

# Validation des Systèmes de rendu perceptif

Nawel Takouachet <sup>1</sup>, Samuel Delepoulle <sup>2</sup>, Christophe Renaud <sup>3</sup>

Université de Littoral côte d'Opale

Laboratoire d'Informatique de Littoral LIL

<sup>1</sup> takouachet@lil.univ-littoral.fr, <sup>2</sup> delepoulle@lil.univ-littoral.fr, <sup>3</sup> renaud@lil.univ-littoral.fr

---

## Abstract

*En informatique graphique, le rendu est un processus coûteux. Même avec les matériels les plus récents, le rendu réaliste en illumination globale prend du temps. Pour des scènes complexes, le temps réel reste impossible.*

*L'image finale étant destinée à un observateur humain, on peut cependant prendre en compte les propriétés du système visuel humain. Le traitement du système visuel sur une image n'est, en effet, pas uniforme. Il a ainsi été démontré que certaines propriétés de l'image peuvent ne pas être perçues, et que certaines modifications importantes de l'image peuvent être ignorées.*

*L'exploitation de certaines limites du processus visuel humain permet d'effectuer des rendus sélectifs d'une qualité réaliste. Une partie de l'image est calculée avec une haute qualité et tout ce qui passe inaperçu avec une qualité faible sans que l'observateur ne détecte cette différence.*

*Nous présentons, dans cet article, une catégorisation des systèmes perceptifs existants et nous parlons de leur application pour optimiser les algorithmes de rendu. Nous soulignons par la suite les différentes étapes du processus de rendu perceptif qui devraient être validées et nous montrons nos premiers résultats expérimentaux.*

---

## 1. Introduction

L'objectif principal de la synthèse d'images est d'être capable de calculer des images qui reproduisent le plus fidèlement possible les propriétés des images. En illumination globale, un tel calcul est très coûteux.

Les recherches en informatique graphique sont orientées vers l'amélioration des techniques de rendu d'un point de vue matériel et logiciel. À cette voie s'ajoute la nécessité de prendre en compte les capacités du système visuel humain.

L'observateur ne perçoit pas l'environnement avec la même précision. Le système visuel humain possède des limitations qui définissent son acuité. Certaines fréquences spatiales ne peuvent pas être perçues, les phénomènes d'adaptation à la luminance, de masquage, de perception des couleurs sont parmi d'autres des éléments à prendre en compte. De plus, l'attention oriente le regard vers certaines zones en fonction de leur saillance. L'ensemble de ces propriétés sont exploitables pour optimiser le calcul des images réalistes sans affecter leur qualité perceptive.

Les algorithmes de rendu traditionnels utilisent une modélisation physique pour le calcul des images. Ces modèles

purement physiques sont modifiés par l'intégration des techniques perceptives pour guider les algorithmes de rendu. Ceci a donné naissance à des techniques de rendu sélectif basées sur la perception en accordant plus ou moins de ressources en fonction de l'importance des zones. Ce mode de rendu est reconnu pour optimiser le temps de calcul sans que l'observateur ne puisse percevoir une différence de qualité dans l'image [GH00, YPG01, VMKK00, FP04, SCCD04].

Il faut noter que plusieurs modèles perceptifs ont été proposés dans la littérature [Da193, Li97, KU85, NIK01, MCH05]... Chaque modèle prend plus ou moins en compte certains processus. Aussi, la question de leur intégration aux algorithmes de rendu n'est pas immédiat. Le problème de leur validité pour cette application particulière doit être envisagée.

Nous présentons, dans la section suivante, une catégorisation des systèmes perceptifs existants. Dans la section 3, nous effectuons un état de l'art des travaux de recherche sur le système visuel humain, la simulation informatique de certains de ses aspects et leur exploitation afin d'accélérer le rendu. Dans la section 4, nous parlerons des différentes

étapes des systèmes de rendu perceptif qui devraient mener à une validation. Nous nous intéressons, dans la section 5 à présenter quelques résultats expérimentaux visant à valider certains paramètres d'un système de rendu perceptif. Nous finissons, dans la section 6 par la conclusion ainsi que par la présentation de nous perspective de recherche.

## 2. Modèles perceptifs

Le rendu réaliste en synthèse d'images signifie qu'un observateur standard doit être incapable de faire la différence entre une image de synthèse et une photographie de la même scène présentées dans les mêmes conditions. De nombreux travaux sur la perception des différences et la fidélité en synthèse d'images ont été effectués. Cependant il est nécessaire de disposer d'un modèle qui détermine si deux images sont perçues comme différentes sans recourir à un observateur réel. Aussi on simule les processus de la vision humaine.

D'un autre côté, l'étude du système visuel humain a permis de comprendre quelques aspects de son fonctionnement. Plusieurs processus complexes interagissent entre eux et agissent sur l'information visuelle depuis son acquisition par l'œil jusqu'à son interprétation dans le cortex visuel. Les résultats des recherches dans ce domaine ont donné naissance à une diversité de modélisations et des simulations de ce système.

