

# Investigation de la performance des modèles JND 2D dans le domaine spatial pour les images omnidirectionnelles

Rivo Andriamanalina<sup>1,2</sup>

Mohamed-Chaker Larabi<sup>1</sup>

Steven Le Moan<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Laboratoire XLIM, <sup>2</sup> Laboratoire Colourlab

<sup>1</sup> Université de Poitiers, <sup>2</sup> NTNU

rivo.andriamanalina@univ-poitiers.fr

## Résumé

La notion de JND spatiale ("Just Noticeable Difference") se réfère à la plus petite amplitude de changement perceptible par le Système Visuel Humain (SVH). Bien que ce concept soit relativement bien maîtrisé pour l'imagerie 2D et 3D, on n'a presque pas de modèles JND pour les images omnidirectionnelles. Nous questionnons alors l'utilisabilité des modèles existants pour la Réalité Étendue (XR), où les conditions d'observation diffèrent considérablement. Cet article analyse la performance des modèles 2D-JND sur des images à 360 degrés, en les intégrant dans des métriques de qualité pour évaluer leur capacité à améliorer la prédiction des scores subjectifs. Les résultats suggèrent que les modèles 2D-JND ne sont pas adaptés aux conditions XR et nécessitent des améliorations. Le biais de l'équateur que nous considérons ici montre un potentiel d'amélioration, suggérant la nécessité de recherches supplémentaires pour adapter les modèles JND aux caractéristiques spécifiques de la XR.

## Mots clés

Masquage visuel, Immersion, Réalité Étendue (XR), Qualité d'images

## 1 Introduction

Un modèle JND ("Just Noticeable Difference") évalue la variation minimale de luminance, ou d'une autre modalité visuelle, perceptible par la vision humaine. Cela est utile pour la compression d'images. De nombreux modèles existent pour la 2D [1] et la 3D [2], mais presque aucun pour les médias immersifs. Utiliser les modèles existants pour ce contexte est hasardeux à cause des conditions d'observation très différentes.

Les modèles de JND 2D dans le domaine des pixels prennent en compte la sensibilité du Système Visuel Humain (SVH) et les effets de masquage visuel (MV) tels que l'Adaptation à la Luminance (LA : Luminance Adaptation) [3], et le masquage dû au contraste (CM : Contrast Masking)[3][4]. Certains exploitent également l'anisotropie de l'acuité visuelle [5] [6].

Le SVH étant constant, les effets de masquage visuel déjà

décrits sont toujours présents. Notre objectif est de vérifier la fiabilité des modèles existants dans le contexte immersif. Cet article décrit un travail de benchmark sur les modèles 2D-JND les plus connus : Chou et Li [3], Yang et al. [7], Liu et al [8], Wu et al [9], Chen et Guillemot [10]. Un dernier modèle est introduit à titre de comparaison : celui de Liu et al. [11] qui est un modèle 3D mais ramené à la 2D avec une carte de profondeur uniforme. En outre, nous proposons une méthode pour intégrer le biais de l'équateur, spécifique à la XR, dans l'estimation des seuils de JND.

La méthodologie est résumée dans la section 2 de cet article et les résultats sont présentés dans la section 3.

## 2 Méthodologie

La méthodologie est décrite dans la figure 1. Cette approche repose principalement sur des simulations et s'intéresse au processus d'évaluation de la qualité des images.

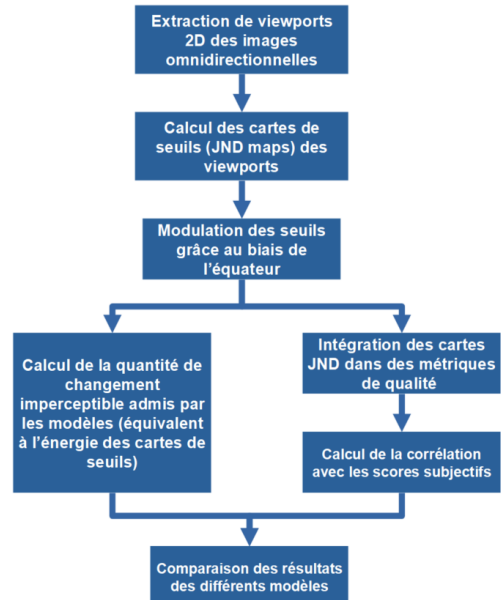


FIGURE 1 – Méthodologie de l'étude

### 2.1 Extraction de fenêtres d'affichage

Pour calculer les cartes de seuils, nous avons extrait des fenêtres d'affichage (viewports) de la manière décrite dans

