



**HAL**  
open science

# Évaluation de la Qualité Visuelle des Maillages 3D en Utilisant une Représentation par Graphe Pondéré

Mohammed El Hassouni, Hocine Cherifi

► **To cite this version:**

Mohammed El Hassouni, Hocine Cherifi. Évaluation de la Qualité Visuelle des Maillages 3D en Utilisant une Représentation par Graphe Pondéré. Extraction et Gestion des Connaissances 2024 (EGC 2024), EGC, Jan 2024, Dijon, France. pp.417-418. hal-04506127

**HAL Id: hal-04506127**

**<https://hal.science/hal-04506127>**

Submitted on 20 Mar 2024

**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.

# Évaluation de la Qualité Visuelle des Maillages 3D en Utilisant une Représentation par Graphe Pondéré

Mohammed El Hassouni\*, Hocine Cherifi\*\*

\*FLSH, Université Mohammed V de Rabat, Maroc  
mohamed.elhassouni@flsh.um5.ac.ma

\*\*ICB, Université de Bourgogne, Dijon, France  
hocine.cherifi@u-bourgogne.fr

**Résumé.** Le présent article est un résumé de l'article accepté dans la conférence Complex Networks and their Applications (1). Dans cet article, nous proposons une nouvelle méthode de l'évaluation de la qualité visuelle des maillages 3D triangulaire en utilisant une représentation par graphes pondérés. Nous commençons par générer des cartes de saillance pour chaque modèle de maillage dégradé. Ces modèles sont ensuite transformés en graphe, où les sommets du maillage sont des nœuds et les arêtes du maillage sont les arêtes du graphe. Le calcul des poids des sommets repose sur les valeurs de saillance. Nous extrayons ensuite une large gamme de propriétés topologiques et calculons des mesures statistiques pour créer un vecteur de signature. Pour prédire le score de qualité, nous évaluons les performances de trois algorithmes de régression. Les performances de notre méthode ont été évaluées sur quatre bases de données dédiées à l'évaluation de la qualité des maillages 3D. Les résultats expérimentaux montrent que notre modèle atteint de bonnes performances par rapport aux méthodes de l'état de l'art.

## 1 Introduction

Récemment, l'utilisation de modèles visuels 3D s'est considérablement étendue dans divers domaines d'application, notamment la réalité virtuelle et mixte, le diagnostic assisté par ordinateur, l'architecture et la préservation du patrimoine culturel. Cependant, le traitement de ces modèles 3D à travers des opérations telles que la simplification et la compression introduit diverses distorsions qui peuvent affecter négativement leur qualité visuelle. Pour résoudre ce problème, il existe une demande croissante pour le développement de méthodes robustes pour évaluer la qualité perçue. Traditionnellement, l'évaluation des niveaux de distorsion dans les modèles 3D reposait sur des méthodes subjectives qui consomment beaucoup de temps. Pour remédier à ce problème, des méthodes objectives ont émergé comme solution alternative. Ces méthodes impliquent la mise en place de mesures automatisées visant à reproduire les jugements d'un observateur humain idéal. Ces mesures se classifient généralement en trois catégories : référence complète (2; 3; 4; 5), référence réduite (6; 7), et méthodes aveugles (8; 9; 10; 11). Parmi celles-ci, les méthodes aveugles, qui ne dépendent pas de modèles de référence, ont acquis une attention particulière, surtout dans les applications en temps

réel. Les maillages 3D sont des structures très complexes composées de sommets, d'arêtes et de faces qui façonnent collectivement un modèle 3D. Le choix d'une structure de données appropriée pour représenter ce volume de données et ces relations est primordial. Il est important de noter que l'efficacité de toute méthode d'évaluation de la qualité repose largement sur la structure de données choisie. Les graphes se distinguent comme des structures de données remarquablement polyvalentes, capables de représenter intuitivement des maillages triangulaires 3D. Le degré de connectivité entre un sommet et ses sommets voisins fournit des informations précieuses sur les caractéristiques perceptuelles d'un maillage. De plus, la structure géométrique d'un maillage peut être décrite efficacement en termes de propriétés topologiques du réseau. L'application de représentations graphiques a connu un succès considérable pour relever divers défis en vision par ordinateur, y compris des tâches telles que la segmentation d'image, la classification et le débruitage.