Nous proposons ci-dessous un regroupement des modèles perceptifs. Ce regroupement peut être utilisé pour comparer les modèles entre eux et pour justifier un choix d'utilisation en informatique graphique. D'un point de vue degré de complexité et nombre de caractéristiques du système visuel humain prises en compte, on distingue deux types de modèles, à savoir :

**Les modèles simples** : ils représentent les premiers travaux sur la modélisation du comportement du système visuel humain. Ils prennent généralement en compte q'une propriété de la vision. Parmi ces modèles, on peut citer :

- le modèle d'acuité visuelle [RV79] qui est une mesure de la capacité de l'œil à discriminer les détails en fonction de la distance à l'axe optique ;
- le modèle de l'adaptation de l'œil aux changements des conditions d'illumination [FPSG96] (exploité par les opérateurs de «*tone-mapping*» [TR93]) ;
- Le modèle de masquage qui explique l'incapacité de l'oeil à percevoir certaines fréquences spatiales en présence d'un contenu fréquentiel proche [FPSG97] ;
- le modèle de la sensibilité du système visuel au contraste en fonction des fréquences spatiales (CSF) de Mannos et Sakirson adapté par Rushmier [RWP\*95] et le modèle de la CSF spatio-temporelle [Kel79] ;
- le modèle de la vision des couleurs [KB96]

**Les modèles composés** : ils essaient de se rapprocher au mieux du fonctionnement du système visuel humain. Ces

modèles sont plus complets et regroupent en fait plusieurs aspects connus de la vision. Ces processus sont modélisés et représentés à la fois qualitativement et quantitativement. Dans ce type de modèle on trouve la simulation de la saillance soit par le processus des mouvements oculaires de Itti et *al* [NIK01, Itt00], ou par la simulation de la saillance via un modèle de rétine [MCH05]. D'autres modèles [Dal93, Li97] proposent une métrique de comparaison perceptive entre images en intégrant plusieurs propriétés du comportement du système visuel : vision de l'intensité lumineuse, la sensibilité au contraste, vision des orientations, vision des couleurs.

D'un autre point de vue, on distingue les modèles qui s'appliquent sur deux images et les modèles qui opèrent sur une seule.

**Modèles de comparaison entre deux images** : ils sont basés sur une métrique de qualité perceptive qui modélise la capacité du système visuel à percevoir les différences. Cette métrique s'applique sur deux images et juge si elles sont perceptivement identiques ou non.

Les plus connus de ces modèles dans la littérature sont le VDP (Visible Difference Predictor) [Dal93] [TRP\*05] et le VDM (Visible Discrimination Metric) [Li97]. Ils permettent de mesurer la qualité d'une image dégradée grâce à une carte indiquant la probabilité de détection d'une différence visuelle entre cette image et l'image originale. Ils utilisent une métrique perceptive de comparaison entre deux images basée sur un ensemble de sous-modèles qui simulent le processus visuel. Le VDP prend en compte les variations de sensibilité du système visuel qui limitent la perception : celles liées à l'intensité lumineuse, la couleur, au contenu fréquentiel, au contenu structurel de l'image. Ces critères donnent une bonne représentation de la sensibilité visuelle mais demandent un temps de calcul importants.

**Modèles d'extraction des propriétés d'une image** : À partir d'une image en entrée, ces modèles sont capables d'extraire des zones d'intérêt qui représentent les régions saillantes où la sensibilité à l'erreur est la plus forte. Ces modèles prennent en compte l'attention visuelle.

L'attention visuelle est un processus qui sélectionne un sous-ensemble d'informations pertinentes pour identifier et appréhender notre environnement. Ce processus balaye l'image et guide le trajet des mouvements oculaires ; Il se focalise sur les informations saillantes et en ignore certaines. Dans les dernières années, des efforts considérables ont été consacrés à essayer de comprendre le mécanisme de l'attention visuelle (Treisman et *al.* [TG80], Koch and Ullman [KU85], Niebur et Koch [NK98], Itti et *al.* [NIK01]).

Deux processus complémentaires influent sur l'attention visuelle. Le premier est purement involontaire, il focalise l'attention visuelle sur les zones remarquables (en fonction de la couleur, de l'orientation, de l'intensité ou du mouvement. . .). Ce processus est aussi appelé «*bottum-up*» car ce

sont les propriétés du stimulus qui provoquent la fixation. Le second est volontaire et focalise l'attention sur les objets pertinents pour l'objectif de l'observateur. On le nomme aussi «top-down» car la tâche influe sur les points de fixation.

Un autre type de saillance est calculé à partir d'une implémentation d'un modèle de la rétine. Parmi ces modèles, le modèle achromatique de Chauvin [MCH05]. L'image est traitée par un ensemble de filtres qui simulent le comportement des cellules rétinienne, puis la sortie est décomposée par un banc de filtres de Gabor. Les sorties des filtres interagissent, ce qui a comme effet de rehausser les régions de plus grandes énergies au détriment des autres régions, de favoriser l'émergence de régions colinéaires et d'augmenter la sélectivité des filtres en fonction du contenu de l'image en entrée.

