

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique



Université Mohammed Seddik BenYahia – Jijel

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département d'Electronique

Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de

Master En:

Electronique

Option:

Electronique des Systèmes Embarqués

Thème:

Détection d'objets saillants sur les
images naturelles par filtrage p -
Laplacien

Réalisé par:

- Khadidja DJABER
- Khaoula ARZIM

Encadré par:

- Dr. Imane BOURAOU

Année universitaire: 2020-2021

Remerciement

Nous remercions dieu tout puissant de par sa bonté et sa gratitude de nous avoir donné courage et force pour réaliser ce travail

Nous exprimons nos remerciements, nos profondes gratitude et nos plus grands respects à notre encadrante madame « Bouraoui Imane » pour toute l'attention qu'elle a porté à la réalisation de ce modeste travail. Pour ses encouragements, sa gentillesse, la pertinence de ses orientation, ses explications et ses critiques constructives.

Nous tenons à remercier également les membres de jurys pour avoir accepté de lire et d'évaluer notre modeste mémoire.

Nous remercions nos parents surtout et nos familles pour leur patience, leurs prières et leurs encouragements.

Nous souhaitons remercier enfin en s'expriment notre reconnaissance et notre gratitude à toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce modeste travail.

Dédicace

Avec une grande émotion je dédie ce modeste travail à :

Mes chers parents auxquels je dois tout, source de ma vie qui m'ont tout donné, que dieu les protège et les garde pour moi.

Pour leurs amours, leurs sacrifices, leurs soutiens, leurs prières tout au long de mes études mais surtout leurs encouragements et leurs patiences. Que dieu leur procure bonne santé et une longue vie.

À mes frères Mouhemmed, Tarik, Imad et Roudoïne,

À mes sœurs Fouzia et Meriem,

À mes neveux et mes nièces : Didou, Nina, Badie, Zakaria, Mimou et Yahia,

À tous les membres de ma famille sans exceptions,

À tous (tes) mes ami(e)s sans exceptions surtout Rania et mon binôme Khaoula

À tous qui m'aime et que j'aime.

Khadidja

Dédicace

Avec les sentiments de la plus profonde humilité, je dédie ce travail :

À mes très chers parents pour leurs sacrifices qu'ils ont consenti pour moi, et leurs prières tout au long de mes études, que dieu leur procure bonne santé et longue vie.

A mes frères et mes sœurs, A tous mes amis sans exceptions surtout mon binôme Khadidja et mes chère Rania, Nesrine, et Maroua qui m'ont toujours encouragé, et à qui je souhaite plus de succès.

A tous ceux que j'aime

Khaoula



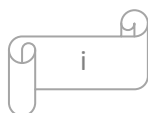
Sommaire

Sommaire

Liste des figures et des tableaux.....	iv
Liste des abréviations.....	vi
Introduction Générale.....	1

Chapitre 1: Introduction sur la détection d'objets saillants

1.1. Introduction	3
1.2. Estimation de la saillance visuelle.....	3
1.3. Généralités sur les images	4
1.3.1. Définition de l'image	4
1.3.2 Types d'images	5
1.3.3. Caractéristiques d'une image	6
1.3.3.1. Le pixel	6
1.3.3.2. La dimension et la résolution.....	7
1.3.3.3. Le voisinage	7
1.3.3.4. Le contraste	8
1.3.3.5. La luminance et le flou.....	8
1.3.3.6. Le bruit.....	9
1.3.3.7. La région et le contour.....	10
1.3.3.8. L'histogramme	10
1.3.3.9. Le filtrage	11
1.4. Les méthodes de détection d'objets saillants.....	12



1.4.1. Les Méthodes non-supervisées	12
1.4.1.1. Méthodes basées sur le pixel entouré.....	12
1.4.1.2. Méthodes basées sur le contraste	12
1.4.1.3. Méthodes basées sur l'élimination de l'arrière plan.....	13
1.4.1.4. Méthodes diverses.....	13
1.4.2. Les Méthodes supervisées.....	13
1.4.2.1. Méthodes basées sur la fusion tardive	13
1.4.2.2. Méthodes basées sur la fusion précoce	14
1.4.3. Comparaison des méthodes supervisées vs non-supervisées.....	14
1.5. Conclusion	16

Chapitre 2: Filtrage p -Laplacien pour la détection d'objet saillant

2.1. Introduction	17
2.2. Motivation.....	17
2.3. Rappels mathématiques.....	18
2.3.1. Le p -Laplacien.....	18
2.3.2. Equation d'énergie.....	19
2.3.3. Équations d'évolution non-locales	20
2.4. Régularisation par filtrage p -Laplacien.....	21
2.4.1. Description de modèle.....	21
2.4.2. Analyse comportementale de modèle	23
2.5. Algorithme numérique	25
2.6. Conclusion	27

Chapitre 3: Analyse et évaluation des résultats

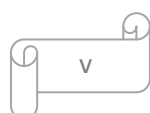
3.1. Introduction	28
3.2. Base de données.....	28
3.3. Implémentation de l'algorithme.....	28
3.3.1. Description du matériel.....	28
3.3.2. Description d'algorithme.....	29
3.3.3. Critères d'évaluation.....	30
3.4. Analyse des résultats.....	32
3.5. Etude comparative.....	33
3.6. Conclusion.....	36
Conclusion générale.....	37
References	39
Annexe.....	44

Liste des figures et des tableaux

Les figures

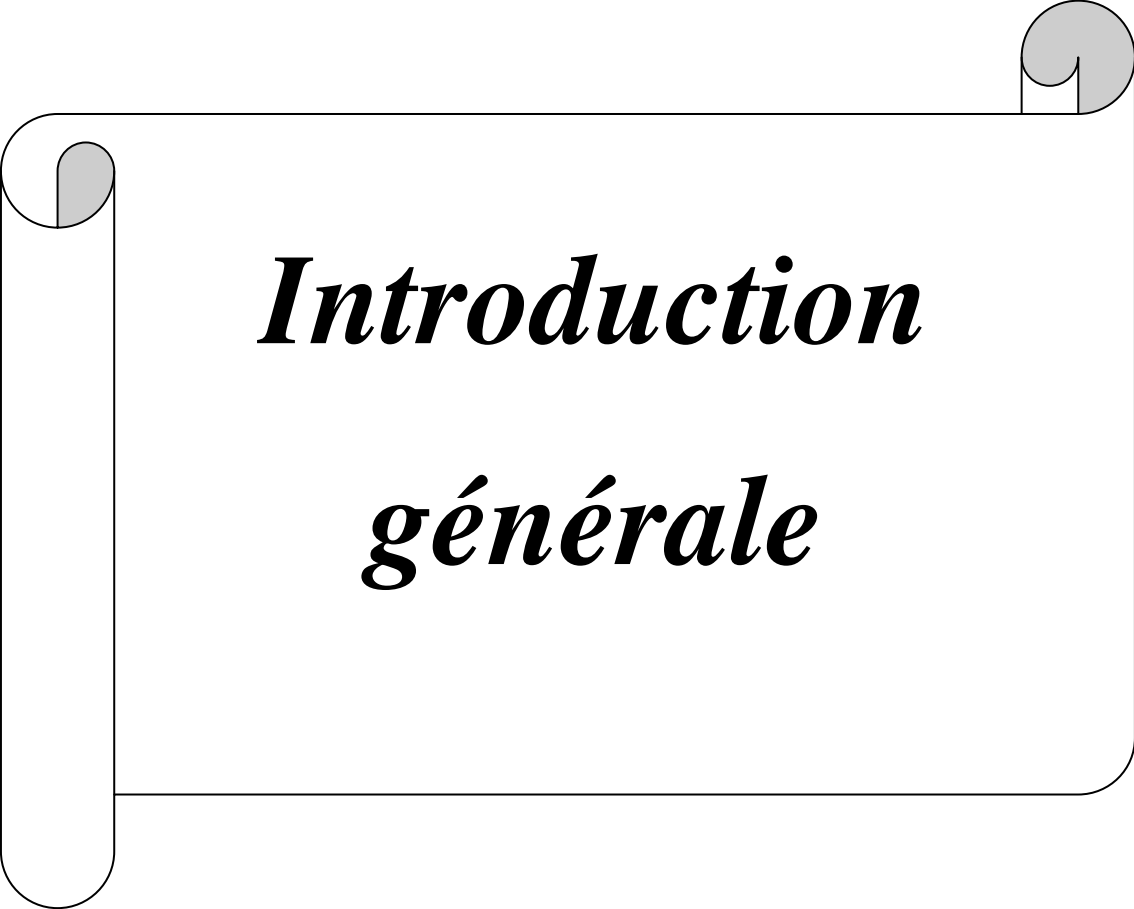
Figure 1.1: Exemple de l'estimation de la saillance visuelle	3
Figure 1.2: Représentation des notions image et pixel.....	4
Figure 1.3: Exemple d'une image binaire.....	5
Figure 1.4: Exemple d'une image en niveaux de gris	5
Figure 1.5: groupe de pixel formant la lettre A.....	6
Figure 1.6: Exemples de résolution d'une image.....	7
Figure 1.7: Exemple de voisinage à 4 (gauche) et à 8 (droite)	8
Figure 1.8: Exemple de contraste.....	8
Figure 1.9: Exemple de bruit	9
Figure 1.10: Contour d'une image.....	10
Figure 1.11: Exemple d'une image d'histogramme simple	10
Figure 1.12: Les différentes techniques de filtrage.....	11
Figure 1.13: Exemple de résultat de détection d'objets saillant. (a) image originale, (b) vérité de terrain, (c) méthode supervisée, (d) méthode non-supervisée.....	15
Figure 2.1: Exemple de détection d'objets saillants.....	21
Figure 2.2: Illustration des étapes de détection de saillance.....	25
Figure 2.3: Schéma explicite de différences finies.....	26
Figure 3.1: Exemple d'une image naturelle et sa vérité de terrain correspondante de la base de données SOD.....	28
Figure 3.2: Schéma fonctionnel pour la détection de saillance.....	29

Figure 3.3: Courbe <i>Précision/Sensibilité</i>	31
Figure 3.4: Résultats de détection de saillance dans différentes scènes (a) grand objet, (b) petit objet, (c) texture complexe, (d) objets multiples, (e) scène simple et (f) scène complexe.....	32
Figure 3.5: Courbes <i>Précision Sensibilité</i>.....	34
Figure 3.6: Comparaison de F-mesure avec les autres méthodes.....	34
Figure 3.7: Comparaison de MAE avec les autres méthodes.....	35
Figure 3.8: Comparaison visuelle.....	35
Figure A.1. Grille de maillage (espace-temps).....	46
Figure A.2. Schémas des approches de discrétisation.....	46
Les tableaux	
Tableau 3.1: les caractéristiques de deux ordinateurs portables.....	29



Liste des abréviations

CA	Context-Rware
CNN	Convolutional Neural Network
dpi	Dots Per Inch
DRFI	Discriminante Regional Features Integration
GT	Ground Tuth
HS	Hierarchical Saliency
ppp	Points Par Puce
P	p-laplacien
RC	Contraste de Région
RVB	Rouge,Vert, Bleu
S	Saillance
SOD	Salient Object Detection
SVO	Salient Vision Objectness



Introduction
générale

Introduction générale

Les images sont un support d'information très puissant. Compte tenu de l'importance des images et de la grande quantité d'informations qu'elles peuvent contenir, le monde s'intéresse de plus en plus aux images et tend à vulgariser leur utilisation. En effet, les images ont touchés de nombreux domaines de notre vie : médecine, météo, télécommunications, cartographie, géologie, etc. Avec le développement des outils informatiques, plusieurs techniques de traitement d'images ont été proposées, dont l'application de transformations mathématiques aux images pour améliorer leur qualité ou en extraire des informations.

