

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Mouloud MAMMERI de Tizi-Ouzou
Faculté de Génie Electrique et d'Informatique
Département d'informatique



MEMOIRE

DE FIN D'ETUDE

En vue de l'obtention d'un master en informatique LMD.



APPROCHE GLOBALE POUR LA DETECTION D'OBJETS SAILLANTS

Dirigé par :

M^r FILALI Idir

Réalisé par :

**IMARAZENE Ibtissem
AGRED Ammar
ABED Lynda**

Promotion 2016-2017

REMERCIEMENT

Toute notre gratitude, grâce et remerciements vont à ALLAH le tout puissant qui nous a donné la force, la patience, le courage et la volonté de mener à terme ce modeste travail.

Ce travail n'aurait jamais pu aboutir sans l'aide et le soutien, sur tous les plans, de nombreuses personnes que nous tenons à remercier chaleureusement.

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude et nos sincères remerciements pour notre promoteur Mr FILALI Idir, qui nous a fait l'honneur de diriger ce travail du début jusqu'à la fin avec ses précieux conseils qui furent d'un apport considérable. Nous tenons aussi à lui reconnaître le temps précieux qu'il nous a consacré, ses conseils qui nous ont été d'une grande aide, sa disponibilité Et toute la motivation et l'encouragement qu'il nous a apporté tout au long de ce projet.

Toute notre gratitude va à tous les enseignants que nous avons eu l'honneur d'avoir tout au long de notre formation, pour tout ce qu'ils nous ont appris tout au long de l'année, leurs encouragements et leur grande inspiration.

Que les membres de jury trouvent ici nos remerciements les plus vifs pour avoir accepté d'honorer par leur jugement notre travail.

Nos sincères sentiments vont à tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce mémoire. En particulier nos chères familles et nos amis (es).

DÉDICACE

Je dédie ce travail

Aux êtres les plus chers au monde, mes parents en témoignage de ma reconnaissance pour leur patience, leur amour, leur encouragement et leur soutien.

A mon père : Saïd, symbole de générosité, persévérance et de réussite .Puisse dieu vous préserver et vous accorder santé et longue vie.

A la mémoire de ma très chère mère : Leïla, aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour, et le respect que tu mérites pour tous les sacrifices que tu n'as cessé de me donner depuis ma naissance. «J'aurais tant aimé que tu sois présente »

A mon chère oncle : 'Djamel ' un modèle pour moi il trouvera ici l'expression de mes sentiments de respect et de reconnaissance pour le soutien qui n'as cessé de me porter.

Mon cher époux : 'Nabil' Tes sacrifices, ton soutien moral et matériel, ta gentillesse sans égal, ton profond attachement m'ont permis de réussir et finir mes études. Sans ton aide, tes conseils et tes encouragements ce travail n'aurait vu le jour.

A ma chère grande sœur, son époux et avec toute ma tendresse a ses trois enfants : 'Haithem' ,Ritaj, Chiraz

A mes chers freres : Farid', Bilal' que dieu vous protèges.

A adorable beau-frère : 'Rafik' que du bonheur dans ta vie et beaucoup de succès et de réussite dans tes études.

A mon adorable petite sœur : 'Samah' Je te souhaite un avenir plein de joie, de bonheur et de réussite en particulier dans tes études.

A mon adorable belle-sœur : 'Nabila 'avec tous mes vœux de bonheur, de santé et de réussite a toi ainsi que pour ta petite famille.

A ma chère belle-mère 'sadjia Maidi' et mon chère beau-père 'Mourad Maidi ' :En témoignage de l'attachement, de l'amour et de l'affection que je porte pour vous. Vous qui m'avez accueilli à bras ouverts dans votre famille. Je vous dédie ce travail avec tous mes vœux de bonheur, de santé et de prospérité.

A tous mes amis :en souvenir de notre sincère et profonde amitié en particulier mes camarades 'Ammar Agred' et 'Rima Abed'.

IMARAZENE Ibtissem

DÉDICACE

*Je dédie ce travail :
À tous ce qui m'aiment*

AGRED Ammar

DÉDICACE

Je remercie le bon dieu qui m'a aidé et guidé durant toute ma vie.

Je dédie ce mémoire Aux êtres les plus chers à mon cœur mes parents, qui ont toujours cru en moi et encouragée tout au long de mes études et pour leur sacrifices... Trésors de bonté, de générosité et de tendresse, en témoignage mon profond amour et ma grande reconnaissance « Que Dieu vous garde ».

A mes chères sœurs : a qui je souhaite beaucoup de bonheur et de réussite tout au long de leurs vies.

A tous mes amis : en témoignage de notre sincère et profonde amitié en particulier mes camarades Ammar Agred et Imarazene Ibtiem.

ABED Lynda

Sommaire

Chapitre 1 : la saillance visuelle

1. Introduction	1
2. le système visuel humain.....	1
2.1L'œil.....	2
2.2La rétine.....	3
2.3 Transmission de l'information au cerveau	5
2.4 Les modèles logique on-center and off-center.....	5
2.5 Le flou rétinien	5
3. Saillance visuelle	9
3.1 Les facteurs de la saillance visuelle	10
a. Facteurs physiques.....	10
a.1 la saillance liée aux contrastes de luminosité et de couleurs	10
a.2 la saillance liée à une singularité dans un ensemble d'objets	11
a.3 la saillance liée à la cohésion et la structuration de la scène.....	12
b. les facteurs cognitifs.....	13
b.1 la saillance liée à l'intention.....	13
b.2 la saillance liée à l'attention.....	13
b.3 la saillance liée à la mémoire à court terme	14
b.4 la saillance liée à la mémoire à long terme	14
b.5 la saillance liée à l'affect et aux émotions	15
4. Définition de l'attention	15
5.les différents types d'attention	16
• Attention sélective.....	16
• Attention divisée	16
• Attention soutenue	16
• L'attention conjointe.....	16
• L'attention maintenue dans la durée.....	16

6. modèles de carte de saillance	16
• Hiérarchique.....	17
• Théorie de l'information.....	17
• Connexionniste.....	18
• Algorithmique	19
• Graphique	19
7. la saillance orientée objet	20
• Continuité	20
• Proximité	20
• Similitude.....	20
• destin commun.....	21
• fermeture.....	21
• symétrie	21
8. Conclusion.....	22

Chapitre 2 : la segmentation d'image

1. Introduction	23
2. Définition de la segmentation	23
3. Définition d'une région	23
4. Approches de la segmentation.....	24
4.1 Approches globales de la segmentation	24
4.2 Approches locales de la segmentation	24
4.3 Approches hybrides.....	24
5. Les méthodes de la segmentation.....	25
a. Seuillage – Histogramme	25
b. Méthodes k-means.....	27
c. Segmentation par approche contour	27

d. Split & Merge.....	30
6. Conclusion.....	34

Chapitre 3 : les méthodes de l'état de l'art

1.Introduction	35
2. les différentes méthodes pour la détection d'objets saillants	35
2.1Approche de filtrage multi-échelle.....	35
2.1.1 Analyse du domaine de fréquence	36
2.1.2 Les caractéristiques de détection de bas niveau.....	38
2.1.2.1Cadre de filtrage	38
2.1.2.2 Mesure de compacité adaptative	39
2.1.2.3 Centre d'adaptation prioritaire.....	40
2.2 Approche de filtrage bilatéral.....	42
2.2.1 Vue d'ensemble de la méthode.....	43
2.2.2 Centre spatial et variances d'une couleur	44
2.2.3 Le centre et la taille d'un objet suiveur	46
2.2.4 Calculer la probabilité de saillance	47
2.2.5 Contraste global.....	49
2.2.6 Calcul de la carte finale des objets.....	49
2.3 Approche basée sur la segmentation	50
2.3.1 Aperçu de la méthode.....	51
2.3.2 Représentation hiérarchique	52
2.3.3 Caractéristiques du segment d'image	53
2.3.4 Combinaison des niveaux avec la propagation des croyances....	54
3.Conclusion.....	54

Chapitre 4 : la réalisation

1.Présentation de l'environnement de travail.....	55
2. Présentation de MATLAB	55
3. Présentation de l'application	57
3.1 Détection de saillance avec deux méthodes	57
3.1.1 Détection d'objet saillant au niveau pixel	57
3.1.2Détection d'objet saillant au niveau superpixels.....	58
• Définition de la méthode utilisée (SLIC)	58
4. Présentation du graphe de comparaison	61
• Définition du faux positif	61
• Définition du vrai positif	61
• Obtention de la courbe	61
• Comparaison et résultat	61

5. conclusion62

Bibliographie

La liste des figures

Chapitre 1 : la saillance visuelle

Figure 1.1 : Le système visuel humain

Figure 1.2 : L'œil

Figure 1.3 : La rétine

Figure 1.4 : Répartition des cônes et des bâtonnets

Figure 1.5 : On center-off Surround

Figure 1.6 : Off center-on Surround

Figure 1.7 : l'image se forme en avant de la rétine : vision de loin floue

Figure 1.8 : L'image se forme en arrière de la rétine : vision de près floue

Figure 1.9 : L'image se forme en arrière et en avant de la rétine : vision de près et de loin floue

Figure 1.10 : Vision de loin bonne : l'image se forme sur la rétine

Figure 1.11 : Vision de près floue : l'image se forme à l'arrière de la rétine.

Figure 1.12 : BONNE VUE

Figure 1.13 : STRABISME CONVERGENT

Figure 1.14 : STRABISME DIVERGENT

Figure 1.15 : structure du modèle d'attention visuelle du [L. Itti 00]

Figure 1.16 : Le Modèle connexionniste [S. Ahmad 92]

Figure 1.17 : Exemple classique illustrant notre perception globale des formes. Nous percevons correctement le dalmatien, bien qu'il ne soit constitué que d'un ensemble de tâches.

Figure 1.18 : Illustration des différentes lois de la Gestalt. (a) similarité : nous percevons des lignes (ou barres) de ronds noirs et carrés blancs ; (b) proximité : nous percevons deux blocs verticaux ; (c) continuité : la figure semble représenter deux courbes qui se croisent ; (d) fermeture : les différents segments et arcs de cercle sont perçus comme un rectangle et un cercle ; (e) symétrie : nous percevons deux losanges superposés plutôt que trois polygones

Chapitre 2 : la segmentation d'une image

Figure 2.1 : Segmentation d'une image couleur

Figure 2.2 : Différentes régions d'une image

Figure 2.3 : Exemple de seuillage par minimisation de variance

Figure 2.4 : Détection de contours sur Lena

Figure 2.5 : Illustration de contours à fermer sur Lena

Figure 2.6 : Gradient d'une image à 2 régions

Figure 2.7 : Split

Figure 2.8 : Merge

Figure 2.9 : Segmentation par Split and merge, seuil: 75

Figure 2.10 : Segmentation par Split and merge, seuil: 300

Figure 2.11 : Segmentation par Split and merge, seuil: 200

Chapitre 3 : les méthodes de l'art

Figure 3.1 : L'organigramme de notre détecteur d'objet saillant basé sur le filtrage à plusieurs échelles.

Figure 3.2 : Dans la première rangée, (a) un exemple d'image à partir du jeu de données MSRA-1000, (b) notre Objet saillant estimé et (c) carte de vérité terrestre est donnée. Deuxième rangée montre le Filtres multi-échelle. Troisième rangée montre filtré un * canal de l'image.

Figure 3.3 : Les filtres Muli-scale sont appliqués à une image naturelle (ici, seulement Le canal de l'espace de couleurs CIE L^*a^*b est illustré). Les chiffres représentent la taille de l'accent et les filtres à franges. Par exemple, la carte d'objet saillante faible dans le coin inférieur gauche est obtenue en prenant la différence d'une taille de focalisation de 1 pixel et d'une largeur de 129 pixels

Figure 3.4 : Les significations spatiales de chaque terme dans le calcul de la compacité. μ_x et μ_y Sont liés au centre de masse de l'objet, et σ_x^2 et σ_y^2 sont liés à la taille 2D De l'objet

Figure 3.5 : Exemple de cartes faibles et leurs valeurs de compacité. (A) Image originale (b, c) Cartes de faible encombrement avec des valeurs de compacité (d) sortie sans compacité (e) Sortie avec compacité (f) vérité terrestre

Figure 3.6 : Exemple de cartes faibles et leurs priors de centre adaptatif. (A) Image originale (b) Sortie sans sortie antérieure (c) avec prior (d) vérité sur le sol (e-h) deux cartes à faible intensité et leurs priors

Figure 3.7 : processus FASA (a) l'image de 400 × 400 pixels en 6 milles-secondes et les sorties (B) les paramètres des rectangles qui entourent les objets saillants et (c) un objet saillant Carte qui est comparable à (d) la vérité terrestre.

Figure 3.8 : Schéma de notre méthode de filtrage bilatéral.

Figure 3.9 : L'histogramme $L * a * b$ (8 bacs dans chaque canal, $83 = 512$ bourses au total) de (a) l'image originale contient (b) 175 couleurs quantifiées avec des boîtes d'histogramme non nulles et (c) 50 couleurs quantifiées qui peuvent couvrir 95% des pixels d'image.

Figure 3.10 : (a) Une image de test avec deux rectangles saillants avec (b) le centre et la taille Paramètres du rectangle rouge. (C) La position et les tailles estimées sont affichées avec Rectangle délimitant noir. (D) La précision du centre et l'estimation de la taille Se dégrade lorsque la couleur des objets est similaire

Figure 3.11 : Distributions de l'objet (a) largeur (b) hauteur, et (c) distance à l'image dans l'ensemble de données MSRA-A basé sur les rectangles de vérité terrestre. Toutes les valeurs sont normalisées en utilisant les dimensions de l'image.

Figure 3.12 : Exemples d'images nécessitant des règles de salaire contradictoires et des extrants de notre Méthode de salinité

Figure 3.13 : les phases de formation et de texte de notre méthode de segmentation. Dans ce, La forme des deux régions de focalisation et de frange suit les bords de l'image.

Figure 3.14 : représentation hiérarchique d'une image.

Chapitre 4 : la réalisation

Figure 4.1 : illustration de la version de MATALB (version 8.1).

Figure 4.2 : fenêtre principale de MATALB.

Figure 4.3 : Editeur de texte MATALB.

Figure 4.4 : la saillance de couleur d'une image RGB.

Figure 4.5 : Images segmentées en utilisant SLIC en superpixels de taille 400 ; 300 ; 1200 pixels

Figure 4.6 : les cartes de saillance générées avec superpixels.

Figure 4.7 : Courbe faux positif et vrai positif d'une méthode de l'art avec la notre

INTRODUCTION GENERAL :

La vision est incontestablement le sens le plus développé chez l'homme : Les humains ont une capacité remarquable d'analyser et d'interpréter en temps réels des scènes complexes. Par ailleurs, la vision par ordinateur est devenue ces dernières années un domaine en plein essor de part ses multiples applications en médecine, robotique, surveillance. . . . Ainsi, l'étude du système visuel humain ou animal dans le but d'en comprendre et copier les mécanismes pour la vision par ordinateur est particulièrement intéressante. Diverses analyses des systèmes visuels animaux ont été menées ces trente dernières années. Elles montrent que le regard est en premier lieu attiré par certaines caractéristiques d'une scène. C'est ce que l'on appelle l'attention visuelle, qui est la capacité d'un système à sélectionner rapidement les informations les plus pertinentes du champ de vision autrement dit les objets saillants. Des recherches ont été conduites pour mettre en place un système informatique d'attention visuelle proche de celui utilisé par les humains.

Le but de notre travail est de construire un système de détection d'objets saillants dans une image RGB , on premier lieu on faisant le traitement au niveaux pixels ,Après pour avoir une saillance très claire on a opter pour le traitement au niveau superpixels pour avoir des saillances plus importantes .

Ce mémoire présente l'ensemble du travail et des résultats obtenus au cours de cette recherche. Il s'articule autour du plan suivant. Un premier chapitre qui se portera sur les généralités sur les traitements et la segmentation d'images ensuite un deuxième chapitre qui dont on parlera sur la saillance visuelle et ses différentes approches et puis dans le troisième chapitre on va citer quelques méthodes de l'art de la détection d'objets saillant et pour le chapitre quatre nous allons présenter notre application et ses résultats obtenus tout en les comparons avec d'autres méthodes d'état de l'art. Ce rapport se termine par la présentation et l'évaluation du système obtenu.

Chapitre 1 : la saillance visuelle

1. introduction :

La notion de saillance est avant tout liée à l'émergence d'une figure sur un fond. Issue de l'analyse de la perception visuelle, cette notion permet d'expliquer pourquoi nous distinguons des formes là où on ne pourrait voir que du bruit. Appliquée à la perception du langage, cette notion offre de nombreuses perspectives : pourquoi certains éléments linguistiques sont compris et retenus plus facilement que d'autres ? Pourquoi certains référents du discours deviennent prépondérants et susceptibles d'être rappelés par la simple mention d'un pronom ? Nous nous proposons dans ce chapitre d'explorer ces questions en procédant à un inventaire des facteurs de saillance. Cet inventaire nous permettra de préciser les notions de saillance physique et de saillance cognitive, ainsi que de proposer quelques jalons pour une modélisation et une meilleure définition de la notion de saillance. La perception visuelle fait largement intervenir la notion de saillance : notre attention s'arrête prioritairement sur les éléments saillants qui ressortent de notre environnement visuel, jusqu'à axer les processus cognitifs sur ces seuls éléments. La saillance visuelle est liée à la nature et à la disposition d'objets dans une scène, sans être clairement définie par rapport à des propriétés visuelles particulières.

2. le système visuel humain : [1]

Le système visuel peut être subdivisé en trois sous-ensembles, représentant le cheminement de l'information visuelle de l'œil vers le cerveau. Le couple œil-rétine, d'abord, officie comme capteur des signaux lumineux. Ensuite, le nerf optique, le chiasma et le corps genouillé latéral permettent la transmission nerveuse de l'image au cortex, enfin, où elle est décodée (figure 1). Chaque étape influe sur le signal transmis.

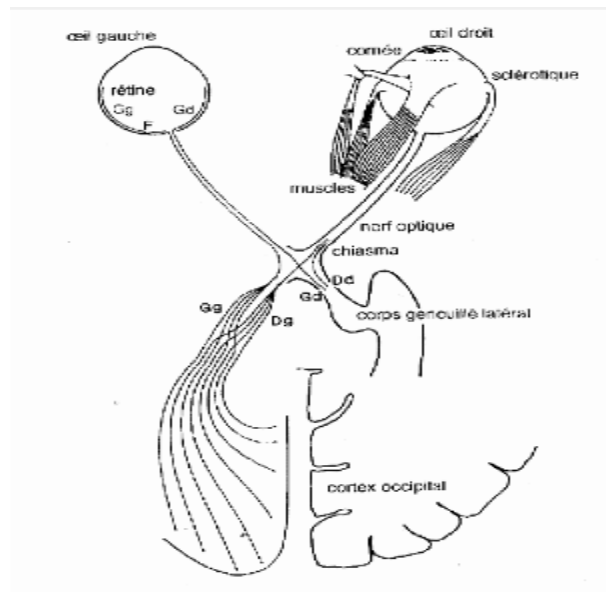


Figure 1.1 : Le système visuel humain

Chapitre 1 : la saillance visuelle

2.1 L'œil

L'œil est composé de plusieurs éléments qui ont chacun une influence dans le cheminement de la lumière et la compréhension du signal optique par le cerveau

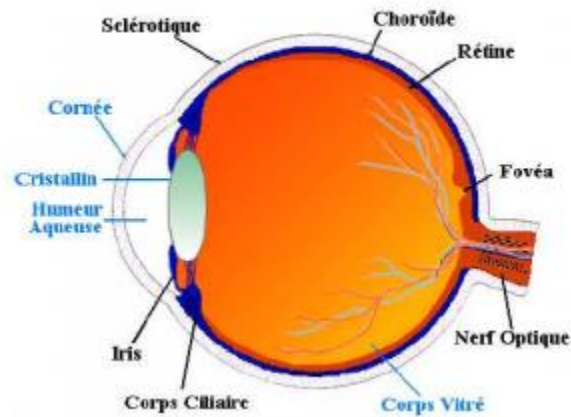


Figure 1.2 : L'œil

Parmi ces éléments, les plus importants sont :

- **La cornée** : C'est la couche externe convexe de l'œil. Elle est composée de quatre couches successives. Sa courbure dépend des individus et varie aussi avec l'âge.
- **L'humeur aqueuse** : C'est un liquide salin et alcalin sous pression qui maintient ainsi la rigidité du globe oculaire.
- **L'iris**, un diaphragme vertical percé en son centre par la pupille. Il permet, en ajustant la taille et la forme de celle-ci, de réguler la quantité de lumière atteignant la rétine.
- **Le cristallin**, une lentille transparente placée derrière l'iris. La perte de transparence des cellules cristallines, entraînant leur mort, s'appelle la cataracte .
- **Le corps vitré**, qui constitue les 4/5 du volume de l'œil. Composé d'un liquide albumineux sous forme de gelée, il est parfaitement transparent. Son indice de réfraction varie suivant la longueur d'onde (d'environ 1.345 pour 400nm à 1.330 pour 700 nm). Ce phénomène s'appelle l'aberration chromatique et il diminue l'acuité visuelle.

Chapitre 1 : la saillance visuelle

2.2 La rétine

C'est la membrane la plus interne de l'œil (un prolongement du nerf optique). Elle reçoit les signaux lumineux, et assure leur transmission au cerveau par l'intermédiaire du nerf optique. La rétine possède plusieurs zones où l'acuité visuelle varie.

La fovéa est la zone d'acuité maximale. Décalée de 4 degrés par rapport à l'axe optique, elle contient en son centre, la foveola où les cellules photo-réceptrices sont moins nombreuses. La région périphérique de la fovéa est colorée en jaune, ce qui accroît l'acuité visuelle et compense le défaut de cellules photo-réceptrices par rapport à la fovéa. Notons enfin que la zone où émerge le nerf optique s'appelle la tâche aveugle. Elle ne contient aucune cellules photo-réceptrices.

Outre une organisation spatiale, la rétine possède aussi plusieurs couches. La couche externe est composée de cellules photosensibles, les bâtonnets et les cônes. Ces photorécepteurs reçoivent l'information optique par l'intermédiaire de pigments visuels et doivent la transmettre au cerveau par influx nerveux (figure 3) grâce à plusieurs types de cellules. Les cellules bipolaires, d'abord, font le lien entre les photorécepteurs et les cellules ganglionnaires. Il en existe deux types. Les petites sont associées aux cônes et les grosses aux bâtonnets. Les cellules horizontales et amarinent, elles, sont chargées de propager l'information latéralement.

Enfin, l'impulsion visuelle est propagée via les cellules ganglionnaires, en contact avec les fibres du nerf optique.

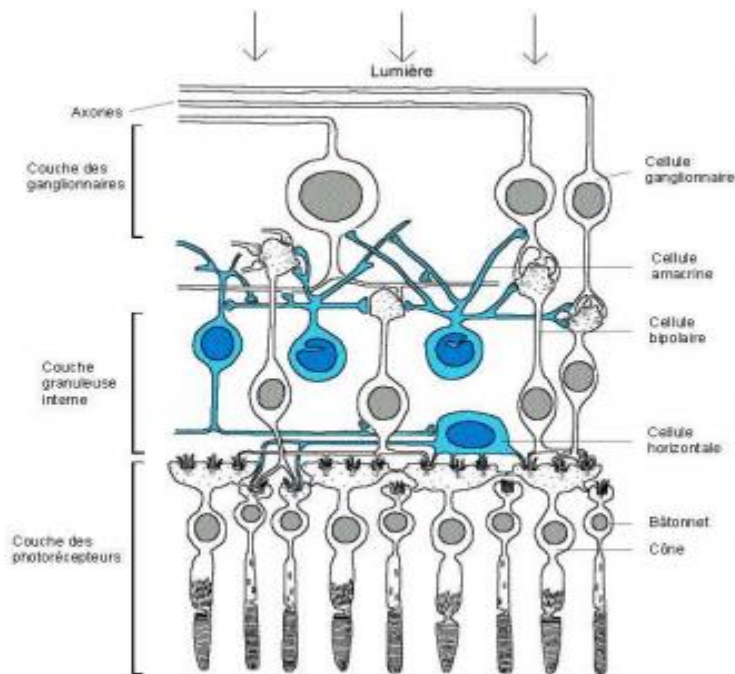


Figure 1.3 : La rétine

Chapitre 1 : la saillance visuelle

Il faut noter qu'il existe trois types de cônes : S, M et L (pour short, medium et long wavelength). Leurs sensibilités maximales sont respectivement de : 420nm, 530nm et 560nm. Les bâtonnets, eux, ne sont sensibles que pour des longueurs d'ondes inférieures à 495nm.

Ces photorécepteurs fonctionnent selon trois modes :

- photopique le jour, seuls les cônes sont actifs,
- Scotopique la nuit, ce sont les bâtonnets qui fonctionnent,
- mésopique, où tous les photorécepteurs sont actifs.

De plus, leur répartition n'est pas égale dans la rétine. Ainsi, les cônes ne sont pratiquement présents que dans la fovéa avec une densité maximale de 150000/mm². Celle-ci décroît de manière concentrique. A 40 degrés de l'axe visuel, on considère la densité des cônes comme trop faible pour avoir une influence sur la vision.