### 3. État de l'art de l'intégration du perceptif dans les algorithmes de rendu

Comme nous venons de le montrer, il existe différents modèles perceptifs qui peuvent être exploités dans plusieurs domaines de l'informatique graphique y compris le rendu réaliste. Ces modèles simulent un ou plusieurs aspects de la vision humaine.

La première intégration d'un modèle perceptif au rendu est proposée par Mitchell [Mit87]. Il vise à éliminer la perception de l'aliasage avec un rendu sélectif (deux niveaux de précision). Les zones dont le rendu doit être plus précis sont déterminées par les variations de contraste.

Les recherches récentes ont tenté d'utiliser les modèles composés qui se rapprochent le plus du fonctionnement du système visuel humain. Certains modèles sont intégrés aux algorithmes de rendu réalistes afin de réduire le coût de calcul. Les ressources de calcul sont distribuées en fonction de l'importance perceptive de chaque région dans l'image. Parmi ces modèles, certains utilisent une métrique perceptive [VMKK00, FP04, MTAS01] pour contrôler la condition d'arrêt d'un processus de rendu. La métrique calcule une erreur perceptive pour la solution d'illumination. L'opération de base est de comparer deux rendus successifs de l'image et d'arrêter le processus lorsque l'erreur perceptive est en dessous d'un seuil.

Une étape ultérieure est d'intégrer la saillance qui prend en compte l'attention visuelle. Yee et al. [YPG01] ont adapté le modèle «bottom-up» d'attention visuelle de Itti et al. [NIK01, Itt00] afin d'accélérer le rendu en illumination globale dans un environnement dynamique. L'application consiste à effectuer le rendu d'une séquence de synthèse d'image. Le modèle de base de Itti et al. [NIK01] ne prend pas en compte les propriétés temporelles de la scène. Aussi Yee et al. incluent une sensibilité spatio-temporelle, en se basant sur les travaux de Daly qui ont permis de mesurer la modification de la sensibilité au contraste en fonction de la vitesse relative de déplacement des objets sur la rétine.

Le modèle calcule une carte spatio-temporelle de tolérance à l'erreur appelée «Aleph Map». Cette carte est utilisée pour déterminer les zones où les calculs devraient être localisés pendant le processus de rendu.

Un autre modèle Top-down a été proposé par Cater et al. [SCCD04]. Les auteurs ont implémenté un framework qui exploite une carte prédéterminée de tâches pour guider un système sélectif de rendu. Leur modèle utilise des propriétés de la vision en particulier la cécité attentionnelle pour accélérer le rendu d'images. En connaissant le focus de l'observateur par rapport à une tâche donnée, il est possible d'effectuer un rendu sélectif qui préserve les zones importantes. Ils ont montré que l'observateur ne détecte pas la dégradation de qualité des objets qui ne sont pas en relation avec la tâche qui leur a été assignée.

Dans un système de rendu, l'objectif principal de l'intégration d'un modèle perceptif est d'accélérer le calcul. Donc il est essentiel que la partie du système qui simule les processus visuels soit rapide à calculer. L'idéal est de tendre vers le temps réel. En 2006, Alan Chalmers et al. [LDC06] ont proposé une nouvelle dérivée de la carte de saillance de Itti [Itt00] qui exploite les performances des GPUs. De plus il a rajouté aussi la profondeur, l'habituation et le mouvement à la carte de saillance statique de Itti [NIK01, Itt00] permettant le rendu sélectif dans des environnements dynamiques.

### 4. Les systèmes de rendu sélectif basés sur la perception

Grâce à un modèle qui prend en compte les aspects perceptifs, on peut guider l'algorithme de rendu pour effectuer un calcul sélectif. Un algorithme de rendu perceptif attribue une précision de calcul à chaque région de l'image en fonction de sa valeur perceptive. Une telle méthode a permis d'optimiser les algorithmes de rendu et de réaliser des gains à la fois quantitatifs et qualitatifs, à savoir :

- **un gain en terme du temps** : pour une même qualité perceptive, diminuer le temps de calcul du rendu ;
- **un gain en terme de qualité** : pour un même temps de calcul, on augmente la qualité perceptive de l'image calculée.

L'intégration du modèle perceptif à l'algorithme de rendu n'est pas directe. Elle exige une adaptation du modèle perceptif aux objectifs du rendu. Ainsi il est nécessaire d'utiliser un module qui applique un algorithme de distribution en fonction de la sortie du modèle perceptif. On peut représenter un système de rendu perceptif sous la forme de trois modules.

- Le Modèle perceptif chargé de mesurer les propriétés visuelles sur les images.
- L'algorithme de distribution appliqué pour répartir les ressources en fonction des données perceptives et pour définir un critère d'arrêt du rendu.
- Le noyau du rendu qui effectue le rendu des images.

Ce noyau doit pouvoir effectuer un rendu différentiel des différentes zones.