Le travail présenté ici convient à une formation générale qui aide au traitement, à l'analyse et à l'interprétation des données. Ces applications sont plus spécifiquement liées à la détection d'objets dans les images. Les méthodes de détection réussies varient en fonction de l'application spécifique, du mode d'image et d'autres facteurs. Chaque mode d'image a ses propres caractéristiques. Les méthodes existantes sont plus générales et peuvent être appliquées à diverses données. Cependant, les méthodes dédiées à des applications spécifiques peuvent atteindre les meilleures performances en considérant a priori. Choisir la bonne méthode pour le problème de détection peut être un choix difficile.

La détection de la saillance est une étape de prétraitement de la vision par ordinateur, qui vise à trouver des objets saillants dans une image [1]. La saillance permet d'allouer les ressources informatiques aux objets saillants les plus informatifs dans une image, plutôt que de traiter l'arrière-plan. Ceci est très intéressant pour de nombreuses tâches de vision par ordinateur, comme le suivi d'objets, la compression, la recherche et la classification d'image, le résumé et la compression de vidéo. De nombreux efforts ont été consacrés à ce problème et ont abouti à plusieurs méthodes [2], [3]. Pourtant, la détection de la saillance dans des images arbitraires reste une tâche très difficile, en particulier sur des images contenant plusieurs objets. Au milieu d'un fouillis d'arrière-plan important.

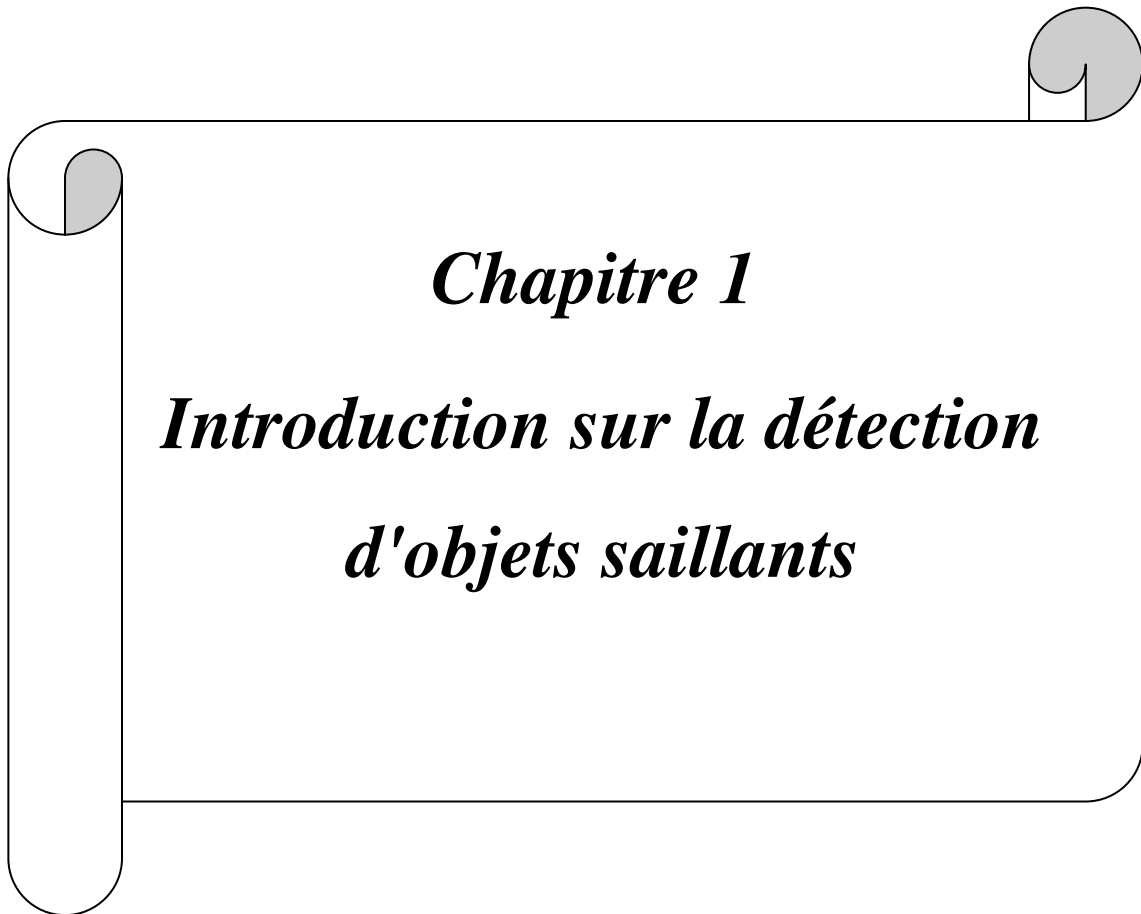
L'objectif du travail présenté dans ce mémoire consiste à implémenter la détection d'objets saillant dans les images naturelles par filtrage p -Laplacien sur MATLAB, dans le but de faire disparaître l'arrière-plan tout en préservant les caractéristiques visuellement proéminentes de l'image naturelle. Pour cela, nous avons construit notre mémoire autour de trois chapitres :

Chapitre 1 : Dans ce chapitre, on commence par la définition de la saillance visuelle, nous abordons les notions de base nécessaires à la compréhension d'images (généralités sur les images). Ensuite, nous allons donner les différentes méthodes de détections d'objets saillants.

Chapitre 2 : Ce chapitre est consacré à l'application de détection d'objet saillant proposée dans notre travail et détaillé l'algorithme utilisé pour la résolution du problème de notre projet.

Chapitre3 : Est dédié à notre contribution d'implémentations sous MATLAB, résultats et discussions afin de faciliter la détection des objets, avec un test d'évaluation du programme.

Et à la fin on termine par une conclusion générale.



Chapitre 1

Introduction sur la détection d'objets saillants

1.1. Introduction

Les images naturelles sont des images arbitraires comportant plusieurs objets et un arrière-plan très encombré. La détection d'objet sur les images naturelles, connue dans la littérature par l'estimation de la saillance visuelle, est une étape de prétraitement dans le domaine de vision par ordinateur qui vise à séparer l'objet le plus visible dans une image et de réduire considérablement la quantité d'informations visuelles de son arrière-plan. Dans ce chapitre, on commence par la définition de la saillance visuelle, suivi par description des caractéristiques de l'image et on termine par la présentation de différentes méthodes de détections d'objets saillants.

1.2. Estimation de la saillance visuelle

L'estimation de la saillance visuelle est la capacité du système visuel (artificiel ou humain) à sélectionner rapidement les informations les plus pertinentes de son environnement d'exploitation. La fonction principale de ce mécanisme est de réduire considérablement la quantité d'informations visuelles qui seront traitées par des tâches complexes telles que la reconnaissance d'objets, accélérant ainsi l'ensemble du processus visuel (Figure 1.1) [4].



Figure 1.1: Exemple de l'estimation de la saillance visuelle.

Elle est exploitée dans plusieurs domaines, tel que:

- L'analyse d'imagerie (médicale, aérienne, satellitaire, ...).
- La télédétection et la vision robotique.
- Les applications des appareils photo numériques.
- La météorologie, l'architecture, l'imprimerie, l'armement (application militaire).
- La télécommunication (T.V., vidéo, publicité,...).
- La compression des images et des vidéos.

- La restauration des images.
- La suppression de flou et du bruit d'image.
- La segmentation d'objet et classification.

Cependant, la détection de la saillance reste une tâche difficile, car elle est nécessaire une compréhension sémantique de l'image.

1.3. Généralités sur les images

Dans cette section, on définit l'image, on présente les types et les différentes caractéristiques de l'image qui sont nécessaires pour l'estimation de la saillance visuelle.

1.3.1. Définition de l'image

L'image est une représentation plane d'une scène ou d'un objet situé en général dans un espace tridimensionnel, elle est issue du contact des rayons lumineux provenant des objets formant la scène avec un capteur (caméra, scanner, rayons X, ...).

On peut considérer une image comme un tableau bidimensionnel dont chaque élément (pixel) représente une surface élémentaire de l'image. La disposition de ces pixels est généralement en ligne et colonne [5]. Mathématiquement, est une fonction $f(x,y)$ à deux dimensions, où x et y sont des coordonnées spatiales et l'amplitude à tous points (x,y) correspondant à l'intensité ou au niveau de gris. Lorsque les points (x,y) et l'amplitude sont discrétisées, on parle d'image numérique ou digitale. Dans ce dernier cas la fonction f est remplacée par la lettre I et le couple (x,y) par le couple (i,j) (Figure 1.2).

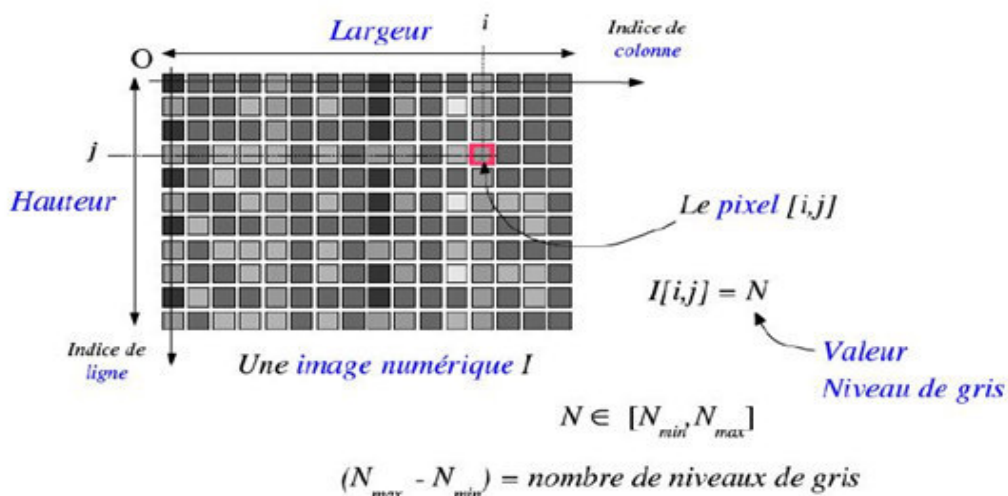


Figure 1.2: Représentation des notions image et pixel.

1.3.2 Types d'images

- *Images Binaire (noir et blanc)*

Une image binaire est une matrice rectangulaire avec une valeur de 0 ou 1 dans les éléments. Lors de la visualisation de telles images, 0 signifie noir et 1 signifie blanc. Chaque élément est codé sur un seul bit (Figure 1.3).

1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	0	0	0	0	1	1	1
1	1	0	1	1	1	1	0	1	1
1	0	1	1	1	1	1	1	0	1
1	0	1	0	1	1	0	1	0	1
1	0	1	1	1	1	1	1	0	1
1	0	1	0	1	1	0	1	0	1
1	0	1	1	0	0	1	1	0	1
1	1	0	1	1	1	1	0	1	1
1	1	1	0	0	0	0	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Figure 1.3: Exemple d'une image binaire.

- *Images à niveaux de gris (Monochrome)*

Dans une image en niveaux de gris, la couleur d'un pixel peut être prise à partir d'un nombre limité de niveaux intermédiaires obtenus par dégradation du noir, allant du noir (0) au blanc (255). Par conséquent, les pixels sont codés sur un octet (8 bits) (Figure 1.4).



Figure 1.4: Exemple d'une image en niveaux de gris.

- *Images en couleurs RVB (Polychromes)*

Elle est obtenue par la combinaison de trois couleurs dites primaires: rouge, vert et bleu (RVB). Chaque couleur est codée comme une image à niveaux de gris, avec des valeurs allant de 0 à 255. Pour $R=V=B=0$ nous auront un noir pur et pour $R=V=B=255$ nous auront un blanc pur.

La représentation des images couleurs se fait donc soit par une image dont la valeur du pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composants couleurs, soit par trois images distincte représentant chacune une composante couleur, on distingue généralement deux types d'image: Images 24 bits et Images à palettes (256 couleurs) [6].