Cependant, il est à noter que la littérature contient relativement peu d'études ayant exploré l'évaluation de la qualité des maillages 3D à l'aide d'approches basées sur les graphes. Lin et al. ont proposé une méthode novatrice basée sur l'apprentissage de l'entropie du spectre du graphe et des caractéristiques spatiales du maillage, comme décrit dans (12). De même, Abouelaziz et al. ont introduit le concept de réseaux de graphes convolutionnels pour estimer la qualité du maillage, tel que proposé dans (19). Ces deux méthodes, bien qu'elles diffèrent dans leurs approches, partagent une limitation commune, à savoir qu'elles apprennent séparément les attributs géométriques et perceptuels sans les intégrer dans le processus de construction du graphe pondéré. Dans ce contexte, nous présentons dans cet article une approche novatrice pour évaluer la qualité visuelle des maillages 3D. Notre approche proposée repose sur un graphe pondéré construit à partir des coordonnées géométriques et des valeurs de saillance des sommets du maillage. Ensuite, les caractéristiques du graphe sont entraînées avec une méthode de régression basée sur l'apprentissage automatique pour prédire le score de qualité.

Cet article est organisé comme suit. Nous présentons dans la Section 2 une description de la méthode proposée. La Section 3 est consacrée aux résultats expérimentaux. Enfin, nous présentons quelques remarques conclusives et perspectives dans la Section 4.

## 2 La méthode proposée

Pour chaque maillage 3D, nous calculons le degré de saillance pour chaque sommet. Ensuite, nous transformons le maillage en un réseau pondéré. Puis, nous déterminons les caractéristiques topologiques du graphe à partir desquelles nous dérivons des statistiques. Les vecteurs résultants servent d'entrées pour le module de régression afin de prédire le score de qualité. Dans cette étude, nous avons utilisé trois méthodes de régression : Random Forest, Support Vector Regression et Generalized Regression Neural Networks en raison de leur utilité et de leur pertinence avérées pour les applications de la prédiction de la qualité visuelle.

### 2.1 Saillance du maillage 3D

La saillance est un concept perceptuel qui décrit l'attention de notre système visuel humain (HVS) pour certaines régions en raison de ses spécificités (courbure, orientation, etc.). Ce travail utilise la saillance visuelle du maillage 3D pour calculer les poids du graphe en utilisant

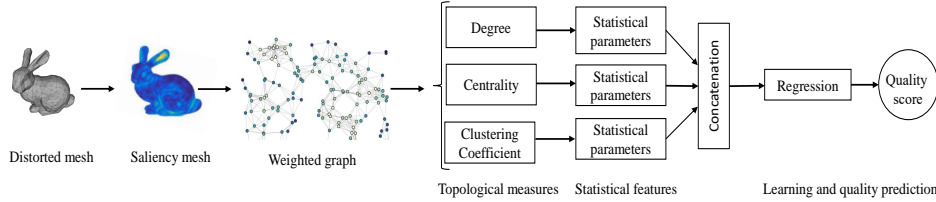


FIG. 1 – Schéma général de la méthode proposée

la méthode proposée dans (14). La première étape pour obtenir la saillance du maillage consiste à calculer la courbure moyenne aux sommets du maillage. Ensuite, des filtres gaussiens filtrent les courbures moyennes. La saillance est obtenue en calculant la différence entre les courbures moyennes filtrées dans différentes échelles. Enfin, une somme de normalisation non linéaire de toutes les cartes de saillance multi-échelle est appliquée pour calculer la carte finale.

## 2.2 Représentation du graphe pondéré du maillage 3D

Un maillage 3D triangulaire graphe, représenté par un graphe, subit une transformation simple. Dans cette transformation, les sommets du maillage deviennent des nœuds du graphe ( $V$ ), et les arêtes du maillage deviennent des arêtes du graphe ( $E$ ).

