



HAL
open science

Étude d'un capteur théorique pour une vision déficiente des couleurs

Hermine Chatoux, Noël Richard, Christine Fernandez-Maloigne

► **To cite this version:**

Hermine Chatoux, Noël Richard, Christine Fernandez-Maloigne. Étude d'un capteur théorique pour une vision déficiente des couleurs. *Traitement et Analyse de l'Information Méthodes et Applications*, Mar 2020, Hammamet, Tunisie. hal-02503786

HAL Id: hal-02503786

<https://hal.science/hal-02503786>

Submitted on 10 Mar 2020

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.

Étude d'un capteur théorique pour une vision déficiente des couleurs

Hermine Chatoux*, Noël Richard*, Christine Fernandez-Maloigne*

6 mars 2020

Résumé

Le Full-Vector gradient permet de calculer les gradients à partir d'une image multivaluée (couleur, multi ou hyperspectrale) en prenant en compte les caractéristiques spectrales de chaque canal. En considérant un capteur théorique doté des caractéristiques spectrales du système visuel humain, nous analysons l'impact sur la norme du gradient des différents types de déficiences visuelles et confrontons ces résultats à l'ensemble des couleurs captées par ce capteur.

1 Introduction

L'ensemble des couleurs possibles pour un capteur ou un écran est défini par la notion de *gamut*. Dans le cas d'un système tri-chromatique (à trois primaires), le *gamut* est défini par un triangle dans le diagramme de chromaticité (CIE xy). Les nouveaux capteurs et systèmes de représentation couleur visent actuellement à produire un plus grand nombre de couleur ("*wide gamut*", "*High Dynamical Range*"). La question posée par ce travail porte sur l'impact que ces choix peuvent avoir sur les résultats des traitements d'image. En particulier, nous posons la question de l'impact du *gamut* dans la détection des gradients d'une scène. Le capteur théorique choisi pour cette étude reprend les propriétés optiques de l'oeil humain dans sa vision normale et déficiente en couleur. Notre contribution est de considérer un *gamut* multispectral pour cette étude.

Le calcul des coordonnées chromatiques associées à un capteur ou écran est défini dans la littérature pour des systèmes trichromatiques. La première partie de ce travail permet d'exposer comment calculer le gamut d'un capteur multispectral. Ce calcul intègre notamment la prise en compte de l'illuminant. La seconde partie du travail décrit un capteur théorique multispectral construit à partir des fonctions de sensibilité spectrale des cônes et bâtonnets de l'oeil humain. Ensuite, nous montrons comment calculer les gradients vectoriels que pourraient extraire un tel capteur dans les différents contextes de vision normale ou déficiente. La comparaison des résultats est opérée dans le contexte d'images de synthèse pour une comparaison objective. Enfin la conclusion permet de résumer les principaux apports et résultats de ce travail.

*Univ. Poitiers, XLIM, CNRS UMR 7252, F-86000 Poitiers, France

2 Gamut du capteur

Le *gamut* d'un capteur représente dans le diagramme de chromaticité xy l'ensemble des couleurs que peut acquérir ce capteur. Ce diagramme présente notamment le *Spectrum Locus* en forme de fer à cheval et la droite des "pourpres" fermant le *spectrum locus*. L'ensemble des couleurs perceptibles par un observateur standard sont comprises dans cette aire (Fig. 1). Le *gamut* d'un capteur correspond à l'aire du polygone formé par les coordonnées chromatiques correspondant à chaque canal du capteur. Plus l'aire est grande, plus le capteur s'approche des performances de l'oeil. Les coordonnées chromatiques de chaque canal sont établies à partir des courbes de sensibilité spectrale correspondant à chaque canal et des *Colour Matching Functions* CIE XYZ définies par la CIE :

En considérant, les courbes de sensibilité des chacun des canaux $L(\lambda)$, $M(\lambda)$, $S(\lambda)$ et $R(\lambda)$ et celle des primaires théoriques $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$ et $\bar{z}(\lambda)$. La détermination des coordonnées XYZ de chacun des canaux LMSR se fait grâce au calcul intégral suivant :

$$\begin{aligned} X_\xi &= \frac{1}{N} \int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} \bar{x}(\lambda) \xi(\lambda) I(\lambda) d\lambda, \\ Y_\xi &= \frac{1}{N} \int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} \bar{y}(\lambda) \xi(\lambda) I(\lambda) d\lambda, \\ Z_\xi &= \frac{1}{N} \int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} \bar{z}(\lambda) \xi(\lambda) I(\lambda) d\lambda, \\ N &= \int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} \bar{y}(\lambda) I(\lambda) d\lambda, \end{aligned} \quad (1)$$

où ξ peut être L, M, S ou R. Le paramètre N correspond à l'intensité lumineuse. Nous pouvons ainsi déduire une première matrice de passage P :

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = P \begin{pmatrix} L \\ M \\ S \\ R \end{pmatrix}, \quad (2)$$

avec

$$P = \begin{pmatrix} X_L & X_M & X_S & X_R \\ Y_L & Y_M & Y_S & Y_R \\ Z_L & Z_M & Z_S & Z_R \end{pmatrix}. \quad (3)$$

La détermination du *gamut* intègre une seconde étape correspondant à la prise en compte de l'éclairage (la balance des blancs). Cette étape impose de recalculer le blanc à ces coordonnées (X_W, Y_W, Z_W) . Les coordonnées chromatiques initiales du blanc W sont établies à partir des mesures obtenues sur les différents canaux d'acquisition (ici L, M, S et R) grâce la matrice P :

$$\begin{pmatrix} X_W \\ Y_W \\ Z_W \end{pmatrix} = P \begin{pmatrix} L_W \\ M_W \\ S_W \\ R_W \end{pmatrix}, \quad (4)$$

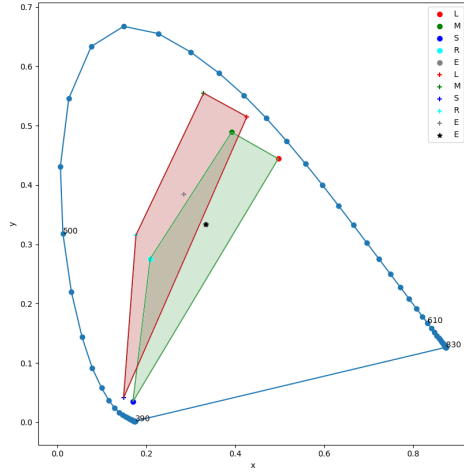


FIGURE 1 – Balance des blancs. En rouge, le Gamut avant balance des blanc, en vert le gamut final après recalage du blanc.