- **L'image matricielle (ou bitmap)**

C'est une image numérique constituée de points juxtaposés telle que chaque point (pixel), porte des informations, positions et des couleurs. Une suite de pixels en ligne et en colonne forme une image matricielle.

- **L'image vectorielle**

C'est une image numérique composée d'objets géométriques individuels définis chacun par divers attributs de forme, de position, de couleur, etc.

1.3.3. Caractéristiques d'une image

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres suivants:

1.3.3.1. Le pixel

L'image est composée d'un groupe de points appelés pixels, ce qui signifie la contraction de "*Picture Elements*" en anglais. Ce pixel représente le plus petit élément constitutif d'une image numérique et peut associer individuellement une couleur ou une échelle de gris à l'intensité. Tous ces pixels sont inclus dans le tableau bidimensionnel qui constitue l'image finale, chaque pixel est défini dans l'image par des coordonnées et en supposant que l'écran est balayé de gauche à droite et de haut en bas, on utilise généralement des coordonnées $[0, 0]$ pour le pixel en haut à gauche de l'image (Figure 1.5).

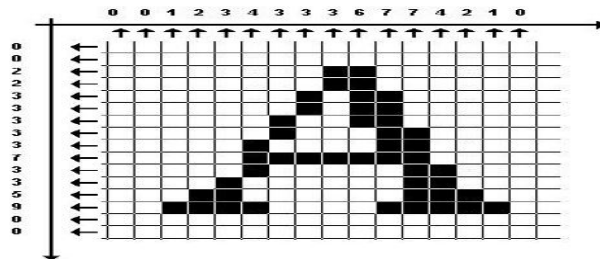


Figure 1.5: Groupe de pixel formant la lettre A.

1.3.3.2. La dimension et la résolution

La dimension est la taille de l'image, elle se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques, le nombre de ligne de cette matrice multipliée par le nombre de colonnes nous donne le nombre total des pixels dans l'image [5].

Alors que, la résolution d'une image correspond au niveau de détail qui va être représenté sur cette image. C'est le nombre de pixels par unité de longueur dans l'image à numériser. Elle est en *dpi* (*dots per inch*) ou en *ppp* (*points par pouce*). Plus le nombre de pixels n'est élevé par unité de longueur de l'image à numériser, plus la quantité d'inflation qui décrit l'image est importante et plus la résolution est élevée [7].

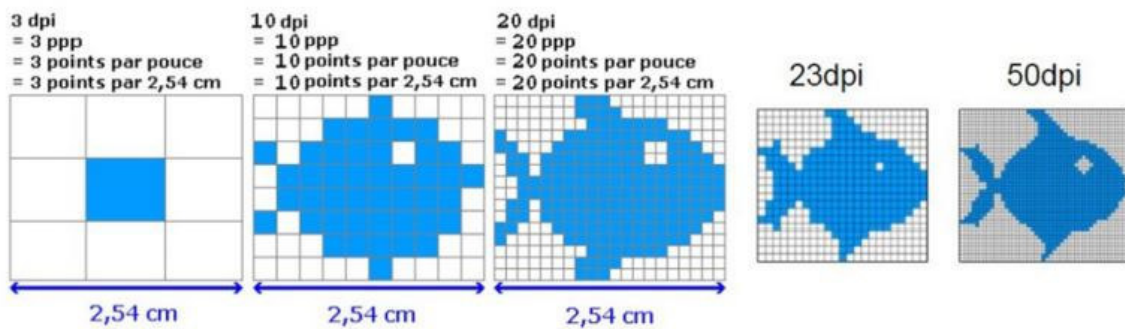


Figure 1.6: Exemples de résolution d'une image.

1.3.3.3. Le voisinage

Le plan de l'image est divisé en termes de formes rectangulaires ou hexagonales permettant ainsi l'exploitation de la notion de voisinage (voir figure 1.7). Le voisinage d'un pixel est formé par l'ensemble des pixels qui se situent autour de ce même pixel. On définit aussi l'assiette comme étant l'ensemble de pixels définissant le voisinage pris en compte autour d'un pixel [5]. On distingue deux types de voisinage:

- ✓ Voisinage à 4: On ne prend en considération que les pixels qui ont un côté commun avec le pixel considéré.
- ✓ Voisinage à 8: On prend en compte tous les pixels qui ont au moins un point en liaison avec le pixel considéré.

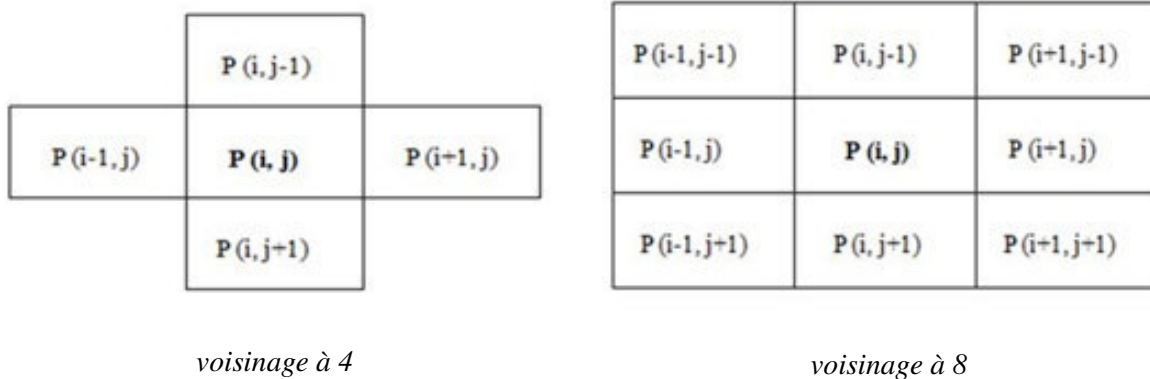


Figure 1.7: Exemple de voisinage à 4 (gauche) et à 8 (droite).

1.3.3.4. Le contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image. Une image contrastée présente une bonne dynamique de la distribution des valeurs de gris sur tout l'intervalle des valeurs possibles, avec des blancs bien clairs et des noirs profonds. Au contraire une image peu contrastée à une faible dynamique, la plupart des pixels ayant des valeurs de gris très proches (Figure 1.8) [8].



Image bien contrastée



Image mal contrastée

Figure 1.8: Exemple de contraste.

1.3.3.5. La luminance et le flou

C'est le degré de la luminosité de chaque point de l'image [8]. Elle est également définie comme l'intensité lumineuse d'une source divisée par la surface apparente. Le terme

luminance est remplacé par le mot brillance qui correspond à l'éclat de l'objet. En effet, une bonne luminance se caractérise par :

- Des images lumineuses (brillantes).
- Un bon contraste: il faut éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir; ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
- L'absence de parasites [8].

Par contre, le flou est la perte de netteté des photos numériques. Ce flou numérique peut provenir du photographe ou du mouvement brusque du capteur de l'appareil photo numérique.

1.3.3.6. Le bruit

On définit le bruit comme étant toute dégradation dans le signal de l'image, causée par des perturbations externes (Figure 1.9). Cette dégradation se traduit par des erreurs qui apparaissent sous plusieurs formes. Connaissant le type d'erreur, on peut choisir la méthode la plus appropriée pour réduire ces effets. Ce bruit peut être d'origines diverses. On distingue les bruits d'acquisition (flou, poussière, bougé), les bruits liés au capteur (mauvaise mise au point, bruit thermique), les bruits d'échantillonnage et de quantification et les bruits liés à la transmission [9].



Image sans bruit



Image Bruitée

Figure 1.9: Exemple de bruit.

1.3.3.7. La région et le contour

La région est un groupe de pixels liés et homogènes. Si un pixel répond aux caractéristiques d'une zone donnée; le pixel appartient à cette zone. La zone est délimitée par le contour.

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentant une différence significative (Figure 1.10) [8].



Figure 1.10: Contour d'une image.

1.3.3.8. L'histogramme

Un histogramme est une courbe statistique indiquant la répartition des pixels, selon leur valeur d'intensité lumineuse (Figure 1.11). L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (ou couleur) dans l'image. L'histogramme est très utile pour contrôler l'exposition d'une image.

- i) A l'acquisition, il permet de contrôler et affiner les réglages de prise de vue.
- ii) Pour le traitement, il peut être utilisé pour améliorer la qualité d'une image (Rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci [10].

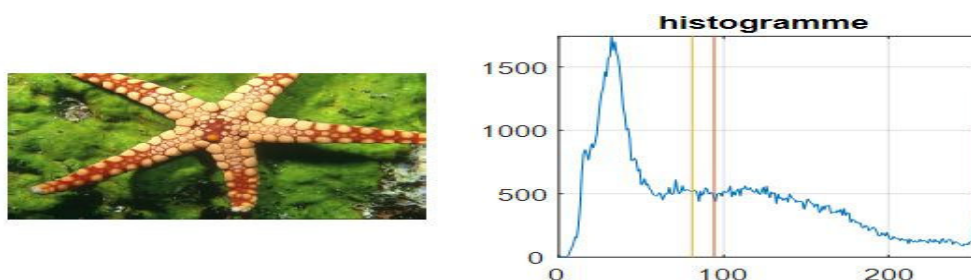


Figure 1.11: Exemple d'une image d'histogramme simple.

1.3.3.9. Le filtrage

Afin d'améliorer la qualité visuelle de l'image, on doit éliminer les effets des bruits (parasites) en lui faisant subir un traitement appelé filtrage. Le filtrage consiste à modifier la distribution de fréquence des composants du signal selon des spécifications données. Le système utilisé est appelé filtre numérique. On peut scinder les filtres en deux grandes catégories :

- A. *Les filtres linéaires* qui transforment un ensemble de données d'entrée en un ensemble de données de sortie par une convolution bidimensionnelle qui est une opération mathématique. Ils permettent de supprimer le bruit dans l'image. Chaque filtre a une taille de $N \times N$ où N est impair [6]. On trouve:
- Filtre passe-bas (lissage)
 - Filtre Passe-haut (Accentuation)
 - Filtre passe-bande (Différentiation)
- B. *Les filtres non linéaires* qui sont conçus pour résoudre le problème des filtres linéaires. Le principe est le même que celui des filtres linéaires. Il s'agit toujours de remplacer la valeur de chaque pixel par la valeur de la fonction calculée dans son voisinage. La principale différence est que la fonction n'est plus une fonction linéaire, mais n'importe quelle fonction (elle peut inclure des opérateurs de comparaison ou de classification) [8]. Les filtres non linéaires les plus connus sont:
- Filtres médian, maximum et minimum.
 - Filtres morphologiques: dilatation, érosion, ouverture et fermeture.

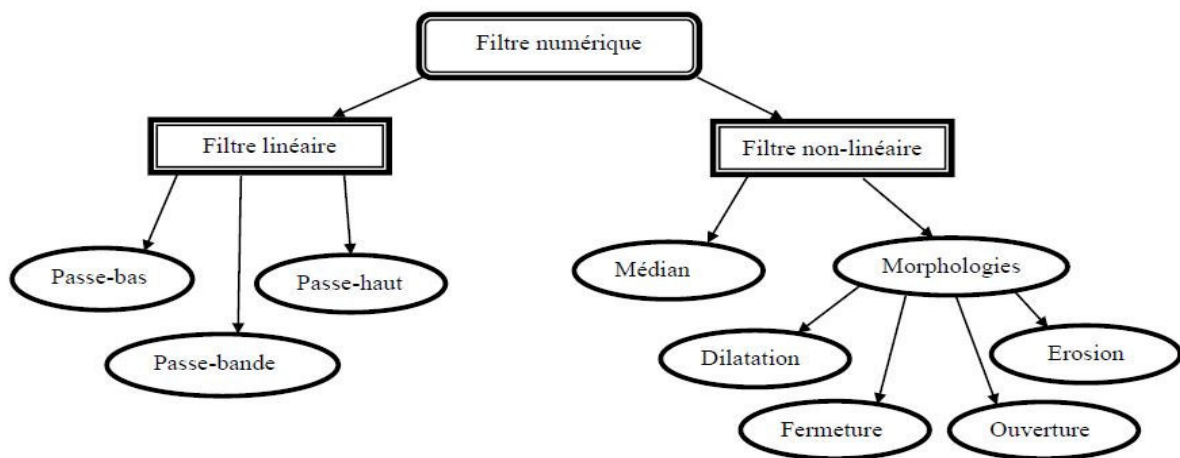


Figure 1.12: Les différentes techniques de filtrage.