Les bâtonnets, eux, ne sont pas présents dans la foveola et très peu dans la fovéa. Leur densité maximale est d'environ 160000/mm² à 20 degrés. La vision à la périphérie de la rétine est donc monochromatique et ne sert qu'à la détection des mouvements. La figure 4 illustre cela

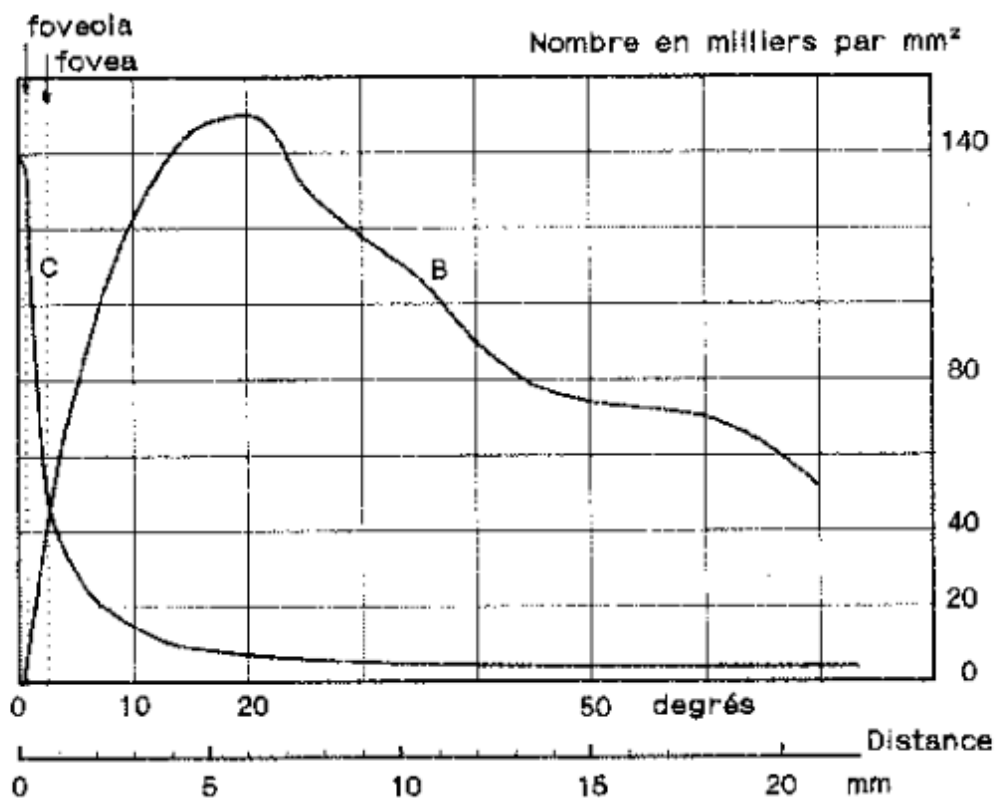


Figure 1.4 : Répartition des cônes et des bâtonnets

Chapitre 1 : la saillance visuelle

2.3 Transmission de l'information au cerveau

Les deux nerfs optiques se rejoignent au niveau du chiasma. Il y a alors séparation suivant le champ observé. L'information gauche est envoyée vers l'hémisphère droit et inversement. Les reliefs peuvent ainsi être détectés par comparaison des deux demi-images. Le signal optique, transformé en signal électrique par la rétine, arrive alors au cortex où il est analysé. Des phénomènes complexes entrent en jeu. Ainsi, la perception visuelle dépend des facteurs environnants comme le bruit. L'état de fatigue ou de stress joue aussi un rôle dans la compréhension de l'image fournie.

2.4 Les modèles logique on-center and off-center : [2]

Il existe plusieurs interconnexions entre les cellules forment des champs récepteurs. la plupart se sont de type centre-périphérique (center-Surround), et peuvent être

- on center-off surround (figure 5), à gauche, avec une réponse maximal en présence d'une tache blanche entourée de noir.
-
- off center-on surround (figure 6), à droite, avec une réponse maximale en présence d'une tache noire entourée de blanc.

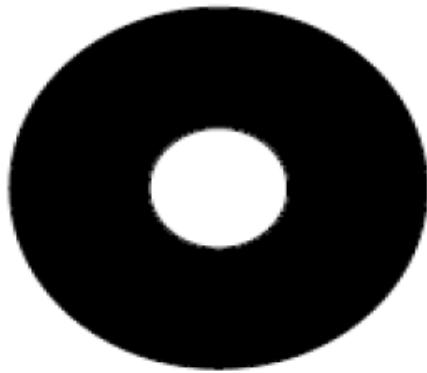


Figure 1.5 : On center-off Surround

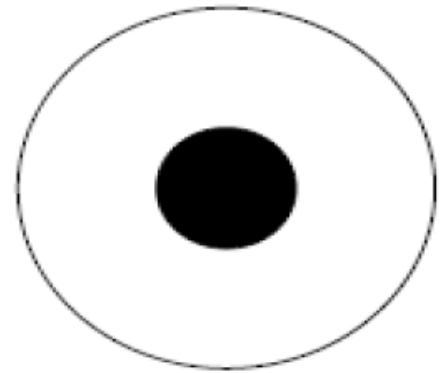


figure 1.6 : Off center-on

Les champs récepteurs centre-périphérie

2.5 Le flou rétinien :

- La myopie :

Trouble de la vision caractérisé par une baisse de l'acuité visuelle de loin.

Chapitre 1 : la saillance visuelle

Cause : chez le myope, l'image se forme trop en avant de la rétine car le globe oculaire ou le cristallin est trop bombé. Cette anomalie concerne environ 20% de la population.

Symptômes : difficultés à voir de loin, bonne vision de près.

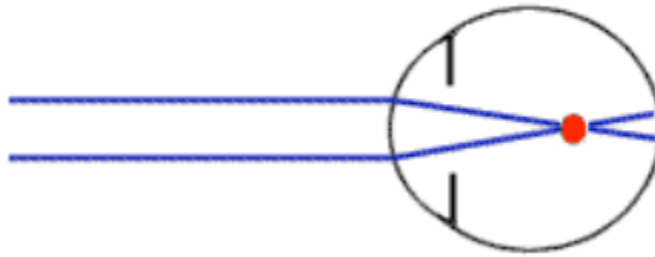


Figure 1.7 : l'image se forme en avant de la rétine : vision de loin floue

- **L'hypermétropie**

Trouble de la vision caractérisé par une baisse de l'acuité visuelle à toute distance, mais prédominant dans la vision de près.

Cause : Chez l'hypermétrope, l'image se forme en arrière de la rétine, la vision de près est floue car le globe oculaire ou le cristallin est trop court.

Symptômes : Vision floue de près et de loin. L'hypermétropie peut apparaître chez le sujet jeune mais, jusqu'à la quarantaine, elle est souvent compensée par l'accommodation, au prix d'une fatigue visuelle.

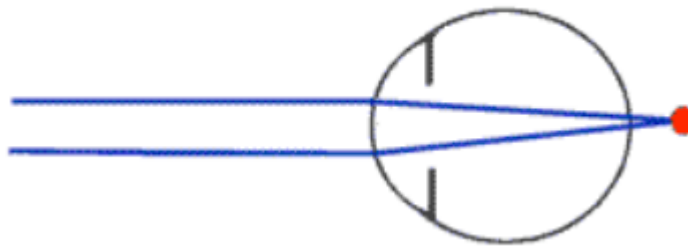


Figure 1.8 : L'image se forme en arrière de la rétine : vision de près floue

Chapitre 1 : la saillance visuelle

- **L'astigmatisme**

Trouble de la vision associé à la myopie et à hypermétropie et faisant partie, comme ces dernières, des troubles de la réfraction de l'œil, ou amétropies. Il est dû en général à une anomalie de forme de la cornée, soit congénitale, soit due à une affection cornéenne.

Cause : chez l'astigmate, l'image se forme en deux points différents de la rétine. Cette anomalie concerne environ 10% de la population.

Symptôme : vision trouble de près comme de loin.

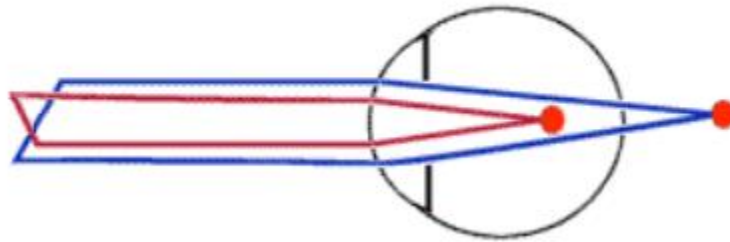


Figure 1.9 : L'image se forme en arrière et en avant de la rétine : vision de près et de loin floue

- **La presbytie :**

Modification de la vision liée à l'âge et caractérisée par une baisse de l'acuité visuelle de près.

Cause : chez le presbyte, l'image se forme derrière la rétine, le cristallin n'étant plus capable d'accommoder, donc de voir correctement de près. Cette anomalie affecte 100% de la population de plus de 50 ans.

Symptôme : chez le presbyte qui ne souffre d'aucune autre anomalie, la vision de près est floue, celle de loin est bonne.

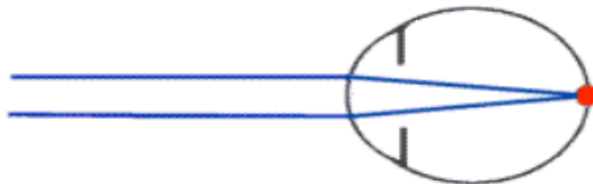


Figure 1.10 : Vision de loin bonne : l'image se forme sur la rétine

Chapitre 1 : la saillance visuelle

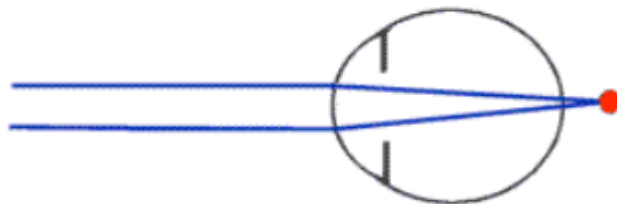


Figure 1.11 : Vision de près floue : l'image se forme à l'arrière de la rétine.

- **Le strabisme :**

Le strabisme se traduit par la déviation d'un œil pouvant entraîner une mauvaise vue. L'enfant strabique ne regarde que d'un œil, l'autre œil se dirigeant ailleurs, ce qui donne une asymétrie à son regard (il louche).

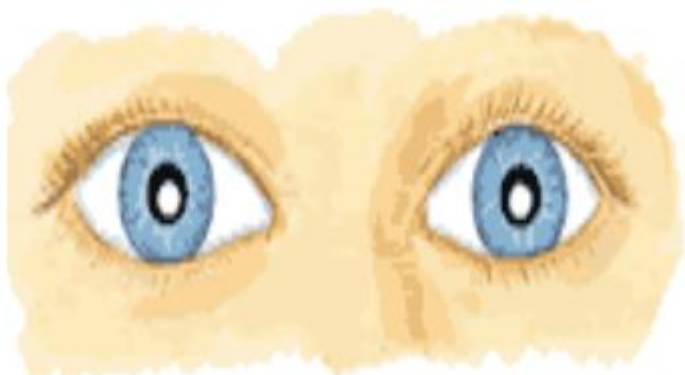


Figure 1.12 : BONNE VUE

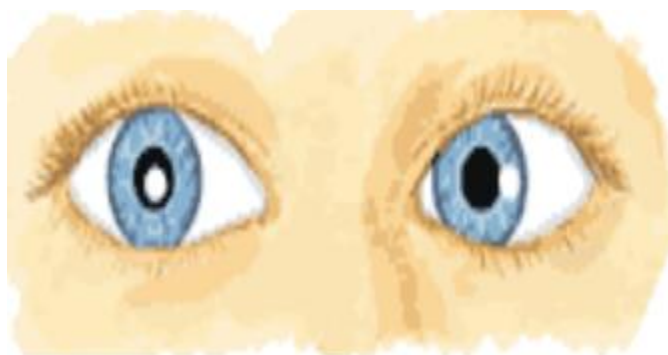


Figure 1.13 : STRABISME CONVERGENT

Chapitre 1 : la saillance visuelle

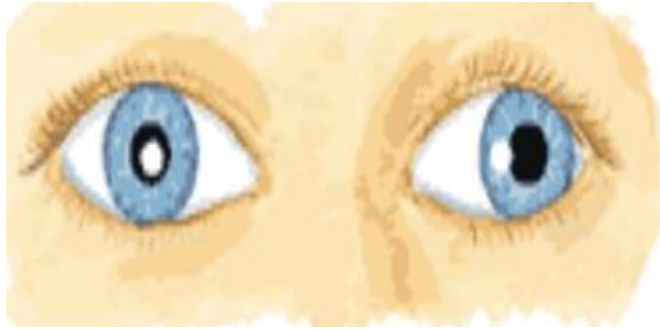


Figure 1.14 : STRABISME DIVERGENT

Si l'œil non utilisé est dévié en dedans (vers le nez), c'est un strabisme convergent ; s'il est dévié en dehors (vers l'oreille), c'est un strabisme divergent. Le strabisme convergent est plus fréquent que le strabisme divergent.

- **La cataracte :**

Le cristallin (la lentille naturelle de l'œil) devient opaque et perd de sa transparence diminuant ainsi la pénétration de la lumière dans l'œil. La cataracte se développe progressivement sur plusieurs années.

Cause : la plupart sont causées par une modification de la composition chimique du cristallin, modification due au vieillissement, à l'hérédité, à une malformation congénitale, à une blessure à l'œil ou à certains troubles de l'œil ou de l'organisme.

Symptôme : opacification du cristallin.

- **Le daltonisme :**

C'est un problème au niveau des cônes qui se trouvent dans la rétine : par exemple => les cônes rouges et les cônes verts sont les mêmes.

Cause : défaut héréditaire des cônes de la rétine.

Symptôme : le daltonien ne perçoit pas certaines couleurs ou éprouve de la difficulté à distinguer certaines d'entre elles.

3. Saillance visuelle : [2]

La notion de saillance contient une idée centrale, mais le détail varie selon le domaine d'application. Un objet est saillant s'il est facilement remarqué. A partir de cette idée intuitive, plusieurs définitions peuvent être proposées, selon le critère qui fait que l'objet va être remarqué.

Chapitre 1 : la saillance visuelle

Une distinction liée au processus de perception est ici nécessaire, selon qu'un objet « saute aux yeux » d'un observateur, qui ne cherche rien en particulier, ou qu'un objet recherché soit facile à trouver dans une scène. La première notion est appelée saillance attentionnelle ; elle est involontaire, et principalement liée aux propriétés du stimulus. La seconde notion est appelée saillance de recherche, elle est le résultat d'une recherche volontaire, et elle est conditionnée par des processus différents, notamment l'attention focalisée et la vigilance.

La définition la plus opérationnelle de la saillance attentionnelle repose sur les mécanismes élémentaires de la vision, qui permettent de modéliser la détection des régions les plus saillantes d'une scène visuelle à partir de ses caractéristiques photométriques et colorimétriques (contrastes de luminance, contrastes colorés, bords, angles, etc.) pour les différentes fréquences spatiales. Cette approche s'appuie sur un modèle de traitement de l'information, qui mime le fonctionnement du système visuel humain. Elle se prête bien à une modélisation par analyse d'image, à partir d'une image de la scène visuelle ; mais elle a deux défauts majeurs : elle ignore les informations sémantiques, qui ont pourtant une influence sur ce qui est vu et ce qui ne l'est pas ; elle ne permet pas d'estimer la saillance des objets, mais seulement de régions de l'espace (concrètement, des pixels de l'image). Dans une approche par analyse d'images, le passage du niveau des pixels au niveau des objets implique, concrètement, une phase de segmentation des objets dans l'image.

D'autres définitions font intervenir des éléments sémantiques qui sont plus difficiles à quantifier et dépendent autant sinon plus du sujet (l'observateur) que de l'objet observé : une maman de l'autre côté de la route est plus saillante, pour ses enfants, que le feu rouge.

3.1 Les facteurs de la saillance visuelle : [3] [4]

La saillance visuelle, tente la séparation entre facteurs physiques et facteurs cognitifs. Liés aux particularités de la perception visuelle

a. Facteurs physiques :

a.1 la saillance liée aux contrastes de luminosité et de couleurs :

Un premier facteur est la saillance intrinsèque à la nature de l'objet en termes de luminosité. Il s'agit par exemple de la saillance du soleil ou d'une ampoule électrique du fait de leurs luminosités inhérentes.

Deuxième facteur que nous proposons, la saillance liée aux variations de perception des couleurs recouvre deux aspects : un premier relatif aux temps de latence, et un second relatif à l'effet spatial des couleurs. Le temps de latence, c'est-à-dire le décalage entre le début de l'excitation et celui de la sensation, varie selon les couleurs. Baticle (1985) donne les chiffres suivants : rouge (22.6 millièmes de seconde) ; vert (37.1 ms) ; gris (43.4 ms) ; bleu (59.8 ms) ; jaune (96.3 ms). Ces chiffres qui constituent une échelle de saillance doivent néanmoins être relativisés : pendant le jour, le maximum de sensibilité

Chapitre 1 : la saillance visuelle

est dans le jaune et le rouge, alors que c'est le bleu le plus saillant pendant la nuit. D'autre part, comme le montrent les photographies de (Freeman, 1989) et les exercices de (Itten, 1985), une couleur appelle sa complémentaire. Un objet qui prend la couleur complémentaire de celle du fond en devient par exemple très saillant. Plus généralement, la saillance de chaque couleur dépend de son association avec d'autres couleurs. (Cocula & Peyroutet, 1986) propose ainsi une hiérarchie de couples de couleurs en fonction de l'importance de leur impact visuel : noir sur blanc ; puis noir sur jaune ; puis rouge sur blanc ; etc. Enfin, (Itten, 1985) note l'importance de l'effet spatial des couleurs : contrairement à du violet, du jaune sur fond noir a l'air d'avancer et voit ainsi sa saillance augmenter. Ces données nous donnent les bases pour un modèle de la saillance chromatique d'un objet en fonction de la luminosité ambiante, de la couleur dominante du fond et de la couleur dominante de l'objet.

a.2 la saillance liée à une singularité dans un ensemble d'objets :

Il s'agit ici de la saillance due à une mise en relief contextuelle du fait de la présence de plusieurs objets. Compte tenu d'un ensemble d'objets, un élément de cet ensemble est saillant s'il se distingue par une propriété que les autres éléments n'ont pas. Autrement dit, être un singleton est un facteur de saillance, et, à l'exception des deux facteurs évoqués dans la section précédente, la saillance ne découle pas d'une propriété particulière, mais du fait d'être un singleton pour une propriété. (Edmonds, 1993) donne ainsi l'exemple d'un immeuble *a priori* saillant par sa grande taille, et qui perd toute saillance lorsqu'il est entouré d'immeubles encore plus grands. En déroulant les types de propriétés d'un objet physique, nous pouvons parler de saillance liée à la catégorie des objets, de saillance liée aux caractéristiques physiques que sont la forme, la couleur, la taille, le matériau ou la texture, de saillance liée à l'orientation de l'objet, et de saillance liée à sa dynamique. Nous considérons qu'il existe une hiérarchie des propriétés qui correspond à l'ordre dans lequel nous les avons citées. La primauté de la catégorie est démontrée par la fréquente nécessité d'utiliser un substantif catégorisant dans une expression référentielle. Si une chaise rouge se distingue dans une scène, on dira plus facilement *la chaise* ou *la chaise rouge* que l'objet rouge, le terme objet jouant ici le rôle de substantif non catégorisant. En ce qui concerne l'importance relative des propriétés que sont la forme, la couleur et la taille, nous donnons la primauté à la forme car elle correspond souvent à la propriété fondamentale de l'objet. Un exemple de (Pattabhiraman, 1993) le montre clairement dans le cas de comparaisons et de métaphores : dans les joues de Mary sont comme des pommes, sauf qu'elles sont jaunes, la comparaison se fait implicitement sur la forme ronde. L'inversion de l'ordre d'importance de la forme et de la couleur aboutit à un exemple déconcertant : les joues de Mary sont comme des bananes, sauf qu'elles sont rondes. Entre couleur et taille, des expérimentations avec mesure des temps de réponse montrent que la couleur est traitée plus rapidement que la taille et intervient avant elle dans le processus de perception (Baticle, 1985). En génération automatique, (Reiter & Dale, 1997) va dans le même sens en privilégiant la production de l'expression référentielle le chien noir plutôt que le petit chien, dans une scène confrontant un grand chien blanc et un petit chien noir. En ce qui concerne les saillances liées à l'orientation et à la dynamique, les exemples suivants montrent clairement que le fait d'être un singleton pour l'une de ces propriétés est un facteur de saillance : dans une rangée de chaises, une orientation différente suffit à rendre

Chapitre 1 : la saillance visuelle

saillante la chaise incriminée ; dans une scène contenant un objet animé et plusieurs objets inanimés, l'objet animé est saillant ; dans une scène contenant un objet en mouvement et plusieurs objets statiques, l'objet en mouvement est saillant.

Si nous considérons maintenant que des objets dans une scène peuvent se regrouper pour former des groupes perceptifs qui sont perçus en tant qu'amas d'objets avant d'être perçus en tant qu'objets individuels, nous pouvons parler de saillance liée à l'isolement ou à l'appartenance à un groupe perceptif. Ce facteur peut se modéliser en exploitant les principaux critères de la Théorie de la Gestalt que sont la similarité, la proximité et la bonne continuité (Wertheimer, 1923). En regroupant les objets proches et ayant des formes et des couleurs similaires, ou en regroupant des objets similaires qui forment des lignes, il est possible de structurer une scène en groupes perceptifs, et d'appliquer la saillance à ces groupes. Ainsi, un objet isolé est particulièrement saillant si tous les autres objets visibles appartiennent à des groupes perceptifs (il s'agit ici aussi de singleton)

a.3 la saillance liée à la cohésion et la structuration de la scène :

Un premier facteur dans cette catégorie est la saillance due à la mise en évidence explicite d'un objet dans la scène. Cette mise en évidence peut être due à un éclairage particulier, par exemple dans le cas d'un comédien éclairé par des spots, ou par un contraste figure sur fond important. Dans le cadre de la communication homme-machine, elle peut également provenir d'une intention ostensive de la part du système, avec l'utilisation d'un rendu visuel particulier (textures transparentes, affichage de la boîte englobante de l'objet), ou d'une intention ostensive de la part de l'utilisateur, lorsque celui-ci produit un geste de pointage qui rend saillant l'objet désigné.

Un deuxième facteur très proche mais plus implicite est la saillance due à une construction dédiée. C'est le cas du sujet d'une photographie quand celle-ci est composée de manière à valoriser ce sujet, par exemple à l'aide d'une construction en triangle qui, plaçant le sujet au sommet supérieur, le rend saillant (Freeman, 1989).

Vient ensuite la saillance due au placement à un endroit stratégique. Ce facteur fait intervenir la notion de cadre de l'image et de point fort compte tenu du cadre. Toute image se caractérise par un cadre, correspondant par exemple à un rapport 16/9 ou 4/3 comme c'est le cas d'un écran d'ordinateur. Dans ce cadre, le centre est un point fort immédiat, c'est-à-dire qu'il attire le regard en priorité. Les autres points forts sont les intersections des lignes horizontales et verticales situées aux tiers du cadre, ou des lignes correspondant à la « divine » proportion du nombre d'or (Cleyet-Michaud, 1973). Un objet placé à l'un de ces points est potentiellement saillant. Cette saillance est d'autant plus forte que le cadre est marqué. (Freeman, 1989) montre ainsi des exemples de cadres imbriqués qui rendent particulièrement saillant l'objet placé en leur centre. Certains points forts dépendent non pas du cadre mais de l'organisation des objets présents dans la scène. Il s'agit par exemple des zones situées dans le prolongement ou à l'intersection des lignes de force qui structurent la scène et dirigent le regard de l'observateur.

Chapitre 1 : la saillance visuelle

Nous regroupons dans un quatrième facteur les saillances liées à la perspective et aux équilibres. La première consiste à privilégier le ou les points de fuite lorsque la perspective est marquée ; la seconde consiste à privilégier le point d'équilibre lorsque l'image présente un équilibre des masses qui repose sur ce point (Sanmiguel, 2000). Encore une fois, tout objet placé en l'un de ces points est potentiellement plus saillant qu'un objet placé ailleurs.

La saillance liée aux répétitions et aux symétries constitue un cinquième facteur. Plusieurs objets identiques, surtout s'ils sont placés de manière régulière, induisent une répétition insistante qui les rend saillants. Dans un même ordre d'idée, plusieurs objets placés de manière symétrique entraînent une perception particulière de ces objets ainsi que de celui placé au niveau du centre de symétrie. Autre exemple, des lignes en zigzag font ressortir les objets situés aux cassures des lignes.