Compte tenu du jeu d'équation 1, les mesures obtenues pour (L_W, M_W, S_W, R_W) sont $(1, 1, 1, 1)$ puisque l'illuminant a déjà été pris en compte lors du calcul de P .

La balance des blancs a pour objet de replacer le blanc d'acquisition à une position théorique prédéfinie (X_T, Y_T, Z_T) . Dans le cas d'un éclairage équi-énergétique, les coordonnées chromatiques correspondantes sont $(x_E, y_E, z_E) = (0.33, 0.33, 0.33)$. Cette balance des blancs vient donc déplacer et modifier la dynamique d'acquisition aux conditions d'éclairage de la scène.

La figure 1 illustre cette balance des blancs. La croix grise correspond aux coordonnées initiales du blanc équi-énergétique E associé à la matrice P . Le *gamut* initial (rouge) est ensuite transformé (vert) pour positionner les coordonnées du blanc équi-énergétique à ses coordonnées théoriques $(x_E, y_E) = (0.33, 0.33)$ (étoile noire sur la figure). L'ensemble de la transformation du gamut est donné par l'expression suivante :

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{X_T}{X_W} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{Y_T}{Y_W} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{Z_T}{Z_W} \end{pmatrix} P \begin{pmatrix} L \\ M \\ S \\ R \end{pmatrix} = \mathcal{M}^{-1} \begin{pmatrix} L \\ M \\ S \\ R \end{pmatrix}. \quad (5)$$

La matrice \mathcal{M} est ici la matrice classiquement définie pour le calcul des coordonnées chromatiques dans le contexte des capteurs trichromatiques. Elle a été ajoutée pour permettre la liaison entre la construction proposée et l'existant dans l'état de l'art.

Les équations de calcul du *gamut* d'un capteur multispectral étant maintenant définie, dans la section suivante, nous allons plus précisément présenter le capteur théorique basé sur les caractéristiques de l'œil humain que nous allons utiliser.

3 Le capteur théorique "œil"

Nous choisissons de nous placer dans le contexte d'un capteur théorique basé sur la sensibilité de l'œil humain. En effet, les différentes déficiences visuelle couleur se modélisent par un décalage des courbes de sensibilité spectrales (*Color Matching Functions* - CMF). Nous obtenons donc les mêmes courbes avec différentes inter-corrélations. Ici nous considérons les CMF comme des fonctions de sensibilité spectrales (*Spectral Sensitivity Functions* - SSF). Nous simulons ensuite six capteurs sans prendre en compte les bâtonnets, un pour les CMF correspondant à une vision normale et cinq autres avec des CMF correspondant à une vision déficientes des couleurs. Nous simulons également 6 autres capteurs intégrant les SSF des bâtonnets.

Cette étude ne porte pas sur l'analyse de la vision humaine. De nombreux paramètres ne sont pas pris en compte, telle que la distribution spatiale des cônes et bâtonnets typiquement. En revanche, cette étude permet de se poser la question sur les performances optimales que permettrait un capteur doté des mêmes *CMF* que l'œil. L'analyse de la vision humaine des couleurs ne s'appuie que sur les capacités des cônes et une luminosité forte. Pour des luminosités plus faibles, les bâtonnets entrent en ligne de compte. Puisque les cônes et bâtonnets possèdent des *CMF* différentes, nous avons souhaité étudier l'impact d'une interaction entre eux. La figure 2 montre l'apport de l'utilisation des bâtonnets (coordonnée de couleur cyan) : la surface du *gamut* s'élargit. La balance des blancs a également décalé les coordonnées chromatiques des canaux correspondant aux cônes (L, M et S).

La CIE définit les courbes de sensibilité spectrale pour les cônes LMS et les bâtonnet R pour un observateur standard à 2° et 10° . Dans cette expérience, nous utiliserons celles à 2° correspondant à une vision normale des couleurs (Fig. 3a). Deux catégories de capteurs sont considérées, les capteurs de type *trichromate* intégrant les fonctions de sensibilité spectrales des 3 types de cônes

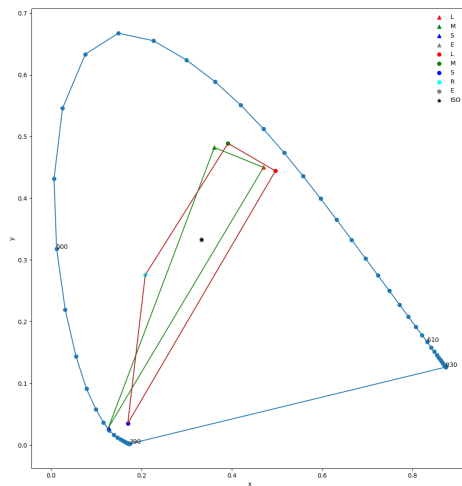


FIGURE 2 – *Gamut* d'un capteur associé à une vision normale basée uniquement sur les courbes de sensibilité spectrale des cônes (courbe verte) et intégrant celle des bâtonnets (courbe rouge) pour un illuminant equi-énergétique.

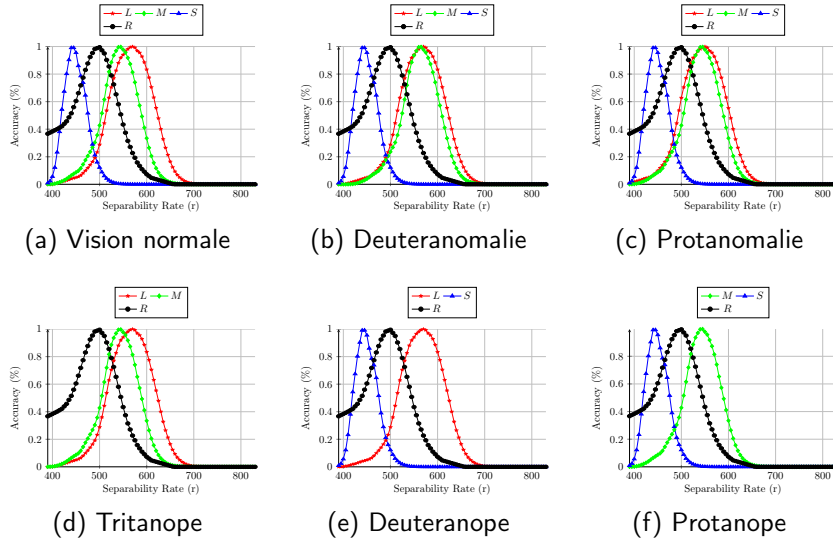


FIGURE 3 – Les courbes de sensibilité pour les différentes visions des couleurs, normale, anomalie des cônes L ou M et dichromates.