1.4. Les méthodes de détection d'objets saillants

La détection d'objets comprend deux tâches de base, la prédiction de la fixation visuelle et la détection de la région saillante. Les méthodes existantes de détection d'objets saillants peuvent être grossièrement classées en modes non-supervisées et supervisées.

1.4.1. Les Méthodes non-supervisées

Les méthodes de saillance non-supervisées sont basées sur un modèle de calcul ascendant et principalement pilotées par plusieurs stimulus de bas niveau (c'est-à-dire couleur, intensité, texture et contraste) pour prédire la saillance. En règle générale, l'un des principes les plus couramment utilisés est celui du contraste préalable, qui calcule la différence de l'entourage central local et/ou global telle que mesurée la saillance d'une région. Cependant, ces méthodes sont sensibles aux régions de bruit en raison de la nature des modèles de saillance basées sur les données [11].

1.4.1.1. Méthodes basées sur le pixel entouré

Comme les premiers efforts, Itti *et al* [12]. Ont utilisé le pixel-entouré avec différents signaux de stimulation de bas niveau et ont proposé de dériver la saillance de la combinaison linéaire de multiples cartes de caractéristiques prédites. Bien que la saillance ait pu être détectée au-dessus du niveau des pixels, une quantité de fausses informations claires ont été incluses dans les résultats.

1.4.1.2. Méthodes basées sur le contraste

Récemment, les chercheurs ont affiné la saillance en tenant compte de différents indices basés sur le contraste (c'est-à-dire des informations de contrastes locales [15], régionales [16] et mondiales [14]). Bruce *et al.* [15] Ont adopté la théorie de la représentation clairsemée et de la mesure de l'auto-information sur les patchs d'images locales pour détecter la saillance. Dans [16], une approche multicouche a été proposée pour intégrer des caractéristiques régionales à différentes échelles. Dans [14], Cheng *et al.* Ont proposé une méthode de contraste global basée sur un histogramme en considérant à la fois les similitudes d'apparence et les poids spatiaux entre les pixels de l'image.

Alors que les méthodes basées sur le contraste mentionnées ci-dessus étaient simples et efficaces, les limites des objets saillants n'étaient pas toujours complètement détectées et ces méthodes étaient sensibles au contenu de fréquence.

1.4.1.3. Méthodes basées sur l'élimination de l'arrière plan

Dernièrement, plusieurs initiatives de niveau moyen et élevé ont été adoptées dans la détection de saillance. Dans [17], Wei *et al.* ont construit un modèle de détection de saillance avec les mêmes informations d'arrière-plan, de limite et de connectivité qui ont été introduits intuitivement pour supprimer les détails inutiles de l'image. Des études similaires ont été également utilisées dans la détection de saillance RGB-D en raison de la vulgarisation des données de profondeur. Peng *et al.* [18] ont combiné les priors de profondeur et d'apparence avec un modèle RGB-D à plusieurs étages pour détecter la saillance. Dans [20], Ju *et al.* ont généré les cartes de saillance du contexte global en intégrant les priors d'arrière-plan, de profondeur et d'orientation. De plus, Fang *et al.* [19] ont adopté un modèle gaussien pour prédire la saillance des images stéréoscopiques en fusionnant trois priors de bas niveau et un repère de profondeur.

1.4.1.4. Méthodes diverses

Certains algorithmes de détection d'objets saillants sont développés au-delà du cadre de centre entouré, de contraste ou d'élimination d'arrière plan. La détection d'objets saillants sous-modulaires [28] qui relie la détection d'objets saillants au problème de localisation des installations sous-modulaires. Le cadre bayésien [29], l'équation aux dérivées partielles [30], l'analyse spectrale [31] et les opérateurs morphologiques sur les graphes pondérés [32] sont introduits.

1.4.2. Les Méthodes supervisées

Les diverses approches supervisées ont été conçues pour mieux distinguer les objets saillants de divers milieux, où la détection de saillance est généralement formulée comme un problème de classification binaire ou un problème de régression. En apprenant à partir d'image étiquetée, ces approches permettent d'obtenir de bonnes performances. Il existe deux types de méthodes supervisées: la fusion tardive et la fusion précoce [33].

1.4.2.1. Méthodes basées sur la fusion tardive

Ces méthodes apprennent à combiner des cartes de saillance, qui sont calculées de manière non supervisée ou obtenues à partir d'autres algorithmes, pour produire la carte de saillance finale. Liu *et al.* [34] adoptent des champs aléatoires conditionnels pour combiner de manière optimale les cartes de saillance ainsi que la régularité spatiale. De même, Mai *et al.* [21] ont agrégé différents poids de saillance simple dans un cadre de champ aléatoire

conditionnel avec la saillance de la vérité de terrain comme étiquettes d'apprentissage. Un modèle basé sur la diffusion a été proposée par Lu *et al.* [22], qui ont appris les poids de mappage entre les images brutes et les scores de saillance par un cadre à grande marge.

Alors que ces méthodes ont cartographié l'image d'entrée et la saillance correspondante de manière linéaire, les caractéristiques des régions saillantes pourraient être ignorées en raison de l'essence non linéaire élevée du mécanisme de saillance.

1.4.2.2. Méthodes basées sur la fusion précoce

Ces méthodes apprennent directement la carte de saillance à partir des caractéristiques brutes. Dans [23], Mehrani *et al.* ont effectué un classificateur itératif en utilisant les arbres de décision boostés dans une perspective d'optimisation de coupe de graphe binaire. Zhang *et al.* [24] ont détecté localement des objets saillants potentiels en intégrant des informations de haut en bas pour construire un modèle de détection de saillance basée sur bayésien. Jiang *et al.* [13] ont exploité la forêt aléatoire pour intégrer différents descripteurs de caractéristiques de saillance régionale à plusieurs niveaux et une méthode basée sur l'apprentissage a été utilisée pour estimer les objets saillants.

Les travaux de suivi, étendent l'intégration de fonctionnalités supervisées à l'aide de l'apprentissage profond (*deep learning*), qui apprend conjointement la représentation des fonctionnalités et l'intégration des fonctionnalités pour le calcul de saillance. Certains modèles de réseaux de neurones profonds récemment proposés (c.-à-d. CNN) [25, 26, 27] ont présenté des performances de pointe sur le problème de détection de saillance.

En raison de leur architecture hiérarchique, les réseaux de neurones profonds peuvent apprendre des fonctionnalités de haut niveau riche en informations sémantiques. Par conséquent, ces méthodes sont capables de détecter des objets sémantiquement saillants dans des arrière-plans complexes. Cependant, la formation hors-ligne d'un CNN a besoin de beaucoup des données de formation. En conséquence, l'utilisation des CNN pour la détection de saillance, bien qu'efficace, est relativement moins économique que les approches non supervisées.

1.4.3. Comparaison des méthodes supervisées vs non-supervisées

D'une part, les méthodes de détection de saillance non-supervisées sont capables d'identifier les objets saillants, les performances dépendent uniquement de caractéristiques conçues manuellement et les régions saillantes ne sont pas toujours détectées complètement.

En conséquence, les méthodes non-supervisées sont généralement plus économiques que les méthodes supervisées, car aucune donnée de formation n'est nécessaire. Mais ils nécessitent généralement une hypothèse préalable sur les objets saillants et leurs performances dépendent fortement de la fiabilité de l'antérieur utilisé (Figure 1.13).

En revanche, les méthodes supervisées sont généralement plus efficaces. Par rapport aux méthodes non-supervisées basées sur des règles heuristiques, les méthodes supervisées peuvent apprendre des propriétés plus représentatives des objets saillants à partir de nombreuses images d'apprentissage.

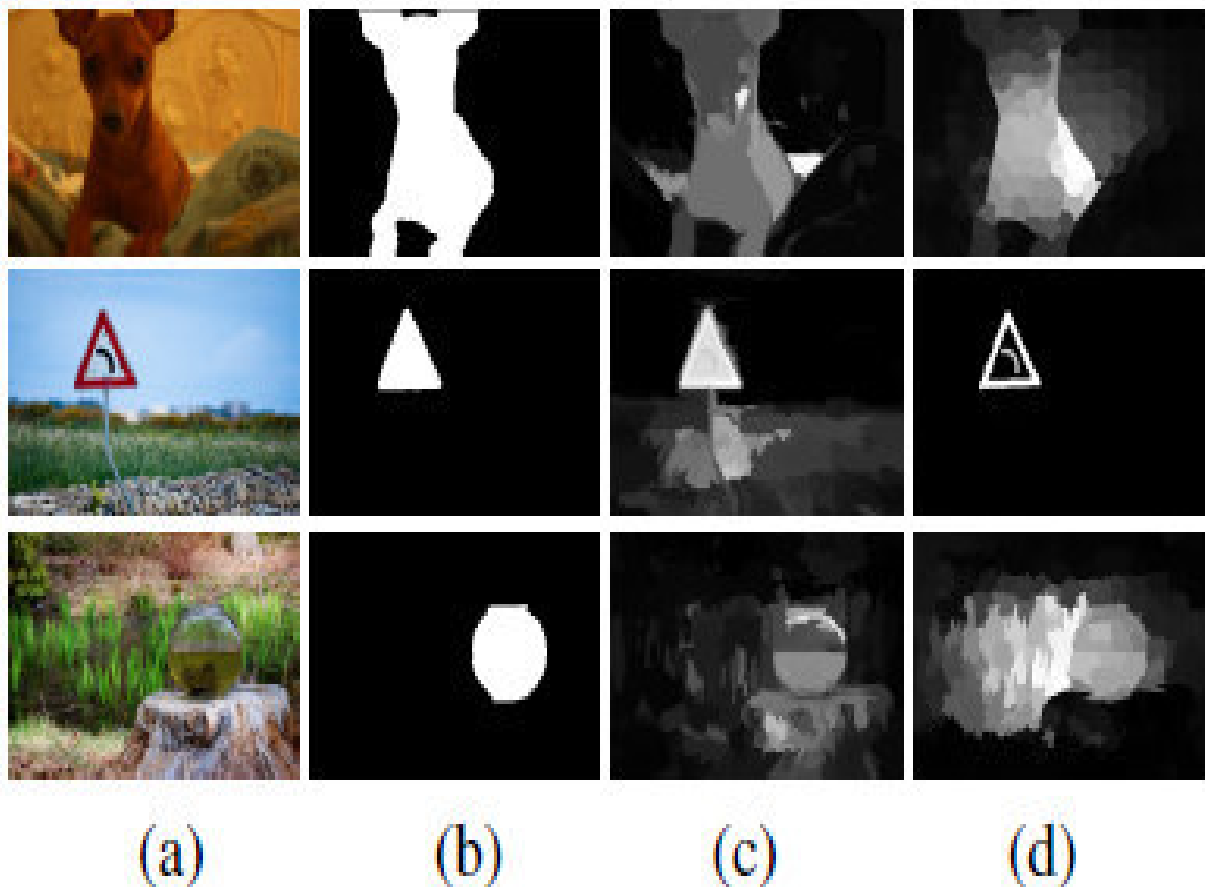


Figure 1.13: Exemple de résultat de détection d'objets saillant. (a) image originale, (b) vérité de terrain, (c) méthode supervisée, (d) méthode non-supervisée [35].