Un graphe pondéré, représenté comme  $G = (E, V, \omega)$ , comprend un ensemble de nœuds ( $V$ ), un ensemble d'arêtes ( $E$ ) et une fonction de poids ( $\omega(e)$ ) qui attribue un poids positif à chaque arête ( $e = (u, v) \in E$ ). La fonction de poids est définie comme suit :

$$\omega(u, v) = \begin{cases} \frac{dist(u, v) + r^2 \frac{\|S(u) - S(v)\|}{L}}{2r^2} & dist(u, v) \leq E \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (1)$$

$dist(u, v)$  représente la distance euclidienne entre les sommets  $u$  et  $v$  à une distance radiale  $r$  de l'un des deux, et  $L$  est la valeur maximale de la saillance à une distance radiale  $r$  de l'un des deux sommets  $u$  et  $v$ .  $S(\cdot)$  est la valeur de la saillance d'un sommet.

## 2.3 Caractéristiques locales du graphe

Les mesures topologiques fournissent des informations précieuses sur les propriétés structurales d'un graphe et peuvent être utilisées pour analyser et comprendre les caractéristiques de divers types de réseaux. Ici, nous nous concentrerons sur les mesures topologiques locales d'un graphe qui caractérisent les propriétés des sommets individuels (19).

Pour chaque maillage, nous dérivons un vecteur de propriétés topologiques (degré, centralité et coefficient de clustering) pour son graphe pondéré.

**Degré :** La métrique fondamentale et la plus basique des graphes est le degré des sommets. Dans un graphe pondéré, le degré d'un sommet individuel est caractérisé comme la somme des poids associés à toutes les arêtes connectées à ce sommet.

**Centralité de degré :** Cette métrique attribue un score d'importance uniquement déterminé par le nombre de liens que chaque nœud détient.

**Coefficient de clustering :** Il mesure la probabilité que deux nœuds soient reliés s'ils ont un voisin en commun. Plus le coefficient de regroupement moyen est proche de 1, plus le graphe sera complet.

## 2.4 Estimation des paramètres statistiques

Nous proposons de modéliser les propriétés topologiques par la distribution Gamma afin de déduire les paramètres statistiques. Par conséquent, nous pouvons utiliser facilement les paramètres du modèle estimés au lieu des données d'apprentissage volumineuses. Les paramètres sont estimés à l'aide de la méthode du maximum de vraisemblance (ML). Les paramètres estimés sont ensuite utilisés comme vecteurs de caractéristiques d'entrée pour le module de régression qui sera utilisé pour l'apprentissage et l'estimation du score de qualité.

## 2.5 Apprentissage des caractéristiques et régression

Dans ce travail, nous comparons les performances de trois méthodes de régression basées sur l'apprentissage automatique (Random Forest (RF), Support Vector Regression (SVR) et Generalized Regression Neural Network (GRNN)) pour prédire un score de qualité intermédiaire grâce à une validation croisée leave-one-out (LOOCV). Cela implique la construction d'un modèle de régression d'apprentissage en utilisant tous les objets 3D de la base de données, en excluant un objet et ses variantes dégradées à chaque fois. Le sous-ensemble omis est ensuite utilisé comme ensemble de test, en utilisant le modèle de régression établi. Cette procédure itérative est effectuée pour chaque maillage 3D de la base de données.

# 3 Résultats expérimentaux

Nous présentons notre protocole expérimental, les bases de données étudiées, les critères d'évaluation et un bref aperçu des résultats obtenus par comparaison avec les méthodes de l'état de l'art.

## 3.1 Bases de données

Les expériences et les tests sont réalisés sur quatre bases de données spécialement conçues pour l'évaluation des métriques de qualité, composées de maillages originaux et déformés.

- General (?) : Contient quatre maillages de référence et 84 modèles déformés (88 modèles au total). Deux types de déformations sont appliqués sur le maillage de référence : lissage et ajout de bruit.
- Masking (15) : Contient quatre maillages de référence et 24 modèles déformés avec l'ajout de bruit local.
- Compression (7) : Contient cinq modèles de référence et 63 modèles déformés. De douze à treize versions déformées, obtenues par un algorithme de compression, sont associées à chaque modèle de référence.
- Simplification (16) : Contient 35 modèles : cinq maillages de référence et six modèles simplifiés pour chaque maillage de référence. Les modèles simplifiés sont obtenus à

l'aide de trois algorithmes de simplification avec deux taux de réduction de sommets différents.

