale qu'à la fin de l'algorithme et en transmettant progressivement les coordonnées quantifiées des sommets, cette approche montre son efficacité en termes de débit-distorsion, particulièrement à bas débit.

L'allocation de bits est une technique qui permet d'optimiser le compromis débit-distorsion. Généralement, pour un débit imposé elle permet de minimiser la distorsion liée à la perte d'information géométrique. King et Rossignac [12] introduisent une approche qui détermine le nombre de sommets et le nombre de bit de quantification des coordonnées de sommets qui optimisent la distorsion pour un débit donné, en utilisant une mesure de complexité de la forme géométrique. Pour la compression progressive par ondelettes, Payan et Antonini [13] proposent une méthode d'allocation de bits qui optimise la quantification des coefficients d'ondelette des différentes sous-bandes de fréquence.

3 Optimisation du compromis débit-distorsion

Le rapport entre la précision de la quantification et la complexité des maillages intermédiaires est un facteur important pour la performance débit-distorsion [12]. L'optimisation de ce rapport est pourtant négligée dans la plupart des travaux sur la compression progressive. En effet, la précision de la quantification est grossière par rapport au nombre d'éléments de maillage pour les algorithmes dirigés par la géométrie. Au contraire, la précision des positions est plus grande que nécessaire pour des maillages intermédiaires de basse résolution pour les algorithmes guidés par la connectivité qui conservent la précision fine de la quantification initiale tout au long de simplification. Dans ce paragraphe, nous proposons une méthode qui permet d'adapter la précision de la quantification à la complexité des maillages intermédiaires en optimisant ainsi le compromis débit-distorsion.

3.1 Algorithme de base

En général, les algorithmes dirigés par la connectivité produisent des maillages intermédiaires de meilleure qualité que les algorithmes guidés par la géométrie. Pour cette raison, notre méthode est basée sur l'algorithme d'Alliez et Desbrun [6] qui est l'un des plus performants. Pour le codage de la connectivité, cet algorithme utilise la bonne propriété statistique de la distribution des valences de sommets. Un ensemble de sommets indépendants est décimé itérativement en combinant une conquête de décimation et une conquête de nettoyage qui génère différents niveaux de résolution. La conquête de décimation consiste à parcourir le maillage patch par patch en enlevant des sommets de valence inférieure ou égale à 6. Grâce à la re-triangulation déterministe et la conquête de nettoyage, la dispersion de la valence des sommets est minimisée. Pour la reconstruction de la connectivité, la valence des sommets enlevés est

codée.

Pour la géométrie, les auteurs appliquent d'abord une quantification initiale utilisant entre 8 et 12 bits suivant la complexité du maillage d'entrée. Pour coder la position d'un sommet enlevé, ils utilisent un repère local (repère de Frenet) obtenu grâce à l'estimation de la normale à la surface afin de séparer les composantes tangentielles et normales pour améliorer le taux de compression. Dans ce repère local, la différence entre la position du sommet et celle du barycentre de sommets voisins est codée.

Récemment, Lee et al. [14] proposent une amélioration de ce codeur géométrique basé sur une bijection. Ce codeur géométrique est utilisé pour la suite du papier.

3.2 Quantification adaptative

Dans la figure 1, la version initiale composée de 11362 sommets et la version simplifiée composée de 111 sommets de Venusbody sont quantifiées en utilisant respectivement 10 bits et 4 bits. Pour la version initiale (1.a et 1.b), la quantification sur 4 bits introduit une dégradation beaucoup plus importante au niveau de la qualité visuelle et de la distance géométrique que la quantification sur 10 bits. Au contraire, la quantification sur 10 bits et 4 bits de la version simplifiée (1.c et 1.d) génère une distorsion géométrique très similaire. Cette observation montre que chaque maillage intermédiaire peut être quantifié avec un nombre de bits plus adapté en fonction du nombre d'éléments, sans augmenter significativement la distorsion. Comme la quantification influence également la taille du fichier compressé, l'adaptation de la quantification à la complexité des maillages intermédiaires peut donc améliorer le compromis débit-distorsion.