Un dernier facteur est la saillance indirecte par transfert visuel de saillance, c'est-à-dire la saillance s'appliquant à un objet qui est relié à un objet fortement saillant, le lien étant dû à une proximité particulière ou découlant des lignes de force qui dirigent le regard de l'observateur compte tenu de la structure de l'image. Ce facteur s'avère difficile à modéliser, d'une part car l'identification de lignes de force est un problème complexe (Vettraino-Soulard, 1993), et d'autre part car le principe de la transitivité tend à rendre saillants tous les objets de la scène et à enlever tout intérêt à la notion de saillance.

b. les facteurs cognitifs :

b.1 la saillance liée à l'intention :

Un premier facteur cognitif de saillance est ainsi la saillance liée à l'intention, c'est-à-dire à l'influence de la tâche en cours sur la perception. A la suite de son exemple sur les propriétés saillantes d'immeubles, (Edmonds, 1993) souligne que certaines propriétés sont saillantes dans un but précis et pas dans un autre but. Dans son contexte de description d'un itinéraire routier, la propriété de taille est ainsi saillante lorsque la tâche est la désignation d'un immeuble, mais ne l'est pas lorsqu'il s'agit de désigner une intersection de rues. Dans ce sens, un modèle de saillance requiert un modèle de la tâche. La saillance liée à l'intention recouvre également deux autres aspects : les fonctionnalités des objets et leur incongruité compte tenu d'une intention. Les fonctionnalités des objets peuvent être perçues visuellement, et concourir ainsi à la saillance. C'est le cas, pour un utilisateur potentiel, d'un ordinateur allumé dans une pièce contenant d'autres ordinateurs éteints. En ce qui concerne l'incongruité ou l'aspect énigmatique d'un objet compte tenu d'une intention, nous noterons qu'un objet dans une situation incongrue est en infraction avec une règle implicite, culturelle ou fonctionnelle, et acquiert de cette infraction une certaine saillance. C'est le cas d'une chaise renversée ou placée sur une table lorsqu'on a l'intention de s'asseoir, ou d'une chaise placée en plein milieu de la pièce dans laquelle on fait le ménage. De même, une casserole est a priori plus saillante dans une salle de bain que dans une cuisine (sauf si elle sert à contenir une fuite d'eau, c'est-à-dire si sa fonction prend le pas sur

Chapitre 1 : la saillance visuelle

l'incongruité). Plus particulièrement sur l'aspect énigmatique, nous retiendrons qu'un objet qui n'est pas à sa place compte tenu de la tâche en devient saillant, de même qu'un objet inattendu. Ce dernier exemple se rapproche de l'effet de nouveauté.

b.2 la saillance liée à l'attention :

Un deuxième facteur cognitif est la saillance liée à l'attention visuelle, dans le sens de focalisation à un sous-espace visuel ou de meilleure détection des stimuli du fait d'une attitude de préparation à la perception. L'attention consiste dans ces deux cas en un traitement prioritaire de données perceptives. L'existence de sous-espaces visuels est montrée par (Kessler *et al.*, 1996). Dans leur expérimentation, des sujets sont invités à référer linguistiquement à des objets perçus visuellement et séparés en deux groupes perceptifs distincts. Certaines expressions référentielles produites s'avèrent ambiguës si l'on considère la scène complète, mais non ambiguës si l'on se place dans l'un des groupes perceptifs. Ce résultat montre que les sujets ont procédé à une focalisation attentionnelle, qui les a conduits à ignorer le reste de la scène. Un exemple du deuxième cas est celui de personnes qui entrent dans une pièce et cherchent des chaises pour s'asseoir : avec cette attitude de préparation, les chaises deviennent plus saillantes que les autres meubles. Dans ce contexte, l'effet de nouveauté n'est pas un facteur de saillance, ce qui illustre une différence entre intention et attention.

b.3 la saillance liée à la mémoire à court terme :

Le troisième facteur cognitif est la saillance liée à la mémoire à court terme, qui concerne les objets récemment traités par le système cognitif visuel, et se rapproche du facteur de vécu récent de (Rousselet & Fabre-Thorpe, 2003). Le principal critère pour une modélisation de ces aspects est la capacité limitée à sept éléments (Miller, 1956), capacité revue à cinq ou quatre éléments dans des travaux plus récents (cités par Rousselet et Fabre-Thorpe). Reste à déterminer quels sont les quatre ou cinq éléments visuels qui seront retenus. La récence de traitement n'est en effet par le seul critère, comme le montre (Pylyshyn, 2001) avec la notion d'index visuel. Un index est une sorte d'étiquette ou de fichier. Lié à un élément visuel et destiné à le repérer rapidement (sans le décrire), il ne s'applique qu'aux éléments saillants d'une scène, ceux qui seront traités et retenus de manière prioritaire. Z. Pylyshyn décrit le fonctionnement de ces index, et nous pouvons considérer à sa suite que les quatre ou cinq derniers objets repérés par un index sont cognitivement plus saillants que les autres objets visuels.

b.4 la saillance liée à la mémoire à long terme :

Quatrième facteur, la saillance liée à la mémoire à long terme peut se décomposer en deux aspects, premièrement la familiarité visuelle individuelle, et deuxièmement la familiarité visuelle culturelle. Un exemple de familiarité individuelle est celui de l'infographiste habitué à travailler sur des images et à corriger leurs couleurs : pour lui, un contraste entre deux teintes de rouge sera saillant, alors que le même contraste pourra ne pas être perçu par un autre individu. Plus généralement, nous acquérons tous nos propres sensibilités à certaines couleurs (il n'est pas nécessaire d'être daltonien), nos propres

Chapitre 1 : la saillance visuelle

critères de saillance. Dans le cadre de la communication homme-machine, un modèle de saillance requiert dans ce sens un modèle de l'utilisateur. Un exemple de familiarité culturelle est le fait que, dans notre vie en société, nous avons l'habitude de communiquer avec nos semblables. Il est ainsi possible de classer selon leur saillance les participants d'une situation visuelle : la présence d'un être humain dans notre champ de vision est saillante avant tout (surtout s'il s'agit de quelqu'un que l'on connaît) ; vient ensuite la saillance d'un animal ; puis celle des objets inanimés. Un autre exemple relatif à une communauté est celui des couleurs du drapeau national. (Rastier, 1991) note que les couleurs de son propre pays sont culturellement saillantes pour un individu. (Segall et al., 1966) montre de manière détaillée comment la perception visuelle varie selon les cultures. Avec comme base d'expérimentation certaines illusions visuelles classiques, ils distinguent par exemple les cultures « circulaires » habituées aux courbes et peu affectées par les illusions mettant en jeu des droites, et les cultures comme la nôtre où les lignes droites et parallèles sont fréquentes (rues, immeubles, etc.). Plus généralement, l'appartenance d'un individu à une communauté, quelle qu'elle soit, entraîne la possibilité de facteurs spécifiques de saillance.

b.5 la saillance liée à l'affect et aux émotions :

Tout stimulus visuel peut en effet provoquer chez un individu particulier certaines émotions. (Pattabhiraman, 1993) parle ainsi de *vividness* pour décrire la capacité d'un stimulus à évoquer des représentations émotives, et donne l'exemple d'un vampire. Certains objets acquièrent ainsi une forte connotation émotionnelle. Comme le rappelle (Rousselet & Fabre-Thorpe, 2003), c'est particulièrement le cas des stimuli sexuels. De même, la perception du visage d'un interlocuteur peut conduire à l'identification immédiate de ce que ressent cet interlocuteur : à partir de l'expression la plus discrète, du stimulus le plus minime, on est capable de discerner aisément des sentiments tels que la peur, l'amour, la passion, le stress, ou encore le dégoût.

4. Définition de l'attention : [5]

- Action de fixer son esprit sur quelque chose (être attentif)
- Regarder quelque chose avec attention → épier, fixer, guetter, surveiller
- Prêter attention à... → tenir compte de
- Faire attention à quelque chose → s'en occuper, prendre soin
- Attention → prendre garde
- Être plein d'attention pour quelqu'un → attitude, comportement prévenant
- À l'attention de → précise le destinataire d'une lettre
- L'attention est une fonction cérébrale qui permet de traiter, d'organiser et d'acquérir des informations qui influenceront par la suite nos comportements.
- L'attention est à la base de toute activité

Chapitre 1 : la saillance visuelle

« L'attention est un terme large qui recouvre la vigilance, la concentration, et l'intérêt. C'est le contrôle, l'orientation et la sélection par l'individu d'une ou plusieurs formes d'activités durant une période de temps qui ne peut être maintenue longtemps ».

5. les différents types d'attention :

- **Attention sélective :**

L'attention sélective est la capacité à maintenir son attention sur une cible lorsque des distracteurs sont présents. Il s'agit dès lors de trier les informations pour retenir les pertinentes ou d'extraire les informations recherchées. Il s'agit donc de focaliser son attention.

- **Attention divisée :**

L'attention divisée est la capacité de répartir les ressources attentionnelles sur deux ou plusieurs tâches de manière simultanée

La performance en double tâche dépend principalement de deux facteurs :

- Le degré d'automatisation des tâches
- solliciter les mêmes canaux d'information

- **Attention soutenue :**

Il s'agit de maintenir un niveau d'efficiences adéquat et stable au cours d'une activité d'une certaine durée sollicitant un contrôle attentionnel continu.

- **L'attention conjointe :**

L'attention conjointe est très souvent une attente du pédagogue. Elle ne peut être pratiquée de manière exclusive. Elle ne peut être que de courte durée.

- **L'attention maintenue dans la durée :**

Il est nécessaire, dans un travail très perceptif mais aussi plus cognitif, d'introduire des pauses ou de se "distraire de temps en temps". Dans un exercice soutenu, il faudra parfois créer la perturbation (relance, mise au point...) pour améliorer l'efficacité de la réalisation.

6. Modèles de carte de saillance : [2]

Ces modèles sont dans la continuité de la théorie de l'intégration de [A. Treisman 80]. Elle suppose qu'il existe une carte maîtresse (la carte de saillance), une structure bidimensionnelle spatiale qui représente

Chapitre 1 : la saillance visuelle

le champ visuel externe. Ce mode de représentation est très populaire en raison de la simplicité de la représentation et de l'efficacité de calcul, mais des études récentes n'ont pas réussi à prouver l'unicité de la représentation de saillance dans notre cerveau. [P. Matthieu 10] propose une taxonomie de ces méthodes dans cinq familles que nous citons ci-dessous. Nous extrapolons cette taxonomie en ajoutant deux familles: fréquentielle et graphique.

- **hiérarchique:**

Ce type d'algorithme construit à partir d'une image initiale, une hiérarchie des différentes cartes de fond, qui va progressivement être combinés pour obtenir une représentation unique centrale: la carte de saillance. L'un des modèles les plus influents de cette classe d'algorithmes est le modèle de Laurent [L. Itti 00] qui est l'un des premiers modèles de calcul de l'attention qui a été améliorée constamment depuis sa création.

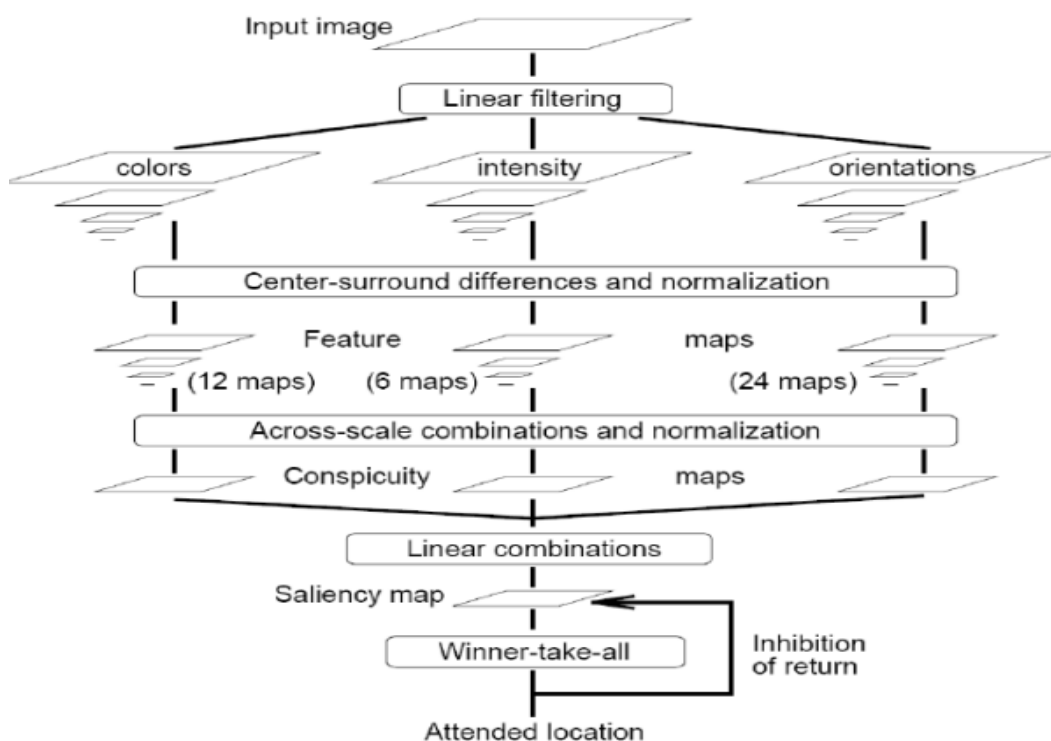


Figure 1.15 : structure du modèle d'attention visuelle du [L. Itti 00]

- **Théorie de l'information:**

La théorie des modèles d'information suppose que le cerveau humain utilise des mécanismes volontaires pour maximiser la quantité d'information acquise. Estimée localement, elle peut alors être utilisée pour définir une saillance dans une image. Différentes approches de calcul de l'estimation de la

Chapitre 1 : la saillance visuelle

quantité d'informations est possible. [S. Gilles 96] fournit l'explication d'une saillance en termes de complexité locale qui peut être mesurée par l'entropie de Shannon sur des attributs locaux d'une image. [T. Kadir. 01] prend cette définition et étend le modèle en utilisant le maximum d'entropie pour déterminer l'échelle des éléments saillants dans une analyse multi- échelle. [B. Bruce. 03] propose d'utiliser une mesure de bonne information (autoinformation) pour construire les opérateurs de filtrage non-linéaires, utilisés pour normaliser les cartes de singularité avant leur fusion, à l'architecture proche de celle proposée par [L. Itti 00]. Il réutilise ce principe dans son travail avec [J. Tsotsos 05], combinant l'analyse indépendante de composant (ICA) [Parc 02] et la mesure d'une information appropriée dans le but d'obtenir une estimation de la saillance dans une image. [M. Mancas 07] propose une approche globale de la saillance basée sur l'information appropriée.

- **Connexionniste:**

Les modèles de cette catégorie utilisent principalement les réseaux de neurones comme mécanisme attentionnel. Bien que basé sur la concurrence, ces modèles font partie des algorithmes centralisés car ils utilisent une carte de saillance. L'un des premiers modèles connexionnistes en utilisant une représentation centralisée de saillance est le modèle « VISITE 6 » de [S. Ahmad 92]. Ce traitement se divise en trois attentionnel réseaux indépendants, connectés à une mémoire de travail (fig6). Le réseau de transmission sélective supprime toute activité ne se trouve pas dans une région spécifique (la concentration de l'attention). Le réseau prioritaire sélectionne les zones d'intérêt en utilisant bottom-up et / ou des informations top-down. Ces informations doivent être fournies via une carte centrale appelée priorité (carte de priorité). Le réseau de contrôle fait le lien entre les deux réseaux ci-dessus et détermine l'évolution de la mise au point de l'attention.

Chapitre 1 : la saillance visuelle

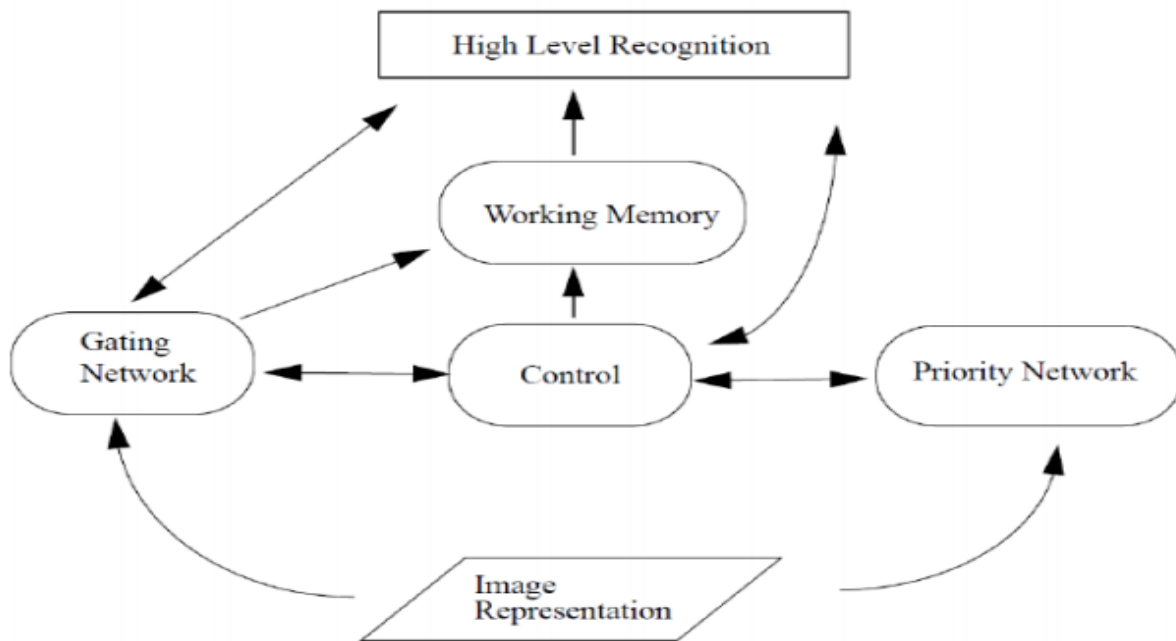


Figure 1.16 : Le Modèle connexionniste [S. Ahmad 92]

- **Algorithmique:**

[M. Lopez 06] propose un modèle en utilisant uniquement la forme et les caractéristiques de mouvement afin d'améliorer la segmentation de la vidéo. Le modèle attentionnel proposé est construit selon l'application cible et est donc difficile de généraliser. Il montre, cependant, que d'un modèle attentionnel peut améliorer considérablement les tâches de certaines tâches de vision de l'ordinateur. Le modèle [F. Orabona .08] est basé sur le concept proto-objet. L'image est d'abord segmentée en taches de couleur uniforme. Une carte de saillance est ensuite calculée par l'exploitation d'un centre-périphérie filtrage entre chaque forme et ses environs. Une approche similaire est utilisée par [M. Aziz 09]. L'image segmentée en régions de couleurs uniformes est utilisée pour calculer des caractéristiques différentes (contraste de couleur, la taille, la symétrie, l'orientation et l'excentricité). Une carte de saillance globale est ensuite calculée en fonction de la rareté locale de chaque caractère dans chaque région de l'image. Notez que ce modèle est l'un des rares modèles de l'attention avec [G. Sela et D. Marlin 97] pour tenir compte de la symétrie.

Récemment, [M.Cheng et al.13] proposent un algorithme basé sur l'extraction régionale de contraste de saillance avec au milieu des indices des niveaux qui évaluent simultanément les différences de contraste global et la cohérence spatiale. Dans [F. Liu 06], trois cartes de fonction basée sur les caractéristiques locales, régionales, ainsi que mondiales sont développées et intégrées à un modèle formé de champ aléatoire conditionnel.

Chapitre 1 : la saillance visuelle

[J. Feng et al 11] présentent une méthode basée « segment » dans lequel la saillance visuelle est mesurée par le coût de la composition d'un patch de fenêtre avec les parties restantes de l'image. [L. Marchesotti et al. 10] exploitent la similitude visuelle entre images pour calculer la carte de saillance. Étant donné une image de test, ils récupèrent d'abord un certain nombre de base de données les plus similaires et puis apprennent une simple classification avec les noyaux pour séparer les régions saillantes (au premier plan) et non saillantes (arrière-plan). Cependant, cette méthode entraîne inévitablement des charges de calcul importantes en raison de la recherche d'image visuelle. Récemment, [M. Ran 13] propose un algorithme qui intègre motif et la couleur distinction d'une manière unique. Le motif de distinction est déterminé en considérant les statistiques internes des correctifs dans l'image.

- **Graphique:**

[Y. Chuan 13] classent la similitude des éléments d'image (pixels ou régions) avec des propriétés (indices) d'avant plan ou d'arrière-plan via un graphe basé sur le manifold ranking. La saillance des éléments d'image est définie en fonction de leur pertinence pour le graphe de requêtes données avec des superpixels comme des nœuds, qui sont classés en fonction de la similitude de fond et les requêtes de premier plan. [L. Wang 11] analyse plusieurs propriétés dans un cadre de minimisation d'énergie unifiée et utilise un modèle de saillance à base de graphes [J. Harel 06] pour détecter des objets saillants. Dans [Y. Lu et al 11] développent un modèle de graphe hiérarchique et utilisent le contexte de la concavité pour calculer les poids entre les nœuds, à partir de laquelle le graphique est bi-partitionné pour la détection d'objet saillant. [V. Gopalakrishnan et al 10] formulent le problème de détection d'objet comme une segmentation binaire ou une tâche d'étiquetage sur un graphique. La plupart des requêtes d'arrière-plan saillantes sont identifiés par le comportement des marches aléatoires sur un graphe complet et un graphe de k-régulier. Puis, une technique semi-supervisée d'apprentissage est utilisée pour déduire les étiquettes binaires des nœuds non étiquetés.

7. la saillance orientée objet : [6]

Nous percevons les objets comme un tout (une forme), et non comme la somme d'un ensemble de parties (figure 17). La perception consiste alors en une « segmentation » fond / forme (objets).

Chapitre 1 : la saillance visuelle



Figure 1.17 : Exemple classique illustrant notre perception globale des formes. Nous percevons correctement le dalmatien, bien qu'il ne soit constitué que d'un ensemble de tâches.

La structuration des formes amenant à leur perception est réalisée selon un ensemble de règles :

- **continuité** : les éléments d'une forme tendent à être perçus comme un tout lorsqu'ils sont dans le prolongement les uns des autres.
- **proximité** : les éléments proches les uns des autres ont tendance à être regroupés ensemble en une forme unique ;
- **similitude** : nous regroupons ensemble les éléments similaires ;
- **destin commun** : des éléments se déplaçant avec la même trajectoire sont perçus comme faisant partie de la même forme ;
- **fermeture** : notre esprit peut regrouper des éléments ensemble, s'ils contribuent à construire une forme fermée ;
- **symétrie** : des éléments formant une forme symétrique sont perçus comme un tout, indépendamment de leur distance.

L'ensemble de ces règles contribue à la perception de « bonnes formes », qui correspondent, selon le contexte, à des formes : géométriques, attendues, symétriques, familières

Chapitre 1 : la saillance visuelle

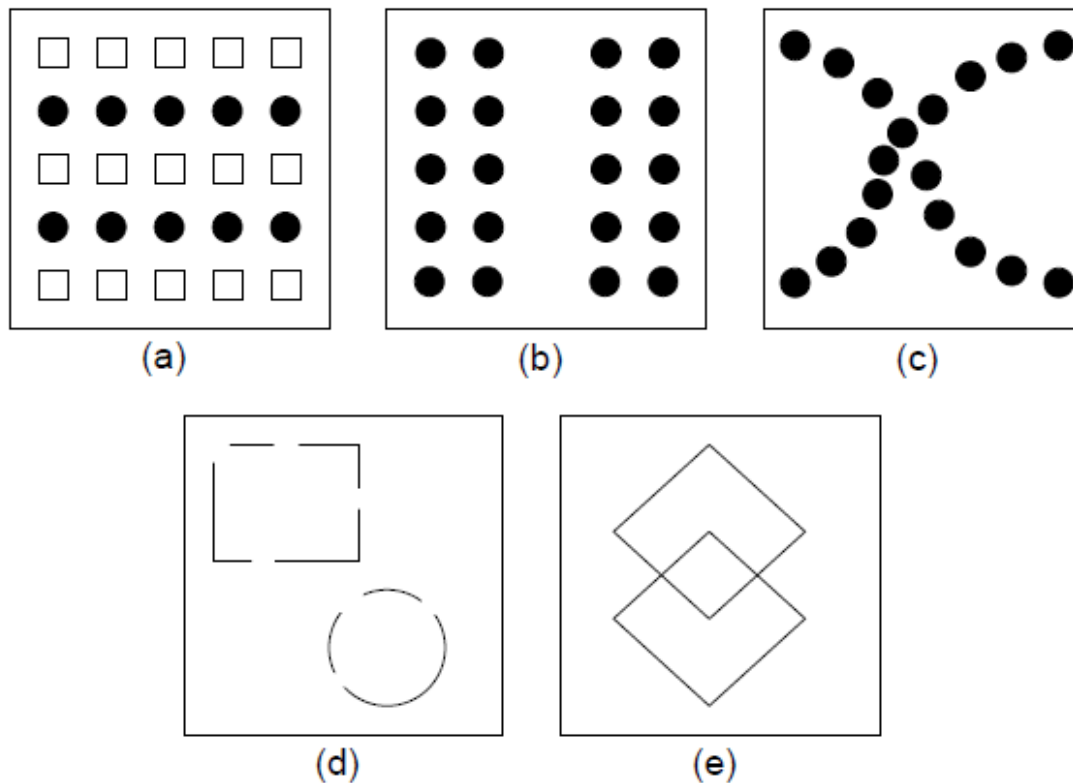


Figure 1.18 : Illustration des différentes lois de la Gestalt. (a) similarité : nous percevons des lignes (ou barres) de ronds noirs et carrés blancs ; (b) proximité : nous percevons deux blocs verticaux ; (c) continuité : la figure semble représenter deux courbes qui se croisent ; (d) fermeture : les différents segments et arcs de cercle sont perçus comme un rectangle et un cercle ; (e) symétrie : nous percevons deux losanges superposés plutôt que trois polygones.