L'architecture d'un système de rendu change en fonction du type de modèle perceptif utilisé. La figure 1 présente l'architecture générale d'un système de rendu perceptif basé sur un modèle de saillance. Le modèle de saillance localise les zones importantes dans l'image à partir d'une approximation de l'image finale. Le module de distribution utilise l'information de saillance pour répartir les calculs. La figure 2 quant à elle montre comment cette architecture change si on applique un modèle perceptif de comparaison d'images pour guider le rendu. Le modèle perceptif calcule d'abord une distance perceptive entre deux premiers rendu successifs. À chaque itération, le modèle perceptif compare le rendu courant et le précédent. Une condition d'arrêt utilise un seuil d'erreur pour contrôler l'arrêt des calculs.

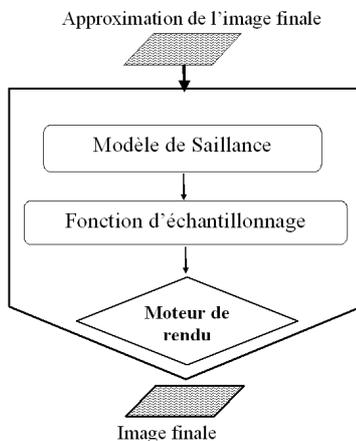


Figure 1: Architecture générale d'un système de rendu sélectif basé sur un modèle de saillance.

La validité d'un système de rendu perceptif se pose au niveau de chacun des modules ainsi que des interactions entre les modules qui le composent. Dans la section suivante, nous proposons d'analyser le processus de validation d'un système de rendu perceptif pour chacune des étapes.

#### 4.1. Validation du modèle perceptif utilisé

La plupart des modèles perceptifs adaptés pour le rendu sont soit modifiés, soit combinés avec d'autres, soit étendus en ajoutant des paramètres. On peut dès lors se poser la question de savoir s'ils restent encore valides. Par exemple, Longhurst et al. [LC04] montrent ainsi que l'utilisation du VDP uniquement ne permet pas de rendre compte correctement de l'ensemble des différences perçues par les observateurs.

Un modèle perceptif est conçu sur une base théorique du

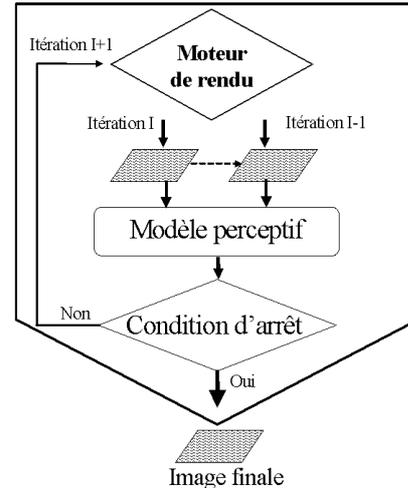


Figure 2: Architecture générale d'un système de rendu perceptif basé sur une métrique de distance perceptive entre images.

fonctionnement neurologique de la vision. La simulation de ce fonctionnement a pour but de reproduire le même comportement qu'un observateur réel. C'est pourquoi, la validation d'un modèle perceptif passe par deux niveaux, à savoir :

- **le niveau neuro-biologique** : préciser et modéliser les actions neurologiques et les propriétés physiologiques de la vision humaine ;
- **le niveau psycho-visuel** : établir une comparaison expérimentale (ou à l'aide d'une comparaison avec d'autres modèles) qui a pour but de vérifier que le résultat du modèle perceptif correspond bien aux réactions réelles des observateurs dans les mêmes conditions.

#### 4.2. Validation des paramètres d'intégration dans le système de rendu

Pour cette étape, il faut étudier et prévoir toutes les conditions et les contraintes de calcul de la sortie perceptive par rapport à son utilisation par l'algorithme de rendu.

##### Définir l'entrée du système perceptif

Les modèles perceptifs sont conçus pour opérer dans l'espace image. L'intégration de ces modèles à un algorithme de rendu pose ainsi problème : ils nécessitent une image en entrée. Dans le cas des algorithmes de synthèse d'image, cette entrée n'est pas connue. Il faudrait disposer de l'image de sortie pour réaliser le traitement alors qu'on souhaite guider le rendu en fonction du résultat. Une solution proposée par Yee et al. [YPG01] consiste à calculer une approximation de l'image de sortie. Cette image est obtenue par un processus moins coûteux (un rendu Open-GL par exemple).

Lorsque le modèle permet une comparaison entre deux images, l'approximation de l'image peut être comparée à la sortie de l'algorithme de rendu. Ceci permet d'identifier les zones où l'erreur perceptive est la plus importante. On obtient une carte d'erreur perceptive qui va servir à raffiner le calcul de l'itération suivante [VMKK00, FP04, MTAS01].

Dans tous les cas, le choix de la technique d'estimation peut engendrer un biais plus au moins important sur le résultat perceptif qui guide par la suite tout le processus de distribution d'échantillons. Une réponse à ce problème peut être de substituer l'estimation de l'image par l'une des images intermédiaires.