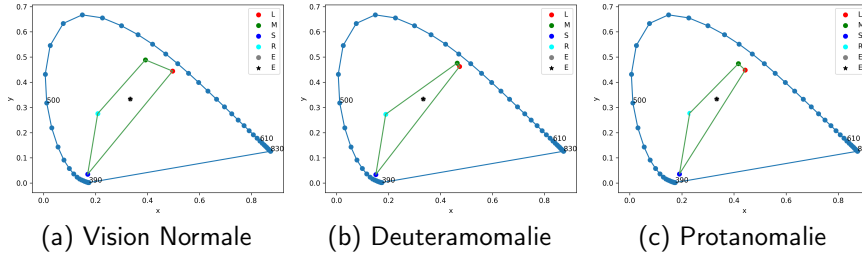


FIGURE 4 – Gamut pour les trichromates avec bâtonnet

de l'oeil (L , M et S) et les capteurs de type *dichromate* correspondant à l'absence d'un des trois types de cône. Pour chaque catégorie, plusieurs types d'anomalies sont considérées : Deuteranomalie et Protanomalie dans le cas trichromatique ; Tritanope, Deuteranope et Protanope dans le cas dichromatique. Les CMF correspondant à chacune de ces configurations sont présentées figure 3, telles que définies par Shrestha [1]. Ces anomalies correspondent principalement à un décalage des courbes de sensibilité spectrale suivant la longueur d'onde.

La figure 4 présente le *gamut* obtenu pour les trois visions trichromatiques avec la prise en compte des CMF correspondant aux bâtonnets. Nous remarquons que les deux capteurs correspondant à une vision déficiente ont une aire de *gamut* plus restreint. Cela est dû au rapprochement des fonctions de sensibilité correspondant aux cônes L et M . La balance des blancs induit une restriction plus forte pour la deuteranomalie qui décale la coordonnée chromatique correspondant au cône M vers les longueurs d'ondes plus hautes (rouge).

La figure 5 présente les *gamut* des deux capteurs théoriques de type dichromates avec et sans bâtonnet. Les représentations avec bâtonnet restent des triangles puisque nous avons trois canaux d'acquisition. Au contraire, les représentations de type dichromate sans bâtonnet, ne contiennent plus que deux

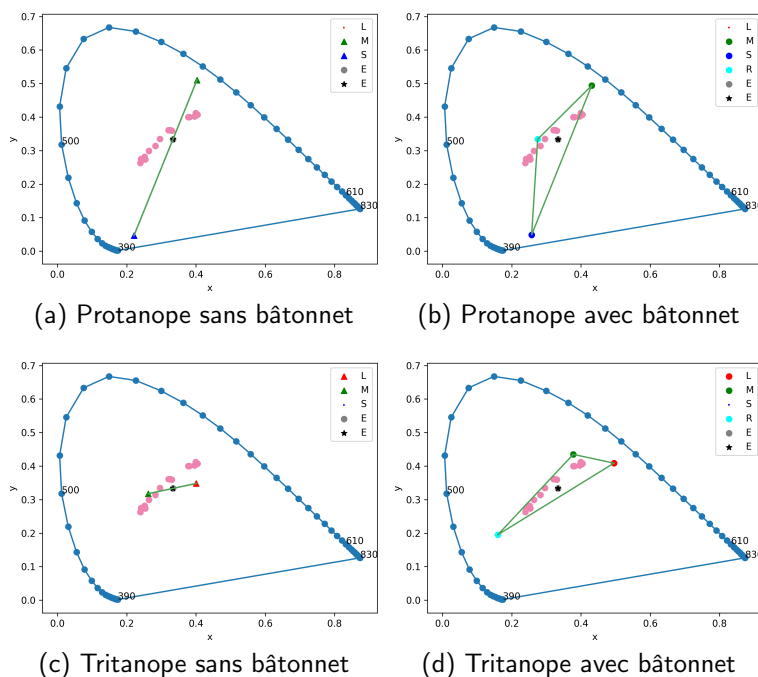


FIGURE 5 – Comparatif des gamut avec et sans bâtonnet pour deux dichromates.

canaux et donc une simple droite. L'image perçue est cependant bicolore et liée aux couleurs aux extrémités de la droite, l'intensité lumineuse étant portée par l'axe Y orthogonal au diagramme de chromaticité. Cette représentation du *gamut* est directement liée à la vision trichromatique. Il est cependant intéressant de noter à quel point la balance des blancs influence le positionnement des primaires. Le protanope garde des coordonnées cohérentes avec les CMF des cônes, ce n'est pas du tout le cas du tritanope. Déterminer le *gamut* pour les dichromates n'a pas vraiment de sens (aire nulle). Nous le voyons notamment sur le *gamut* du tritanope sans bâtonnet, en forçant la balance des blancs, les coordonnées liées au cône M correspondant au vert se retrouve sur les longueurs d'ondes du bleu.

Cette première série de résultats a permis de comparer les différents types de capteurs théoriques liés à la vision humaine selon leur capacité à percevoir plus ou moins de couleurs. Comme attendu, les capteurs basés sur une vision déficiente en couleur présentent des aires plus faibles que ceux basés sur une vision normale. Nous avons également observé que les bâtonnets permettaient de compenser ces lacunes en partie ou d'accroître les capacités à percevoir plus de couleurs différentes. Dans cette étude, nous souhaitons aller au delà de l'étude des différences entre vision normale et déficientes sous l'angle des couleurs perçues. La section suivante pose la question de l'impact de ces caractéristiques d'acquisition pour la perception des gradients dans une scène, soit une activité d'analyse bas niveau d'une scène.