1.5. Conclusion

Dans ce chapitre, on a mis en évidence les notions de base du domaine de traitement d'image qui jouent un rôle central pour la détection d'objets saillants où on a défini de la saillance visuelle et ses domaines d'applications. On a présenté également un état d'art sur les différentes méthodes de détection de la saillance qui sont grossièrement classées en modes non-supervisées et supervisées, chaque mode présente des avantages et des inconvénients. Au chapitre suivant, on va étudier une méthode basée sur le filtrage p -Laplacien pour l'identification des objets saillants.

A decorative scroll graphic with a white background and a black outline. The scroll is partially unrolled, with the top and bottom edges curving upwards. The text is centered within the scroll.

Chapitre 2

Filtrage p -Laplacien pour la détection d'objet saillant

2.1. Introduction

La détection d'objet saillant se base sur la détection des contours et les points d'intérêt due à leurs riches indices pour toute interprétation ultérieure d'images. Ces derniers proviennent de la discontinuité de la fonction de réflexion, de la discontinuité de la profondeur et se caractérise par la discontinuité de la fonction d'intensité dans l'image. Ainsi, le principe de détection repose sur l'étude de la dérivée de la fonction d'intensité dans l'image : l'extremum local du gradient de la fonction d'intensité et le passage par zéro de l'opérateur Laplacien.

Ce présent chapitre se focalise sur la description d'un algorithme basé sur le filtrage p -Laplacien pour la détection d'objet saillant à partir des images fixes. On commence par montrer le motif de l'utilisation de ce modèle, suivi par des rappels mathématiques sur le p -Laplacien. Puis on présente le modèle proposé qui consiste à la minimisation de l'équation d'énergie et la régularisation par filtrage p -Laplacien et on termine par la description de l'algorithme numérique.

2.2. Motivation

Au cours des dernières décennies, de nombreux chercheurs ont consacré leurs travaux au développement de nombreux algorithmes pour résoudre des sujets importants en analyse d'images et en vision par ordinateur, notamment la diffusion anisotrope pour le débruitage d'images [36], l'évolution p -Laplacienne pour l'analyse d'images [38], l'évolution p -Laplacienne non locale pour l'interpolation d'images [43], le modèle de contour actif pour la segmentation d'images [41] et l'équation complexe de Ginzburg-Landau pour la détection d'objets en co-dimension [39].

Dans notre travail, le modèle de détection d'objets saillants proposé, est un modèle d'évolution non-local inspiré de p -Laplacien non-local [43] et le modèle complexe de Ginzburg-Landau [39]. On propose d'abord une fonction d'énergie décrite par une régularisation basée sur la diffusion, la transition de phase et le terme de réaction pour la fidélité. Puis, on introduit le p -Laplacien non-local pour pénaliser les valeurs intermédiaires d'intensité d'image et la transition de phase qui fait disparaître l'arrière-plan tout en préservant les caractéristiques visuellement proéminentes. Ce modèle offre les caractéristiques techniques suivantes:

- Le modèle peut être facilement formulées dans un cadre de minimisation d'énergie et permettre l'inclusion de contraintes pour assurer la régularité de l'image tout en préservant les caractéristiques importantes.
- L'utilisation de la régularisation p -Laplacienne non-locale permet de restreindre les caractéristiques de l'image résultante, c.-à-d. La direction des courbes de bord indiquée par le p -Laplacien non-local est plus précise que la direction indiquée par le p -Laplacien classique.
- L'évolution temporelle de l'équation d'Euler-Lagrange permet un contrôle flexible et intuitif de la procédure de détection.

2.3. Rappels mathématiques

Dans cette section, nous présentons quelques notions mathématiques pour définir notre modèle, il s'agit du p -Laplacien, l'équation d'énergie et l'équation d'évolution non-locale.

2.3.1. Le p -Laplacien

L'équation de Laplace $\Delta u = 0$ qui s'écrit classiquement comme suit:

$$\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} = 0 \quad (2.1)$$

Et l'équation d'Euler-Lagrange de l'intégrale de Dirichlet est définie par:

$$D_2(u) = \int_{\Omega} |\nabla u|^2 dx dy = \int_{\Omega} \left(\frac{\partial u}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y} \right)^2 dx dy \quad (2.2)$$

Si on considère une puissance p telle que:

$$D_p(u) = \int_{\Omega} |\nabla u|^p dx dy = \iint_{\Omega} \left(\left(\frac{\partial u}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y} \right)^2 \right)^{\frac{p}{2}} dx dy \quad (2.3)$$

L'équation d'Euler-Lagrange correspondante devient:

$$\operatorname{div}(|\nabla u|^{p-2} \nabla u) = 0 \quad (2.4)$$

L'opérateur associé l'équation du p -Laplacien sera défini par:

$$u_t = \operatorname{div}\left(|\nabla u|^{p-2} \nabla u\right) \quad (2.5)$$

Deux cas limites se présentent [42] pour:

- $p = 2$: On retrouve le Laplacien qui rend compte d'une diffusion isotrope et qui ne prend pas en compte la structure de l'image et qui engendre la disparition des contours et qui par conséquent rend l'image de plus en plus floue.
- $p = 1$: On retrouve un terme qui rend compte d'une diffusion anisotrope et qui dépend de l'amplitude totale des oscillations d'une image. Cette diffusion à l'avantage de ne pas pénaliser les discontinuités qui caractérisent les contours dans l'image et de supprimer les oscillations, avec l'inconvénient de créer l'effet d'escalier connus sous le nom "*staircase-effect*".

2.3.2. Equation d'énergie

L'équation d'énergie basée sur le modèle de Ginzburg-Landau [39] a été développée à l'origine pour décrire les transitions de phase dans les supraconducteurs proches de leur température critique, elle s'est avérée utile dans de nombreux domaines de la physique ou de la chimie. De plus, cette équation a été utilisée dans le domaine de traitement d'image [40]. Elle s'appuie sur l'énergie simplifiée par:

$$E_\varepsilon = \frac{1}{2} \int_\Omega \left(|\nabla u|^2 + \frac{1}{2\varepsilon^2} (1 - |u|^2)^2 \right) dx \quad (2.6)$$

Dont le flux associé régit par l'équation d'évolution suivante:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \Delta u + \frac{1}{\varepsilon^2} (1 - |u|^2)u \quad (2.7)$$

- ε est une petite constante non nulle.
- u est une valeur complexe indiquant l'état local du matériau, si:
 - $|u| \approx 1$, le matériau est en phase supraconductrice.
 - $|u| \approx 0$, il est dans sa phase normale.

Une théorie mathématique rigoureuse sur la fonction de Ginzburg-Landau montre qu'il existe une transition de phase entre les deux états ci-dessus [39].

La minimisation de la fonction (2.6) développe des zones homogènes qui sont séparées par des régions de transition de phase. Dans le traitement d'image, les zones homogènes correspondent à des domaines d'intensités de valeurs constantes de niveau de gris de l'image et des transitions de phase vers des caractéristiques.

2.3.3. Équations d'évolution non-locales

L'équation d'évolution non-locale correspondant à l'équation de Laplacien est présentée comme suit:

$$u_t(x,t) = J * u - u(x,t) = \int_{\mathbb{R}^N} J(x-y)(u(y,t) - u(x,t)) dy \quad (2.8)$$

Le noyau J est une fonction radiale continue non négative et bornée avec $\text{supp}(J) \subset B(0, d)$ (ensemble de support compact).

L'équation (2.8) est appelée une équation de diffusion non-locale car la diffusion de la densité en un point x et au temps t dépend non seulement de $u(x, t)$ mais aussi de toutes les valeurs de u dans un voisinage de x par le terme de convolution $J * u$.

Cette équation partage de nombreuses propriétés avec l'équation de chaleur classique $u_t = \Delta u$. Cette évolution non locale peut être considérée comme une diffusion isotrope non locale. Pour l'équation p -Laplacienne (2.5), une contrepartie non locale a été étudiée mathématiquement dans la littérature, donnée par:

$$u_t(x,t) = \int_{\Omega} J(x-y) |u(y,t) - u(x,t)|^{p-2} (u(y,t) - u(x,t)) dy \quad (2.9)$$

Il a été prouvé que la solution de (2.9) converge vers la solution p -Laplacienne classique si $p > 1$ et au flux de variation totale lorsque $p = 1$ avec des conditions aux limites de Neumann lorsque le noyau de convolution J est redimensionné d'une manière appropriée [44]. La fonction d'énergie correspondante à (2.9) est:

$$E_p(u) = \frac{1}{p} \iint_{\Omega} J(x-y) |u(y,t) - u(x,t)|^p dy dx \quad (2.10)$$

2.4. Régularisation par filtrage p -Laplacien

Dans cette section, nous présentons un modèle variationnel de régularisation par filtrage p -Laplacien non-local dont les minima locaux permettent d'extraire les objets saillants du fond de l'image (Figure 2.1).

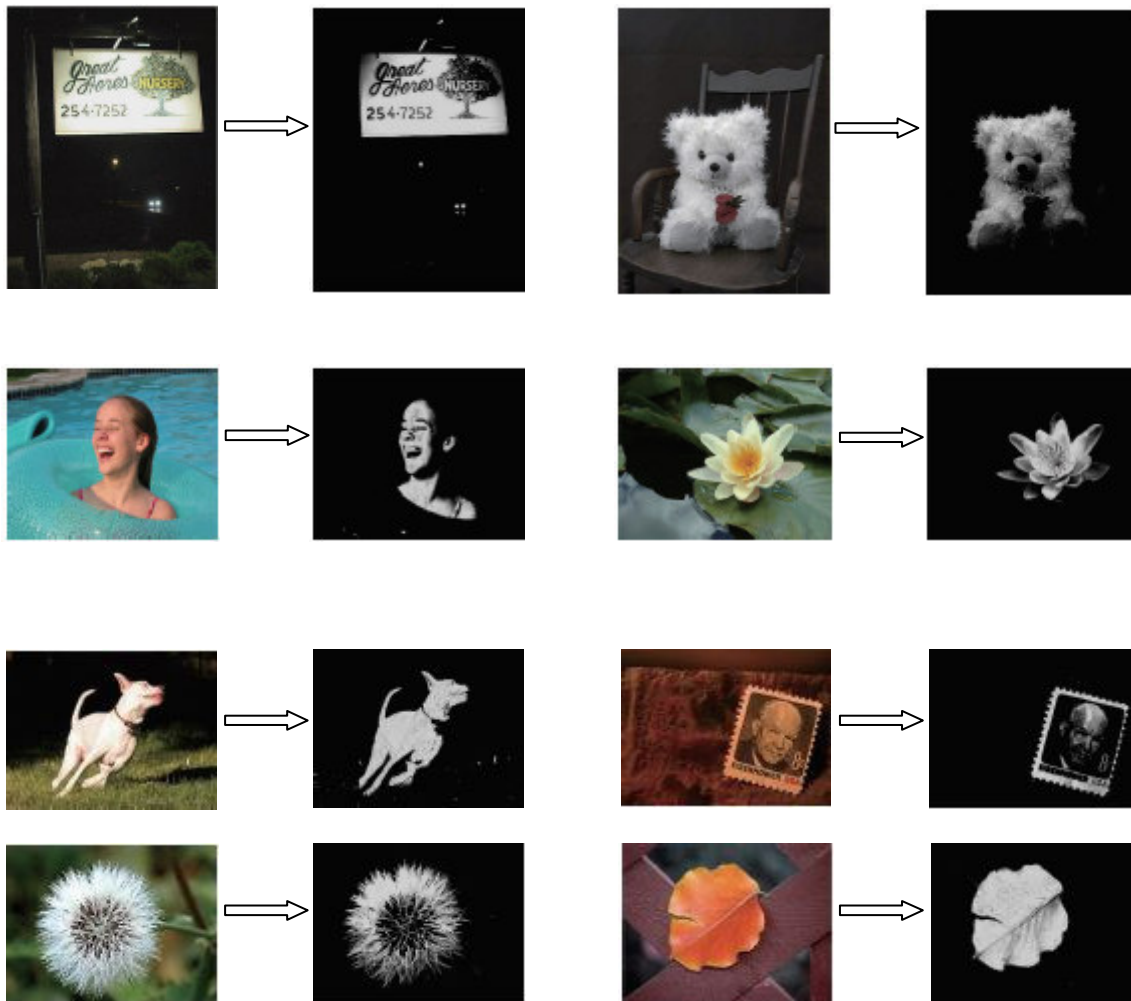


Figure 2.1: Exemple de détection d'objets saillants.