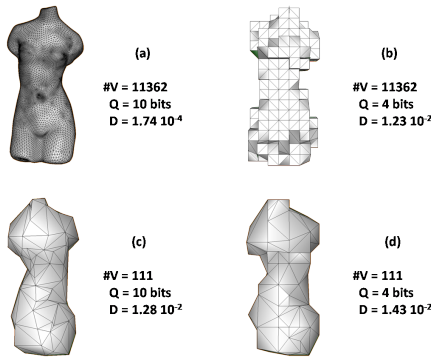


Figure 1 – Comparaison de distorsion de la version initiale et de la version simplifiée de Venusbody en utilisant différentes précisions de quantification.

La figure 2 décrit notre algorithme comparé aux algorithmes classiques dirigés par la connectivité. Traditionnellement, l'algorithme de compression simplifie le maillage initial, M_n^Q , dont les sommets sont quantifiés en utilisant Q bits. Après n itérations, le maillage de base M_0^Q est obtenu. Notre algorithme diminue aussi la précision de quantification au cours de l'encodage. Ainsi, une amélioration de la performance débit-distorsion est possible en trouvant

un chemin optimal par combinaison d'une série de délimitations et d'une série de diminutions de la précision de quantification.

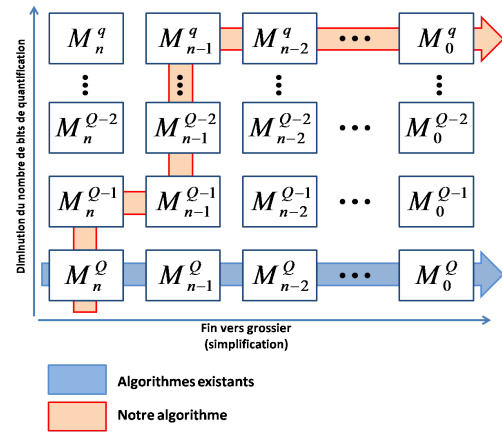


Figure 2 – Notre algorithme (flèche rouge) et les algorithmes classiques (flèche bleue).

Deux difficultés principales se présentent pour l'adaptation de la quantification :

- La détermination automatique de l'étape suivante à chaque itération qui conduit au meilleur compromis débit-distorsion.
- La diminution de la précision de la quantification et le codage efficace de l'opération inverse.

Notons que toutes ces opérations sont appliquées pendant l'encodage.

3.3 Diminution de la précision de la quantification

La quantification initiale utilisant b bits consiste à diviser la boîte englobante du maillage d'entrée en $2^b * 2^b * 2^b$ cubes puis à déplacer chaque sommet à l'intérieur d'un cube au centre. Si b est réduit à $b - 1$, la dimension de cube doit s'agrandir deux fois plus le long des trois axes, et chaque sommet doit être déplacé vers le centre du nouveau cube. Ainsi, la diminution de la précision de quantification peut être considérée comme une structure d'octree ; les cellules-filles (cubes initiaux) sont fusionnées en cellules-mères (nouveaux cubes). Pour l'opération inverse, il suffit de coder l'indice de cellule-fille d'origine de chaque sommet. Sans aucune méthode de prédiction, chaque déplacement de sommet coûte 3 bits car un indice parmi huit est à coder (huit cellules-filles sont fusionnées en une cellule-mère). Pour réduire ce coût, nous adoptons la méthode de prédiction de l'algorithme de Peng et Kuo [10]. Pour chaque cellule-fille, une valeur de priorité est calculée en utilisant la position des sommets voisins par rapport au sommet en cours de traitement. Ensuite, les indices de cellules-filles sont réordonnés en utilisant ces valeurs de priorité et le nouvel indice correspondant à la cellule-fille initiale est codé. Cette opération de diminution de quantification est illustrée en 2D dans la figure 3.