4 Le Full-Vector Gradient (FVG)

Dans cette section, nous décrivons le *Full-Vector Gradient* qui est le premier détecteur de gradient vectoriel prenant en compte les caractéristiques physiques du capteur d'image. Typiquement, les canaux classiques d'acquisition Rouge, Vert et Bleu ne sont pas indépendants (fig. 6 : les courbes de sensibilité spectrale se recouvrent d'un canal à l'autre), le FVG intègre cette caractéristique dans les traitements pour une construction générique et adaptée à tout type d'imager couleur et/ou spectral.

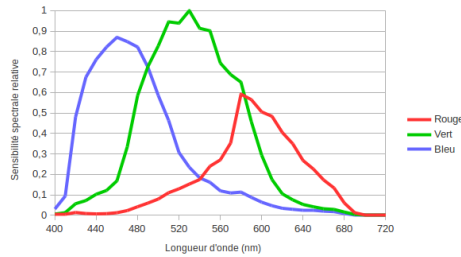


FIGURE 6 – Courbes de sensibilité spectrale d'un appareil Canon 500D

Au coeur du calcul des gradients d'une image se trouve les filtres dérivateurs. L'écriture classique de Harris utilise des filtres binomiaux [2], ces filtres approximement des dérivées de fonction gaussiennes. Dans l'idée d'être plus générique, le FVG s'appuie directement sur des filtres à base de gaussienne et dérivées de gaussienne intégrant une dérivation selon un axe spatial et une intégration selon l'axe spatial orthogonal au précédent :

$$\text{Derivative filter} = \left(\begin{array}{c} \text{Gaussian} \end{array} \right) \times \left(\begin{array}{c} \text{Derivative} \end{array} \right)^T. \quad (6)$$

La fonction Gaussienne est centrée d'écart-type σ . La taille du filtre est donné par $S_F = (6\sigma + 1) \times (6\sigma + 1)$.

Le filtrage dérivatif est effectué de façon marginale, c'est à dire sur chaque canal indépendamment. La recombinaison vectorielle impose de combiner les gradients marginaux en prenant en compte les intercorrélations entre canaux d'acquisition. L'écriture s'appuie sur les expressions proposées par Di Zenzo [3] ou plus tardivement de Koschan et Abidi [4] exploitant les propriétés de la matrice d'autocorrélation. Ces écritures sont implicitement valides uniquement dans le contexte d'espace d'acquisition orthogonaux (canaux d'acquisition non corrélés). Le *Full-Vector Gradient* [5] permet d'étendre cette construction à tout type d'espace d'acquisition, quel que soit le nombre de canaux spectraux.

La matrice d'auto-corrélation spatiale (M_{SC}) [2, 6] des dérivées partielles s'exprime classiquement sous la forme :

$$M_{SC} = \begin{pmatrix} \left\| \frac{\partial I(x)}{\partial x_1} \right\|_2^2 & \left\langle \frac{\partial I(x)}{\partial x_1}, \frac{\partial I(x)}{\partial x_2} \right\rangle_2 \\ \left\langle \frac{\partial I(x)}{\partial x_1}, \frac{\partial I(x)}{\partial x_2} \right\rangle_2 & \left\| \frac{\partial I(x)}{\partial x_2} \right\|_2^2 \end{pmatrix}. \quad (7)$$

Dans le cas des expressions de Di Zenzo([3]) ou de Koschan et Abidi([4]), la matrice est considérée implicitement comme diagonale. Le calcul des éléments n'appartenant pas à la diagonale nécessite d'intégrer la matrice de Gram Gm dans le calcul des produits scalaires entre éléments dérivés sur des canaux différents :

$$\left\langle \frac{\partial I(x)}{\partial x_1}, \frac{\partial I(x)}{\partial x_2} \right\rangle = \frac{\partial I(x)}{\partial x_1} \cdot Gm \cdot \frac{\partial I(x)}{\partial x_2}, \quad (8)$$

$$Gm = \begin{pmatrix} \|s_0\|_2^2 & \langle s_0, s_1 \rangle_2 & \dots & \langle s_0, s_m \rangle_2 \\ \langle s_1, s_0 \rangle_2 & \|s_1\|_2^2 & \dots & \langle s_1, s_m \rangle_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \langle s_m, s_0 \rangle_2 & \dots & \langle s_m, s_{m-1} \rangle_2 & \|s_m\|_2^2 \end{pmatrix}. \quad (9)$$

La matrice de Gram Gm utilise le produit scalaire des fonctions intégrables. Les fonctions considérées sont ici les courbes de sensibilité spectrale (Spectral Sensitivity Functions-SSF) $S_i(\lambda)$ de chaque canal :

$$\langle s_i, s_j \rangle_2 = \int_{\mathbb{R}} S_i(\lambda) S_j(\lambda) d\lambda. \quad (10)$$

L'écriture de l'équation (8) n'est pas sans rappeler l'article de Kimmel *et al.* [7] utilisant les variétés différentielles pour estimer un gradient couleur.

Le calcul de la norme du gradient en chaque pixel est obtenu par combinaison des en chaque pixel des valeurs et vecteurs propres de la matrice d'auto-corrélation spatiale (eq. (7)). Plusieurs propositions [3,8] ont été faites, Koschan et Abidi [4] suggère l'utilisation de la valeur propre maximum :

$$\lambda^+ = \frac{1}{2} \left(\left\langle \frac{\partial I(x)}{\partial x_1}, \frac{\partial I(x)}{\partial x_1} \right\rangle_2 + \left\langle \frac{\partial I(x)}{\partial x_2}, \frac{\partial I(x)}{\partial x_2} \right\rangle_2 + \Delta \right), \quad (11)$$

$$\Delta = \left(\left(\left\langle \frac{\partial I(x)}{\partial x_1}, \frac{\partial I(x)}{\partial x_1} \right\rangle_2 - \left\langle \frac{\partial I(x)}{\partial x_2}, \frac{\partial I(x)}{\partial x_2} \right\rangle_2 \right)^2 + 4 \left\langle \frac{\partial I(x)}{\partial x_1}, \frac{\partial I(x)}{\partial x_2} \right\rangle_2^2 \right)^{\frac{1}{2}}.$$