2.4.1. Description de modèle

Le modèle proposé a été appliqué pour détecter la saillance dans des scènes d'images variées. Soit $I : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ une image donnée dans le domaine $\Omega \subset \mathbb{R}^2$

A partir de l'image I , on construit une image initiale à valeur complexe $u_0 = v_0 + i \omega_0$.

Avec:

$$v_0 = (-1)^K ((2I(x)/255) - 1) \quad (2.11)$$

$$w_0 = \sqrt{1 - v_0^2} \quad (2.12)$$

Où x est l'intensité de l'image dans l'intervalle $[-1,1]$.

$I(x)$ est identifié à la partie réelle v_0 de l'image complexe $u_0 = v_0 + i w_0$, de sorte que $|u_0| = 1$ pour tout $x \in \Omega$

On pose:

- $k = 1$, Si la saillance est plus claire que l'arrière-plan dans l'image.
- $k = 0$, Si la saillance est plus sombre que l'arrière-plan dans l'image.

Afin d'extraire des objets saillants d'une image fixe, nous proposons la fonction d'énergie suivante:

$$E(u) = E_p(u) + \Psi(u) + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |u - u_0|^2 dx \quad (2.13)$$

Avec:

$$\Psi(u) = \frac{1}{2\varepsilon^2} \int_{\Omega} (1 - |u|)^2 dx \quad (2.14)$$

Dont:

- $P > 2$
- $\lambda > 0$
- ε est une petite constante.
- u est une fonction à valeur complexe.
- $E_p(u)$ est définie par la fonction d'énergie (2.10).

Notons que la fonction $\psi(u)$ est légèrement différente du deuxième terme de modèle de Ginzburg-Landau dans (2.6).

L'utilisation de la fonction d'énergie (2.13) proposée est expliquée comme suit:

- (I) La fonction $E_p(u)$ a pour but de pénaliser l'inhomogénéité spatiale de $u(x)$. Ainsi, le p -Laplacien non-local agit comme un régularisateur pour restreindre les caractéristiques des images résultantes.
- (II) Le potentiel $\psi(u)$ dans (2.13) a clairement un minimum à $|u|=1$. Ainsi, la minimisation de la fonction (2.13) développe des zones homogènes séparées par des régions de transition de phase, ce qui rend $|u| \approx 1$ presque partout après une diffusion suffisante, à l'exception des régions dont les caractéristiques sont visuellement saillantes.
- (III) Le troisième terme est un terme de fidélité qui contraint $u(x)$ à être une approximation proche de la fonction originale u_0 .

2.4.2. Analyse comportementale de modèle

Dans le calcul des variations, une méthode standard pour minimiser la fonction $E(u)$ est de trouver une solution à l'état stable de l'équation de flux à descente de gradient:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\frac{\partial E(u)}{\partial u} \quad (2.15)$$

Où $\partial E(u)/\partial u$ est la dérivée de la fonction $E(u)$.

L'équation (2.15) est une équation d'évolution d'une fonction dépendante du temps avec une variable spatiale (x, y) dans le domaine Ω et une variable temporelle artificielle $t \geq 0$ et l'évolution commence avec une fonction initiale donnée $u(x, 0) = u_0(x)$. Ainsi, une formulation dynamique qui découle naturellement de la définition de la fonction d'énergie (2.13) donnée par:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = P'_p(u) + \frac{1}{\varepsilon^2} |u|^{-1} (1 - |u|) u + \lambda(u - u_0) \quad (2.16)$$

Avec la condition initiale $u(x, 0) = u_0(x)$ et la condition limite de Neumann est $\partial u / \partial n^{\vec{}} = 0$ sur $\partial \Omega$ (où $n^{\vec{}}$ est l'unité extérieure normale à $\partial \Omega$), où

$$P_p^J(u) = \int_{\Omega} J(x-y) |u(y) - u(x)|^{p-2} (u(y) - u(x)) dx \quad (2.17)$$

Le noyau $J: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ dans (2.17) est une fonction radiale non négative, bornée et radiale continue, avec $\text{supp}(J) \subset B(0, d)$ et satisfaisant aux les propriétés suivantes:

$$\begin{cases} (1) & J(-z) = J(z) \\ (2) & J(z_1) \geq J(z_2), \text{ si } |z_1| < |z_2|, \text{ et } \lim_{|z| \rightarrow \infty} J(z) = 0 \\ (3) & \int_{\Omega} J(z) = 1 \end{cases} \quad (2.18)$$

L'équation (2.16) est une équation de diffusion non-locale de type p -Laplacien avec des termes de réaction non linéaires. En outre, le p -Laplacien non local $P_p^J(u)$ dans (2.16) agit comme un régularisateur pour restreindre les caractéristiques des images de sortie. Son dynamisme s'explique comme suit:

- (I) Le régularisateur $P_p^J(u)$ partage de nombreuses propriétés de la régularisation p -laplacienne classique. Équilibre entre la pénalisation des irrégularités (souvent dues au bruit) et la réservation des caractéristiques intrinsèques de l'image par les régularisateurs avec différentes valeurs de p .
- (II) Le régularisateur $P_p^J(u)$ améliore la régularisation p -Laplacienne classique basée sur le gradient local car la diffusion non locale en un point x et au temps t dépend de toutes les valeurs de u dans un plus grand voisinage de x . Le processus d'évolution au temps artificiel t donné par (2.16) est considéré comme un processus de dissipation d'énergie anisotrope. La direction de la diffusion anisotrope est indiquée par $|u(y, t) - u(x, t)|^{p-2}$ dans un plus grand voisinage. Elle s'approche de la direction de la courbe du bord de façon plus précise que la direction indiquée par le gradient.

Le comportement dynamique de la formule (2.16) montre que l'énergie dans (2.13) diminue de façon monotone dans le temps. Nous pouvons supposer que les régions moins actives dans l'évolution temporelle possèdent de riches informations et sont les plus susceptibles d'attirer l'attention de l'être humain (Figure 2.2). Cependant, les informations non pertinentes seront progressivement supprimées et les caractéristiques visuelles peuvent être

préservées jusqu'à la fin. Cela permet de contrôler le flux d'informations entre les images originales et les cartes de saillance (vérité de terrain).

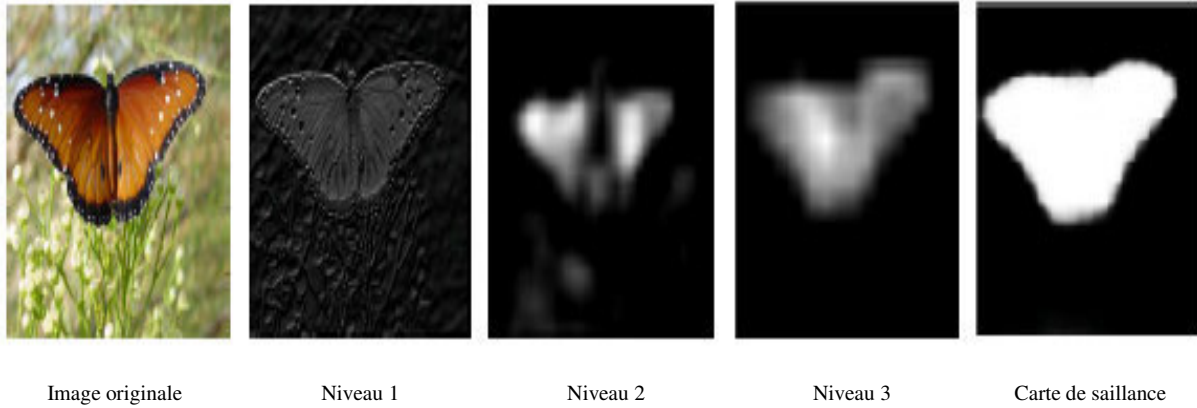


Figure 2.2: Illustration des étapes de détection de saillance.

2.5. Algorithme numérique

Dans cette section, nous présentons brièvement l'algorithme numérique et la procédure de résolution de l'équation d'évolution (2.16).

Soit $u = (v, \omega)$ une fonction à valeur complexe. Les équations d'Euler-Lagrange suivantes avec (2.16):

$$\begin{aligned} \frac{\partial v}{\partial t} &= \int_{\Omega} J(x-y) \left((v(y)-v(x))^2 + (w(y)-w(x))^2 \right)^{(p-2)/2} \times (v(y)-v(x)) dy \\ &+ \frac{1}{\varepsilon^2} (v^2 + w^2)^{-1/2} \left(1 - (v^2 + w^2)^{1/2} \right) v + \lambda(v - v_0) \end{aligned} \quad (2.19)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial w}{\partial t} &= \int_{\Omega} J(x-y) \left((v(y)-v(x))^2 + (w(y)-w(x))^2 \right)^{(p-2)/2} \times (w(y)-w(x)) dy \\ &+ \frac{1}{\varepsilon^2} (v^2 + w^2)^{-1/2} \left(1 - (v^2 + w^2)^{1/2} \right) w + \lambda(w - w_0) \end{aligned} \quad (2.20)$$

Avec la condition initiale $v(x,0) = v_0(x)$ et $w(x,0) = w_0(x)$. L'équation (2.16) peut être mise en œuvre par un simple schéma explicite de différences finies (Figure 2.3).

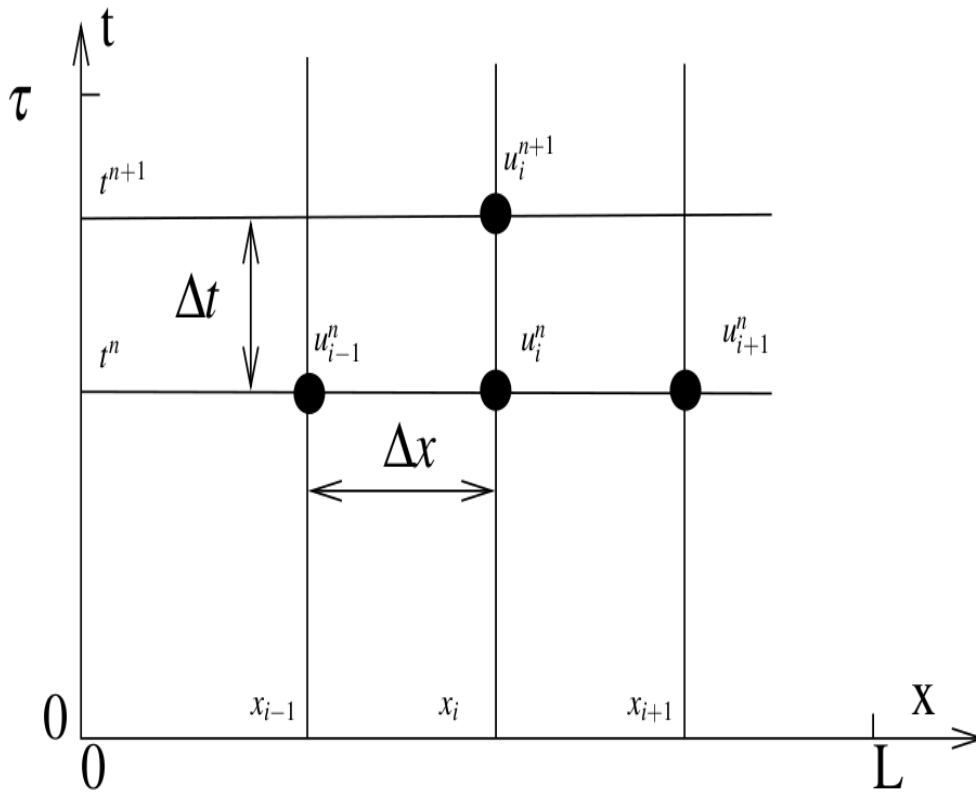


Figure 2.3: Schéma explicite de différences finies.