la figure 2. Cette méthode est basée sur le fait que l’observateur se focalise sur les éléments au niveau de l’équateur et ignore souvent les pôles. C’est le biais de l’équateur. La taille des fenêtres est conditionnée par les casques VR utilisés pour créer la base de données qu’on exploite [12].

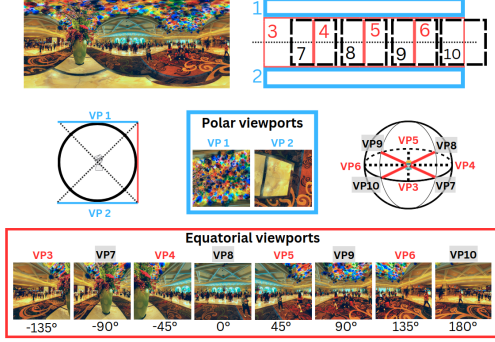


FIGURE 2 – Extraction des viewpoints

## 2.2 Modélisation du biais de l’équateur

Etant donné que les observateurs fixent principalement les éléments autour de l’équateur, le reste est alors vu en vision périphérique induisant des seuils plus élevés. Grâce au dataset Saliency360! [13], nous avons trouvé que la distribution de l’attention en fonction de la latitude pouvait être approximée par fonction gaussienne telle qu’illustrée dans la figure 3.

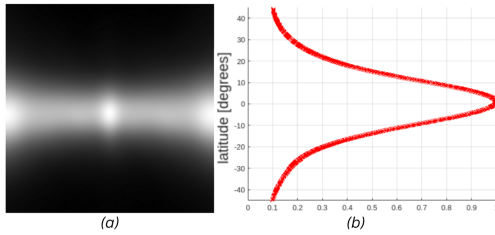


FIGURE 3 – Distribution de l’attention en fonction de la latitude : (a) carte de saillance moyenne des viewpoints, (b) courbe de la saillance en fonction de la latitude

L’écart-type  $\sigma$  est alors utilisé comme latitude critique de fixation du regard. La zone entre  $-\sigma$  et  $+\sigma$  n’est pas affectée. L’expression de la fovéation proposée par Chen et Guillemot [10] est adaptée de manière à exploiter  $\sigma$  comme paramètre. La nouvelle fonction est utilisée pour moduler les seuils JND selon la latitude des pixels (figure 4).

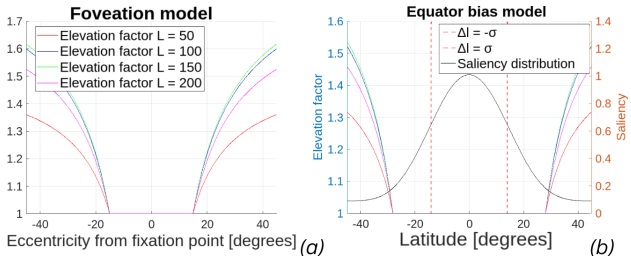


FIGURE 4 – Facteur de modulation du JND dû au biais de l’équateur : (a) fonction de fovéation de Chen et Guillemot, (b) modélisation du biais de l’équateur

## 2.3 Intégration du JND dans les métriques de qualité

Le principe est de modifier les métriques de manière à accorder plus d’importance aux pixels avec les valeurs JND les plus faibles, une méthode précédemment utilisée pour améliorer les métriques de qualité [14] et pour comparer des modèles JND [15] dans le contexte de la 2D et 3D. Nous exploitons le SSIM et le PSNR à cette fin :

$$\text{QualMap}(x, y) = \frac{\text{SSIM}(I(x, y), I'(x, y)) \cdot \min(JND)}{JND(x, y)} \quad (1)$$

$$\text{JND}_{\text{SSIM}}(I, I') = \frac{\sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^W \text{QualMap}(x, y)}{\sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^W \frac{\min(JND)}{JND(x, y)}} \quad (2)$$