Au contraire, Shi et Tomasi [9] emploie la plus petite :

$$\lambda^- = \frac{1}{2} \left(\left\langle \frac{\partial I(x)}{\partial x_1}, \frac{\partial I(x)}{\partial x_1} \right\rangle_2 + \left\langle \frac{\partial I(x)}{\partial x_2}, \frac{\partial I(x)}{\partial x_2} \right\rangle_2 - \Delta \right). \quad (12)$$

Cependant la problématique de Koschan et Abidi est limitée à la détection de points d'intérêt. Sapiro [8] est allé plus loin en annonçant que les deux valeurs propres doivent être utilisées. Une de ces proposition est :

$$Mag = (\lambda^+ - \lambda^-)^{\frac{1}{k}}, \quad (13)$$

L'expression de Sapiro exige $k > 0$ et est définie empiriquement. Pour la construction du FVG, nous avons choisi de considérer un des deux invariants matriciel : la trace de la matrice. La table 1 résume les informations attachées au différentes propositions.

La norme du gradient est naturellement complétée par son argument (orientation spatiale du gradient) [10]. De même, l'orientation spatiale du gradient est

TABLE 1 – Différentes propositions de calcul de la norme du gradient avec les caractéristiques retenues.

Expression	Référence	Utilisation
λ^+	Di Zenzo [3]	Bords
λ^-	Shi and Tomasi [9]	Coins
$(\lambda^+ - \lambda^-)^{\frac{1}{k}}$	Sapiro [8]	Bords – Coins
$\text{tr}(M_{SC})$	notre approche	Bords + Coins

complétée par l’orientation couleur ou spectrale de celui-ci. Cependant l’analyse des angles du gradient sont extérieures aux questions adressées dans cette étude.

Dans cette étude, une matrice de Gram est associée à chacun des 12 capteurs théoriques. La diagonale des ces matrices correspond à la norme de chaque canal modélisant un type de récepteur (cône ou bâtonnet), ces valeurs ne varient donc pas d’une matrice à l’autre. Pour les capteurs modélisant une vision déficiente en couleur, les corrélations entre les cônes L et M ainsi que les bâtonnets R vont varier avec la variations de chevauchements (Fig. 3b and 3c).

5 Impact du capteur sur la détection de gradients

5.1 Protocole

L’objectif de l’étude est d’obtenir des résultats objectifs indépendant d’une analyse ou d’une segmentation humaine. Tout protocole s’appuie sur deux éléments clefs : la base d’images servant aux tests et le critère de décision/mesure de performance. Panetta et ses coauteurs proposent différents éléments de mesure : localisation des bords et coins, largeur du bord [11]. Ils s’appuient sur une image de bord de référence. Dans [12], la qualité de détection de bords est évaluée avec une vérité-terrain créée par un observateur humain. La variabilité entre observateurs peut être forte comme le montre [13] dans le domaine médical. Pour pallier cette variabilité, dans [14] il est proposé d’évaluer la qualité de la segmentation à l’aide d’une tâche de plus haut niveau (classification). Dans tous ces cas, les résultats se limitent à l’analyse des images et sont donc dépendants de leur contenus et de la tâche à accomplir.

Sous l’hypothèse que le gradient couleur est lié à la différence entre des distributions couleur ou spectrales, nous proposons de construire une base de données artificielles. Les images sont générées mathématiquement, pour évaluer objectivement les performances du calcul d’un gradient en fonction de la difficulté à séparer deux distributions.

Notre hypothèse de travail postule que la difficulté de segmentation vient du chevauchement entre les deux distributions à séparer. Deux distributions aléatoires sont situées de par et d’autre d’une ligne de gradient verticale. La figure 7 présente trois cas d’image à segmenter. Le premier est défini facile (fig. 7a). Il est constitué de deux zone uniformes. Les deux autres cas présentent une difficulté croissante : les distributions des deux cotés de la ligne de gradient se chevauchent de plus en plus dans l’espace couleur/spectral.

Cette base de données est présentée plus en détails dans [5]. L’idée principale consiste à générer deux distributions Gaussiennes dont le taux de séparabilité r

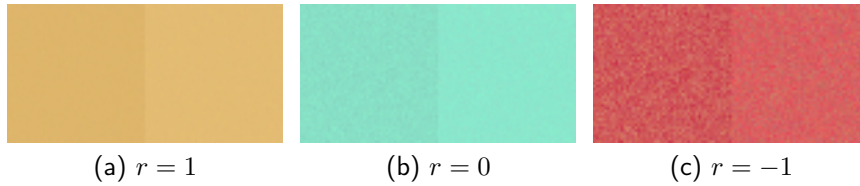


FIGURE 7 – Exemple d’images de synthèse utilisées pour estimer les performances de détection des gradients en fonction du capteur ($r = 1$: détection facile ; $r = -1$: détection difficile).

est maîtrisé. Plus r diminue, plus les distributions sont proches, en deçà de 0, il y a un chevauchement.

Pour évaluer le qualité du gradient, nous effectuons une segmentation ligne par ligne, en recherchant la coordonnée horizontale présentant l’amplitude maximum du gradient. Les pixels situés à la gauche du gradient sont affectés à la région 1 et classé comme vrai. Les pixels à la droite du gradient sont affectés à la région 2 et classé comme faux. Cette stratégie permet d’utiliser un critère classique de classification la mesure de précision :

$$Precision = \frac{\#TP + \#TN}{\#I}, \quad (14)$$

où I correspond à l’image complète et $\#$ correspond au cardinal de l’ensemble.

5.2 Résultats

Pour cette expérience, nous avons mesuré la précision pour 10 000 images et 20 taux de séparabilité. Les résultats présentés en figure 8 correspondent à la moyenne des images par taux de séparabilité.

Pour les capteurs ne disposant pas d’un canal disposant de la sensibilité des bâtonnets (fig. 8a), nous observons tout d’abord que les courbes sont identiques pour les taux de séparabilité inférieur à 0. Lorsque la difficulté de discrimination devient importante (les distributions couleur de chaque coté du gradient viennent à se chevaucher de plus en plus), les différents capteurs perdent en performance de façon identique. Ceci est notamment dû à l’effet statistique du test qui ne privilégie aucune couleur en particulier. Le *gamut* du capteur n’a, à ce niveau, aucun impact sur les performances.