Soit h et Δt les pas d'espace et de temps respectivement, et $(i, j) = (ih, jh)$ les points de grille. Soit $u_{i,j}^n = u(i, j, n\Delta t)$ avec $n > 0$. Puis nous discrétisons la variable temporelle en utilisant la méthode d'Euler explicite pour (2.16) et nous obtenant:

$$\begin{aligned} \frac{u_{i,j}^{n+1} - u_{i,j}^n}{\Delta t} &= \sum_{(k,l) \in \Omega} \left[J((k,l) - (i,j)) |u_{k,l}^n - u_{i,j}^n|^{p-2} (u_{k,l}^n - u_{i,j}^n) \right] \\ &+ \frac{1}{\varepsilon^2} u_{i,j}^n |u_{i,j}^n|^{-1} (1 - |u_{i,j}^n|) - \lambda (u_{i,j}^n - (u_0)_{i,j}) \end{aligned} \quad (2.21)$$

Les formules d'itération sont données par:

$$\begin{aligned} \frac{v_{i,j}^{n+1} + v_{i,j}^n}{\Delta t} &= \sum_{(k,l) \in \Omega} \left[J((k,l) - (i,j)) \left((v_{k,l}^n - v_{i,j}^n)^2 + (w_{k,l}^n - w_{i,j}^n)^2 \right)^{(p-2)/2} (v_{k,l}^n - v_{i,j}^n) \right] \\ &+ \frac{1}{\varepsilon^2} v_{i,j}^n \left((v_{i,j}^n)^2 + (w_{i,j}^n)^2 \right)^{-1/2} \left(1 - \left((v_{i,j}^n)^2 + (w_{i,j}^n)^2 \right)^{1/2} \right) - \lambda (v_{i,j}^n - (v_0)_{i,j}) \\ v(i,j,n+1) &= v(i,j) * dt + v(i,j,n) \end{aligned} \quad (2.22)$$

$$\begin{aligned} \frac{w_{i,j}^{n+1} - w_{i,j}^n}{\Delta t} &= \sum_{(K,l)} \left[J((K,l) - (i,j)) \left((v_{k,l}^{n+1} - v_{i,j}^{n+1})^2 + (w_{k,l}^n - w_{i,j}^n)^2 \right)^{(p-2)/2} (w_{k,l}^n - w_{i,j}^n) \right] \\ &+ \frac{1}{\varepsilon^2} w_{i,j}^n \left((v_{i,j}^{n+1})^2 + (w_{i,j}^n)^2 \right)^{-1/2} \left(1 - \left((v_{i,j}^{n+1})^2 + (w_{i,j}^n)^2 \right)^{1/2} \right) - \lambda (w_{i,j}^n - (w_0)_{i,j}) \\ w(i,j,n+1) &= w(i,j) * dt + w(i,j,n) \end{aligned} \quad (2.23)$$

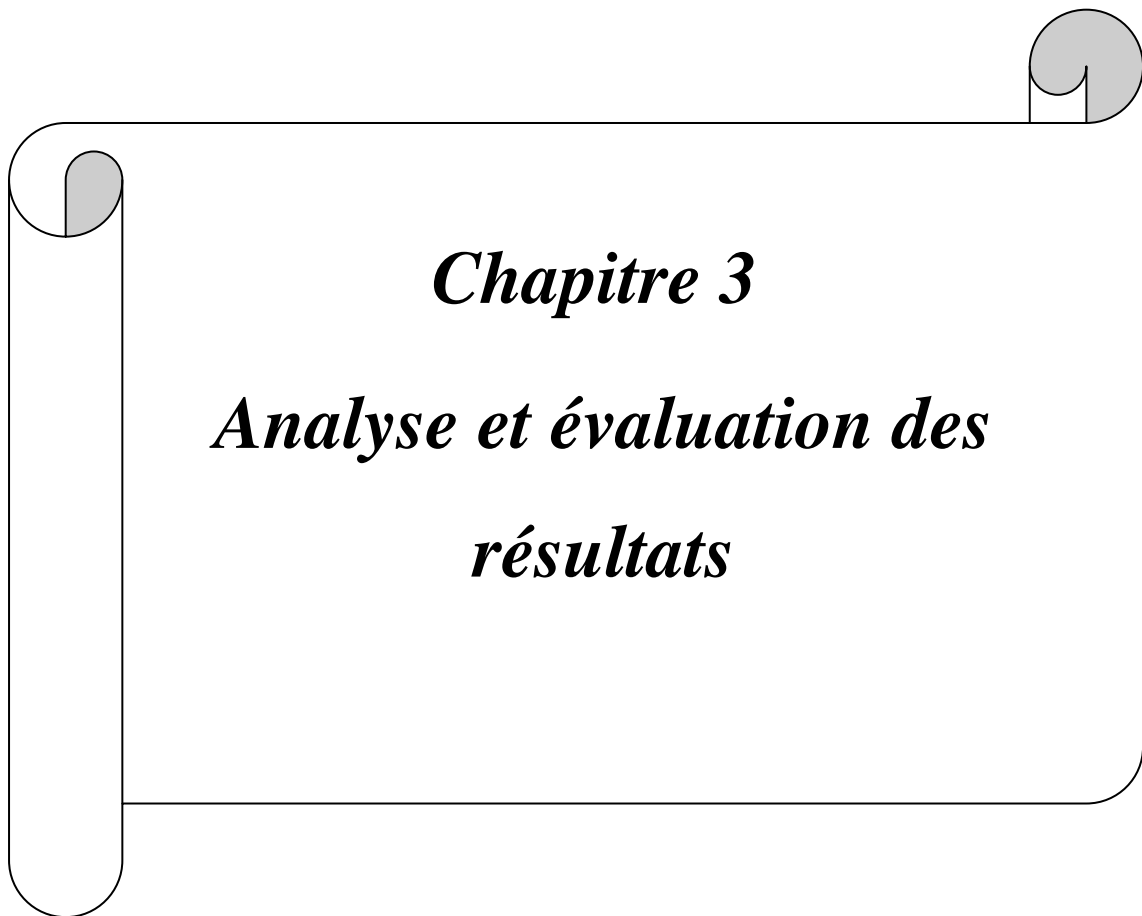
La fonction de noyau est choisie comme suit:

$$J(x) = \begin{cases} C \exp\left(\frac{1}{|x|^2 - d^2}\right) & \text{si } |x| < d \\ 0 & \text{si } |x| \geq d. \end{cases} \quad (2.24)$$

- La constante C est choisie de telle sorte que $\int_{\Omega} J(x) = 1$.
- Les cartes de saillance sont affichées par $\tilde{I} = (255 \cdot (v + 1))/2$.

2.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un modèle pour la détection d'objets saillants sur des images fixes, à partir duquel diverses caractéristiques de l'attention visuelle peuvent être détectées en minimisant la fonction d'énergie qui est basée principalement sur les équations Ginzburg-Landau avec les équations d'évolution non locales. Nous avons décrit également l'équation d'Euler-Lagrange associée, qui est une équation de diffusion non locale de type p -Laplacien avec deux termes de réaction et de diffusion non linéaire. Le dynamisme de ce système consiste à contrôler la procédure de détection par l'évolution temporelle de l'équation d'énergie dans le but de faire diminuer éventuellement les détails de l'arrière-plan tandis que les détails de la région d'intérêt sont très bien préservés. L'application de cet algorithme sur les images naturelles sera l'objectif du chapitre suivant.



Chapitre 3
Analyse et évaluation des
résultats

3.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons effectuer une application de l'algorithme basé sur le filtrage p -Laplacien, vu au chapitre précédent, sur une base de données des images naturelle dans le but de détecter les objets saillants, en éliminant l'arrière plan et préservant les caractéristiques visuellement proéminentes. On commence le chapitre par la définition de la base de données utilisé, suivie par la description des étapes d'implémentation du système. Ensuite, on l'analyse des résultats obtenus selon les critères d'évaluations définies. Et on termine par une étude comparative avec quelques méthodes utilisée dans ce domaine.

3.2. Base de données

La base de données SOD est une collection de 300 images naturelles incluant des limites d'objets saillants basée sur l'ensemble de segmentation de Berkeley [45]. Une vérité de terrain (GT: *ground truth*) en base binaire unique pour chaque image est générée en utilisant les limites marquées qui reçoivent la majorité des votes des utilisateurs. Cette base de données est très difficile car de nombreuses images contiennent de multiples objets saillants, soit avec un faible contraste, des arrière-plans complexes ou se chevauchant avec les limites de l'image.

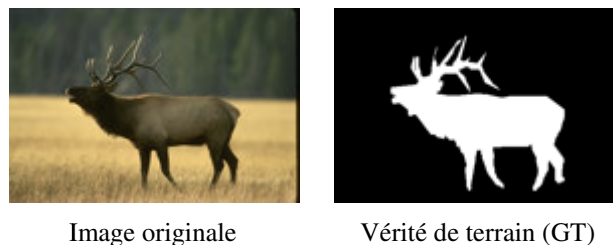


Figure 3.1: Exemple d'une image naturelle et sa vérité de terrain correspondante de la base de données SOD.

3.3. Implémentation de l'algorithme

3.3.1. Description du matériel

Pour réaliser notre travail, nous avons utilisé deux ordinateurs portables avec les caractéristiques représentées sur le tableau 3.1.

Pour la simulation de notre système nous avons utilisé MATLAB (R2013b et R2015b).

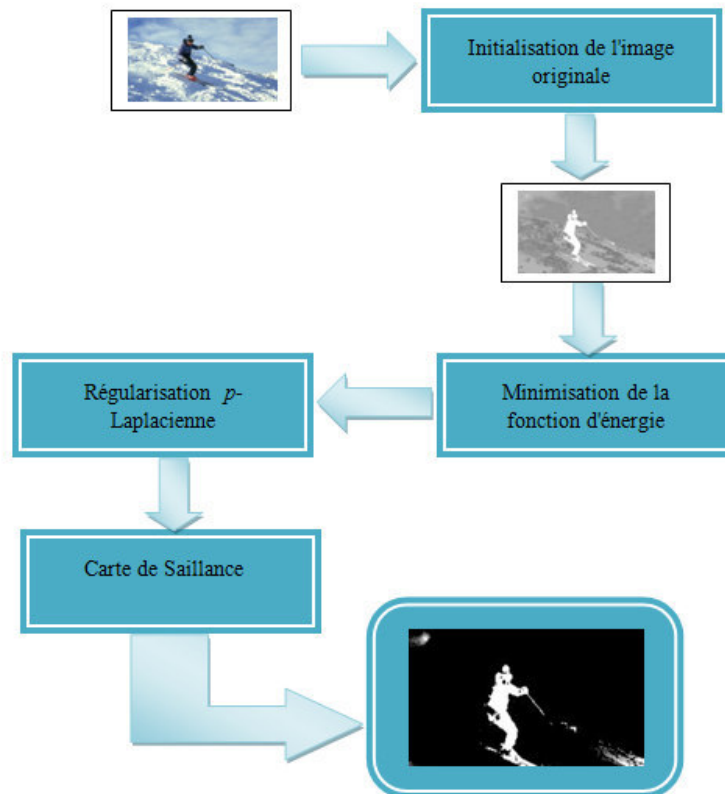
Tableau 3.1: Les caractéristiques de deux ordinateurs portables.