### 3.2 Critères d'évaluation

Pour évaluer les score de qualité prédits et les scores fournis par la base de données, nous avons utilisé deux critères : le coefficient de corrélation linéaire de Pearson ( $r_p$ ) pour mesurer la monotonie des prédictions et le coefficient de corrélation de rang de Spearman ( $r_s$ ) pour mesurer l'exactitude des prédictions. Une meilleure corrélation avec la perception du système visuel humain se traduit par une valeur proche de un pour  $r_p$  et  $r_s$ .

### 3.3 Effet de la pondération du graphe

Nous commençons notre analyse en étudiant l'influence de la saillance sur la prédiction du score de qualité, en comparant la méthode proposée avec la méthode basée sur un graphe non pondéré. Ensuite, nous évaluons également l'utilité des méthodes de régression dans la prédiction des scores de qualité.

Le tableau 1 présente les coefficients de corrélation  $r_p$  et  $r_s$  obtenus par ces algorithmes sur les quatre bases de données. Notamment, nos résultats montrent des performances significatives pour les méthodes utilisant des graphes pondérés par rapport à celles reposant sur des graphes non pondérés pour tous les types de maillages et l'ensemble des bases de données. En ce qui concerne les méthodes de régression, nous observons des disparités entre RF par rapport à SVR et GRNN. En résumé, la combinaison la plus efficace est celle utilisant la méthode de régression RF dans le cadre des graphes pondérés.

TAB. 1 – Les coefficients de corrélation  $r_s$  et  $r_p$  avec des graphes pondérés et non pondérés sur les quatre bases de données.

Regression	Method	Masking		General		Compression		Simplification	
		$r_s$	$r_p$	$r_s$	$r_p$	$r_s$	$r_p$	$r_s$	$r_p$
GRNN	Sans pondération	70.6	63.2	63.8	61.4	64.5	60.0	59.4	65.5
	Avec pondération	82.8	81.2	83.8	80.1	82.0	79.0	78.3	80.4
SVR	Sans pondération	74.2	62.4	63.9	65.0	63.1	61.4	62.2	67.8
	Avec pondération	87.6	86.3	89.4	82.5	87.2	82.6	80.9	83.1
RF	Sans pondération	78.1	68.6	66.6	72.2	75.6	73.5	70.5	75.9
	Avec pondération	91.1	91.9	90.3	88.7	91.2	89.4	88.6	90.8

### 3.4 Comparaison avec les méthodes de l'état de l'art

Le tableau 2 présente une analyse comparative des scores  $r_s$  et  $r_p$  obtenus par notre méthode proposée par rapport aux méthodes de l'état de l'art. Nous comparons avec deux méthodes sans référence basées sur un graphe de maillage. La première, BMQA-GSES, utilise l'entropie spectrale du graphe et les caractéristiques spatiales, tandis que la seconde utilise

## Évaluation de la Qualité Visuelle des Maillages 3D

un réseau de neurones convolutif de graphes en combinaison avec des caractéristiques spatiales. Notre étude inclut également des comparaisons avec d'autres méthodes, avec référence complète (FR), avec référence réduite (RR) et sans référence (NR). Nous introduisons deux méthodes NR, NR-SVR et NR-GRNN, que nous avons précédemment proposées. Parmi les méthodes NR, MVQ-GCN donne des performances régulières sur l'ensemble des quatre bases de données, grâce à son processus d'apprentissage robuste. Cependant, il est à noter que MVQ-GCN repose sur un graphe non pondéré et formule son processus de prédiction comme un problème de classification des nœuds. De plus, les maillages sont entraînés dans les réseaux de convolution de graphes sans aucune réduction, ce qui rend le temps de calcul très élevé. En revanche, BMQA-GSES affiche des scores de qualité inférieurs à ceux de notre méthode proposée. L'inconvénient de cette méthode réside dans sa dépendance à de nombreuses caractéristiques spectrales et spatiales, tandis que notre approche se concentre principalement sur la composante de saillance, considérée comme un attribut perceptuel puissant. Les coefficients de corrélation enregistrés montrent que NR-SVR et NR-GRNN offrent également des scores de prédiction significatifs. Ces méthodes reposent sur des mesures de rugosité, une caractéristique perceptuelle clé dans le traitement des maillages. La méthode TPDM atteint un score relativement élevé, car il s'agit d'une approche avec référence complète. En résumé, notre méthode basée sur la représentation en graphe surpasse de nombreuses méthodes sans référence, et les scores obtenus sont très prometteurs, dépassant souvent ou se rapprochant étroitement du taux de score de qualité de 92%.