Ensuite, nous constatons dans la figure 8a que les trois capteurs correspondant aux visions de type dichromate¹ (courbes cyan, magenta et jaune) coïncident presque et sont légèrement inférieures aux capteurs de type trichromate² pour les taux de séparabilité supérieur à 0. Les capteurs de type dichromate ne disposent que de deux canaux d’acquisition, il semble donc normal qu’ils présentent une capacité de discrimination moindre que ceux présentant trois canaux d’acquisition. Ces résultats sont cohérents face aux quelques résultats existant dans la littérature.

1. Rappel : vision dichromate, un des trois canaux est absent.

2. Rappel : vision trichromate, le capteur dispose de 3 canaux d’acquisition couleur mais au moins un est décalé en longueur d’ondes par rapport à un capteur associé à une vision normale.

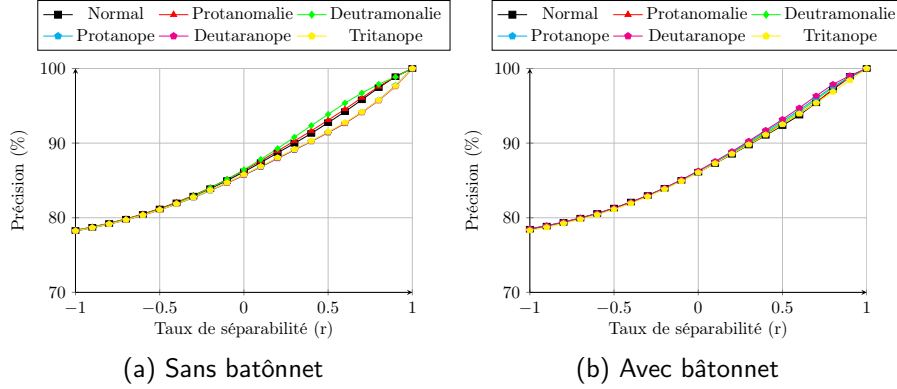


FIGURE 8 – Exemples d’extraction de bords pour des images générées dans *CIELAB*.

Sur la figure 8b, les capteurs intègrent en plus un canal correspondant à la fonction de sensibilité spectrale d’un bâtonnet. Nous observons une forte atténuation des différences. L’ajout des bâtonnets permet aux dichromates de mieux segmenter les images : le canal correspondant au bâtonnet vient compenser en partie la perte d’un canal correspondant aux cônes. Cependant, l’ajout d’un quatrième canal pour les trichromates n’améliore pas leurs performances de détection de gradient. Les corrélations fortes existant entre les canaux n’améliorent pas la capacité de détection, même si les *gamuts* sont agrandis.

6 Applications aux images naturelles

6.1 Protocole

Pour ces expériences, nous proposons de simuler la réponse de différents capteurs à partir d’une acquisition hyper-spectrale. La figure 9 schématise la méthode.

Les images simulées sont calculées en chaque pixel avec la formule suivante :

$$C_i = \int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} I_h(\lambda) S_i(\lambda) d\lambda, \quad (15)$$

où C_i est l’image des mesures obtenues pour le canal i , et $S_i(\lambda)$ la fonction de sensibilité spectrale correspondant au canal i . L’image des mesures est obtenue à partir d’une image hyperspectrale I_h calculée à partir de l’image de réflectance $R(\lambda)$ et du spectre de l’éclairage $L(\lambda)$:

$$I_h(\lambda) = R(\lambda)L(\lambda). \quad (16)$$

Les images hyperspectrales utilisées dans cette expérience ont été acquise à l’aide d’une caméra hyperspectrale de type snapshot (Hinlea 4200 WideField). Cette caméra offrant une résolution spectrale importante de 4 nm de largeur à mi hauteur (FWHM), l’intégration est approximée à partir de la méthode des trapèzes. L’image des normes de gradient *FVG* est calculée à partir de l’image

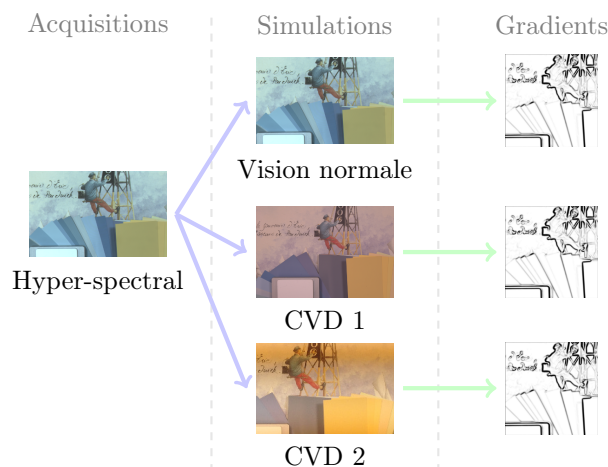


FIGURE 9 – Méthode pour simuler différents capteurs à partir d’une acquisition hyper-spectrale afin de comparer les gradients.

multispectrale obtenue à partir de l’équation 15 en utilisant la matrice de Gram définie dans l’équation (9) et les courbes de sensibilité spectrale du capteur simulé (fig. 3).

Pour permettre une comparaison des normes de gradient, les images sont normalisées par canal pour que chaque canal ait une norme maximum unitaire. Cela permet de reproduire l’accommodation de sensibilité des cônes et bâtonnets en fonction de la luminosité et des couleurs de la scène observée. Aucune normalisation n’est appliquée aux matrices de Gram. C’est pourquoi l’amplitude des gradients diffèrent d’un capteur à l’autre.

6.2 Résultats

Tout d’abord nous nous intéressons aux différences obtenues entre les capteurs de vision normale avec et sans bâtonnet présentées figure 10. L’image initiale est un tissu constitué de fibres cyan et jaune. Les points roses sur les images de *gamut* (fig. 10a et 10c) représentent les chromaticités de quelques pixels de l’image. Nous percevons les deux ensembles de couleurs de l’image. Nous remarquons aussi que le cyan est à la limite du *gamut* de la vision sans les bâtonnets, alors que les pixels correspondant sont à l’intérieur du *gamut* lorsqu’un canal correspondant aux bâtonnets est intégré au capteur.