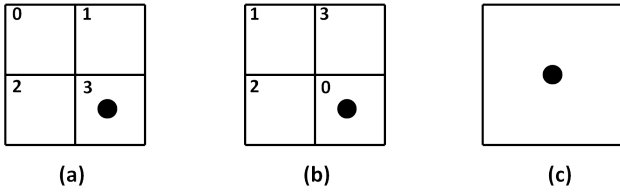


Figure 3 – Les indices initiaux (a) des cellules-filles sont réordonnées (b). Ensuite, le sommet est déplacé vers le centre de cellule-mère (c) et l'indice 0 qui correspond à l'indice de la cellule-fille d'origine est codé.

3.4 Détermination optimale de la quantification

Comme nous le montre la figure 2, un maillage intermédiaire, M_i^j , peut subir une décimation qui conduit à M_{i-1}^j , ou une diminution de la quantification qui conduit à M_i^{j-1} , durant l'encodage. Entre ces deux possibilités, nous choisissons celle qui améliore le plus la performance débit-distorsion. Pour effectuer de manière automatique et optimale cette sélection, nous calculons d'abord la différence de l'erreur géométrique ΔD par rapport à l'erreur de M_i^j et les bits nécessaires pour le codage de l'opération inverse, ΔB pour les deux cas. Pour le maillage décimé M_{i-1}^j , nous calculons ΔB_{Deci} en évaluant l'entropie des informations de connectivité et de géométrie. L'erreur géométrique ΔD_{Deci} est obtenue en mesurant la distance entre le maillage décimé et le maillage original. Similairement, ΔB_{quan} et ΔD_{quan} sont obtenus pour l'étape de diminution de quantification.

La prochaine opération qui optimise localement le compromis débit-distorsion est déterminée en comparant la pente $\Delta D_{Deci}/\Delta B_{Deci}$ et la pente $\Delta D_{quan}/\Delta B_{quan}$. La figure 4 décrit cette sélection automatique. Dans cet exemple, la décimation est choisie comme la prochaine étape car sa valeur de pente est inférieure à celle de la diminution de quantification.

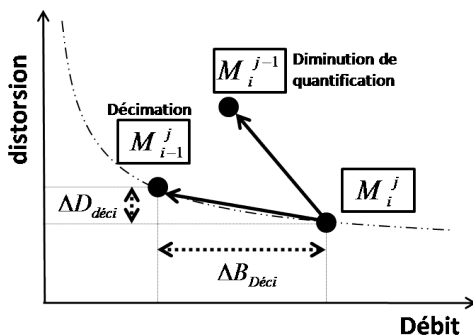


Figure 4 – Choix de la meilleure opération à effectuer : décimation ou diminution de quantification.

Notons que notre méthode de détermination optimale de la quantification optimise localement la performance débit-distorsion.

3.5 Détermination quasi-optimale de la quantification basée sur une méthode d'estimation

Notre méthode optimale (section 3.4) permet d'améliorer le compromis débit-distorsion comme nous le montre la figure 5. Pour un débit donné, notre algorithme peut trouver un meilleur compromis entre le nombre de sommets et la précision de la quantification en améliorant la qualité géométrique.

Cependant, cette approche possède un inconvénient qui empêche son application effective : le temps de calcul. En effet, à chaque itération notre approche a besoin de calculer des erreurs de distorsion du modèle issu de la décimation et du modèle issu de la diminution de la précision de quantification en utilisant un outil de mesure de distance géométrique entre deux maillages [15]. Pour le modèle Rabbit qui possède 67039 sommets, le temps de l'encodage est de 660 secondes alors que 2 secondes suffisent sans adaptation de quantification. Afin de réduire le temps de calcul lors de l'encodage, nous proposons de déterminer le meilleur chemin (la figure 2) basé sur une analyse de la complexité du modèle et sur un apprentissage afin de trouver une quantification adaptée sans calcul de distance.