TAB. 2 – Comparaison avec les méthodes de l'état de l'art en utilisant les coefficients de corrélation  $r_s$  et  $r_p$  pour les quatre bases de données.

Type	Method	Masking		General		Compression		Simplification	
		$r_s$	$r_p$	$r_s$	$r_p$	$r_s$	$r_p$	$r_s$	$r_p$
FR	HD (3)	26.6	20.2	13.8	11.4	24.5	14.0	49.4	25.5
	RMS (2)	48.8	41.2	26.8	28.1	52.0	49.0	64.3	34.4
	MSDM2 (4)	89.6	87.3	80.4	81.4	78.0	89.3	86.7	79.6
	TPDM (5)	90.0	88.6	89.6	86.2	82.9	<b>91.5</b>	86.9	88.2
RR	FMPD (6)	80.2	80.8	81.9	83.5	81.8	88.8	87.2	89.3
NR	NR-SVR (17)	91.1	89.1	84.6	86.8	85.5	88.1	88.9	87.6
	NR-GRNN (18)	90.2	82.4	86.2	88.7	86.3	86.7	87.7	88.0
	BMQA-GSES (12)	91.3	84.1	87.9	<b>90.5</b>	87.3	87.4	89.1	89.6
	MVQ-GCN (19)	<b>91.7</b>	90.9	89.3	88.6	90.5	87.7	<b>89.9</b>	89.4
	<b>Our method</b>	91.1	<b>91.9</b>	<b>90.3</b>	88.7	<b>91.2</b>	89.4	88.6	<b>90.8</b>

## 4 Conclusion

Dans cet article, nous avons introduit une nouvelle approche pour évaluer la qualité visuelle des maillages en utilisant la méthodologie d'apprentissage des caractéristiques des graphes. Notre méthode s'est concentrée sur l'analyse des maillages 3D, les traitant comme des graphes pondérés tout en considérant les caractéristiques topologiques et les propriétés statistiques.

La construction de ces graphes reposait sur la saillance des sommets. Nous avons comparé les performances de trois méthodes d'apprentissage automatique distinctes et avons constaté que le modèle de régression Random Forest excelle dans la prédiction des scores de qualité, principalement attribuée à sa capacité à traiter les données structurées en graphe. Comparée aux méthodes concurrentes, La méthode proposée présente des corrélations robustes avec la perception visuelle humaine. Ce niveau de précision élevé est atteint en utilisant un algorithme d'apprentissage automatique simple. Cette exploration de l'application de la représentation en graphe pour l'évaluation de la qualité des maillages ouvre des perspectives prometteuses et la voie à de nombreuses opportunités dans le futur.

## Remerciement

Ce travail est soutenu par la subvention de recherche de l'Académie Hassan II des Sciences et Techniques du Maroc.

## Références

- [1] M. El Hassouni, H. Cherifi. Visual Mesh Quality Assessment using Weighted Network Representation. *Complex Networks & Their Applications XII*,2024, Springer Nature Switzerland,pp=320–330 isbn=978-3-031-53468-3
- [2] P. Cignoni, C. Rocchini, and R. Scopigno, “Metro : Measuring error on simplified surfaces,” in *Computer Graphics Forum*.Wiley Online Library, 1998, vol. 17, pp. 167–174.
- [3] N. Aspert, D. Santa-Cruz, and T. Ebrahimi, “Mesh : Measuring errors between surfaces using the hausdorff distance,” *IEEE International Conference on. Multimedia and Expo.*, 2002, vol. 1, pp. 705–708.
- [4] G. Lavoué, “A multiscale metric for 3d mesh visual quality assessment,” in *Computer Graphics Forum*. Wiley Online Library, 2011, vol. 30, pp. 1427–1437.
- [5] F. Torkhani, K. Wang, and J-M. Chassery, “A curvature tensor distance for mesh visual quality assessment,” *Computer Vision and Graphics*, pp. 253–263, 2012.
- [6] K. Wang, F. Torkhani, and A. Montanvert, “A fast roughness-based approach to the assessment of 3D mesh visual quality,” *Computers & Graphics*, vol. 36, no. 7, pp. 808–818, 2012.
- [7] Váša, Libor, and Jan Rus. "Dihedral angle mesh error : a fast perception correlated distortion measure for fixed connectivity triangle meshes." In *Computer Graphics Forum*, vol. 31, no. 5, pp. 1715-1724. Oxford, UK : Blackwell Publishing Ltd, 2012.
- [8] Abouelaziz, I., and El Hassouni, M. and Cherifi, H. (2017), “A convolutional neural network framework for blind mesh visual quality assessment”, *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pp755-759.
- [9] M. El Hassouni, H. Cherifi, H., D. Aboutajdine "HOS-based image sequence noise removal".In *IEEE Transactions on Image Processing*, Volume 15, Number 3, 2006 pp 572—581.