8. Conclusion :

Dans ce premier chapitre on a parlé sur la notion de la saillance visuelle dont on a défini le système visuel humain et le fonctionnement de ses trois sous-ensembles, ensuite on a vu la notion de la saillance visuelle et ses différents facteurs (physique et cognitif) ainsi que l'attention et ses différents types puis la saillance orientée objet. Pour finir on a parlé des modèles de la carte de saillance.

Chapitre 1 : la saillance visuelle

Chapitre 2 : la segmentation d'image

1. Introduction :

La segmentation permet d'extraire d'une image, une information structurée, que l'œil effectue naturellement. L'objectif est de découper l'image en plusieurs régions, dans lesquelles les pixels varient un certain critère d'homogénéité, tel que le niveau de gris ou la couleur.

Il existe de très nombreuses approches permettant ce découpage, dont l'efficacité dépend avant tout de l'image. On présente, ici, une méthode de segmentation par seuillage, k_means , segmentation par approche contour et la méthode Split and merge.

2. Définition de la segmentation : [7]

La segmentation consiste à partitionner l'image étudiée en régions disjointes avec des couleurs homogènes. La segmentation peut être basée sur différents critères comme donc la couleur, la texture ou les niveaux de gris d'une image.

Voici un exemple de segmentation d'images permettant de montrer ce que l'on entend par régions homogènes :

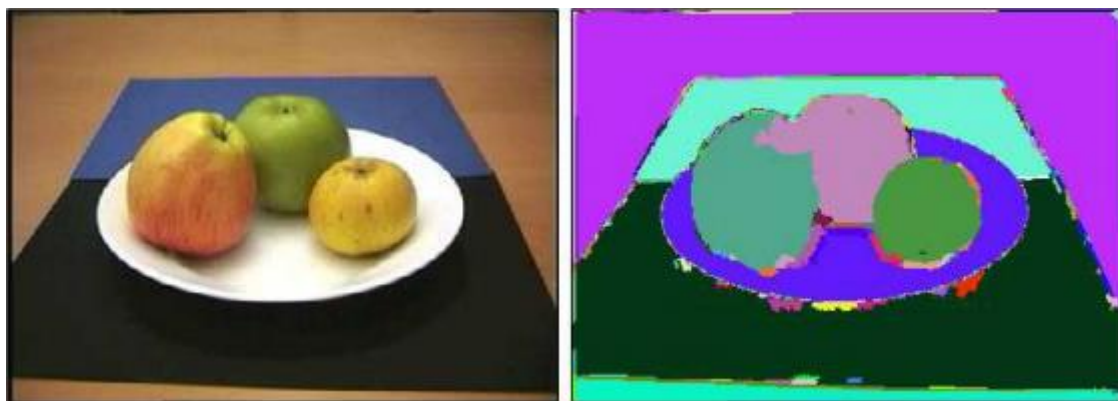


Figure 2.1 : Segmentation d'une image couleur

Sur cette image, on voit bien que chaque objet de l'image se voit attribué une couleur, d'où la séparation en régions dites homogènes. Cependant on voit qu'il peut y avoir des défauts de reconnaissance et donc y avoir des confusions entre les régions comme c'est le cas ici entre la pomme du milieu et celle se situant à sa gauche car elles ont une zone en violet commune.

3. Définition d'une région [7]

La notion de région dans le processus de segmentation d'images, est de regrouper des pixels ayant des caractéristiques similaires. C'est-à-dire que si plusieurs pixels adjacents s'avèrent être de couleur, gradient et texture identique alors la zone qu'ils forment est une région. Ci-après, une illustration montrant deux régions de pixels différentes :

Chapitre 2 : la segmentation d'image

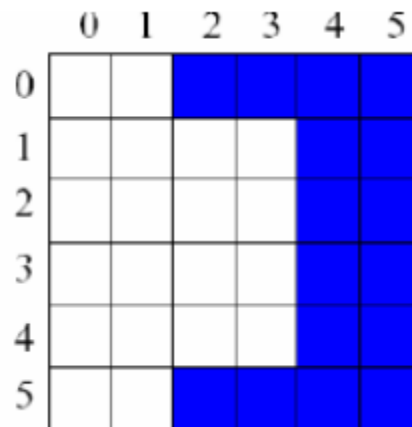


Figure 2.2 : Différentes régions d'une image

4. Approches de la segmentation :

Il existe plusieurs types d'approches pour réaliser une segmentation. En effet, ce nombre d'approches s'élève au nombre de trois, à savoir :

4.1 Approches globales de la segmentation : [8]

Le principe de ces approches est de détecter les pixels rare puis les comparer et faire des statistiques pour les regrouper selon un critère donné (couleurs, textures.....). Autrement dit, il s'agit de trouver dans l'image les régions qui correspondent au concept dont on dispose.

4.2 Approches locales de la segmentation :

Cherche à définir des segments dans une image en y faisant ressortir des régions homogènes, c'est-à-dire des régions dont les pixels sont semblables selon certains critères. Dans ce cas, la segmentation est complètement guidée par les données.

4.3 Approches hybrides :

L'approche hybride (autrement dit l'approche mixte) est une approche qui utilise dans ces méthodes à la fois les approches locales et globales.

5. Les méthodes de la segmentation :

a. Seuillage – Histogramme [7]

Le seuillage a pour objectif de segmenter une image en plusieurs classes en n'utilisant que l'histogramme. On suppose donc que l'information associée à l'image permet à elle seule la segmentation, i.e. qu'une classe est caractérisée par sa distribution de niveaux de gris. A chaque pic de l'histogramme est associée une classe. Il existe de très nombreuses méthodes de seuillage d'un histogramme. La plupart de ces méthodes s'appliquent correctement si l'histogramme contient

Chapitre 2 : la segmentation d'image

réellement des pics séparés. De plus, ces méthodes ont très souvent été développées pour traiter le cas particulier de la segmentation en deux classes (i.e. passage à une image binaire) et leur généralité face aux cas multi-classes n'est que très rarement garantie.

- **Minimisation de variance :**

La répartition des pixels en N classes est un problème classique de classification. Le choix des seuils S_i permet de détecter m classes auxquels on peut associer taille (t_i), moyenne (m_i) et variance V_i par :

$$t_i = \text{Sum}_{D_j} \{H(j)\}$$

$$m_i = \text{Sum}_{D_j} \{j \cdot H(j) / t_i\}$$

$$v_i = \text{Sum}_{D_j} \{(j - m_i)^2 \cdot H(j) / t_i\}$$

où H est l'histogramme normalisé (son intégrale est ramenée à l'unité) et $D_j = [s_{i-1}, s_i[$ est la gamme de niveaux de gris correspondant à la classe C_i (par hypothèse, $s_0 = 0$) .

A partir de ces indicateurs statistiques, on peut construire la variance intraclasse totale W par :

$$W = \text{Sum}_i \{t_i \cdot V_i\}$$

Le meilleur seuillage dans cette approche correspond à une minimisation de la variance intraclasse (méthode de Fisher). Cette technique est difficilement applicable lorsque le nombre de classes est élevé. En effet, il faut tester exhaustivement tous les (N-1)-uples ($s_1, \dots, s_{N-1}$) possibles. De plus, il faut que chaque classe ait une taille significative en nombre de niveaux de gris pour que les indicateurs statistiques aient un sens.

Plus récemment, Otsu [9] a proposé de réaliser une maximisation de la variance inter-classe qui, dans le cas de la binarisation, s'exprime par :

$$B = t_0 \cdot t_1 (m_0 - m_1)^2$$

Ce qui est rigoureusement équivalent puisque on a la relation :

$$W + B = \text{cste}$$

Cependant, la méthode d'Otsu est plus intéressante d'un point de vue calculatoire car elle ne nécessite pas de calcul de variances.

Chapitre 2 : la segmentation d'image

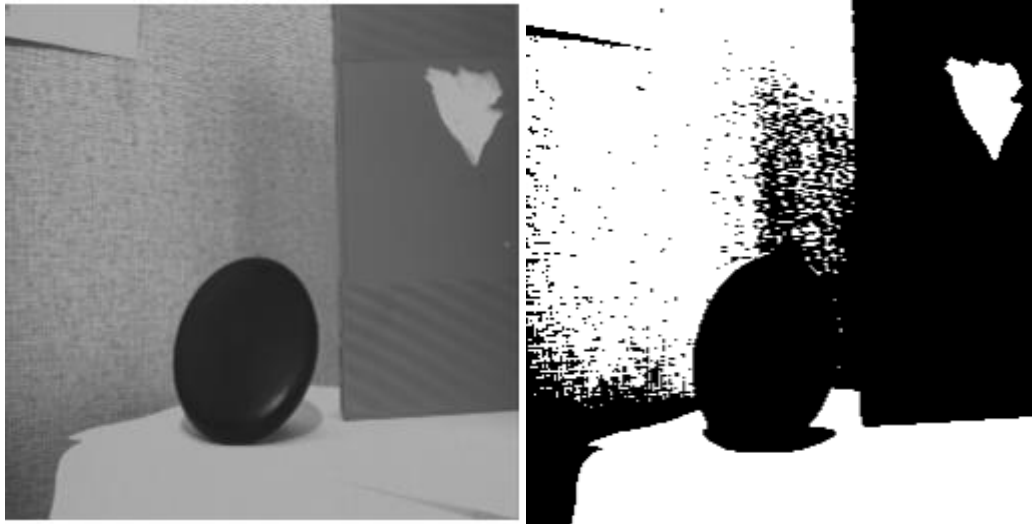


Figure 2.3 : Exemple de seuillage par minimisation de variance

Sur cet exemple, un seuil a été déterminé par l'algorithme optimal de fisher. Le seuil trouvé est 127. Compte tenu du fait que l'on n'utilise qu'un seul seuil, toutes les composantes de l'image ne peuvent être séparées.

- **Seuillage entropique :**

Le terme **entropie** a été introduit en 1865 par Rudolf Clausius à partir d'un mot grec signifiant « transformation ». Il caractérise le degré de désorganisation ou de manque d'information d'un système. Ce mot français et son équivalent anglais (**entropy**) ont aussi servi à nommer des œuvres culturelles et des entreprises.

Le seuillage entropique est une technique dérivée de la théorie de l'information. Les seuils sont déterminés de manière à maximiser l'entropie E résultant du découpage de l'histogramme H en plusieurs classes. En effet, l'entropie mesure la quantité d'information portée par un groupe. Pour un nombre de seuils fixe, on cherche à ce que les classes résultantes portent le maximum d'information. L'entropie totale est calculée de la manière suivante:

$$E = \text{Sum}_i E(C_i)$$

Où C_i désigne la classe $N_{0,i}$,

$$E(C_i) = \text{Sum}_{D_i} \{p_j \cdot \log_2(p_j)\}$$

Où D_j est l'ensemble des niveaux de gris j associés à la classe C_i et p_j la probabilité a posteriori du niveau de gris j , estimée par

$$p_j = H(j)/\text{taille_image}$$

La notion d'entropie n'est pas liée à une caractéristique visuelle. C'est pourquoi l'image résultat paraît le plus souvent de moins bonne qualité (du point de vue de l'œil humain) .

Chapitre 2 : la segmentation d'image

b. Méthodes k-means : [10]

C'est une méthode qui se base sur le principe de l'approche Top-Down, elle représente un outil de classification classique qui permet de répartir un ensemble de données en K classes homogènes. La plupart des images vérifient localement des propriétés d'homogénéité, notamment en termes d'intensité lumineuse. L'algorithme des k -means permet donc d'apporter une solution à la segmentation d'images. L'algorithme k -means est l'algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en oeuvre. Il partitionne les données d'une image en K clusters. Contrairement à d'autres méthodes dites hiérarchiques, qui créent une structure en « arbre de clusters » pour décrire les groupements, k -means ne crée qu'un seul niveau de clusters. L'algorithme renvoie une partition des données, dans laquelle les objets à l'intérieur de chaque cluster sont aussi proches que possible les uns des autres et aussi loin que possible des objets des autres clusters. Chaque cluster de la partition est défini par ses objets et son centroïde.

Le k -means est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centroïde de son cluster. La position initiale des centroïdes conditionne le résultat final, de sorte que les centroïdes doivent être initialement placés le plus loin possible les uns des autres de façon à optimiser l'algorithme. K -means change les objets de cluster jusqu'à ce que la somme ne puisse plus diminuer. Le résultat est un ensemble de clusters compacts et clairement séparés, sous réserve qu'on ait choisi la bonne valeur K du nombre de clusters.

Les principales étapes de l'algorithme k -means sont :

1. Choix aléatoire de la position initiale des K clusters.
2. (Ré-) Affecter les objets à un cluster suivant un critère de minimisation des distances (généralement selon une mesure de distance euclidienne).
3. Une fois tous les objets placés, recalculer les K centroïdes.
4. Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que plus aucune réaffectation ne soit faite.

C . Segmentation par approche contour : [7]

- **Principe :**

La segmentation par approche contours s'intéresse aux contours de l'objet dans l'image. La plupart des algorithmes qui lui sont associés sont locaux, c'est-à-dire qu'ils fonctionnent au niveau du pixel. Des filtres détecteurs de contours sont appliqués à l'image et donnent généralement un résultat difficile à exploiter sauf si les images sont très contrastées. Les contours extraits sont la plupart du temps morcelés et peu précis, il faut alors utiliser des techniques de reconstruction de contours par interpolation ou connaître a priori la forme de l'objet recherché.

Formellement, ce type d'algorithme est proche des méthodes d'accroissement de régions fonctionnant au niveau du pixel. Ces techniques purement locales sont en général trop limitées pour traiter des images bruitées et complexes. Cependant, ce dernier problème devrait être évité dans le cadre du projet ALPAGE (Analyse diachronique de l'espace urbain Parisien : Approche Géomatique qui est un projet qui a pour mission de développer les recherches concernant l'espace urbain de

Chapitre 2 : la segmentation d'image

Paris), car après les prés traitements appliqués aux plans cadastraux les images se retrouvent peu bruitées et globalement peu complexes quant à leur contenu. Dans la segmentation par approches contours, il y a deux problématiques à résoudre, à savoir :

- caractériser la frontière entre les régions :



Figure 2.4 : Détection de contours sur Lena

- fermer les contours :



Figure 2.5 : Illustration de contours à fermer sur Lena

Nous allons maintenant passer au développement de cette approche.

- **La détection de contours :**

La détection de contours est une étape préliminaire à de nombreuses applications de l'analyse d'images. Les contours constituent des indices riches, au même titre que les points d'intérêts, pour toute interprétation ultérieure de l'image.

Les contours dans une image proviennent des :

- discontinuités de la fonction de réflectance (texture, ombre).
- discontinuités de profondeur (bords de l'objet).

Chapitre 2 : la segmentation d'image

Pour les détecter, il existe deux types d'approches :

- approche gradient : détermination des extrema locaux dans la direction du gradient.

- Approche laplacien : détermination des passages par zéro du laplacien. Par souci de concision, nous ne développerons que les approches par gradient mais, avant tout, définissons ce qu'est le gradient d'une image.

- **Le gradient d'une image :**

- Le gradient d'une image est le vecteur défini par :

$$\nabla I(x, y) = \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right)^t$$

- Il est donc caractérisé par un module m et une direction Φ dans l'image :

$$m = \sqrt{\left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right)^2}$$

$$\Phi = \arctan \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial y}, \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \right)$$

- La direction du gradient maximise la dérivée directionnelle.
- La dérivée de $I(x, y)$ dans une direction donnée d s'écrit :

$$\nabla I(x, y) \cdot d$$

- Le gradient d'une image filtrée a pour définition :

$$\nabla I(x, y) = \nabla (I(x, y) * h(x, y)) = \nabla I(x, y) * h(x, y) = I(x, y) * \nabla h(x, y).$$

Voici une illustration montrant le gradient d'une image découpé en deux zones distinctes :

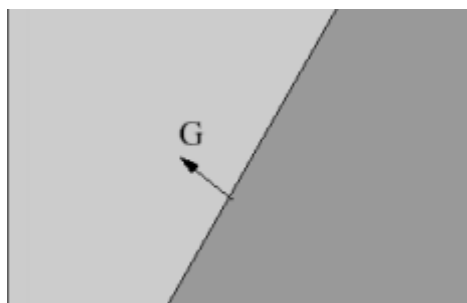


Figure 2.6 : Gradient d'une image à 2 régions

Chapitre 2 : la segmentation d'image

Le gradient n'est autre qu'une dérivée vectorielle de l'image et permettent de détecter les contours du fait que les contours correspondent à des discontinuités d'ordre 0 de la fonction d'intensité. Cependant, le calcul de la dérivée nécessite un pré filtrage de l'image étudiée.

➤ Le Laplacien d'une image :

- Le laplacien d'une image d'intensité $I(x, y)$ est défini par :

$$\nabla^2 = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2}$$

- Invariant aux rotations de l'image.
- Le laplacien est souvent utilisé en amélioration d'images pour accentuer l'effet de contour :

$$I'(x, y) = I(x, y) - c \nabla^2 I(x, y)$$

- Sensibilité au bruit accru par rapport au gradient.
- La Laplacien d'une image filtrée :

$$\nabla I'(x, y) = \nabla I(x, y) * h(x, y) = I(x, y) * \nabla h(x, y)$$

➤ Fermeture des contours

En général, après avoir déterminés les contours de l'image, il est nécessaire de chaîner les pixels contours afin qu'ils constituent des lignes fermées correspondant aux frontières des régions. L'idée est donc de prolonger les segments ouverts afin qu'ils deviennent connexes et qu'ils permettent une partition en régions de l'image segmentée. Cette prolongation de segments se fait par rapport au voisinage de chaque pixel et doit donner, on l'espère, une fermeture de contours cohérente. Il est à noter que les méthodes de détection des pixels contours sont particulièrement bien adaptées à la segmentation d'images où les couleurs sont fortement contrastées. Les résultats sont alors parfois décevants car les contours dans l'image peuvent être difficiles à percevoir, ce qui implique l'oubli de certaines régions. Cependant, dans notre cas cette fermeture de contours ne s'applique pas car elle est pour ainsi dire faite, de par la nature des plans cadastraux d'ALPAGE, en même temps que l'étape de détection par le gradient de DiZenzo et la binarisation.

d. Split & Merge : [11]

Cette méthode se réalise en deux étapes. La première, split, consiste à diviser l'image en plusieurs régions. On part de l'image de départ. On fait un test d'homogénéité. Si on considère la région homogène on s'arrête, sinon on divise cette région en 4 régions. On continue ainsi sur chaque sous régions et on s'arrête lorsque toutes ces régions sont homogènes, la plus petite région possible étant le pixel, qui est forcément homogène. Si on considère l'image I ,

Chapitre 2 : la segmentation d'image

$$I = \begin{bmatrix} 10 & 10 & 10 & 40 & 40 & 60 & 60 & 200 \\ 10 & 10 & 10 & 40 & 40 & 60 & 60 & 200 \\ 80 & 100 & 100 & 40 & 40 & 60 & 60 & 200 \\ 80 & 100 & 100 & 150 & 150 & 60 & 60 & 200 \\ 80 & 1 & 1 & 150 & 150 & 60 & 60 & 200 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 200 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 200 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 200 \end{bmatrix}$$

Avec un critère d'homogénéité tel que tous les pixels d'une région aient la même intensité, l'étape split donne

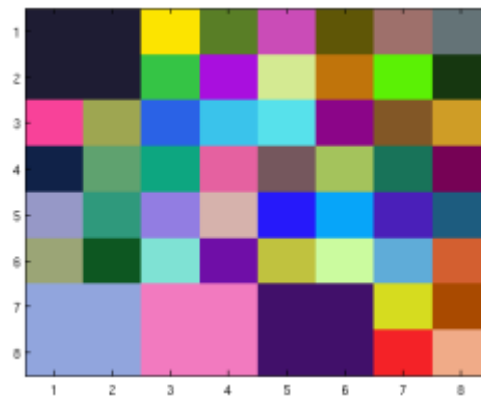


Figure 2.7 : Split

Divisant ainsi l'image en 52 régions. Les régions étant découpées en 4 à chaque étape, des zones homogènes de l'image peuvent alors être séparées. C'est pourquoi, l'étape merge est chargée de regrouper les régions voisines si elles vérifient le critère d'homogénéité. C'est-à-dire, pour l

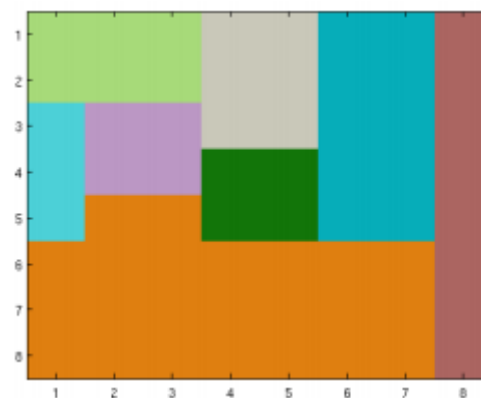


Figure 2.8 : Merge

Plusieurs tentatives d'implémentation de cet algorithme ont été effectuées pour optimiser le temps d'exécution. La version présente dans ce rapport n'est vraiment pas optimale, compte tenu du temps d'exécution (notamment causé par la fonction de test qui est appelé à chaque fusion d'une région), mais elle a le mérite de fonctionner. Les résultats présentés ont comme critère d'homogénéité, un seuil sur la variance des régions, avec

Chapitre 2 : la segmentation d'image

$$variance = \frac{\sum_{i,j} (R_{i,j} - moyenne)^2}{nombre_de_pixels}$$

Ou

$$moyenne = \frac{\sum_{i,j} R_{i,j}}{nombre_de_pixels}$$

Si $variance \leq \text{seuil}$ alors la région R est fusionnée. Comme précédemment, ce seuil est déterminant pour une bonne segmentation de l'image. On peut également remarquer des contours moins linéaires, dû la phase split de la méthode.



(a) image de départ



(b) split

(c) split and merge

(d) Split and merge et sup=100

Figure 2.9 : Segmentation par Split and merge, seuil: 75

Chapitre 2 : la segmentation d'image



(a) Image de départ



(b) split

(c) Split and merge

(d) Split and merge et sup=100

Figure 2.10 : Segmentation par Split and merge, seuil: 300



(a) Image de départ



(b)Split

(c) Split and merge

(d) Split and merge et sup=100

Figure 2.11 : Segmentation par Split and merge, seuil: 200

Chapitre 2 : la segmentation d'image

6. Conclusion :

Dans ce chapitre on s'est focalisé sur la segmentation en commençons par une introduction et une brève définition par la suite nous avons parlé de ses différentes approches (approche globale, approche locale et approche hybride) et aussi on a cité quelques méthodes parmi ses plusieurs méthodes existantes qui se résument à la méthode histogramme, k-means, la segmentation par approche contour et enfin la méthode Split and Merge.

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

1. Introduction :

Les êtres humains possèdent la faculté d'identifier rapidement des objets saillants dans des scènes visuelles complexes avec une précision remarquable. La saillance d'une région dans une image est généralement caractérisée par sa rareté ou bien par le contraste local de ses attributs comme la couleur, la texture et les contours par rapport à son entourage. Les premiers modèles de saillance ont été développés principalement à base de la prédiction de fixations oculaires dans les images naturelles où le but est de comprendre l'attention visuelle humaine. Récemment, plusieurs méthodes ont été proposées pour détecter les objets saillants qui se distinguent de leur environnement. Les approches de détection de saillance définissent l'unicité (rareté) d'une région dans un contexte spatiale local ou global. Dans ce chapitre, nous présentons quelques méthodes de détections d'objets saillant la première méthode est basée sur le filtrage multi-échelle en utilisant des modules de centre compact et de centre adaptatif. La seconde approche est l'approche de filtrage bilatéral et la dernière Approche basée sur la segmentation.

2. les différentes méthodes pour la détection d'objets saillants : [12]

2.1 Approche de filtrage multi-échelle :

Dans cette première méthode qui est l'approche de filtrage multi-échelle (MSF). On a un algorithme vari à la fois la taille et les dimensions des filières. La sortie de chaque paire de filtres est considérée comme une carte d'objet saillant faible. Afin de générer la carte finale des objets saillants, il combine ces cartes faibles en les pondérant avec deux sous-modules adaptatifs basés sur la compacité d'objet et le centre avant. L'organigramme de notre méthode est illustré à la figure 3.1.