### Définir une stratégie de calcul sélectif et une condition d'arrêt du calcul

Le rôle d'une fonction sélective d'échantillonnage est de guider la répartition du calcul en fonction d'une mesure perceptive pour chaque pixel de l'image. Le plus souvent, on définit une condition perceptive d'arrêt de l'algorithme de rendu. La condition est vérifiée à chaque pas de calcul pour chaque pixel. Les pixels qui ne remplissent pas la condition seront calculés avec plus de précision à la prochaine itération. On peut arrêter le calcul lorsque chaque pixel dans l'image satisfait cette condition.

Plusieurs approches sont utilisées pour définir une condition d'arrêt. Ramasubramanian et al. [RPG99] utilisent le seuil de la fonction d'adaptation à la luminance. Les auteurs calculent la différence d'illumination entre deux itérations successives. L'algorithme de rendu est arrêté lorsque la différence est inférieure au seuil de luminance (Threshold Versus Intensity TVI). Lee et al. [LRU85] utilisent le seuil de la fonction d'adaptation à la luminance. À chaque itération, ils calculent l'écart type de luminance pour chaque pixel qui doit être inférieur au TVI. Pour un rendu d'illumination globale, Yee et al. [YPG01] proposent de multiplier la tolérance spatio-temporelle à l'erreur pour chaque pixel par le TVI et d'appliquer de la même manière l'une des deux méthodes précédentes ([RPG99, LRU85]). Ainsi, ils proposent d'utiliser une fonction linéaire simple d'échantillonnage. Pour calculer le nombre d'échantillons de chaque pixel, ils divisent un nombre maximum prédéterminé d'échantillons par sa tolérance à l'erreur.

### 4.3. Validation de l'intégration dans le processus de rendu

L'objectif d'un système de rendu perceptif est d'optimiser le calcul tout en préservant la qualité perceptive des images obtenues. C'est pourquoi, il est nécessaire de procéder à des comparaisons expérimentales avec des sujets réels. Le but est de vérifier si les observateurs n'arrivent pas à distinguer entre une image calculée avec un rendu sélectif et la même calculée par rendu uniforme.

Nous présentons un tableau récapitulatif (Tableau 1) qui

donne une vue synthétique de la validation de quelques systèmes perceptifs :

- le modèle de saillance de Itti [NIK01, Itt00] ;
- le modèle de Yee et al. [YPG01] ;
- le modèle de Chalmers [LDC06] ;
- le modèle de Cater et al. [SCCD04] ;
- le VDP et le VDM [Dal93, VMKK00, LC04, FP04].

La validation neuro-biologique (neuro +) dans le tableau 1, indique que le modèle est conforme aux études sur le système neurobiologique. La validation psychologique (psycho +) indique que les données expérimentales réalisées avec des observateurs sont conformes aux résultats du modèle. Enfin la validation au niveau du rendu (rendu +) indique que les images obtenues avec cette technique ne sont pas discernables de l'images de référence. Le modèle de Sundstedt et al [SCCD04] est un modèle «Top-Down», un aspect purement psychologique de l'attention visuelle, A ce titre il n'a pas à être considéré dans le cadre d'une validation neuro-biologique (le signe  $\ominus$ ). L'utilisation du signe (-) montre que le modèle cité n'a pas fait l'objet d'une validation à ce niveau. Le signe ( $\ominus$ ) explique le fait qu'une étude expérimentale du modèle a montré qu'il ne reproduit pas correctement les aspects perceptifs des observateurs réels (le cas du VDP [LC04]).

Validation	neuro	psycho	rendu
[NIK01, Itt00]	+	+	-
[YPG01]	+	-	-
[LDC06]	+	-	+
[SCCD04]	$\circ$	+	+
[Dal93, VMKK00, FP04, LC04]	+	$\ominus$	+

**Table 1:** Le tableau reprend quelques travaux concernant la validation de quelques systèmes perceptifs.

On constate que le modèle d'Itti, en tant tel n'a pas fait l'objet de validation pour le rendu. Lorsque des applications l'utilisent, des modifications sont appliquées. Ceci implique qu'une étape de validation psychologique serait nécessaire pour ces applications.

## 5. Étude expérimentale et analyse des résultats

Une plate-forme d'illumination globale a été développée au sein de l'équipe OASIS (Optimisation et Accélération de Séquences d'Images de Synthèse) du LIL (Laboratoire d'Informatique du Littoral). L'objectif du travail est d'optimiser les algorithmes de la plateforme en s'inspirant des connaissances acquises sur les systèmes visuels.

Nous nous sommes appuyés sur les travaux de Itti et al. [Itt00] pour implémenter un modèle «Bottom-up» statique de la détection des points d'intérêts dans les images. Le résultat de ce modèle est une carte de saillance que nous souhaitons intégrer aux algorithmes de rendu pour un calcul sélectif.

Nous avons procédé à une réutilisation de ce modèle ce qui nous garantit sa validité neuro-psychologique. Le but était de tester sa validité pour le rendu. Les cartes fournies en sortie du modèle de Itti étant sous échantillonnées par rapport à la taille de l'image d'origine, il a été nécessaire de réaliser une interpolation bilinéaire. Par exemple, pour une image en résolution  $512 * 512$ , la carte de saillance fournie par le modèle de Itti et *al.* est en résolution  $32 * 32$ .