La seconde ligne de la figure 10 présente les gradients calculés dans un contexte de vision normale avec et sans canal correspondant aux bâtonnets. Au centre de cette ligne, la différence des gradients après normalisation est présentée pour mieux identifier les différences.

Dans une première phase d’analyse, nous comparons les dynamiques respectives des deux images de normes de gradient. En dehors de deux zones dans les coins haut-gauche et bas à droite, le capteur basé uniquement sur les courbes de sensibilité des cônes présente des gradients de plus faibles amplitudes que celui disposant d’un canal correspondant aux bâtonnets.

Dans un second temps, l’image de la différence des normes (image avec canal

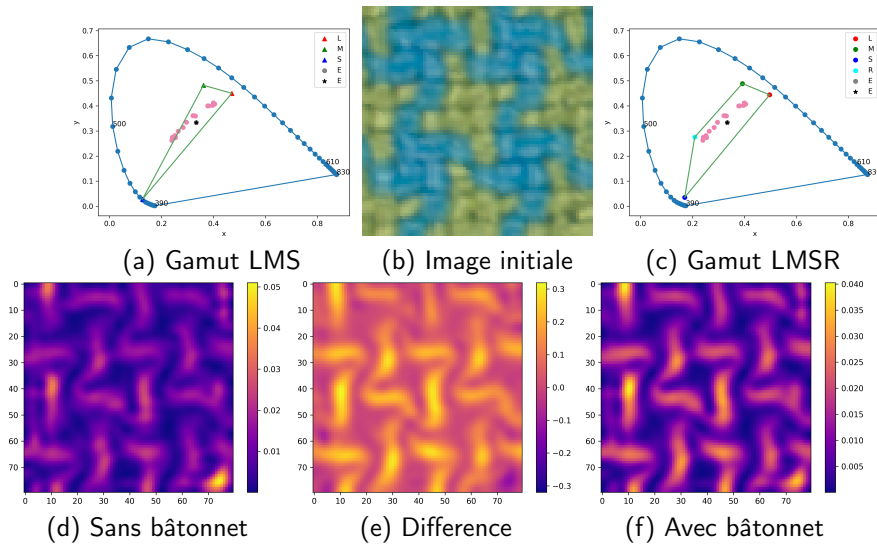


FIGURE 10 – Gradients obtenus avec et sans bâtonnet. Au centre la différence des deux gradients normalisés (Avec – Sans).

"bâtonnet" – image sans canal "bâtonnet") ne montre aucune différence de structure par rapport aux deux images de normes de gradient. Cette image de différence illustre la différence de dynamique entre l'approche exploitant 3 canaux couleurs L, M, S et celle ajoutant un canal R .

Pour le second résultat, nous comparons les différences normalisées avec et sans bâtonnet pour toutes les visions (fig. 11). Nous avons choisi ici une image à dominante jaune qui correspond à la zone de sensibilité des vision trichromatiques anormales. Nous constatons cependant qu'avec la balance des blancs, ces jaunes sont à la limite du gamut du capteur de type Deuteranomalie (cône M déplacé en direction du L). Les zones violette correspondent à des gradients de norme plus importante dans l'image captée avec un capteur sans canal de type bâtonnet, et inversement pour les zones en jaune. Notons tout d'abord qu'après normalisation les gradients avec et sans bâtonnet ne varient au maximum que de 6%.

Pour les trois visions trichromatiques, nous remarquons la même tendance. Sans bâtonnet les gradients de plus forte amplitude sont atteints sur des changements de teinte de jaune (ellipse sur l'image initiale). Avec un canal de type bâtonnet les plus fortes amplitudes correspondent principalement à des changements de luminosité (cercle sur l'image initiale). Les différences ont une amplitude plus grande pour le capteur de type Deuteranomalie. Le rapprochement des cônes L et M permet une meilleure discrimination des couleurs correspondant à aux longueurs d'ondes intermédiaire (comme le montre les points de chromaticités roses sur la figure 11c).

Le capteur de type tritanope (conservant les cônes M et L) présentent les mêmes similitudes que les différences obtenues avec les capteurs de type trichromate. L'extraction des bords couleur dans cette image de fleur jaune requiert essentiellement des informations dans les rouges et dans les verts. Ainsi, les bords des pistils et des étamines en bas de l'ellipse sont mieux détectés avec le