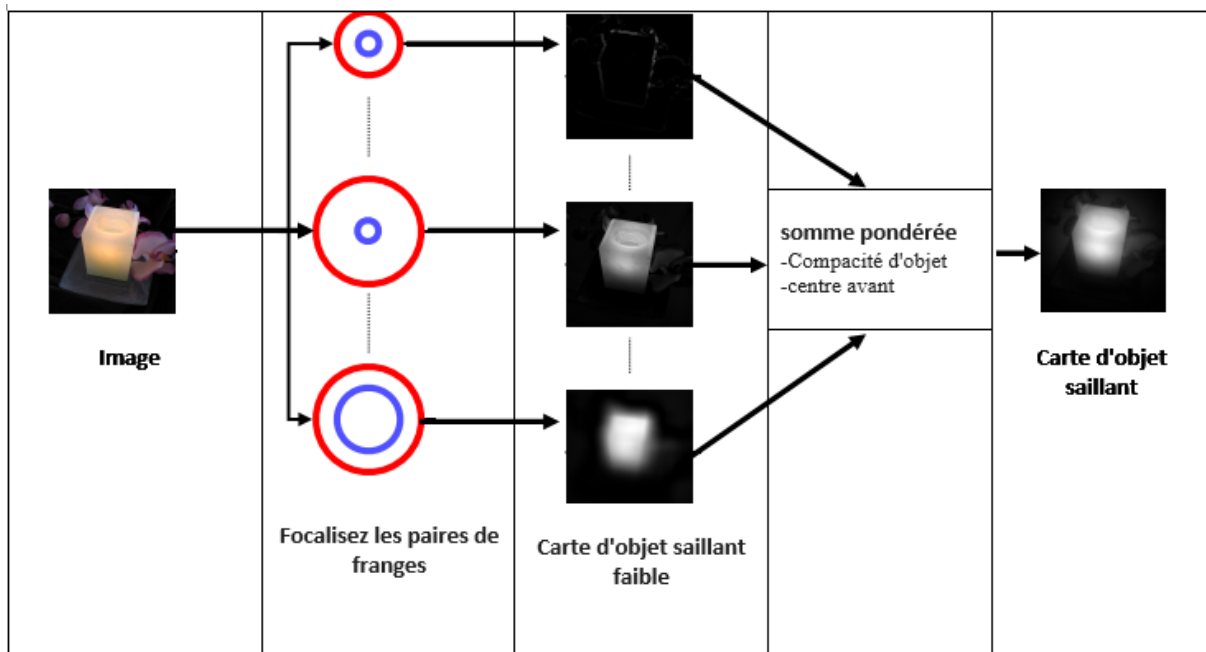


Figure 3.1 : L'organigramme de détecteur d'objet saillant basé sur le filtrage à plusieurs échelles.

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

Nous effectuons les opérations de filtrage dans un espace de couleur CIE $L^*a^*b^*$ perceptuellement uniforme. Un exemple de sortie de filtrage multi-échelle est illustré à la Figure 3.2. Une faible carte d'objet saillant est la différence par pixel entre deux sorties de filtre (à la fois dans la M $\hat{e}$ me couleur). Chaque carte d'objet saillant faible représente une partie distincte de Spectre de fréquence spatiale.

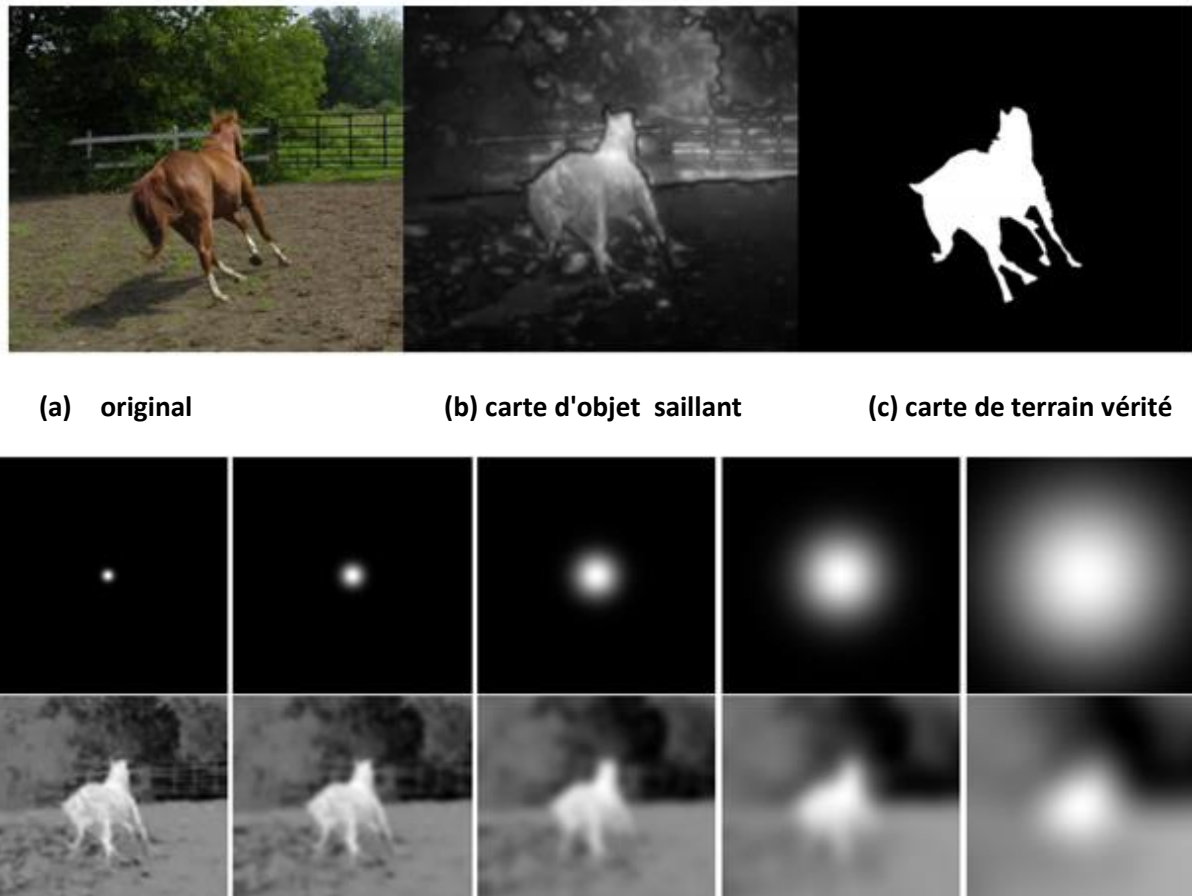


Figure 3.2: Dans la première rangée, (a) un exemple d'image à partir du jeu de données MSRA-1000, (b) notre Objet saillant estimé et (c) carte de vérité terrestre est donnée. Deuxième rangée montre le Filtres multi-échelle. Troisième rangée montre filtré un * canal de l'image

2.1.1 Analyse du domaine de fréquence :

Nous présentons une extension à plusieurs échelles en fournissant l'importance de l'Analyse du contenu en fréquence dans l'extraction de la carte des objets saillants. Nous Illustrons l'analyse à l'aide de filtres Gaussiens unidimensionnels définis comme suit:

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

$$F_G^S = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_s^2}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (1)$$

Ici, F_G^S est un filtre gaussien de taille $2^S + 1$, et σ_s est lié à la taille du filtre $\sigma_s = 2^{s-1}$.

Nous pouvons générer des filtres passe-bande à l'aide de la Différence de Gaussien (DoG) de 2D Versions de ces filtres; Cela nous donne une méthode très flexible capable de traiter les Spectres de fréquence entiers avec des filtres réglables. Les sorties de filtre sur une image 64×64 sont représentées sur la figure 3.3 . L'objet saillant est décrit Lorsqu'un petit focus et un grand filtre à franges, tels que 1 et 129, sont combinés. Ceci correspond au résultat de filtrage à échelle unique en FT. Si la focalisation et la frange sont petites, Le filtrage correspond à un détecteur de bord qui, à son tour, nous aide à conserver l'objet Limites dans la carte d'objet saillant estimée. Combinant une grande focalisation et une frange des filtres, tels que 65 et 129, détectent l'objet saillant comme une goutte et fournissent une texture Résistance sur les régions saillantes.

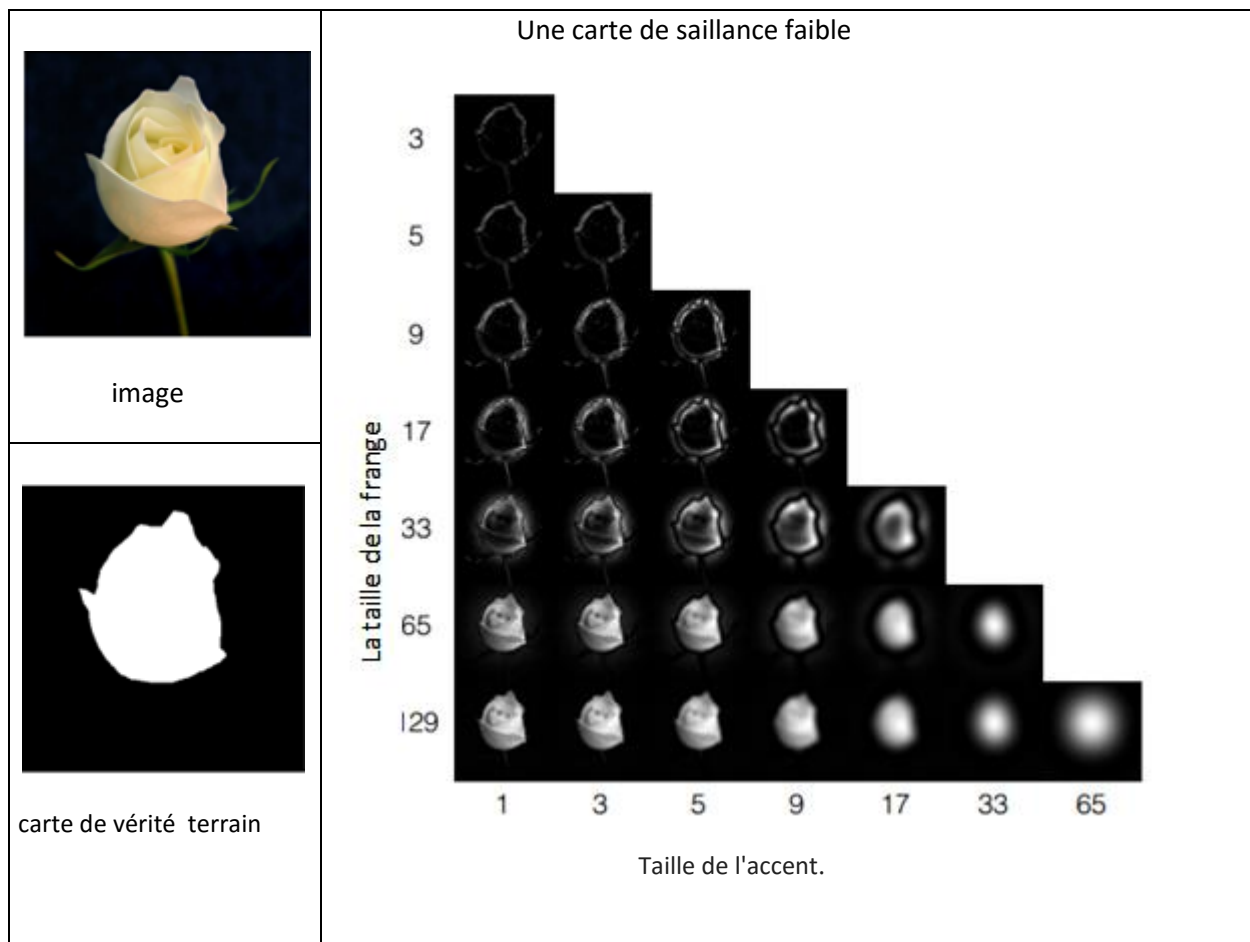


Figure 3.3 : Les filtres Muti-scale sont appliqués à une image naturelle (ici, seulement Le canal de l'espace de couleurs CIE L^*a^*b est illustré). Les chiffres représentent la taille de l'accent et les filtres à franges. Par exemple, la carte d'objet saillante faible dans le coin inférieur gauche est obtenue en prenant la différence d'une taille de focalisation de 1 pixel et d'une largeur de 129 pixels

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

2.1.2 Les caractéristiques de détection de bas niveau :

Notre modèle comprend trois étapes principales pour la détection des objets saillants. Tout d'abord, nous discutons de notre cadre de filtrage multi-échelle. Nous continuons ensuite avec deux améliorations adaptatives, Compacité et mesure préalable du centre.

2.1.2.1 Cadre de filtrage :

Afin de calculer le contraste des couleurs, on convertit d'abord une image en CIE $L^*a^*b^*$ couleurespace. Nous filtrons ensuite tous les canaux d'une image d'entrée I en utilisant une série de Gaussian 2D Filtres $F_G^S (s = 0, 1, 2, \dots, N)$ de différentes tailles. F_0 Représente un filtre passe-bas (c'est-à-dire une image Lui-même). Les filtres restants ont une taille de $(2^s + 1)$. La valeur σ_s des filtres est égale à 2^{s-2} . Le nombre de filtres (N) doit dépendre de la taille de l'image d'entrée, car F_G^N de taille fixe ne peut pas couvrir le spectre de fréquence entier $[0, \pi)$ pour les images plus grandes que F_G^N . En outre, une image plus grande nécessite une résolution plus fine dans le domaine de la fréquence, en raison à la quantité accrue de détails. F_G^N est le filtre le plus petit qui est plus grand que l'image (c'est-à-dire que F_G^N a une taille de 513 si l'image d'entrée est 400×300). Comme le dernier filtre est très important, nous devons filtrer avec soin les bordures de l'image. En supposant que les pixels de bordure appartiennent à des régions d'arrière-plan en général, nous reproduisons la valeur de bordure de l'image pour un filtrage correct. Toutes les opérations de filtrage sont effectuées dans le domaine fréquentiel pour le calcul efficace.

Des différences au carré au pixel de toutes les paires d'images filtrées possibles sont calculées (Voir la Figure 3.3) pour l'abstraction d'image initiale. Chaque paire qui utilise des filtres F_G^i et F_G^j nous donne une carte d'objet saillant faible Z_{ij}^C , où C est soit L , a^* ou b^* . Une carte faible de l'identificateur saisissant est une image représentant un certain intervalle de fréquence spatiale passe-bande Pour une chaîne. La carte finale des objets saillants est une combinaison pondérée de ces faibles des cartes. Pour calculer les poids, nous introduisons deux mesures d'adaptation différentes, Compacité K (scalaire) et centre avant P (même taille que l'image). Le flux de cet algorithme est le suivant :

Initialiser la carte des objets saillants $S = 0$

```

Pour  $C = L, a^*, b^*$  faire
  Pour  $i = 1, 2, 3, \dots, N$  faire
    Pour  $j = i + 1, i + 2, \dots, N$  faire
       $I_i = \text{filtre}(C, F_G^i);$ 
       $I_j = \text{filtre}(C, F_G^j);$ 
       $Z_{ij}^C = (I_i - I_j) \bullet (I_i - I_j)$ 
       $K = \text{compacité}(Z_{ij}^C);$ 
       $\Theta = \text{centerPrior}(Z_{ij}^C);$ 
       $S = S + \Theta \bullet K \cdot Z_{ij}^C$ 
    Fin
  Fin
Fin

```

Algorithme 1: Algorithme de filtrage multi-échelle

Ici $\bullet$ représente une multiplication élémentaire

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

2.1.2.2 Mesure de compacité adaptative :

Notre méthode combine toutes les cartes d'objets saillants faibles pour obtenir une estimation de saillance finale (voir Algorithme 1). Une sommation naïve de ces paires de filtres pourrait causer de bruyants des cartes d'objets saillants avec de nombreux faux positifs. Pour éviter cela, nous présentons Une mesure de compacité qui évalue la répartition des pixels saillants autour de l'image Afin de calculer la compacité, nous normalisons d'abord une carte d'objet saillant faible Z_{ij}^C entre 0 et 1 et obtenir $\bar{Z}_{ij}^C$. Nous calculons ensuite le centre de masse (μ_x, μ_y) et la répartition spatiale (σ_x^2, σ_y^2) d'une carte faible le long de x et y Dimensions de l'image comme suit :

$$\mu_x = \frac{1}{|T|} \sum_x \sum_y x \cdot \bar{Z}_{ij}^C(x, y) \quad (2)$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{|T|} \sum_x \sum_y (x - \mu_x)^2 \cdot \bar{Z}_{ij}^C(x, y)$$

Ici, T est la somme de toutes les valeurs dans $\bar{Z}_{ij}^C$. Des équations similaires sont utilisées pour le calcul de μ_y et σ_y^2 . Ces variables mesurent la position et la compacité d'une carte d'objet saillant le long de chaque dimension, comme l'illustre la figure 3.4 .

Nous calculons également les mêmes variables en utilisant la carte d'objet saillant inversé $1 - \bar{Z}_{ij}^C$ et Appelez-les $\tilde{\mu}_x, \tilde{\mu}_y, \tilde{\sigma}_x^2, \tilde{\sigma}_y^2$. Ces variables représentent la compacité du fond Pixels. La valeur de compacité finale est calculée comme suit :

$$K = \exp \left(-k * \left(\frac{\sigma_x^2 \sigma_y^2}{\tilde{\sigma}_x^2 \tilde{\sigma}_y^2} \right) \right) \quad (3)$$

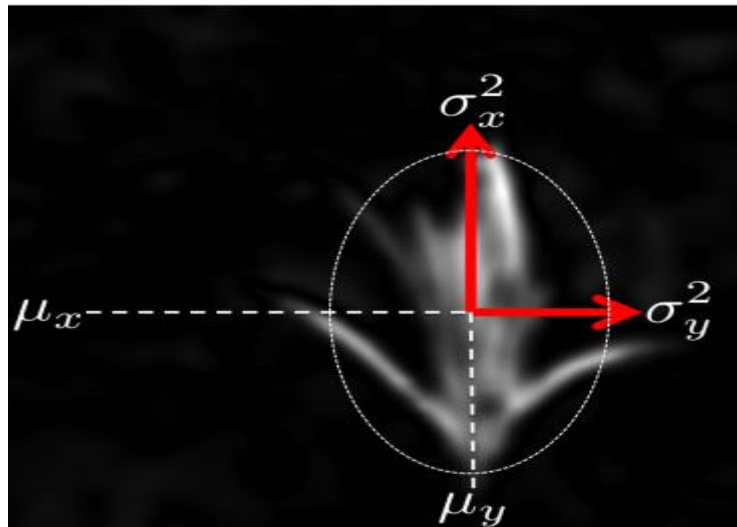


Figure 3.4 : Les significations spatiales de chaque terme dans le calcul de la compacité. μ_x et μ_y sont liés au centre de masse de l'objet, et σ_x^2 et σ_y^2 sont liés à la taille 2D de l'objet.

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

Ici K est la mesure de compacité et un paramètre de réglage. Dans nos expériences, nous trouvons que $k = 4$ donne la meilleure performance. à faible σ_x^2, σ_y^2 valeurs et haute $\tilde{\sigma}_x^2, \tilde{\sigma}_y^2$ valeurs.

La compacité s'approche de 1 et vice versa. Un exemple du calcul de la mesure de compacité est donné dans la figure 3.5 , où des cartes faibles non compactes, telles que dans la figure 3.5 (b) est supprimée, ce qui entraîne une meilleure estimation de la carte des objets saillants.

Notez que, bien que les équations (2) et (5) soient similaires, la compacité d'adaptation. La valeur ne mesure pas la variance spatiale d'une caractéristique visuelle. Il calcule plutôt la distribution spatiale des valeurs de salinité

2.1.2.3 Centre d'adaptation prioritaire :

Les humains ont tendance à regarder le centre d'une image. Nous pouvons bénéficier de cette propriété et assumer un centre antérieur dans les calculs de carte d'objet saillants. Même si le centre avant élimine les faux positifs près de la limite de l'image, en appliquant un non adaptable peut également éliminer les objets saillants qui ne sont pas proches de l'image centre, ce qui n'est pas souhaitable. Par conséquent, nous présentons un centre d'adaptation avant chaque carte d'objet saillant faible en utilisant les statistiques de compacité d'image que nous comptons

$$\Theta(x, y) = \exp \left(-\frac{(x-\mu_x)^2}{n \cdot \sigma_x^2} - \frac{(y-\mu_y)^2}{n \cdot \sigma_y^2} \right) \quad (4)$$

Ici, n est un facteur d'ajustement, et $n = 12$ est utilisé tout au long de nos expériences. Le centre adaptatif avant Θ a la même taille avec la carte d'objet saillant faible et multi- L'intègre de manière élémentaire.

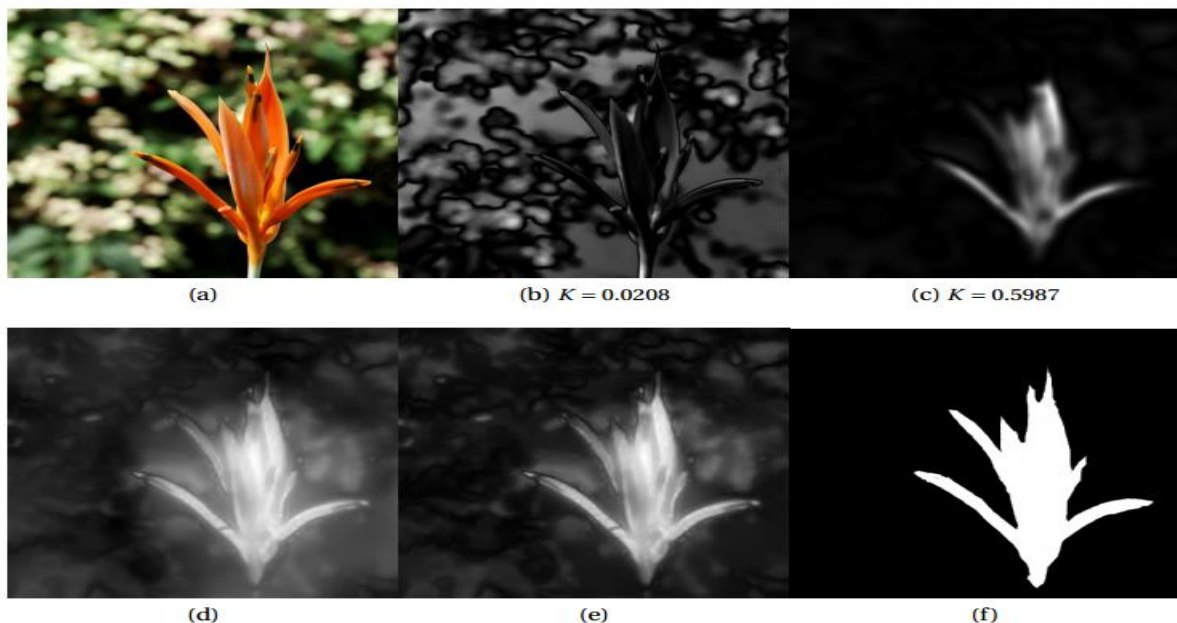


Figure 3.5 : Exemple de cartes faibles et leurs valeurs de compacité. (A) Image originale (b,c)

Cartes de faible encombrement avec des valeurs de compacité (d) sortie sans compacité (e) Sortie avec compacité (f) vérité terrestre

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

Notre méthode prenant en compte la distribution de pixels saillants et en modifiant de manière adaptative le masque antérieur. En outre, comme le centre antérieur est calculé pour chaque carte d'objet saillant faible, les informations sur l'absence de centre ne sont pas perdues, dans la figure 6, Une illustration du centre avant est donnée. Étant donné que les mêmes statistiques sont utilisées à la fois pour la compacité et la mesure antérieure centrale, leur effet sur l'image n'est pas complètement indépendant l'un de l'autre. Cependant, la compacité élimine les cartes d'objets saillants faibles indésirables au sens global, qui fonctionnent localement pour un centre d'adaptation prioritaire.



(a) image



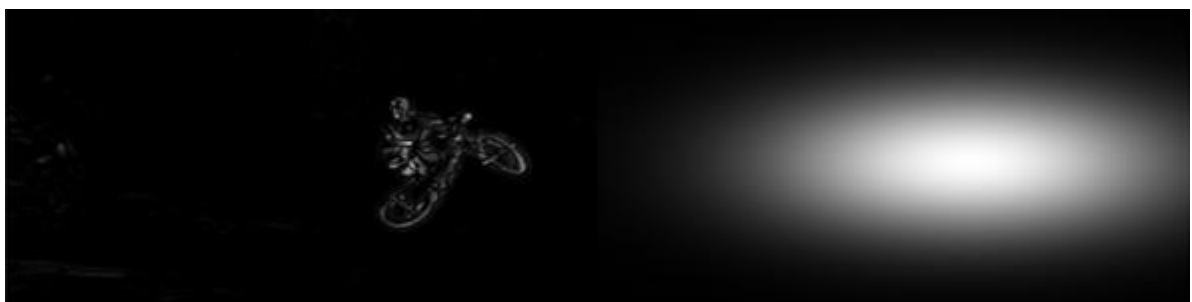
(b) Sans priorité



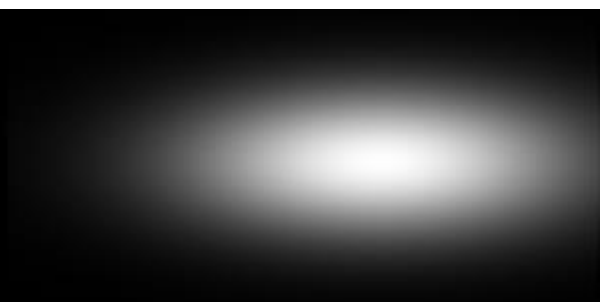
(c) avec priorité



(d) Carte de terrain vérité.