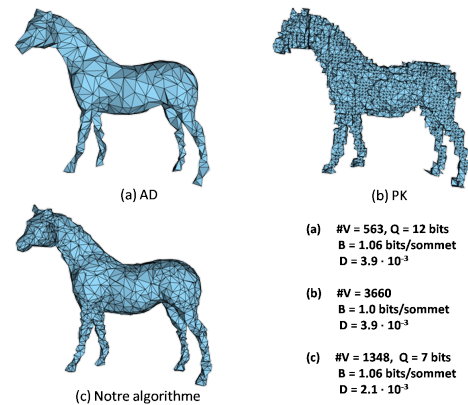


Figure 5 – Résultats du modèle Horse obtenus par différentes approches à des débits similaires : Alliez et Desbrun [6], Peng et Kuo [10] et notre algorithme.

Bien que la décision de l'opération suivante (décimation ou diminution de quantification) soit prise localement à chaque itération, nous observons que notre approche basée sur la détermination optimale adapte globalement la précision de quantification à la complexité des maillages intermédiaires.

En appliquant notre approche de la section 3.4 avec des différentes valeurs de quantification initiale, nous constatons qu'il existe un chemin unique qui ne dépend que du modèle d'entrée. Dans la figure 6, le chemin coloré en bleu est obtenu en utilisant le modèle Bimba avec une quantification initiale de 9 bits. Si une quantification est appliquée en utilisant plus de 9 bits, une série de diminutions de quantification est effectuée (flèche rouge de la figure 6), ensuite le

chemin restant est identique au chemin bleu. Au contraire, si une quantification utilisant moins de 9 bits est appliquée, une série de décimations est réalisée (flèche rouge de la figure 6) afin d'arriver au même point que le chemin bleu ; le chemin restant est identique. Pour le modèle Bimba, le nombre de bits de la quantification adaptée au niveau de résolution n est 9, il est de 8 pour le niveau $n - 1$, etc. Cette observation prouve la possibilité de déterminer la quantification adaptée à chaque modèle en analysant les caractéristiques géométriques.

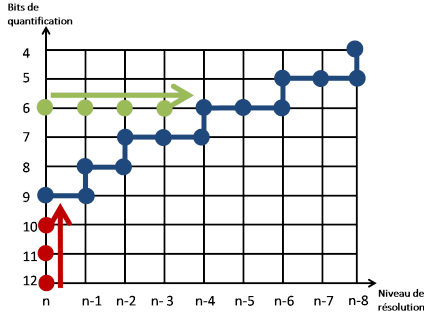


Figure 6 – Le chemin parcouru en utilisant différentes quantifications sur le modèle Bimba.

Nous avons choisi d'utiliser le rapport entre le volume de la boîte englobante et l'aire de la surface du modèle qui permet de mesurer convenablement la compacité et la densité d'échantillonnage nécessaire du modèle.

$$C = \frac{\text{volume de la boîte englobante}}{\text{aire de surface} \otimes \text{nombre de sommets}} \quad (1)$$

C est un estimateur adéquat pour déterminer automatiquement une quantification adaptée pour notre approche. Dans cette formule, l'aire de la surface est la somme des aires des triangles.

Pour 7 objets, nous avons déterminé la précision optimale de quantification pour les maillages intermédiaires. La figure 7 présente ces valeurs de quantification en fonction de C (105 exemples au total). Ces 105 exemples nous servent de base d'apprentissage afin d'établir une relation entre la complexité du maillage et la précision de la quantification nécessaire.

A partir de cette base d'apprentissage, nous utilisons la loi logarithmique qui génère une courbe de tendance mieux adaptée aux points de la figure 7 que des autres lois d'approximation. Les paramètres de cette courbe sont calculés par une méthode des moindres carrés afin d'estimer la valeur de quantification optimale :

$$Q = a * \log(C) + b \quad (2)$$

avec $a = -1.248$ et $b = -0.954$.