$$\text{WMSE} = \frac{\sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^W \frac{\min(JND)}{JND(x, y)} \cdot (I(x, y) - I'(x, y))^2}{\sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^W \frac{\min(JND)}{JND(x, y)}} \quad (3)$$

$$\text{JND}_{\text{PSNR}}(I, I') = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{255^2}{\text{WMSE}} \right) \quad (4)$$

où  $I$  est une pristine et  $I'$  une image dégradée dont on veut estimer la qualité,  $JND_{\text{PSNR}}$  et  $JND_{\text{SSIM}}$  sont les métriques intégrant le JND.

## 2.4 Comparaison des modèles

Nous considérons 2 paramètres qui définissent la performance d’un modèle JND :

- la corrélation des métriques de qualité pondérées par les cartes JND avec le jugement humain, traduisant la précision  $\beta$  du modèle
- l’amplitude des variations imperceptibles admises par le modèle (l’énergie  $\alpha$  de la carte de seuils)

$$\alpha = \text{corr}(JND_{\text{SSIM}/\text{PSNR}}, \text{MOS}) \quad (5)$$

$$\beta = \frac{1}{H \cdot W} \sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^W JND(x, y)^2 \quad (6)$$

où  $\text{MOS}$  est le score subjectif de l’image  $I'$  donné dans la base de données et  $H \times W$  sont les dimensions de l’image.

## 3 Résultats

Nous faisons 3 observations à travers cette étude :

- Tableau 1 : grâce au biais de l’équateur nous avons un gain sur les deux paramètres de performance.

TABLEAU 1 – Amélioration apportée par le biais de l’équateur sur les performances des modèles : le terme  $\alpha$  est exprimé en [dB]

	Sans le biais de l’équateur	Avec le biais de l’équateur
<b>Chou et Li [3]</b>	$\beta = 0.679, \alpha =$	$\beta = \mathbf{0.687}$
<b>Chen et al [10]</b>	17.56	$\alpha = \mathbf{18.12}$
<b>Yang et al [7]</b>	$\beta = 0.677, \alpha =$	$\beta = \mathbf{0.682}$
	17.41	$\alpha = \mathbf{17.9}$
<b>Wu et al [9]</b>	$\beta = 0.657, \alpha =$	$\beta = \mathbf{0.679}$
	18.82	$\alpha = \mathbf{20.38}$
<b>Liu et al [8]</b>	$\beta = 0.688, \alpha =$	$\beta = \mathbf{0.694}$
	19.83	$\alpha = \mathbf{21.36}$
<b>Liu et al [11]</b>	-	$\beta = 0.681$
		$\alpha = 20.00$

• Tableau 2 : malgré l'amélioration apportée par le biais de l'équateur, aucun des modèles ne parvient significativement à améliorer la performance des métriques de qualité. Celle-ci est même relativement meilleure sans le JND dans le contexte immersif.

TABLEAU 2 – Impact des modèles JND sur la corrélation des métriques avec les scores subjectifs (variation en pourcentage par rapport aux valeurs obtenues avec les métriques de base).

	SSIM	PSNR
Sans JND	0.697	0.718
Chou et Li [3] / Chen et al [10]	-1.44%	-0.7%
Yang et al [7]	-2.15%	-1.5%
Liu et al [8]	-0.3%	+3%
Liu et al [11]	-2.3%	-1.4%

• Nous remarquons qu'un modèle en particulier présente de meilleurs résultats que les autres : Liu et al [8], ce qui démontre qu'il peut être important de distinguer les contours des textures dans ce contexte tels que l'ont fait les auteurs.

## 4 conclusion

Les modèles de JND 2D ne conviennent pas à l'évaluation de la qualité des images à 360° et nécessitent une révision significative. Les métriques pondérées par JND montrent des performances inférieures aux métriques de base. Le modèle de Liu se distingue en distinguant le masquage des contours et des textures. L'intégration du modèle avec biais de l'équateur montre une légère amélioration, soulignant le potentiel des caractéristiques spécifiques à la XR et la nécessité de poursuivre les recherches.