De cette manière, le modèle de Itti a pu être intégré à l'algorithme de rendu. L'approximation rapide était obtenue, par une méthode Open-GL de base ou un Lancé de rayon. Sachant qu'une estimation Lancé de rayon permet de prendre en compte les ombres, les effets spéculaires et une partie de l'éclairage indirect.

Nous utilisons une fonction linéaire simple pour guider la distribution des calculs. Pour chaque pixel, on multiplie sa saillance par un nombre prédéfini d'échantillons (équation 1).

$$N_i = \begin{cases} Min & \text{Si } 0 \leq S_i \leq \epsilon \\ S_i * Max & \text{Sinon} \end{cases} \quad (1)$$

où  $N_i$  représente le nombre d'échantillons pour le pixel  $i$  et  $S_i$  est son degré de saillance dans l'intervalle  $[0..1]$ . Ainsi on fixe deux valeurs : un nombre minimal d'échantillons lancés  $Min$  pour éviter d'avoir des pixels noirs et le nombre  $Max$  qui représente le seuil maximum de qualité atteint dans l'image.

Dans une première étape du processus de validation des images obtenues, Nous avons besoin de fixer un seuil de qualité. Ceci correspond au seuil perceptif au delà duquel le système visuel ne détectera pas de différences. Même si des échantillons sont ajoutés, la qualité perceptive de l'image reste identique. La détermination de ce seuil permet d'assurer que les gains obtenus en terme de temps ou en terme de qualité sont bien l'effet des données perceptives prises en compte.

Nous présentons, dans le paragraphe suivant, la démarche expérimentale utilisée pour déterminer la valeur du seuil. Cette valeur sera ensuite exploitée pour paramétrer les algorithmes de rendu.

### 5.1. Le protocole d'expérimentation

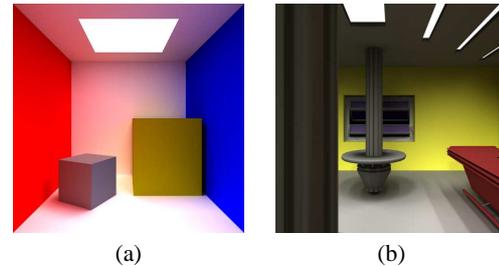
Les expériences sont réalisées sous forme d'une application. Nous avons utilisé deux images différentes (Figure 3). La première est d'une géométrie simple et symétrique. Le but d'utiliser une telle scène est de permettre à l'observateur de détecter le maximum de défauts. Nous pensons que les défauts sont plus repérables dans une scène simple que dans une scène complexe. Les travaux sur le masquage ont validé cette hypothèse.

La deuxième scène est un peu plus complexe et d'une

géométrie différentes, ce qui permet de prendre en compte les variations du comportement de l'observateur en fonction de contenu de l'image. Chacune des deux images est calculée avec des qualités différentes comprise entre 100 et 2000 échantillons par pixels avec un pas de 50 échantillons par pixel.

Les images sont affichées pendant 3 secondes. L'affichage de deux images successives est séparé par une image grise qui dure aussi 3 secondes. Le but est de diminuer les effets de discontinuité et de mouvement apparent engendré par le bruit. L'utilisateur de l'application n'a aucun contrôle sur le passage d'une image à l'autre. Mais il peut arrêter l'expérience lorsqu'il sait répondre à la tâche qui lui a été assignée (indiquer selon la condition si les images sont identiques ou différentes).

L'expérience a été effectuée sur 5 sujets plusieurs fois en deux procédures avec les deux scènes. L'ordre d'observation des deux scènes et la procédure de l'expérience sont changées à chaque répétition avec le même sujet. Cette procédure est conforme à celle utilisée pour la détermination des seuils psycho-physiques.



**Figure 3:** (a), (b) Les deux images utilisées pour mener les expériences de seuil.

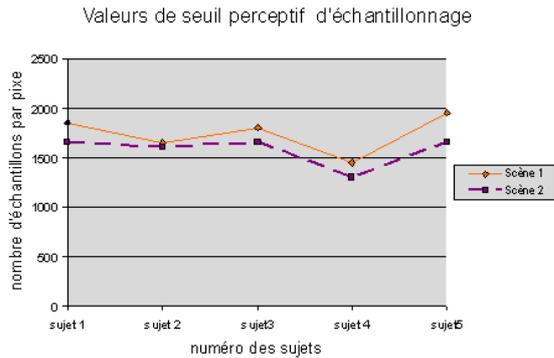
**méthode ascendante** : les images sont montrées à l'utilisateur dans l'ordre croissant de qualité dans l'intervalle 100 à 2000 échantillons par pixel. L'utilisateur arrête l'application quand il juge l'image courante identique à l'image de référence.