Ainsi à chaque itération, nous calculons la valeur de Q en utilisant l'équation (2). Si la quantification actuelle est supérieure à Q , une diminution de précision de quantification

est appliquée, sinon, la décimation est effectuée. Les résultats (voir la section suivante) montrent que cette approximation permet de déterminer convenablement la quantification pour tous les niveaux de détails des différents modèles.

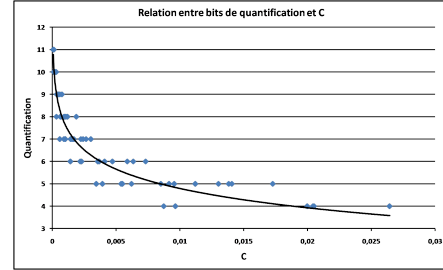


Figure 7 – La précision optimale de quantification en fonction de C pour les différents maillages intermédiaires de notre base d'apprentissage.

4 Résultats

Les figures 8 et 9 montrent respectivement les résultats de débit-distorsion de Venusbody et Venushead, qui sont quantifiés en utilisant 10 bits. Dans ces figures, on compare notre algorithme optimal (Section 3.4) et notre algorithme quasi-optimal (Section 3.5) avec celui d'Alliez et Desbrun [6]. Notre algorithme optimal améliore globalement le débit-distorsion par rapport à [6] et notre algorithme quasi-optimal donne un résultat très similaire. Notons que les modèles Venusbody et Venushead ne sont pas utilisés dans la base d'apprentissage ce qui vérifie la validité de notre méthode quasi-optimale. Dans ces figures, l'ordonnée indique la valeur de la distorsion qui est le maximum de distances RMS.

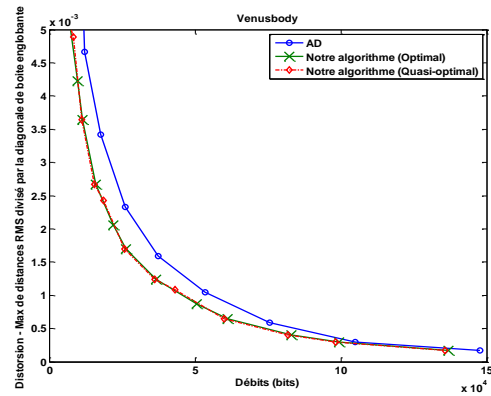


Figure 8 – Courbe de débit-distorsion du modèle Venusbody.

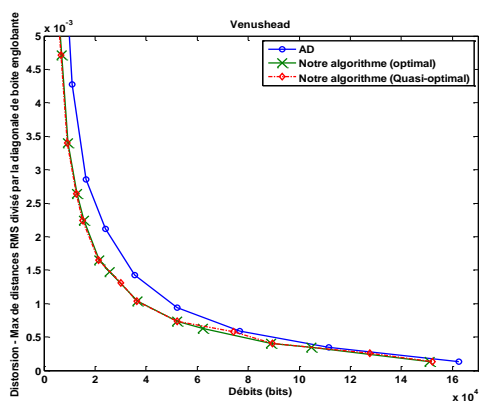


Figure 9 – Courbe de débit-distorsion du modèle Venushead.

Le tableau 1 nous donne le temps de calcul en secondes de l’algorithme d’Alliez et Desbrun [6] (AD), notre algorithme optimal et notre algorithme quasi-optimal. L’utilisation de l’estimateur de quantification permet de réduire significativement le temps de calcul avec un résultat similaire.

Le temps supplémentaire par rapport à l’algorithme de (AD) vient du temps nécessaire pour les étapes de diminution de quantification.

Tableau 1 – Comparaison de temps de calcul.