- [10] R.R Pastrana-Vidal, J.C Gicquel, C. Colomes, C. and H. Cherifi "Frame dropping effects on user quality perception," Proc. 5th Int. WIAMIS,2004.
- [11] R. R. Pastrana-Vidal, J.C. Gicquel, J.L. Blin, and H. Cherifi Predicting subjective video quality from separated spatial and temporal assessment, Proc. SPIE 6057, Human Vision and Electronic Imaging XI, 2006 <https://doi.org/10.1117/12.642952>
- [12] Y. Lin, M. Yu, K. Chen, G. Jiang, F. Chen and Z. Peng, "Blind mesh assessment based on graph spectral entropy and spatial features", Entropy, vol. 22, no. 2, pp. 190, Feb. 2020.
- [13] I. Abouelaziz, A. Chetouani, M. E. Hassouni, H. Cherifi and L. J. Latecki, "Learning Graph Convolutional Network for Blind Mesh Visual Quality Assessment," in IEEE Access, vol. 9, pp. 108200-108211, 2021.
- [14] Lee, C. Ha, A. Varshney, and D. W. Jacobs. "Mesh saliency." In ACM SIGGRAPH 2005 Papers, pp. 659-666. 2005.
- [15] Lavoué, G., C. Larabi, and L. Váša. "On the efficiency of image metrics for evaluating the visual quality of 3D models." IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics 22, no. 8 (2015) : 1987-1999.
- [16] Silva, S., B. Sousa Santos, C. Ferreira, and J. Madeira. "A perceptual data repository for polygonal meshes." In 2009 Second International Conference in Visualisation, pp. 207-212. IEEE, 2009.
- [17] Abouelaziz, I, M. El Hassouni, and H. Cherifi. "No-reference 3d mesh quality assessment based on dihedral angles model and support vector regression." In International Conference on Image and Signal Processing, pp. 369-377. Springer, Cham, 2016.
- [18] Abouelaziz I, El Hassouni M, Cherifi H (2016) A curvature based method for blind mesh visual quality assessment using a general regression neural network. In : 2016 12th international conference on signal-image Technology & Internet-based Systems (SITIS). IEEE, pp 793–797.
- [19] S. Rajeh, M. Savonnet, E. Leclercq and H. Cherifi, "Interplay Between Hierarchy and Centrality in Complex Networks," in IEEE Access, vol. 8, pp. 129717-129742, 2020

## Summary

This paper addresses the critical task of evaluating the visual quality of triangular mesh models. We introduce an innovative approach that leverages weighted graphs for this purpose. Our methodology begins by generating saliency maps for each distorted mesh model. These models are subsequently transformed into a network representation, where mesh vertices are nodes and mesh edges are edges in the graph. The determination of vertex weights relies on the saliency values. We then extract a wide range of topological properties and compute statistical measures to create a signature vector. To predict the quality score, we rigorously evaluate the performance of three regression algorithms. Experiments span four publicly available databases designed for mesh model quality assessment. Results demonstrate that the proposed approach excels in this task, showcasing remarkable correlations with subjective evaluations. This preliminary analysis paves the way for further research to address potential limitations and explore additional applications of mesh network representation.