## Annexe

Cet article a fait l'objet d'une publication dans la conférence London Imaging Meeting (LIM) 2024, et présenté le 28 juin 2024 à Londres. Référence : Rivo Andriamanalina, Mohamed-Chaker Larabi, Steven Le Moan. Investigation of the performance of pixel-domain 2D-JND models for 360-degree imaging. Dans *London Imaging Meeting*, pages 57-61, 2024, <https://doi.org/10.2352/lim.2024.5.1.13>.

## Références

[1] Zhenzhong Chen et Hongyi Liu. JND modeling : Approaches and applications. Dans *19th International Conference on Digital Signal Processing*, pages 827–830, Hong Kong, Août 2014. IEEE.

[2] Yu Fan, Mohamed-Chaker Larabi, Faouzi Alaya Cheikh, et Christine Fernandez-Maloigne. A Survey of Stereoscopic 3D Just Noticeable Difference Models. *IEEE Access*, 7 :8621–8645, 2019.

[3] Chun-Hsien Chou et Yun-Chin Li. A perceptually tuned subband image coder based on the measure of just-noticeable-distortion profile. *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology*, 5(6) :467–476, 1995.

[4] Xiaokang Yang, Weisi Lin, Zhongkang Lu, EePing Ong, et Susu Yao. Motion-compensated residue preprocessing in video coding based on just-noticeable-distortion profile. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 15(6) :742–752, Juin 2005.

[5] Peiyao Guo, Qiu Shen, Mingkai Huang, Rongbing Zhou, Xun Cao, et Zhan Ma. Modeling peripheral vision impact on perceptual quality of immersive images. Dans *IEEE Visual Communications and*

*Image Processing (VCIP)*, pages 1–4, St. Petersburg, FL, Décembre 2017.

[6] Zhou Wang, Ligang Lu, et Alan C Bovik. Foveation scalable video coding with automatic fixation selection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 12(2) :243–254, 2003.

[7] X.K. Yang, W.S. Ling, Z.K. Lu, E.P. Ong, et S.S. Yao. Just noticeable distortion model and its applications in video coding. *Signal Processing : Image Communication*, 20(7) :662–680, Août 2005.

[8] Anmin Liu, Weisi Lin, Manoranjan Paul, Chenwei Deng, et Fan Zhang. Just Noticeable Difference for Images With Decomposition Model for Separating Edge and Textured Regions. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 20(11) :1648–1652, Novembre 2010.

[9] Jinjian Wu, Weisi Lin, Guangming Shi, et Anmin Liu. Perceptual Quality Metric With Internal Generative Mechanism. *IEEE Transactions on Image Processing*, 22(1) :43–54, Janvier 2013.

[10] Zhenzhong Chen et Christine Guillemot. Perceptually-Friendly H.264/AVC Video Coding Based on Foveated Just-Noticeable-Distortion Model. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 20(6) :806–819, Juin 2010.

[11] Di Liu, Yingbin Wang, et Zhenzhong Chen. Joint foveation-depth just-noticeable-difference model for virtual reality environment. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 56 :73–82, Octobre 2018.

[12] Huiyu Duan, Guangtao Zhai, Xiongkuo Min, Yucheng Zhu, Yi Fang, et Xiaokang Yang. Perceptual quality assessment of omnidirectional images. Dans *IEEE international symposium on circuits and systems (ISCAS)*, pages 1–5, 2018.

[13] Jesús Gutiérrez, Erwan J David, Antoine Coutrot, Matthieu Perreira Da Silva, et Patrick Le Callet. Introducing un salient360! benchmark : A platform for evaluating visual attention models for 360 contents. Dans *IEEE Tenth International Conference on Quality of Multimedia Experience (QoMEX)*, pages 1–3, 2018.

[14] Sid Ahmed Fezza, Mohamed-Chaker Larabi, et Kamel Mohamed Faraoun. Stereoscopic image quality metric based on local entropy and binocular just noticeable difference. Dans *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pages 2002–2006, 2014.

[15] Yu Fan, Mohamed-Chaker Larabi, Faouzi Alaya Cheikh, et Christine Fernandez-Maloigne. On the performance of 3d just noticeable difference models. Dans *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pages 1017–1021, 2016.