Modèle	# sommets	Q	Temps de calcul (s)		
			AD	Optimal	Quasi-optimal
Horse	19851	12	0.46	131.81	1.63
Mannequin	11703	10	0.23	49.79	0.49
Fandisk	6475	10	0.12	38.81	0.34
Venusbody	11362	10	0.22	49.61	0.44
Venushead	8268	10	0.17	32.68	0.46
Rabbit	67039	12	1.72	662.1	3.80

5 Conclusion et perspectives

Nous avons proposé une nouvelle méthode de compression progressive de maillages qui repose sur l’adaptation de la précision de quantification. Le niveau de quantification est optimisé en fonction du nombre d’éléments en permettant donc d’améliorer le débit-distorsion, particulièrement à bas débit. Afin de réduire le temps nécessaire pour l’encodage, nous avons aussi proposé une méthode quasi-optimale qui détermine la quantification adaptée à chaque maillage intermédiaire en utilisant une simple estimation.

Une des perspectives est d’étendre ce travail pour compresser les attributs associés, tels que la couleur et la normale, en adaptant également la précision de quantification de ces attributs afin d’améliorer le débit-distorsion.

Remerciements

Ce travail est soutenu financièrement par l’ANR grâce au programme COSINUS (projet COLLAVIZ n°ANR-08-COSI-003).

Références

- [1] H. Hoppe. Progressive meshes. In *ACM SIGGRAPH*, 99–108, 1996.
- [2] G. Taubin, A. Guéziec, W. Horn et F. Lazarus. Progressive forest split compression. In *ACM SIGGRAPH*, 123–132, 1998.
- [3] R. Pajarola et J. Rossignac. Compressed progressive meshes. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 6(1) :79–93, 2000.
- [4] Z. Karni, A. Bogomjakov et C. Gotsman. Efficient compression and rendering of multi-resolution meshes. In *IEEE Visualization Conference Proceedings*, 347–354, 2002.
- [5] D. Cohen-Or, D. Levin et O. Remez. Progressive compression of arbitrary triangular meshes. In *IEEE Visualization Conference Proceedings*, 67–72, 1999.
- [6] P. Alliez et M. Desbrun. Progressive compression for lossless transmission of triangle meshes. In *ACM SIGGRAPH*, 198–205, 2001.
- [7] C. Touma et C. Gotsman. Triangle mesh compression. In *Proceedings of Graphics Interface*, 26–34, 1998.
- [8] P. Alliez et M. Desbrun. Valence-driven connectivity encoding for 3D meshes. In *Eurographics*, 480–489, 2001.
- [9] P.-M. Gandoin et O. Devillers. Progressive lossless compression of arbitrary simplicial complexes. *ACM Transactions on Graphics*, 21(3) :372–379, 2002.
- [10] J. Peng et C.-C.J. Kuo. Geometry-guided progressive lossless 3D mesh coding with octree (OT) decomposition. In *ACM SIGGRAPH*, 609–616, 2005.
- [11] S. Valette, R. Chaine et R. Prost. Progressive Lossless Mesh Compression Via Incremental Parametric Refinement. *Computer Graphics Forum (Proceedings of Symposium on Geometry Processing 2009)*, 28(5) :1301–1310, 2009.
- [12] D. King et J. Rossignac. Optimal bit allocation in 3D compression. *Journal of Computational Geometry, Theory and Applications*, 14 :91–118, 1999.
- [13] F. Payan et M. Antonini. An efficient bit allocation for compressing normal meshes with an error-driven quantization. *Computer Aided Geometric Design*, 22 :466–486.
- [14] H. Lee, G. Lavoué et F. Dupont. Adaptive coarse-to-fine quantization for optimizing rate-distortion of progressive mesh compression. In *VMV*, 73–81, 2009.
- [15] P. Cignoni, C. Rocchini et R. Scopigno. Metro : Measuring error on simplified surfaces. *Computer Graphics Forum*, 17(2) :167–174, 1998.