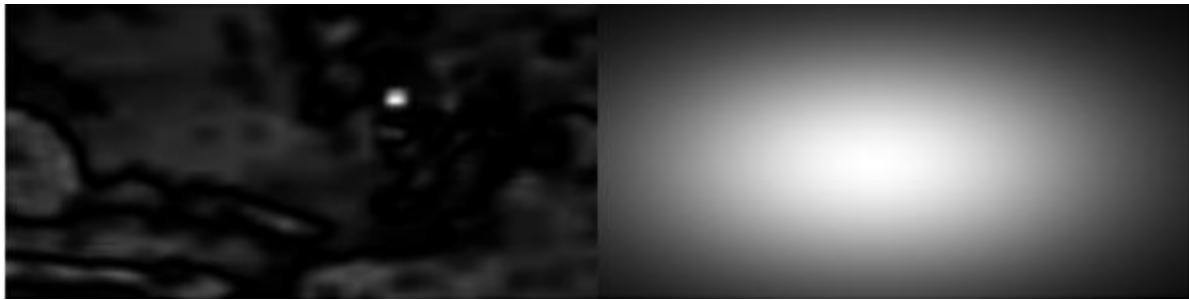


(e) Carte d'objet saillant



(f) avant (e)

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art



(g) Carte d'objet saillant

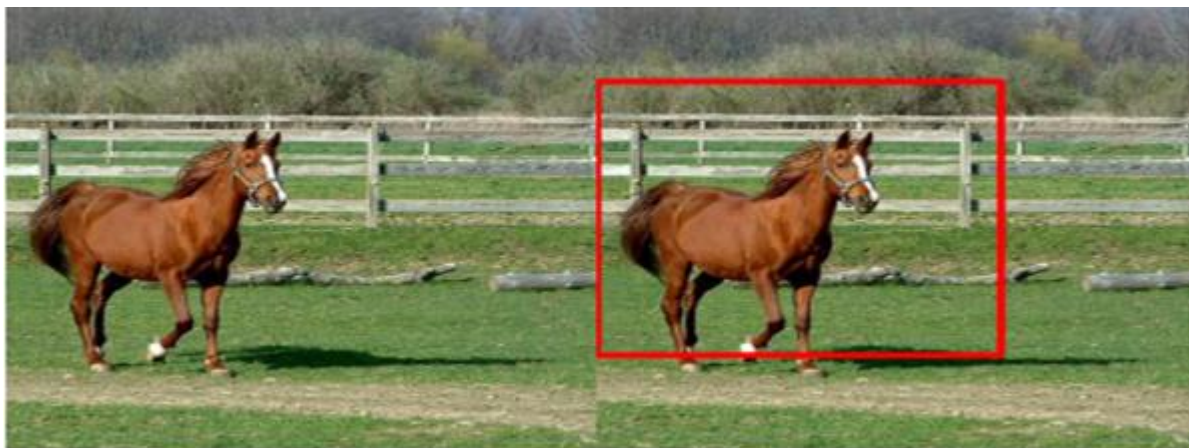
(h) avant(g)

Figure 3.6 : Exemple de cartes faibles et leurs priors de centre adaptatif. (A) Image originale (b) Sortie sans sortie antérieure (c) avec prior (d) vérité sur le sol (e-h) deux cartes à faible intensité et leurs priors

2.2 Approche de filtrage bilatéral :

Dans notre deuxième méthode, nous introduisons une approche de filtrage bilatéral. Cette méthode a deux avantages majeurs par rapport au filtrage à plusieurs échelles. Tout d'abord, la forme de la région de focalisation est modifiée de manière adaptative avec les données d'image. Par conséquent, les cartes des objets saillants sont uniformes.

Deuxièmement, à l'aide d'une étape de variance spatiale, elle peut détecter la position et la taille de l'Objets. Un exemple de résultat de cette méthode est donné à la figure 3.7. Le filtrage bilatéral est une opération à forte intensité de calcul. Comme la détection d'objets saillants est une étape de prétraitement, Il devrait traiter l'image de manière efficace et précise et fourni autant d'information possible pour l'étape successive. Par conséquent, dans notre deuxième méthode, nous allons Satisfaire les critères d'efficacité, d'exactitude et d'information en présentant un système rapide, précis, Et le détecteur d'objet saillant Size-Aware (FASA).



(a)l'image original

(b) position et taille.

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art



(c) carte d'objet saillant

(d) Carte de vérité terrain

Figure 3.7 : processus FASA (a) l'image de 400×400 pixels en 6 milles-secondes et les sorties (B) les paramètres des rectangles qui entourent les objets saillants et (c) un objet saillant Carte qui est comparable à (d) la vérité terrestre.

2.2.1 Vue d'ensemble de la méthode :

Notre deuxième méthode, FASA, combine une probabilité de saillance avec un contraste global. La figure 3.8 fournit un schéma illustrant notre méthode. Pour l'efficacité de calcul, notre algorithme quantifie d'abord une image pour réduire le nombre de couleurs. Alors, Afin d'estimer la position et la taille de l'objet saillant, le centre spatial et les variances des couleurs quantifiées sont calculées. Ces valeurs sont placées dans un objet Modèle pour calculer la probabilité de saillance. Les mêmes couleurs quantifiées sont utilisées pour génère également des valeurs globales de contraste. Enfin, les probabilités d'élimination des couleurs et les valeurs de contraste sont fusionnées dans une seule carte d'objet saillant.

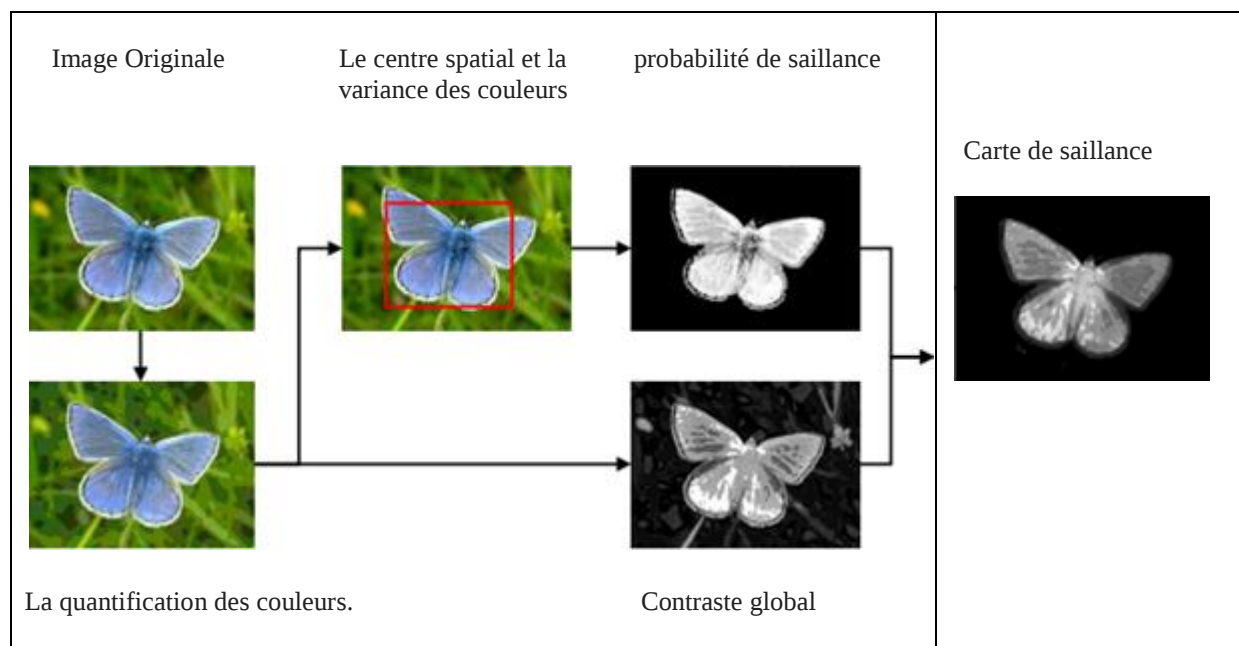


Figure 3.8 : Schéma de notre méthode de filtrage bilatéral.

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

2.2.2 Centre spatial et variances d'une couleur :

L'une des composantes importantes de la salinité est la variance spatiale d'une couleur dans une Scène. Pour le calculer, nous définissons d'abord une notation de position et de vecteur couleur.

$$\mathbf{p}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i \\ \mathbf{y}_i \end{bmatrix}, \mathbf{c}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{L}^*(\mathbf{p}_i) \\ \mathbf{a}^*(\mathbf{p}_i) \\ \mathbf{b}^*(\mathbf{p}_i) \end{bmatrix} \quad (5)$$

Ici, $\mathbf{p}_i$ est le vecteur de position, qui représente les coordonnées (x_i, y_i) du i^{th} pixel. $\mathbf{c}_i$ est le vecteur de couleur du pixel à la position $\mathbf{p}_i$ dans l'espace de couleur CIEL*a*b*. L'espace du centre $\{m_x(p_i), m_y(p_i)\}$ et les variances horizontales et verticales $\{V_x(p_i), V_y(p_i)\}$ d'une couleur peuvent être calculés en utilisant l'équation suivante

$$m_x(p_i) = \left(\frac{\sum_{j=1}^N w^c(c_i, c_j) \cdot x_j}{\sum_{j=1}^N w^c(c_i, c_j)} \right) \quad (6)$$

$$V_x(p_i) = \frac{\sum_{j=1}^N w^c(c_i, c_j) \cdot (x_j - m_x(p_i))^2}{\sum_{j=1}^N w^c(c_i, c_j)}$$

Des calculs similaires peuvent être effectués pour la dimension y. Ici, N est le nombre total de pixels dans une image, et $w^c(c_i, c_j)$ sont les poids de couleur et sont calculés à l'aide d'un Gaussien Fonction

$$w^c(c_i, c_j) = \exp\left(-\frac{\|c_i, c_j\|^2}{2\sigma_c^2}\right) \quad (7)$$

Ici, σ_c est un paramètre pour ajuster l'effet de la différence de couleur. Si on regarde (6), On peut remarquer que w^c dans les deux équations dépend des coordonnées spatiales. Ces calculs correspondent à un filtre bilatéral avec un noyau de couleur, à savoir $w^c(c_i, c_j)$. Pour l'efficacité de calcul, le noyau spatial (ou support) est choisi pour être l'ensemble Image, ce qui transforme notre algorithme en une méthode globale de détection de l'efficacité. La complexité de calcul (6) est $O(N^2)$. Ici, pour un filtrage bilatéral efficace, Nous suivons l'approche proposée par Yang et al. [78], dans lequel ils quantifient l'intensité Niveaux d'une image en niveaux de gris. Ici, les couleurs ci d'une image sont quantifiées (c'est-à-dire, une L-histogramme de couleur est créé) dans un ensemble de couleurs $\{q_k\}_{k=1}^K$, où K est le nombre de Couleurs après la quantification. En pratique, nous pouvons minimiser K en assignant certains Couleurs quantifiées qui ont très peu de pixels à la couleur quantifiée perceptuellement la plus proche Avec un nombre de pixels non nulle. Une quantification de couleur similaire dans l'espace couleur sRGB est réalisée dans Cheng et al. [13]. Cependant, nous

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

quantifions l'image de façon perceptuelle Uniforme $CIEL^*a^*b^*$ espace de couleur, donc nous avons besoin de moins de bacs de quantification. Un exemple de La quantification des couleurs est donné à la figure 3.9



Figure 3.9 : L'histogramme $L^*a^*b^*$ (8 bacs dans chaque canal, 83 = 512 bourses au total) de (a) l'image originale contient (b) 175 couleurs quantifiées avec des boîtes d'histogramme non nulles et (c) 50 couleurs quantifiées qui peuvent couvrir 95% des pixels d'image.

L'opération $c_i \rightarrow q_k$ indique que la couleur du pixel à p_i tombe à la k^{em} couleur d'histogramme après la quantification. Si nous calculons rapidement l'histogramme des couleurs de l'image $w^c(q_k, q_j)$, nous pouvons évaluer efficacement le centre spatial et variances des couleurs quantifiées comme suit:

$$m'_{xk} = \frac{\sum_{j=1}^k w^c(q_k, q_j) \cdot \sum_{\forall x_i | q_i \rightarrow q_j} x_i}{\sum_{j=1}^k h_j \cdot w^c(q_k, q_j)} \quad (8)$$

$$V'_{xk} = \frac{\sum_{j=1}^k w^c(q_k, q_j) \cdot \sum_{\forall x_i | q_i \rightarrow q_j} (x_i - m'_{xk})^2}{\sum_{j=1}^k h_j \cdot w^c(q_k, q_j)}$$

Des calculs similaires peuvent être effectués pour la dimension y . Ici, $\{m'_{xk}, m'_{yk}\}$ est l'espace centre et $\{V'_{xk}, V'_{yk}\}$ sont les variances spatiales de la k^{em} couleur quantifiée. $h_k = |\{x_i | c_i \rightarrow q_k\}|$ Est le nombre de pixels dans le bac d'histogramme de la couleur k . Le centre spatial et les écarts à chaque pixel peuvent être estimés comme suit:

$$m_x(p_i) \approx m'_{xk} \quad \forall p_i | c_i \rightarrow q_k \quad (9)$$

$$V_x(p_i) \approx V'_{xk} \quad \forall p_i | c_i \rightarrow q_k$$

Des calculs similaires peuvent être effectués pour la dimension y . Nous réduisons la complexité de le filtrage bilatéral dans (6) à $O(K^2)$ par la quantification de couleur dans (8). En outre, $\{m'_{xk}, m'_{yk}\}$ et $\{V'_{xk}, V'_{yk}\}$ fournissent une position et une taille précieuses Des indices sur l'objet saillant.

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

2.2.3 Le centre et la taille d'un objet suiveur :

Le centre spatial $\{m'_{xk}, m'_{yk}\}$ montre le centre de masse pondéré en couleurs du k_h^t quantifié la couleur de l'image. Les variances spatiales $\{V'_{xk}, V'_{yk}\}$ représentent la répartition spatiale de même couleur quantifiée qui se trouve dans l'image. En outre, cela nous donne aussi une idée de la "Taille" de cette couleur. Pour montrer cette relation, à la figure 3.10 (a), nous illustrons une image de test de 256×256 pixels et qui comprend un rectangle rouge et un rectangle bleu

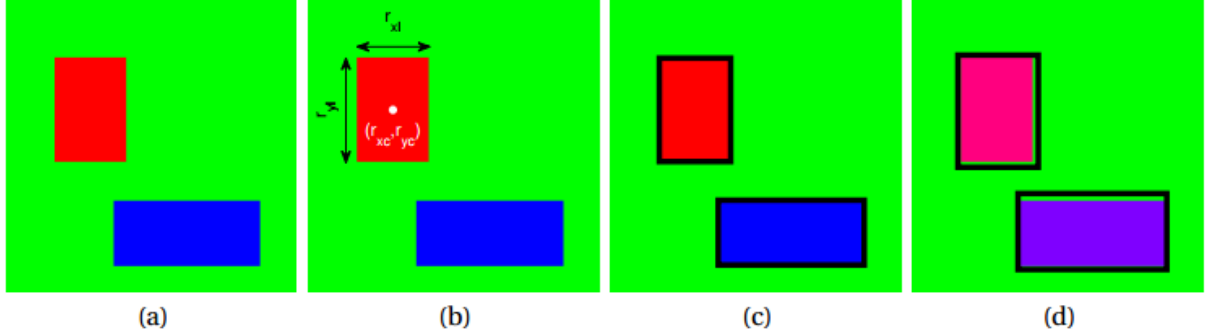


Figure 3.10 : (a) Une image de test avec deux rectangles saillants avec (b) le centre et la taille Paramètres du rectangle rouge. (C) La position et les tailles estimées sont affichées avec Rectangle délimitant noir. (D) La précision du centre et l'estimation de la taille Se dégrade lorsque la couleur des objets est similaire

Dans cette image, nous avons trois couleurs dominantes, c'est-à-dire $k \in \{\text{rouge, vert, bleu}\}$. Comme il y a contraste de couleur global suffisant entre ces couleurs, on peut supposer $w^c(q_k, q_j) \approx 0$ pour $k \neq j$ et nous savons que $w^c(q_k, q_k) = 1$. En utilisant ceci, nous pouvons réécrire (8) et estimer le centre des objets comme suit

$$m'_{x,rect} \approx \frac{1}{h_{rect}} \sum_{\forall x_i | c_i \rightarrow q_{rect}} x_i = r_{xc} \quad (10)$$

Ici r_{xc} est la coordonnée x du centre du rectangle rouge. Comme les rectangles sont symétriques aux dimensions horizontale et verticale, on peut facilement calculer le centre du rectangle rouge (r_{xc}, r_{ye}) en utilisant (10). La taille d'un objet peut être calculée comme suit:

$$V'_{x,rect} \approx \frac{1}{h_{rect}} \sum_{\forall x_i | c_i \rightarrow q_{rect}} (x_i - r_{xc})^2 \approx \frac{r_{yl} \int_{-r_{xl}/2}^{r_{xl}/2} x^2 dx}{r_{yl} \cdot r_{xl}} = \frac{r_{xl}^2}{12} \quad (11)$$

Ici, r_{xl} et r_{yl} sont respectivement la largeur et la hauteur du rectangle rouge Similaire

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

Les équations peuvent être dérivées pour la dimension y. Comme nous pouvons le voir (10) et (11), En raison d'un contraste de couleur suffisant, nous sommes en mesure d'estimer le centre et la taille des deux Les rectangles et les ellipses, qui est illustré par les limites noires de la figure 3.10 (c). D'une manière conventionnelle, un rectangle délimitant est utilisé pour représenter un objet détecté. Cependant, dans certains cas, il pourrait être utile de représenter les objets en utilisant une limite Ellipse à la place. La position centrale d'une ellipse de délimitation peut être calculée en utilisant (10). Pour estimer les dimensions d'une ellipse, nous modifions légèrement (11):

$$V'_{x,ellipse} \approx \frac{\pi/4.e_{yl} \int_{-e_{xl}/2}^{e_{xl}/2} x^2 \sqrt{1 - \frac{x^2}{(e_{xl}/2)^2}} dx}{\pi^2/16.e_{yl}.e_{xl}} = \frac{e_{xl}^2}{16} \quad (12)$$

Ici, e_{xl} et e_{yl} sont la largeur et la hauteur d'une ellipse, respectivement. L'équation pour estimer la hauteur est similaire à celui dans (12). Les images naturelles contiennent souvent des objets non rectangulaires et la couleur des objets pourraient interférer les uns avec les autres, comme le montre la figure 3.10.d. Cependant, le centre spatial Et les variances nous donnent toujours une idée de la position et de la taille d'un objet (ou Background), afin que nous puissions mieux calculer la valeur de salaire. De plus, cette information supplémentaire est bénéfique pour les applications de détection d'objets.

2.2.4 Calculer la probabilité de saillance :

Les objets saillants ont tendance à être plus petits que leur arrière-plan. Comme ils ne pas calculer la position et la taille d'un objet, pour mapper la variance spatiale à Visibilité visuelle, Perazzi et al. [15] et Cheng et al. [16] favorisent de petites variations spatiales en utilisant une fonction inversée. Cela crée un biais vers des objets plus petits. Dans notre méthode, nous estimons la position et la taille de l'objet saillant, donc nous pouvons modéliser statistiquement une cartographie de ces variables à une probabilité d'efficacité pour générer notre modèle. Dans la figure 3.11, nous illustrons les distributions de probabilité en termes de largeur et de La hauteur des objets saillants, ainsi que leur distance au centre de l'image

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

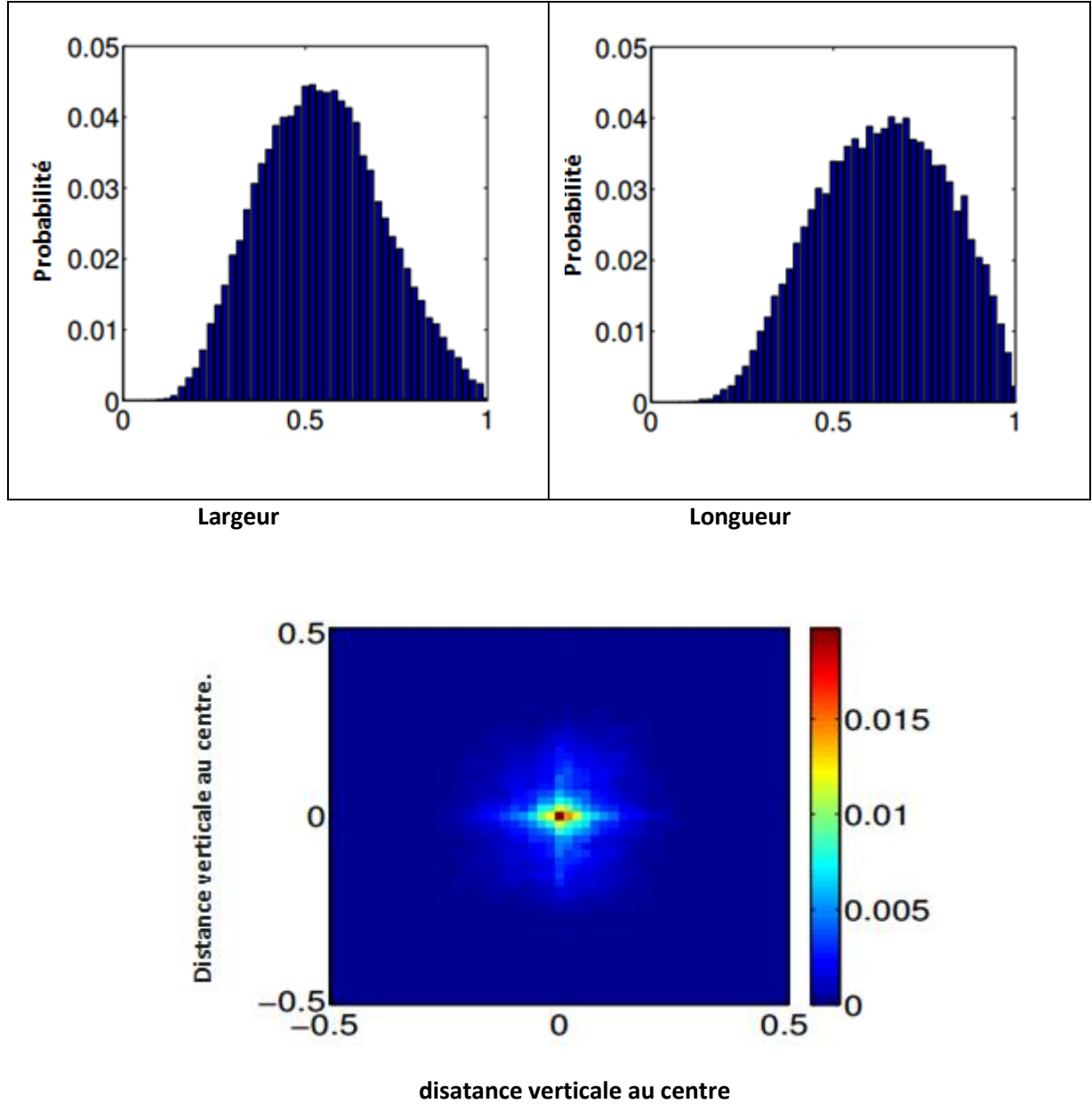


Figure 3.11 : Distributions de l'objet (a) largeur (b) hauteur, et (c) distance à l'image Dans l'ensemble de données MSRA-A basé sur les rectangles de vérité terrestre. Toutes les valeurs sont normalisées en utilisant les dimensions de l'image

On peut voir à la figure 3.11 que toutes les distributions de probabilité ressemblent à une gaussienne Distribution. Par conséquent, nous modélisons leur distribution conjointe avec une fonction gaussienne multi variée donnée comme suit:

$$\Lambda(p_i) = \frac{1}{(2\pi)^2 \sqrt{|\Sigma|}} \exp \left(-\frac{(g_i - \mu)^T \Sigma^{-1} (g_i - \mu)}{2} \right) \quad (13)$$

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

$$g_i = \left[\frac{\sqrt{12 \cdot V_x(p_i)}}{n_w} \frac{\sqrt{12 \cdot V_y(p_i)}}{n_h} \frac{m_x(p_i) - n_w/2}{n_w} \frac{m_y(p_i) - n_h/2}{n_h} \right]^T$$

Ici, $P(p_i)$ est la probabilité de saillance d'une image d'entrée aux dimensions n_w et n_h . Le vecteur moyen et la matrice de covariance du modèle gaussien articulaire qui est illustrés à la figure 3.11 sont donnés comme suit:

$$\mu = \begin{bmatrix} 0.5555 \\ 0.6449 \\ 0.0002 \\ 0.0063 \end{bmatrix}, \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 0.0231 & -0.0010 & 0.0001 & -0.0002 \\ -0.0010 & 0.0246 & -0.0000 & 0.0000 \\ 0.0001 & -0.0000 & 0.0115 & 0.0003 \\ -0.0002 & 0.0000 & 0.0003 & 0.0080 \end{bmatrix} \quad (14)$$

Si nous analysons μ dans (14), on peut voir que la hauteur moyenne est supérieure à la moyenne largeur. Cela pourrait être dû à une tendance des photographes à prendre des photographies de paysage sur des portraits, afin de mettre l'accent sur des objets saillants. En outre, la moyenne la position est très proche du centre de l'image, validant ainsi le centre-biais.