**méthode descendante** : les images sont montrées à l'utilisateur dans l'ordre décroissant de qualité dans l'intervalle 2000 à 100 échantillons par pixel. L'utilisateur arrête l'application lorsque la qualité de l'image courante est moins bonne que l'image de référence.

### 5.2. Résultats

La figure 4 montre les résultats des calculs de seuil perceptif pour les images de la figure 3. La valeur de l'observation représente la qualité de l'image choisie par l'observateur en nombre d'échantillons par pixel. Pour chaque sujet, nous avons calculé la moyenne des observations pour chacune des deux scènes. La moyenne du seuil, comme le montrent les

courbes de la figure 4, pour la première image est 1740 avec des données expérimentales entre [1450..1950] échantillons par pixel. Pour la deuxième image, la plus complexe, la moyenne du seuil est plus basse (1570) avec des données expérimentales entre [1300..1650] échantillons par pixel. Cette diminution peut être expliquée par l'augmentation de la complexité géométrique de la seconde scène, ce qui induit alors une augmentation du phénomène du masquage. Ceci laisse à penser que plus la scène sera complexe et plus le seuil sera faible.



**Figure 4:** Les résultats de l'expérience de détermination de seuil perceptif.

L'intégration du modèle de saillance de Itti et al. [Itt00] nous a permis de calculer des images avec des rapports de gain importants. Nous montrons dans le tableau 2 les pourcentages des gains obtenus sachant que les temps de calcul incluent le temps de calcul de l'approximation (rendu OpenGL ou lancé de rayon) et le temps d'exécution du modèle de saillance.

mode de saillance	scène 1	scène 2
Open-GL	77%	59%
Lancé de rayon	75%	64%

**Table 2:** Le tableau représente les rapports de gains obtenus de notre intégration du modèle de Itti et al. [Itt00] pour guider le rendu en illumination globale des deux images (Figure 3).

Nous constatons que les gains obtenus changent en fonction de la méthode de calcul du rendu préliminaire et en fonction du type et du contenu de l'image. À partir de ces résultats, Nous pouvons déduire qu'un rendu OpenGL de l'approximation suffit dans le cas des scènes simples. Cependant dans le cas des scènes complexes, on peut avoir des gains meilleurs en utilisant une approximation Lancé de rayon de l'image. Ainsi, cette méthode de calcul de l'entrée du modèle perceptif nous garantit la détection de la saillance des différents effets de l'éclairage.

## 6. Conclusion et perspectives

L'objectif de l'intégration des modèles perceptifs dans les systèmes de rendu est d'exploiter les critères psycho-visuels pour guider le calcul des images de manière à les rendre moins coûteuses en terme de temps tout en conservant un niveau de qualité satisfaisant. Plusieurs modèles perceptifs ont fait l'objet d'une intégration aux systèmes de rendu. Cependant, la question concernant leur validité et la validité de leur application dans le rendu se pose.

Nous nous sommes intéressés, dans cet article, à l'étude et à l'analyse de chacun des niveaux des systèmes de rendu perceptif qui devraient être validés. Nous avons montré que certains paramètres de l'intégration d'un modèle perceptif à un algorithme de rendu influent directement sur le rendu et sa validité. Le choix du rendu préliminaire utilisé pour avoir les mesures perceptives ainsi que le type de la scène, le seuil perceptif utilisé et la fonction de distribution sont tous des paramètres à fixer pour un calcul du rendu sélectif.

Nous avons présenté quelques résultats de notre démarche expérimentale pour paramétrer un système de rendu perceptif. Ces résultats présentent la première étape de la validation de notre système de rendu perceptif basé sur le modèle de saillance de Itti et al.

D'autres expériences en collaboration avec le laboratoire de psychologie de l'université de Lille sont en cours. L'objectif est de mener une comparaison expérimentale entre les différents modèles de saillance existants et de les valider avec un système de suivi de mouvement de l'œil («*eye-tracking*»). Une validation de la qualité perceptive des images calculées par un rendu perceptif est envisagée avec un ensemble plus large d'observateurs.

## References

- [Dal93] DALY S. : The visible differences predictor : an algorithm for the assessment of image fidelity. In *Digital images and human vision* (Cambridge, MA, USA, 1993), MIT Press, pp. 179–206.
- [FP04] FARRUGIA J.-P., PÉROCHE B. : A progressive rendering algorithm using an adaptive perceptually based image metric. *Comput. Graph. Forum* 23, 3 (2004), 605–614.
- [FPSG96] FERWERDA J. A., PATTANAIK S. N., SHIRLEY P., GREENBERG D. P. : A model of visual adaptation for realistic image synthesis. In *SIGGRAPH '96 : Proceedings of the 23rd annual conference on Computer graphics and interactive techniques* (New York, NY, USA, 1996), ACM Press, pp. 249–258.
- [FPSG97] FERWERDA J. A., PATTANAIK S. N., SHIRLEY P., GREENBERG D. P. : A model of visual masking for computer graphics. *Computer Graphics* 31, Annual Conference Series (1997), 143–152.