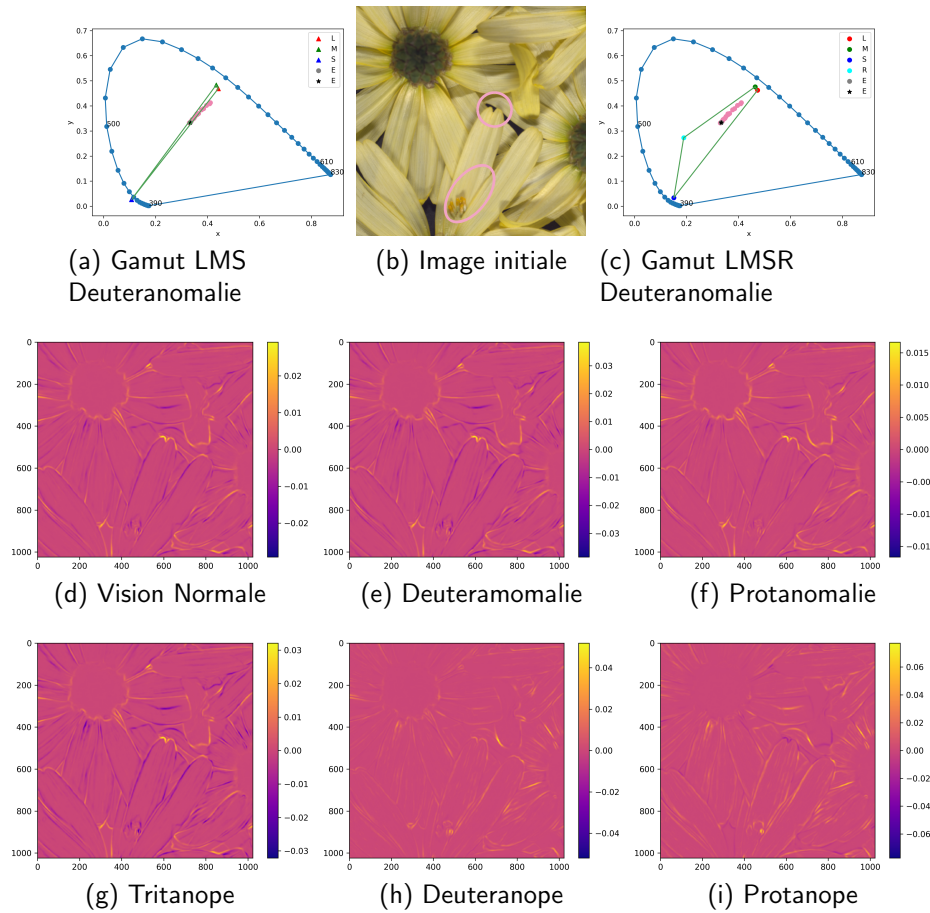


FIGURE 11 – Différence des gradients normalisés avec – sans bâtonnet.

capteur de type tritanope sans bâtonnet (bords violet foncés).

Dès que nous éliminons un canal correspondant aux cônes L ou M (capteur Deuteranope ou Protanope) les gradients extraits sans un canal de type bâtonnet sont très faibles et ne dépassent pas ou peu les gradients extraits avec un canal de type bâtonnet. Nous avons ainsi réduit le pouvoir de discrimination entre les différentes couleurs jaunes.

7 Conclusion

Dans cette étude, nous avons montré comment calculer les *gamuts* de capteur multispectraux. Nous avons étudié l'impact du nombre et type de canal dans le contexte d'un capteur disposant des courbes de sensibilité spectrale de l'oeil humain et des déficiences couleurs. Ce travail n'a pas pour vocation d'extraire un nouveau modèle de la vision humaine. En revanche, il permet de poser des questions sur les limites maximales qui peuvent être atteinte dans le cadre d'un capteur théorique.

Le premier résultat est que comme attendu l'intégration d'un quatrième

canal vient agrandir le *gamut* du capteur, donc l'ensemble des couleurs pouvant être acquises directement. Dans le cas d'un capteur pour lequel un des canaux liés aux cônes vient à manquer, l'intégration de ce canal supplémentaire vient compenser la perte et permette d'atteindre une aire suffisante pour l'analyse des couleurs.

La seconde question traitée portait sur l'impact de cette augmentation du *gamut* dans la capacité à détecter des gradients dans les images observées. Il pouvait être attendu qu'un *gamut* d'aire supérieure permettent d'accroître les performances d'extraction d'un gradient. L'expérimentation s'est développée à partir d'un ensemble de 10 000 images de synthèse afin d'obtenir une comparaison objective explorant l'ensemble des cas possibles. Les résultats montrent que les capteurs étudiés extraient tous les mêmes contours et variations couleur. Les différences portent essentiellement sur des changements d'intensité. Dans le cas des capteurs étudiés, l'impact du changement de *gamut* est donc faible. Ce résultat est confirmé et développé pour deux images naturelles.

Ce travail a permis de proposer un générateur d'images de gradients basé sur l'hypothèse que la difficulté d'extraction est associée au taux d'intersection des distributions couleur de part et d'autre du gradient. Ce type de générateur ouvre de nombreuses possibilités de la construction de stimuli pour de nouvelles expérimentations psycho-visuelles.

Aknowledgement

This work has been supported by French national projects ANR DigiPi and CPER NUMERIC/e-Patrimoine supported by the New-Aquitaine region and Europe.

Références

- [1] R. Shrestha, "Simulating colour vision deficiency from a spectral image." *Studies in health technology and informatics*, vol. 229, pp. 392–401, 2016.
- [2] C. G. Harris and M. Stephens, "A combined corner and edge detector." in *Alvey vision conference*, vol. 15, no. 50. Citeseer, 1988, pp. 10–5244.
- [3] S. Di Zeno, "A note on the gradient of a multi-image," *Computer vision, graphics, and image processing*, vol. 33, no. 1, pp. 116–125, 1986.
- [4] A. Koschan and M. Abidi, "Detection and classification of edges in color images," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 22, no. 1, pp. 64–73, 2005.
- [5] H. Chatoux, N. Richard, F. Lecellier, and C. Fernandez-Maloigne, "Full-vector gradient for multi-spectral or multivariate images," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 28, no. 5, pp. 2228–2241, May 2019.
- [6] A. Koschan, "A comparative study on color edge detection," in *Proceedings of the 2nd Asian Conference on Computer Vision*, vol. 3, 1995, pp. 574–578.
- [7] R. Kimmel, N. Sochen, and R. Malladi, "From high energy physics to low level vision," *Scale-Space Theory in Computer Vision*, pp. 236–247, 1997.
- [8] G. Sapiro, "Color snakes," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 68, no. 2, pp. 247–253, 1997.

- [9] J. Shi and C. Tomasi, “Good features to track,” Cornell University, Tech. Rep., 1993.
- [10] L. Jin, H. Liu, X. Xu, and E. Song, “Improved direction estimation for di zenzo’s multichannel image gradient operator,” *Pattern Recognition*, vol. 45, no. 12, pp. 4300–4311, 2012.
- [11] K. Panetta, C. Gao, S. Agaian, and S. Nercessian, “A new reference-based edge map quality measure,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics : Systems*, vol. 46, no. 11, pp. 1505–1517, 2016.
- [12] B. Magnier, H. Abdulrahman, and P. Montesinos, “A review of supervised edge detection evaluation methods and an objective comparison of filtering gradient computations using hysteresis thresholds,” *Journal of Imaging*, vol. 4, no. 6, p. 74, 2018.
- [13] B. H. Menze, A. Jakab, S. Bauer, J. Kalpathy-Cramer, K. Farahani, J. Kirby, Y. Burren, N. Porz, J. Slotboom, R. Wiest *et al.*, “The multimodal brain tumor image segmentation benchmark (brats),” *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 34, no. 10, p. 1993, 2015.
- [14] M. A. Fernandez, R. M. Lopes, and N. S. Hirata, “Image segmentation assessment from the perspective of a higher level task,” in *Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI), 2015 28th SIBGRAPI Conference on*. IEEE, 2015, pp. 111–118.