2.2.5 Contraste global :

Le contraste élevé de la couleur est largement utilisé comme mesure de la saillance. Une fois que nous avons les couleurs quantifiées et les différences de couleurs $w^c(q_i, q_j)$, nous pouvons facilement calculer le contraste global de chaque couleur quantifiée comme suit:

$$\xi(p_i) = \sum_{j=1}^K h_j \cdot \|q_k - q_j\|_2, \quad \forall p_i | c_i \rightarrow q_k \quad (15)$$

Ici, h_j est le nombre de pixels dans le j ème casier d'histogramme et q_j est quantifié couleur qui correspond à cette poubelle. Les méthodes de pointe, telles que FT [10], LC [80], Et HC [13], ne dépendent que du contraste de couleur global. Afin de générer une saillance finale Map, notre méthode combine le contraste de couleur global avec la probabilité de saillance.

2.2.6 Calcul de la carte finale des objets :

Afin de combiner la probabilité de saillance et le contraste global en une seule carte d'objet saillant, nous utilisons l'approche suivante:

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

$$s(p_i) = \frac{\sum_{j=1}^k w^c(q_k, q_j) \cdot \Lambda(p_i) \cdot \xi(p_i)}{\sum_{j=1}^k w^c(q_k, q_j)}, \quad \forall p_i | c_i \rightarrow q_k (16)$$

Ici, $s(p_i)$ est la valeur de saillance du pixel à p_i . Tous les calculs pour $\Lambda(p_i) \cdot \xi(p_i)$, Et $s(p_i)$ peut être fait en utilisant des couleurs quantifiées. Par conséquent, notre implémentation fonctionne Les calculs en utilisant K couleurs et caisses, en fonction de leur quantification des couleurs Bacs, les valeurs de saillance correspondantes aux pixels individuels. La complexité de notre méthode est $O(N) + O(k^2)$, où $O(N)$ provient de l'histogramme le calcul et $O(k^2)$ provient du filtrage bilatéral et d'autres quantités calculs connexes. Une pondération des couleurs est utilisée pour des valeurs de saillance plus lisses. Après avoir calculé la carte de saillance finale, nous normalisons la carte entre 0 et 1

2.3 Approche basée sur la segmentation :

Les algorithmes de détection d'objets saillants les plus récents et les plus performants, évaluent la carte finale des objets saillants en combinant les caractéristiques biologiquement plausibles. Cependant, leurs performances dépendent fortement de l'heuristique la sélection de la fonction et les paramètres accordés, car ces fonctionnalités n'impliquent pas toujours une efficacité; La relation entre les valeurs des paramètres et la saillance n'est pas toujours simple. Par exemple, dans la figure 3.12.(a), nous ne devons pas prendre en compte les pixels de bordure Ne sont pas significatifs, car l'objet saillant touche la limite de l'image. Cependant, en La figure 3.12 (b), les pixels du ciel non remarquables présentent un contraste élevé avec le reste de l'image, Et devraient être classés en arrière-plan. Ces règles artisanales, comme dans ce cas, peuvent Se contredisent et peuvent nous conduire à des cartes d'objets saillants inexactes

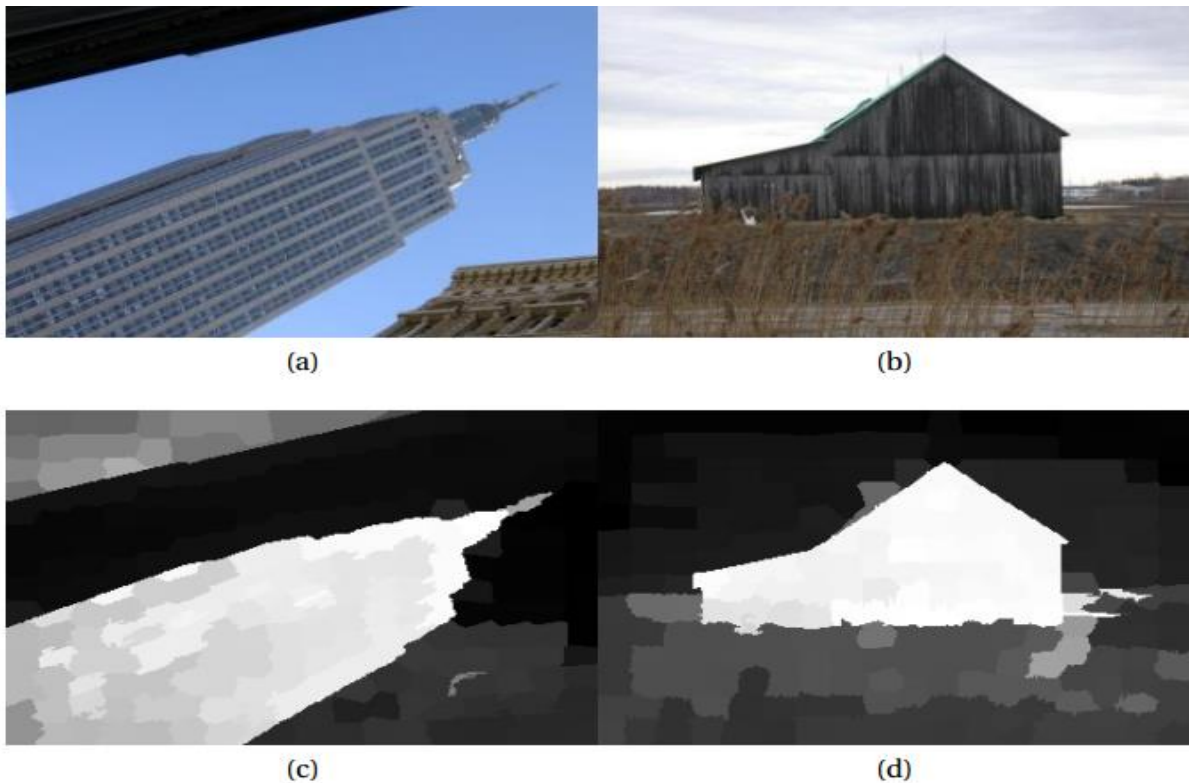


Figure 3.12: Exemples d'images nécessitant des règles de saillance contradictoires et des extraits de notre méthode de saillance.

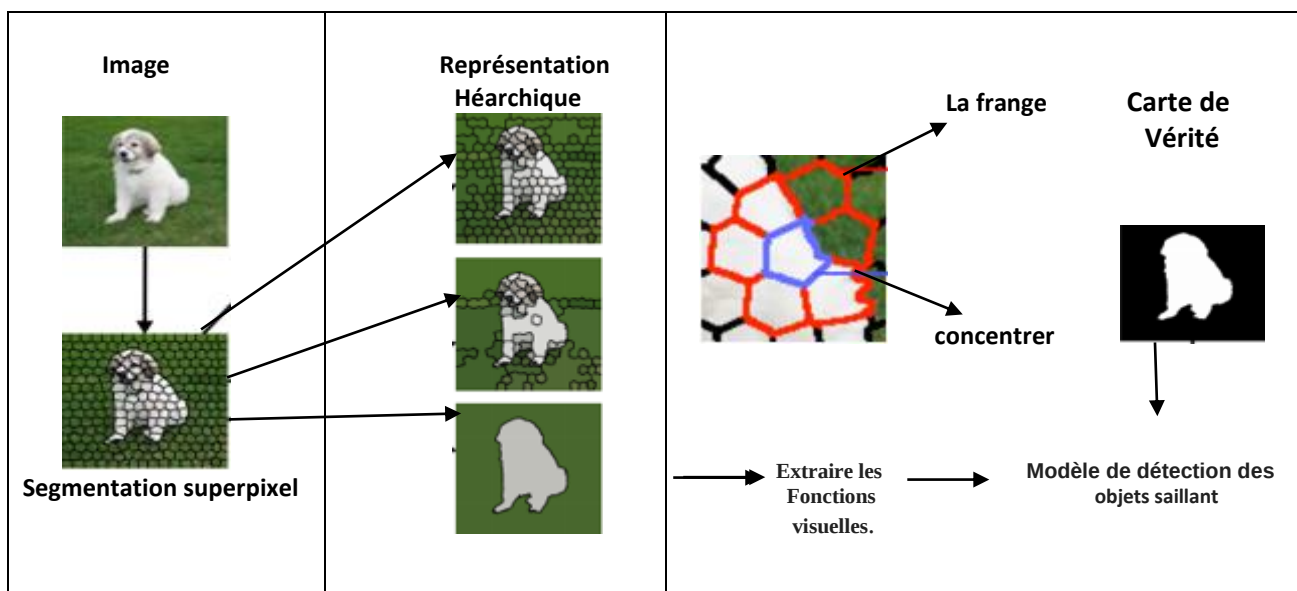
Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

Au lieu d'élaborer des fonctions heuristiques pour la salinité, nous pouvons apprendre les contributions des caractéristiques visuelles à la salinité des objets. Par conséquent, dans notre troisième méthode, nous proposons une Approche basée sur la segmentation qui utilise l'apprentissage par machine pour la détection d'objets saillants. La segmentation d'image élimine les inexactitudes basées sur la texture dans les cartes d'objet saillantes. En outre, comme les limites de segmentation coïncident avec les bords de l'image, la forme des régions de focalisation et de frange deviennent conscientes du contexte. L'information du quartier de Les segments d'image offrent l'opportunité d'utiliser un mécanisme de connectivité spatiale qui s'est avéré bien sur la détection des objets saillants.

2.3.1 Aperçu de la méthode :

Notre troisième méthode utilise l'apprentissage par machine dans la détection d'objets saillants. Par conséquent, il a une phase de formation et de test, qui sont toutes deux illustrées à la figure 3.13. En première étape de la phase d'entraînement, nous extrayons des superpixels d'une image. Bien que les superpixels fournissent des paires de fouilles axées sur le contenu, la taille d'un objet saillant est encore inconnue. Par conséquent, nous fusionnons itérativement les superpixels en utilisant leurs vecteurs de couleur moyens et obtenons une représentation hiérarchique, qui est utile pour ajuster la taille de la fente-frange paires. Nous extrayons ensuite des fonctionnalités visuelles à partir de ces segments d'image hiérarchiques et utilisons pour apprendre un modèle de détection d'objets saillants.

Entraînement :



Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

Test :

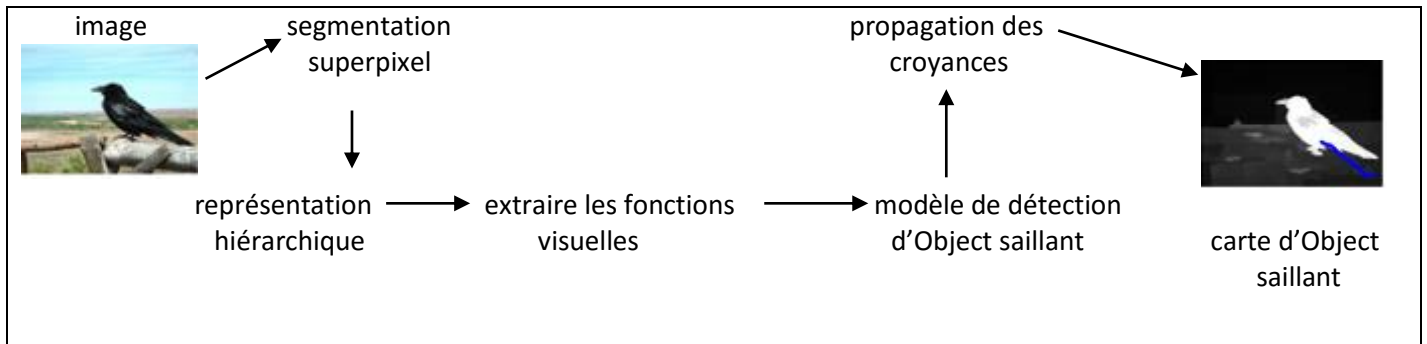


Figure 3.13 : les phases de formation et de test de notre méthode de segmentation. Dans ce, La forme des deux régions de focalisation et de frange suit les bords de l'image.

Dans la phase de test, nous suivons les mêmes étapes et utilisons notre détection d'objets saillants modèle pour classer les segments d'image hiérarchique comme étant saillants ou non-saillants. Nous avons ensuite combiné les résultats en une carte finale d'objets saillants en utilisant la propagation des croyances sur la Relation hiérarchique entre segments d'image

2.3.2 Représentation hiérarchique :

Nous transmettons une image d'entrée en superpixels en utilisant la méthode d'Achanta et al.[81]. Cette méthode produit des segments d'image hexagonaux, qui sont très utiles dans formant une représentation graphique bien définie d'une image. Les superpixels extraits sont fusionnés itérativement en segments plus importants. Pour l'opération de fusion, nous trouvons d'abord les voisins spatiaux de chaque superpixel. Si deux superpixels spatialement voisins sont les voisins les plus proches (en termes de vecteurs de couleur moyens) dans l'espace CIELAB, ces superpixels sont fusionnés dans un segment plus large. Après tout superpixel possible les paires sont fusionnées, leurs propriétés, telles que la taille du segment et le vecteur de couleur moyenne, sont mises à jour et la méthode passe au niveau suivant. La méthode de fusion est simple et non paramétrique, mais elle génère une représentation hiérarchique précise de l'image d'entrée. Dans la figure 14, Les niveaux hiérarchiques d'une image sont affichés

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

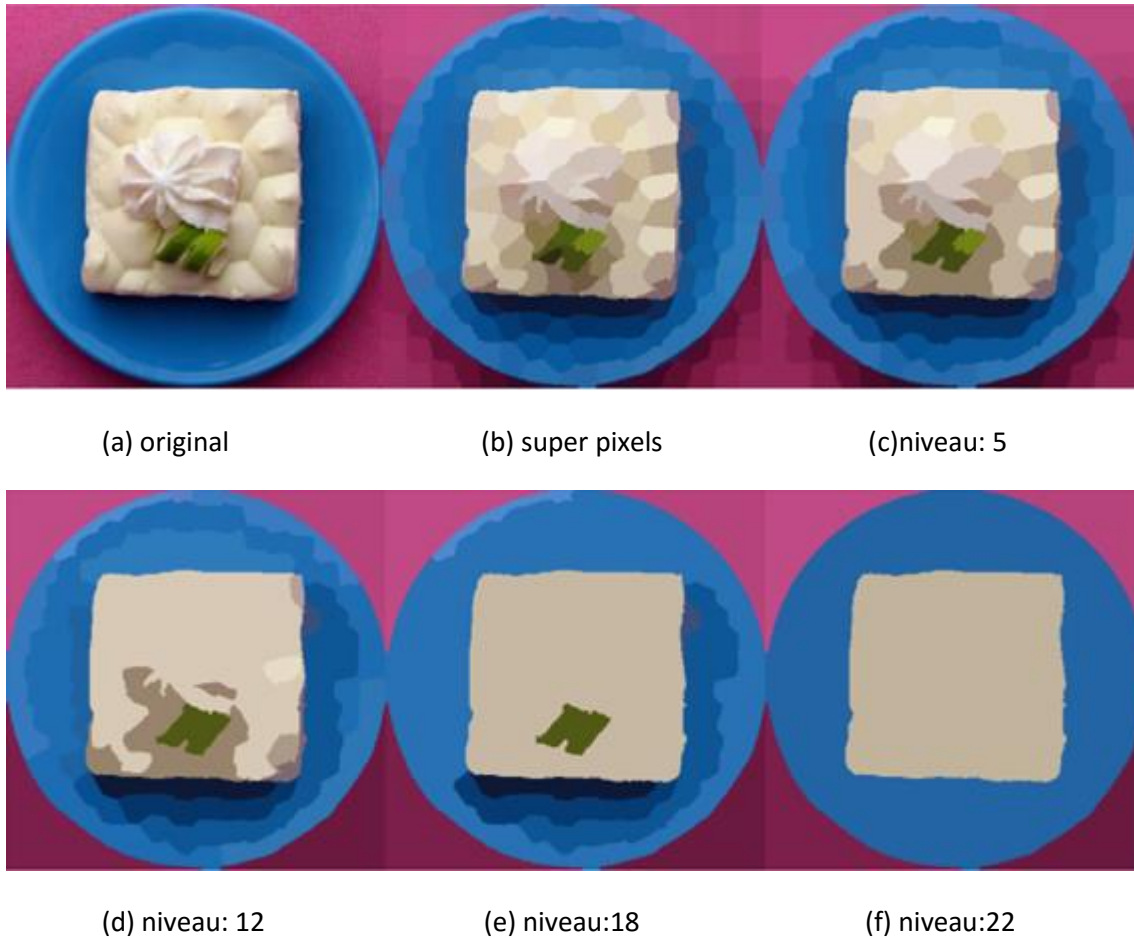


Figure 3.14 : représentation hiérarchique d'une image

2.3.3 Caractéristiques du segment d'image :

Nous calculons les variables suivantes pour Chacun ϕ_i^l (isuperpixel à la couche hiérarchique l):

- Le vecteur de couleur moyen dans CIE $L^*a^*b^*$ espace de couleur - c_i^l
- Histogramme de couleur dans CIE $L^*a^*b^*$ espace de couleur - h_i^l
- Histogramme des gradients orientés [77] - k_i^l
- Le nombre de pixels dans ϕ_i^l (normalisé par le nombre de pixels dans l'image a_i^l)

Pour les quatre premières lignes du tableau 1, les caractéristiques visuelles sont calculées localement Et globalement. Les caractéristiques locales sont calculées en utilisant l'ensemble des superpixels Ω_i^l qui sont Voisins spatiaux de ϕ_i^l . Par exemple, nous calculons l'ensemble des différences de couleurs $\{\|c_i^l - c_j^l\|_2\}$, où $j \in \Omega_i^l$. Nous calculons ensuite quatre fonctionnalités de cet ensemble en utilisant quatre simples Fonctions: $g(.) \in \{\text{nmin}, \text{max}, \text{mean}, \text{mediano}\}$. Ces fonctions sont utiles pour différencier Super pixels les uns des autres. Par exemple, un superpixel au bord d'un objet saillant Aurait un petit contraste minimal de couleur et un grand contraste de couleur maximum. Alors que, sur des couches hiérarchiques supérieures, si un superpixel couvre un objet entier, Le contraste minimal de couleur serait aussi important. Notre étape d'apprentissage mécanique peut utiliser Cette différence pour distinguer une partie d'un objet d'un objet entier

À l'instar des fonctionnalités locales, les fonctionnalités globales sont extraites à l'aide d'un ensemble de superpixels, Sauf cette fois, le set Ω^l contient tous les superpixels à la couche l . Extraction de

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

caractéristiques locales considère les superpixels voisins comme la région marginale. Attendu que les caractéristiques globales considèrent la région marginale pour être l'image entière. Pour une couleur moyenne, un histogramme couleur, HOG et Différence de taille, nous extrayons quatre fonctionnalités locales et quatre globales.

2.3.4 Combinaison des niveaux avec la propagation des croyances :

Combinant de manière naissante les cartes de salive individuelles de différents niveaux, il en résulte une estimation de salive inexacte. Par conséquent, nous utilisons une inférence de croyance-propagation méthode [83]. Cette méthode résout efficacement le problème de minimisation de l'énergie suivante

$$energy = \sum_{h=1} \sum_i \|\hat{s}_i^l - s_i^l\|_2^2 + \sum_{h=1} \sum_{i, \Phi_j^l \subseteq \Phi_{j+1}^l} \|\hat{s}_j^{l+1} - \hat{s}_j^l\|_2^2 \quad (17)$$

Ici, s_i^l est la valeur de salaire après l'inférence, s_i^l la est la valeur de salinité initiale qui est estimé par les arbres de régression pour Φ_i^l . Les deux termes de l'équation représentent la pénalité des données et la pénalité de la douceur selon les niveaux hiérarchiques, respectivement, la valeur finale de saillance $F(\cdot)$ d'un pixel en position p est calculée comme suit:

$$F(p) = \sum_{h=1} \sum_{j, p \in \Phi_j^l} \hat{s}_j^l \quad (18)$$

3. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté trois méthodes de détection d'objets saillants binaires Avec des améliorations successives. La première méthode est basée sur le filtrage multi-échelle et fournit une solution au problème de suppression d'arrière-plan dans le filtrage à une seule échelle et un problème optimal de sélection des paramètres d'échelle.

La deuxième méthode applique un filtrage bilatéral aux images et détecte uniformément les cartes d'objet saillantes. Il est également très rapide et détecte la position et la taille des objets en utilisant la variance spatiale, au lieu de solliciter de petits objets.

Dans la troisième méthode, nous utilisons la segmentation d'image pour une méthode robuste contre les textures d'image, et nous employons l'apprentissage par machine pour minimiser les fonctions de détection d'objets saillants fabriqués à la main. Cette méthode combine plusieurs Couches hiérarchiques avec une connectivité spatiale et s'améliore par rapport à nos autres méthodes et à l'état de l'art.

Chapitre 3 : Les méthodes de l'état de l'art

Chapitre4 : la réalisation

1. PRESENTATION DE L'ENVIRONNEMENT DE TRAVAIL :

2. Présentation de MATLAB :

MATLAB (MATrixLABoratory) est un logiciel interactif basé sur le calcul matriciel. Il est utilisé dans les calculs scientifiques et les problèmes d'ingénierie parce qu'il permet de résoudre des problèmes numériques complexes en moins de temps requis par les langages de programmation courant, et ce grâce à une multitude de fonctions intégrées et à plusieurs programmes outils testés et regroupés selon usage dans des dossiers appelés boîtes à outils ou "toolbox".

- La version de MATLAB utilisée dans notre application est la suivante :

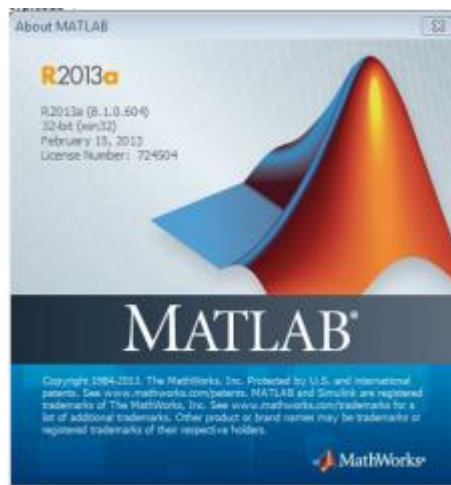


Figure 4.1 : Illustration de la version de MATALB (version 8.1)

- Au démarrage de MATLAB sur un PC, l'interface se présente comme suit :

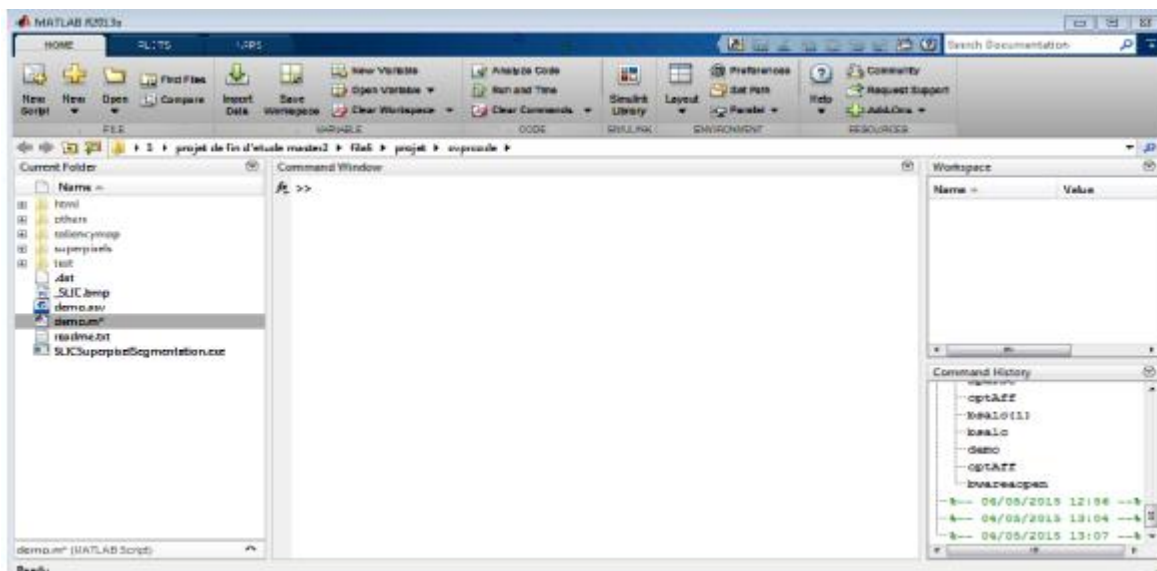


Figure 4.2 : fenêtre principale de MATALB

Chapitre4 : la réalisation

- La fenêtre principale de MATLAB contient trois fenêtres secondaires pouvant être déplacées ou fermées. Au centre la fenêtre Command **Window** permet à la fois d'afficher les résultats et d'introduire les commandes ligne par ligne. Le symbole (>>) indique l'attente d'une commande.
- A droite, sont imbriquées en volets les fenêtres **Workspace**, Command **History**. et à gauche la fenêtre **CurrentFolder**.
- **Workspace** permet d'afficher les variables utilisées avec leurs tailles.
CurrentFolder affiche le chemin d'accès ou le répertoire en cours avec tous les fichiers et les sous répertoires.
- Command **History** affiche les commandes ayant été saisies.