- [GH00] GIBSON S., HUBBOLD R. J. : A perceptually-driven parallel algorithm for efficient radiosity simulation. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* 6, 3 (2000), 220–235.
- [Itt00] ITTI L. : *Models of Bottom-Up and Top-Down Visual Attention*. bu|td|mod|psy|cv, Pasadena, California, Jan 2000.
- [KB96] KAISER P. K., BOYNTON R. M. : *Human Color Vision*. Optical Society of America, 1996.
- [Kel79] KELLY D. H. : Motion and vision ii : Stabilized spatio-temporal threshold surface. *the Optical Society of America* 10, 69 (1979), 1340–1349.
- [KU85] KOCH C., ULLMAN S. : Shifts in selective visual attention : Towards the underlying neural circuitry. *Human Neurobiology* 4 (January 1985), 219–227.
- [LC04] LONGHURST P., CHALMERS A. : User validation of image quality assessment algorithms. In *EGUK 04, Theory and Practice of Computer Graphics* (June 2004), IEEE Computer Society, pp. 196–202.
- [LDC06] LONGHURST P., DEBATTISTA K., CHALMERS A. : A gpu based saliency map for high-fidelity selective rendering. In *AFRIGRAPH 2006 4th International Conference on Computer Graphics, Virtual Reality, Visualisation and Interaction in Africa* (January 2006), ACM SIGGRAPH, pp. 21–29.
- [Li97] LI B. : An analysis and comparison of two visual discrimination models, 1997.
- [LRU85] LEE M. E., REDNER R. A., USELTON S. P. : Statistically optimized sampling for distributed ray tracing. In *SIGGRAPH '85 : Proceedings of the 12th annual conference on Computer graphics and interactive techniques* (New York, NY, USA, 1985), ACM Press, pp. 61–68.
- [MCH05] MARENDAZ C., CHAUVIN A., HÉRAULT J. : A causal link between scene exploration, local saliency and scene context. *J. Vis.* 5, 8 (9 2005), 919–919.
- [Mit87] MITCHELL D. P. : Generating antialiased images at low sampling densities. In *SIGGRAPH '87 : Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques* (New York, NY, USA, 1987), ACM Press, pp. 65–72.
- [MTAS01] MYSZKOWSKI K., TAWARA T., AKAMINE H., SEIDEL H.-P. : Perception-guided global illumination solution for animation rendering. In *SIGGRAPH 2001, Computer Graphics Proceedings* (2001), Fiume E., (Ed.), ACM Press / ACM SIGGRAPH, pp. 221–230.
- [NIK01] NIEBUR E., ITTI L., KOCH C. : Controlling the focus of visual selective attention. In *Models of Neural Networks IV*, Hemmen L. V., Domany E., Cowan J., (Eds.). Springer Verlag, Aug 2001.
- [NK98] NIEBUR E., KOCH C. : Computational architectures for attention. In *The Attentive Brain*, Parasuraman R., (Ed.). MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1998, pp. 164–186.
- [RPG99] RAMASUBRAMANIAN M., PATTANAIK S. N., GREENBERG D. P. : A perceptually based physical error metric for realistic image synthesis. In *Siggraph 1999, Computer Graphics Proceedings* (Los Angeles, 1999), Rockwood A., (Ed.), Addison Wesley Longman, pp. 73–82.
- [RV79] ROVAMO, VIRSU. V. : An estimation and application of the human cortical magnification factor. In *Experimental Brain Research* (1979), vol. 37, pp. 495–510.
- [RWP\*95] RUSHMEIER H., WARD G., PIATKO C., SANDERS P., RUST B. : Comparing real and synthetic images : Some ideas about metrics. In *Eurographics Rendering Workshop 1995* (1995).
- [SCCD04] SUNDSTEDT V., CHALMERS A., CATER K., DEBATTISTA K. : Top-down visual attention for efficient rendering of task related scenes, 2004.
- [TG80] TREISMAN A. M., GELADE G. : A feature-integration theory of attention. *Cognit Psychol* 12, 1 (January 1980), 97–136.
- [TR93] TUMBLIN J., RUSHMEIER H. : Tone reproduction for realistic images. *IEEE Comput. Graph. Appl.* 13, 6 (1993), 42–48.
- [TRP\*05] TOLHURST D. J., RIPAMONTI C., P&#225;RAGA C. A., LOVELL P. G., TROSCIANKO T. : A multiresolution color model for visual difference prediction. In *APGV '05 : Proceedings of the 2nd symposium on Applied perception in graphics and visualization* (New York, NY, USA, 2005), ACM Press, pp. 135–138.
- [VMKK00] VOLEVICH V., MYSZKOWSKI K., KHODULEV A., KOPYLOV E. : Using the visual differences predictor to improve performance of progressive global illumination computations. *ACM Transactions on Graphics* 19, 2 (April 2000), 122–161.
- [YPG01] YEE H., PATTANAIK S., GREENBERG D. P. : Spatiotemporal sensitivity and visual attention for efficient rendering of dynamic environments. In *ACM Transactions on Graphics*. ACM Press, 2001, pp. 39–65.