Les déclarations et les commandes peuvent aussi être introduites sous forme d'un script dans un fichier texte d'extension "**equation2.m**". MATLAB est équipé d'un éditeur de texte permettant de saisir les fichiers script. La commande **edit** ouvre l'éditeur et charge le fichier prog1.m s'il existe, sinon l'éditeur s'ouvre sur un fichier vide. La figure suivante montre l'éditeur de MATALB ouvert sur le fichier **equation2m** en cours de création.

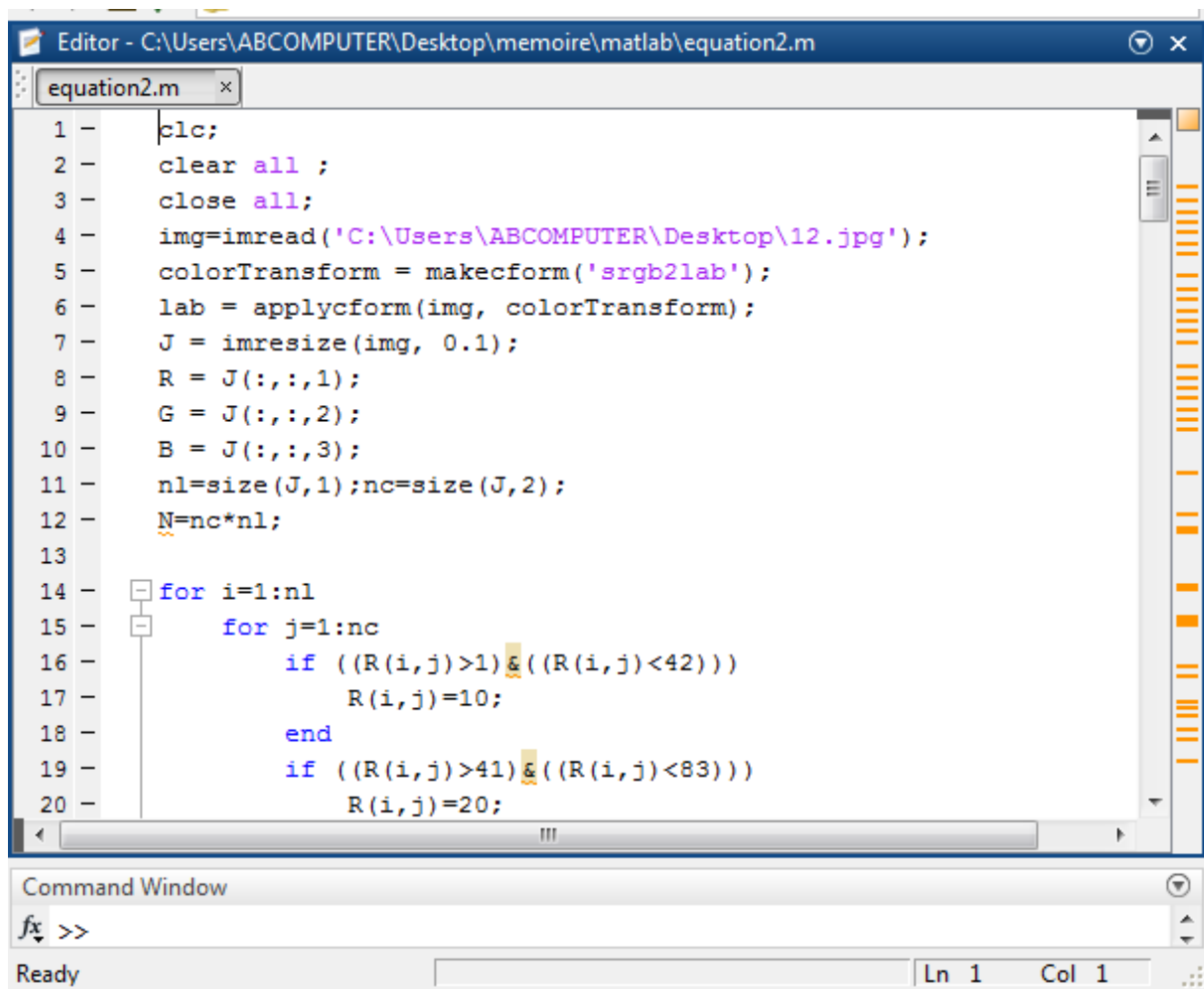


Figure 4.3 : Editeur de texte MATALB

Chapitre4 : la réalisation

- L'exécution du script (les commandes une après une) se fait à l'aide du bouton **Save and Run** sélectionné dans (la figure 4.3) ou avec le menu **debug/Save and Run** ou bien, simplement, en appuyant sur la touche fonction F5. Les résultats sont affichés dans la fenêtre des commandes.
- Une ligne de commande peut contenir plusieurs instructions séparées par des **virgules** (,) ou par des **points-virgules** (;). Le résultat d'une instruction suivie par un point-virgule ne sera pas affiché. Le caractère pourcent (%) est utilisé pour les commentaires.

MATLAB fonctionne essentiellement avec des matrices multidimensionnelles.

Les composantes peuvent être réelles, complexes ou symboliques. Ainsi, les scalaires sont représentés par des matrices 1x1 et les vecteurs à n composantes par des matrices 1xn pour les vecteurs lignes et nx1 pour les vecteurs colonnes.

Il est possible d'introduire une matrice dans MATLAB en saisissant explicitement la liste de ses éléments dans la fenêtre des commandes ou en la chargeant à partir d'un fichier. Les colonnes sont séparées par des virgules (,) ou des espaces et les lignes par des points-virgules (;) ou des sauts de ligne (RETURN).

Dans ces deux équations on fait la quantification sur l'espace RGB, après on a fait la conversion de l'image à l'espace LAB pour effectuer les calculs de les équations 1,2 .

3. Présentation de l'application :

Dans ce travail, nous utilisons la base d'images MSARA 1000 [R. Achanta. 11] (Microsoft public data base) qui contient des images couleurs, avec des luminances variantes, l'ombrage, avec leurs masques binaires, ces images sont prises grâce à des appareils différents, nous générons des cartes de saillances avec une résolution complète pour chaque image d'entrée.

3.1 Détection de saillance avec deux méthodes :

3.1.1 Détection d'objet saillant au niveau pixel :

-Dans l'équation 1 on a généré la saillance d'une couleur dans une image RGB comme suit:

$$S(I_k) = S(c_l) = \sum_{j=1}^n f_j D(c_l, c_j) \quad (1)$$

-avec c_l la valeur colorimétrique du pixel I_k , n le nombre de pixels distincts dans l'image et f_j la probabilité d'une couleur c_j dans l'image I .

-On a calculé la probabilité de chaque couleur ensuite on la multiplie par sa distance colorimétrique.

Ensuite dans l'équation 2 on a calculé la saillance d'une couleur au niveau local comme suit:

$$S'(c) = \frac{1}{(m-1)T} \sum_{i=1}^m (T - D(c, c_i)) \cdot S(c_i) \quad (2)$$

Chapitre4 : la réalisation

-Avec $T = \sum_{i=1}^m D(c, c_i)$ la somme des distances (euclidiennes) d'une couleur c et ses m ($m = n/4$) plus proches voisins c_i .

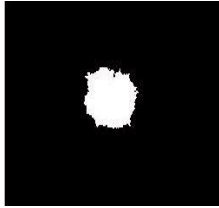
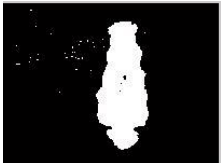
					
					
					
Image teste	La carte de saillance générée	Image teste	La carte de saillance générée	Image teste	La carte de saillance générée

Figure 4.4 : la saillance d'une couleur d'une image RGB.

3.1.2 Détection d'objet saillant au niveau superpixels :

Dans la deuxième partie on va générer la saillance par superpixels et pour cela on utilise la méthode "SLIC" pour faire une segmentation en superpixels de l'image.

➤ Définition de la méthode utilisée (SLIC) :

Elle adopte le principe de l'approche hybride. La méthode de SLIC superpixel: simple classification itératif linéaire (Simple Linear Iterative Clustering), qui s'adapte à la méthode des k-means pour générer des superpixels d'une manière similaire [C.L.Zitnick&S.Bkang.07] avec deux importantes distinctions:

1. Le nombre des calculs de distance dans l'optimisation est considérablement réduit en limitant l'espace de recherche à une région proportionnelle à la taille de superpixel.

Chapitre4 : la réalisation

2. Une mesure de distance pondérée combine couleur et spatiale proximité, tout en fournissant simultanément un contrôle sur la taille et la compacité des superpixels

Bien que remarquablement simple, SLIC est indiqué pour obtenir l'état de l'art respectant les limites d'images sur la référence Berkeley [D.Martin.01], et surpasse les méthodes existantes lorsqu'elle est utilisée pour la segmentation sur le PASCAL [M.Everingham.10]. En outre, elle est plus rapide et plus efficace que les méthodes existantes. En plus de ces avantages quantifiables, SLIC est facile à utiliser, offre une grande flexibilité dans la compacité et nombre de superpixels qu'elle génère, facile à étendre aux dimensions supérieures.

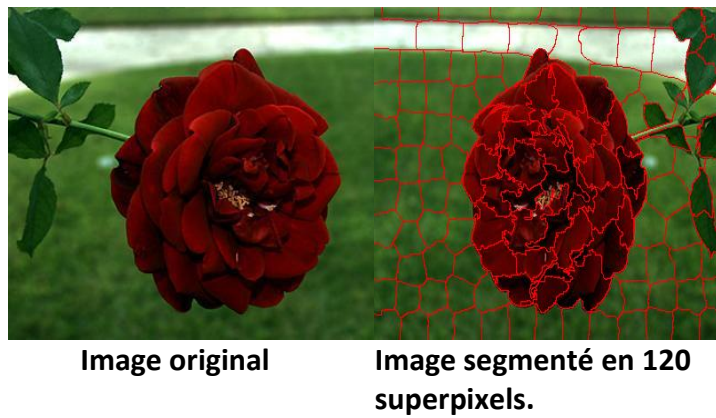


Figure 4.5 : Images segmentées en utilisant SLIC en superpixels de taille 400 ; 300 ; 1200 pixels

-Ensuite on a récupéré les différents superpixels avec leurs tailles afin de travailler dessus dans les équations qui suivent.

- Après on procède au calcul de la distance entre deux superpixels comme suit:

$$D_r(s_1, s_2) = \sum_{i=1}^{n1} \sum_{j=1}^{n2} f(c_{1,i}) \cdot f(c_{2,j}) \cdot D(c_{1,i} c_{2,j}) \quad (3)$$

-Ici on calcule la distance entre les couleurs de la première superpixel et la deuxième ensuite on va la multiplier par leur probabilité.

- Pour un superpixel s_k sa valeur de saillance est mesurée par son contraste global par rapport à toute l'image comme suit :

$$S(s_k) = \sum_{s_k \neq s_i} w(s_i) \cdot D(s_k, s_i) \quad (4)$$

Chapitre4 : la réalisation

-Dans cette équation on calcul la distance entre un superpixel k avec toute les superpixels i ensuite on multiplie cette dernière par le nombre de pixel de chaque superpixel.

- Avec $w(s_i)$ est un poids correspondant au nombre de pixels dans le superpixel s_i . Cela permet de pondérer les grandes régions avec de plus grandes valeurs.
- $D(s_k, s_i)$ la distance entre un superpixel et les autres superpixels de l'image.
- La distance colorimétrique entre deux couleurs peut être calculée comme suit

Avec $f(c_{k,i})$ la probabilité de la $i^{\text{ème}}$ couleur $c_{k,i}$ parmi n_k superpixel au niveau de la $k^{\text{ème}}$ superpixels $r_k, k \in \{1,2\}$.

- Afin d'inclure la distance spatiale dans le calcul:

$$S(s_k) = w_s(s_k) \sum_{s_k \neq s_i} \exp\left(\frac{D_s(s_k, s_i)}{-\delta^2}\right) w(r_i) \cdot D_r(s_k, s_i) \quad (5)$$

Où $D_s(s_k, s_i)$ la distance spatiale entre les régions r_k et r_i et δ est un paramètre qui permet de contrôler la contribution de la distance spatiale (avec $\delta^2 = 0.4$).

$w_s(s_k)$ est un poids correspondant à une information à priori sur le centre de l'image estimé comme suit :

$w_s(s_k) = \exp(-9d_k^2)$ avec d_k la distance moyenne des pixel du superpixel s_k vers le centre de l'image. Plus on s'éloigne du centre de l'image et plus cette valeur est basse favorisant les superpixels proches du centre de l'image à avoir des valeurs de saillance plus importantes.

Chapitre4 : la réalisation

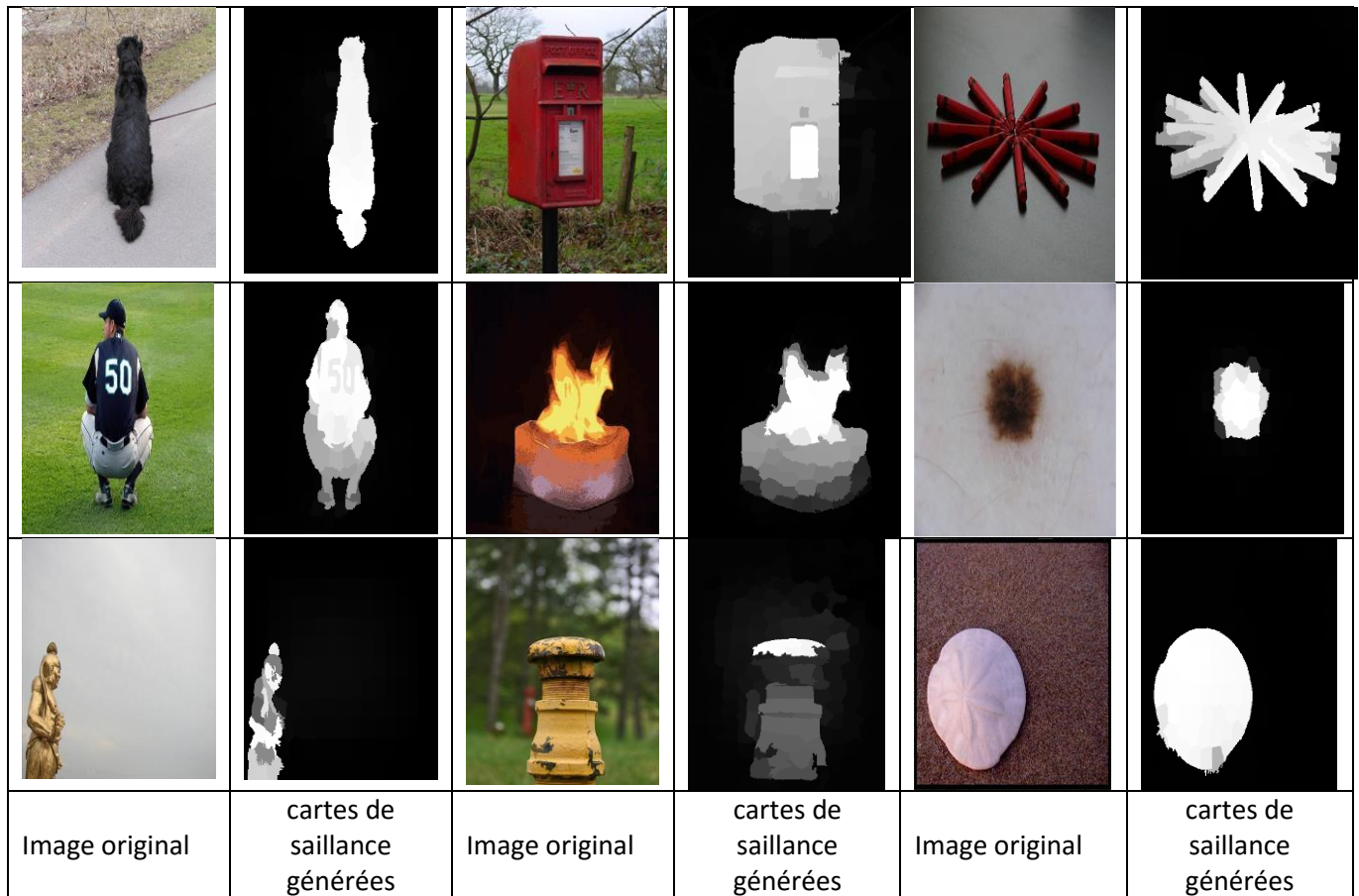


Figure 4.6 : les cartes de saillance générées avec superpixels.

3. Présentation du graphe de comparaison :

- **Définition de faux positif** : le taux de pixel de l'arrière-plan mal classifié
- **Définition de vrai positif** : le taux de pixel de l'objet saillant correctement classifié
- **Obtention de la courbe** :
 - Nous utilisons un échantillon de 100 images pour dessiner les courbes.
 - Les images sont en niveau de gri, leurs valeurs varient entre 0 et 255, on a donc pris 255 seuils.
 - Chaque point du graphe représente les coordonnées de la comparaison des vrais et des faux positifs de nos cartes de saillance avec les vrais et les faux positifs des cartes de saillance de vérité terrain.
- **Comparaison et résultat** :
 - Dans l'intervalle $[0, 0.1]$ la courbe de notre méthode se trouve au-dessus de l'autre courbe donc ici nos résultats sont meilleurs.
 - Dans l'intervalle $[0.1, 1]$ la courbe de notre méthode se trouve au-dessous de l'autre courbe donc ici les résultats de l'autre méthode sont meilleurs.
 - Pour déterminer la meilleure méthode entre les deux il suffit de calculé l'AUC.

Chapitre4 : la réalisation

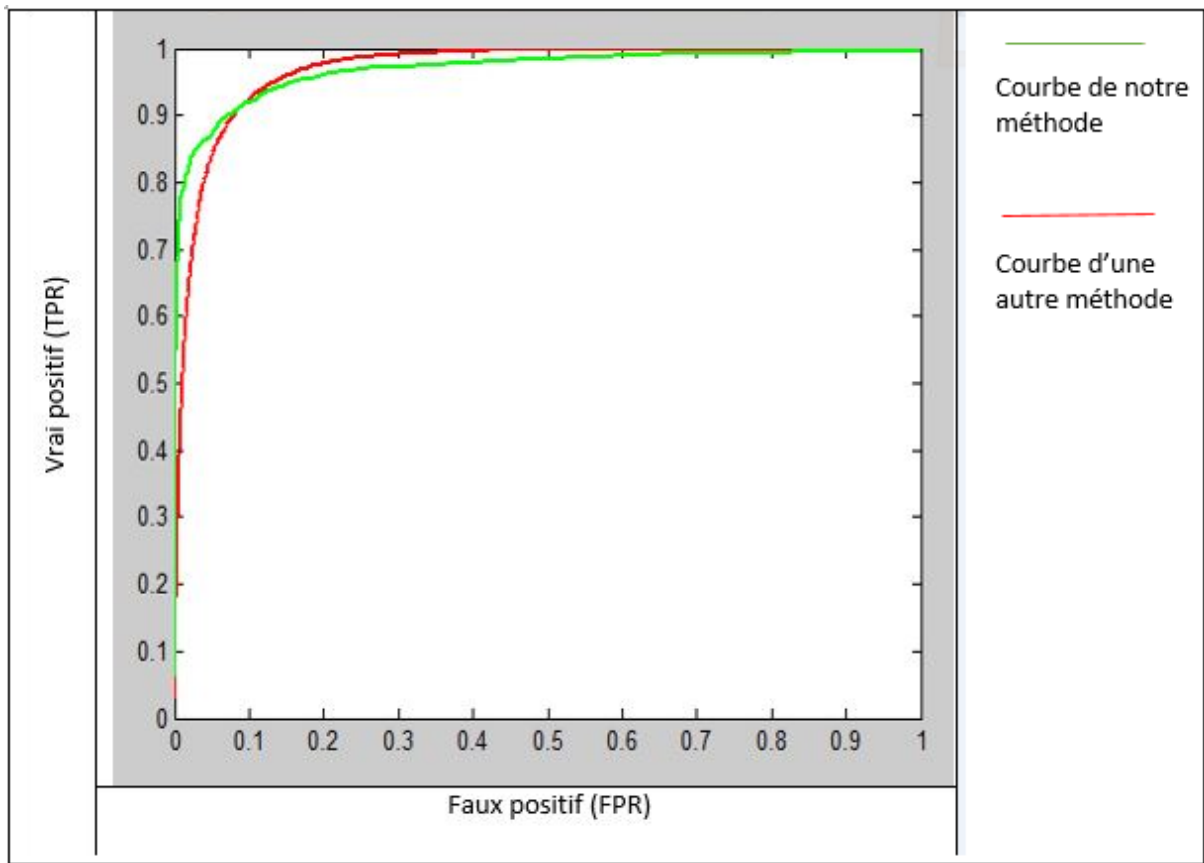


Figure 4.7 : Courbe faux positif et vrai positif d'une méthode de l'art avec la notre .

5. conclusion :

Dans ce chapitre on a :

- Calculé la saillance d'une image RGB au niveau pixel, en tenant compte de la notion du plus proche voisin, par l'équation (2).
- Calculé la saillance d'une image RGB au niveau superpixels pour avoir une carte de saillance meilleure que celle obtenue au niveau pixel par l'équation (4).
- Comparé les cartes de saillance de notre méthodes avec celles d'une autre méthode.

CONCLUSION GENERALE:

Dans ce manuscrit, nous nous sommes intéressés à la détection d'objets saillants sur les images en couleurs et on a fait une comparaison avec d'autres méthodes de l'état de l'art de hauts niveaux.

Nous avons en premier lieu porté notre réflexion sur la représentation des notions de généralité sur le traitement et la segmentation d'image. Nous avons proposé une représentation de traitement d'images qui est une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information. Le mode et les conditions d'acquisition et de numérisation des images traitées conditionnent largement les opérations qu'il faudra réaliser pour extraire de l'information. En effet, de nombreux paramètres entrent en compte, les principaux étant : la résolution, les réglages optiques utilisés, qui déterminent par exemple la netteté de l'image, les conditions d'éclairage, qui déterminent une partie de la variabilité des images traitées, et le bruit de la chaîne de transmission d'image.

Ensuite on a porté notre réflexion sur la saillance qui est la manière de modéliser l'attention visuelle en informatique, on la calculant avec la distance des couleurs et leur probabilité.

En deuxième lieu nous avons proposé la segmentation d'image qui est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent une partition de l'image. Il peut s'agir par exemple de séparer les objets du fond. Si le nombre de classes est égal à deux, elle est appelée aussi binarisation. Si l'homme sait naturellement séparer des objets dans une image c'est grâce à des connaissances de haut niveau (compréhension des objets et de la scène). Mettre au point des algorithmes de segmentation de haut niveau est encore un des thèmes de recherche les plus courants en traitement d'images.

En dernier lieu notre réflexion s'est portée sur le calcul des distances (colorimétrique, spatiale) au niveau superpixels pour détecter les régions saillantes dans une image en couleur, une méthode qui a montré son efficacité par rapport à d'autres méthodes de l'état de l'art. Par ailleurs, cette méthode peut être améliorée pour avoir de meilleurs résultats chose que nous projetons de faire dans le futur.

Bibliographie :

- [1] G. Rougeron. Problèmes liés à la couleur en synthèse d'images. PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne.
- [2] Mémoire Détection d'objets saillants dans les images en couleur présenté par Melle Mansour Djamilia et Mm Ferdji Hafidha.
- [3] Ariel M. (1988) Referring and Accessibility, *Journal of Linguistics*..
- [4] Frédéric Landragin, « Saillance physique et saillance cognitive », *Corela* [En ligne], 2-2 | 2004, mis en ligne le 15 décembre 2004.
- [5] Aspect cognitif du trouble attentionnel: définition, étiologie et prise en charge, Ludivine Monseur et Chantal Hattiez – neuropsychologues.
- [6] Modèle computationnel d'attention pour la vision adaptative, thèse présentée par Matthieu Perreira Da Silva.
- [7] Julien DUBOIS– TER M2 GEII – Segmentation par approche contours.
- [8] M.Sonka,V.hlavac et R.Boyle. « image processing , analysis, and machine vision ».2008
- [9] N. Otsu A threshold selection method from grey scale histogram, IEEE Trans. on Syst. Man and Cyber.
- [10] J.Mcqueen « Some methods for classification and analysis of multivariates» In Processings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability.
- [11] ECHEGUT Romain 2010, Master 2 Automatique, Méthodes de segmentation.
- [12] Thèse PRÉSENTÉE LE 10 JUILLET 2015 à la faculté informatique et communication, laboratoire d'images et présentation visuelle, programme doctoral en informatique et communication présenté par Gökhan YILDIRIM.