	Acer	Lenovo
Processeur	Intel ® Core(TM) i5-3210M CPU.	Intel® Celeron®CPU N3350
Vitesse d'horloge	2.50 GHz	1.10 GHz
Capacité Mémoire(RAM)	4.00 Go	4.00 Go
Carte graphique	Intel®HD Graphics 4000	Intel ® HD Graphics 500
Capacité disque dur	500 Go	500 Go
Système d'exploitation	Windows 7 professionnel	Windows 10 professionnel

3.3.2. Description d'algorithme

Pour la détection d'objet saillant dans des images naturelles de la base de données SOD, nous avons utilisé le modèle décrit au chapitre précédent qui est basé sur le filtrage p -Laplacien. Ce modèle comme représenté sur la figure 3.2 consiste tout d'abord à mettre l'image originale au niveau de gris et l'initialiser en utilisant les équations (2.11) et (2.12) avec

- $k = 1$, Si la saillance est plus claire que l'arrière-plan dans l'image.
- $k = 0$, Si la saillance est plus sombre que l'arrière-plan dans l'image.

**Figure 3.2: Schéma fonctionnel pour la détection de saillance.**

Les cartes de saillance sont affichées par $\tilde{I} = (255 \cdot (v + 1))/2$, et l'état initial $\tilde{I}(x, 0) = \tilde{I}_0(x)$ correspond à l'image d'intensité $I(x)$. La raison pour laquelle nous utilisons \tilde{I} comme cartes de saillance est que \tilde{I} est la remise à l'échelle de v , qui est une diffusion anisotrope à partir des données initiales v_0 , par les équations d'évolution (2.16). L'équation (2.21) est la solution d'équation d'évolution (2.16) après discrétisation en utilisant le schéma explicite des différences finies. Dans ce cas on choisit les paramètres sous ces conditions: $0 < \varepsilon < 1$, $\lambda < 0,5$ ($\lambda = \Delta t / \Delta x^2$) et $p = 3$. Ces paramètres sont les entrées de l'algorithme itératif basé sur les équations (2.22) et (2.23).

3.3.3. Critères d'évaluation

L'évaluation quantitative d'un algorithme de détection de la saillance est de voir dans quelle mesure la carte de saillance S de l'algorithme se superpose avec la carte de vérité de terrain GT , elle est mesurée par les métriques suivantes:

$$\text{précision} = \frac{\sum S \cap GT}{S} \quad (3.1)$$

$$\text{sensibilité} = \frac{\sum S \cap GT}{GT} \quad (3.2)$$

Pour évaluer la performance globale de détection, on utilise la *F-mesure* qui est la moyenne harmonique de la de la précision et de la sensibilité (*recall*):

$$F_{\text{Mesure}} = \frac{(1 + \beta^2) \text{Précision} \times \text{sensibilité}}{\beta^2 \times \text{Précision} + \text{Sensibilité}} \quad (3.3)$$

Où le coefficient β^2 est fixé à 0,3 comme utilisé dans la littérature.

L'erreur absolue moyenne (MAE) est également utilisée pour mesurer dans quelle mesure l'avant-plan est mis en évidence et l'arrière-plan est supprimé. La MAE est définie comme suit:

$$MAE = \frac{1}{w \cdot h} \sum |S - GT| \quad (3.4)$$

Où w et h sont respectivement la largeur et la hauteur de l'image.

Ces mesures sont généralement basées sur l'erreur par pixel. La *F-mesure* est conçue pour évaluer les cartes de prédiction de la saillance binarisées, tandis que, *précision / sensibilité*, *MAE*, sont destinées à l'évaluation des cartes non binaires. Parmi les mesures au niveau du pixel, la courbe *précision / sensibilité* est classique (figure 3.3). Cependant, la précision et la sensibilité ne peuvent pas évaluer pleinement la qualité des prédictions de saillance, car les prédictions de haute précision sont d'une seule partie des objets saillants, tandis que les prédictions à fort taux de sensibilité n'ont généralement aucun sens si tous les pixels sont prédits comme étant saillants. En général, une réponse à fort taux de *sensibilité* peut se faire au détriment de la précision et vice versa. La *F-mesure* est utilisée pour considérer la précision et la sensibilité simultanément. Cependant, les mesures basées sur le chevauchement (c'est-à-dire *précision/ sensibilité* et *F-mesure*) ne prennent pas en compte les affectations négatives de la saillance, c'est-à-dire les pixels qui ont été correctement affectés. Marqués comme non saillants. Ainsi, ces mesures favorisent les méthodes qui réussissent à attribuer une haute saillance aux pixels saillants, mais ne parviennent pas à détecter les régions non saillantes [46]. *MAE* peut remédier à cela, mais elle est peu performante lorsque les objets saillants sont petits. Compte tenu de la popularité et des caractéristiques des existantes et l'exhaustivité de l'évaluation, la *F-mesure* et la *MAE* sont nos principales recommandations.

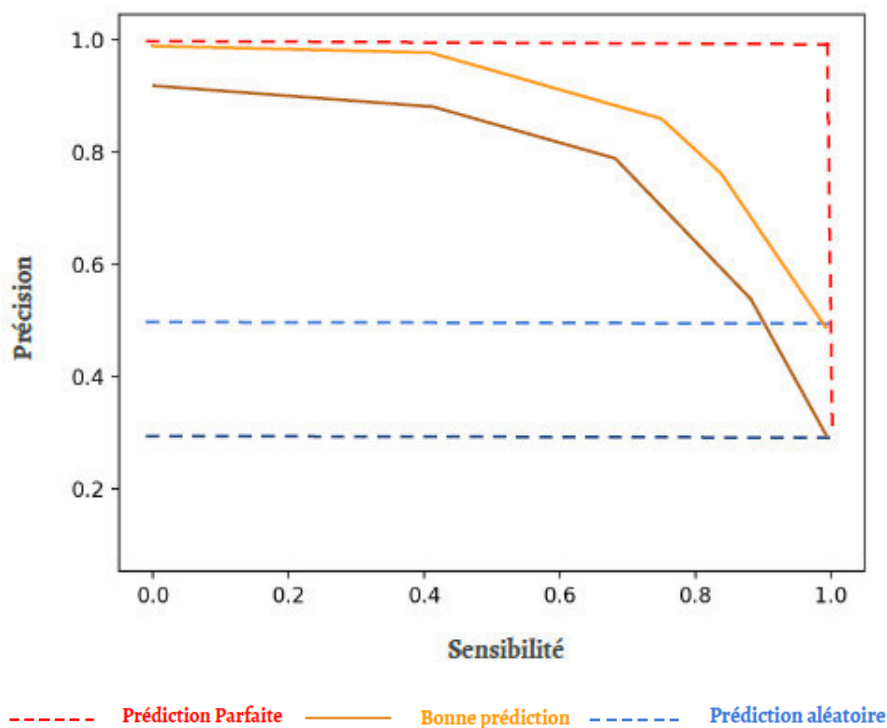


Figure 3.3: Courbe *Précision/Sensibilité*.

3.4. Analyse des résultats

A travers nos nombreuses expériences, en changeant les paramètres d'entrées avec le respect des conditions citées en section 3.3.2, nous avons obtenus les résultats de la figure 3.4.




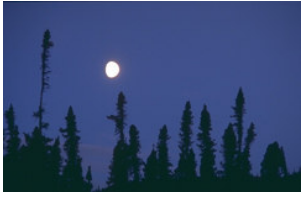
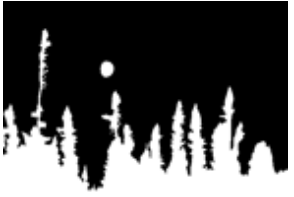













(a)				$K=0$ $p=3$ $\varepsilon=0.4$ $\lambda=0.1$ $\Delta t=0.5$ $N=6$
(b)				$K=0$ $p=3$ $\varepsilon=0.5$ $\lambda=0.1$ $\Delta t=0.3$ $N=5$
(c)				$K=0$ $p=4$ $\varepsilon=0.5$ $\lambda=0.1$ $\Delta t=0.4$ $N=6$
(d)				$K=0$ $p=3$ $\varepsilon=0.45$ $\lambda=0.1$ $\Delta t=0.5$ $N=7$
(e)				$K=0$ $p=3$ $\varepsilon=0.5$ $\lambda=0.1$ $\Delta t=0.5$ $N=6$
(f)				$K=1$ $p=3$ $\varepsilon=0.5$ $\lambda=0.1$ $\Delta t=0.7$ $N=6$
	Image originale	Vérité de terrain (<i>GT</i>)	Carte de saillance (<i>S</i>)	Paramètres

Figure 3.4: Résultats de détection de saillance dans différentes scènes. (a) grand objet, (b) petit objet, (c) texture complexe, (d) objets multiples, (e) scène simple et (f) scène complexe.

On peut tirer les remarques suivantes:

- La qualité de la carte de saillance dépend de la variation du pas de temps et le pas de maillage. Lorsque on diminue le pas du temps et le pas de maillage la qualité de la saillance augmente et le temps de calcul augmente. Dans notre cas on a choisi $\Delta t = 0.5$ et $\Delta x = 16$ pixel, selon la capacité de nos ordinateurs.
- Notre l'algorithme a donnée une bonne détection de multiples et grands objets, scènes simples et texture complexes car la différence de couleur entre le fond et l'objet facilite le processus de séparation en assurant une bonne suppression d'arrière plan et en gardant les caractéristiques de l'objet saillant détecté.
- Dans une scène complexe et les petits objets, il n'y a pas une grande différence entre l'objet saillant et l'arrière-plan, il est difficile à séparer, donc l'objet n'est pas proéminent.

3.5. Etude comparative

Dans cette sous-section, nous comparons les performances de notre modèle avec plusieurs méthodes connues dans la littérature, notamment : vision d'objets saillants (SVO: *Salient vision objectness*) [47], Contexte sensible (CA: *Context-aware*) [48], saillance hiérarchique (HS: *Hierarchical saliency*) [49] et le contraste de région (RC: *Region Contrast*) [50], qui sont des méthodes non-supervisées, alors que l'intégration de caractéristiques régionales discriminantes (DRFI: *Discriminante Regional Features Integration*) [51] est une méthode supervisée d'apprentissage profond.

La comparaison quantitative est illustrée aux figures 3.5 et 3.6. De manière générale, la précision indique la performance des algorithmes de détection de saillance par rapport à la carte de saillance et la vérité terrain. Pour comparer le modèle proposé avec d'autres, nous voyons toujours la valeur de précision pour différents algorithmes, car la valeur de précision est le rapport de la région correctement détectée sur l'ensemble de la région détectée. Malgré de bonnes performances dans les courbes de sensibilité de précision et la *F-mesure*, RC [50], CA [48], HS [49] et SVO [47] ont la MAE la plus élevée d'après la figure et 3.7 contrairement à DRFI [51] et notre méthode, qui a le score le plus bas.

La figure 3.8 présente également une comparaison visuelle des différentes méthodes. Comme on peut le constater, notre méthode supprime efficacement le fouillis d'arrière-plan et met uniformément en valeur les objets de premier plan. Dans la plupart des comparaisons visuelles, les limites des objets sont beaucoup plus claires que celles des autres méthodes. En

outre, la méthode proposée est capable de traiter les images contenant des éléments d'arrière-plan (par exemple, les 2^e et 5^e images de la figure 3.8). Il convient également de souligner que notre approche donne de bons résultats lorsque l'objet touche le bord de l'image, comme dans la première ligne de la figure 3.8.

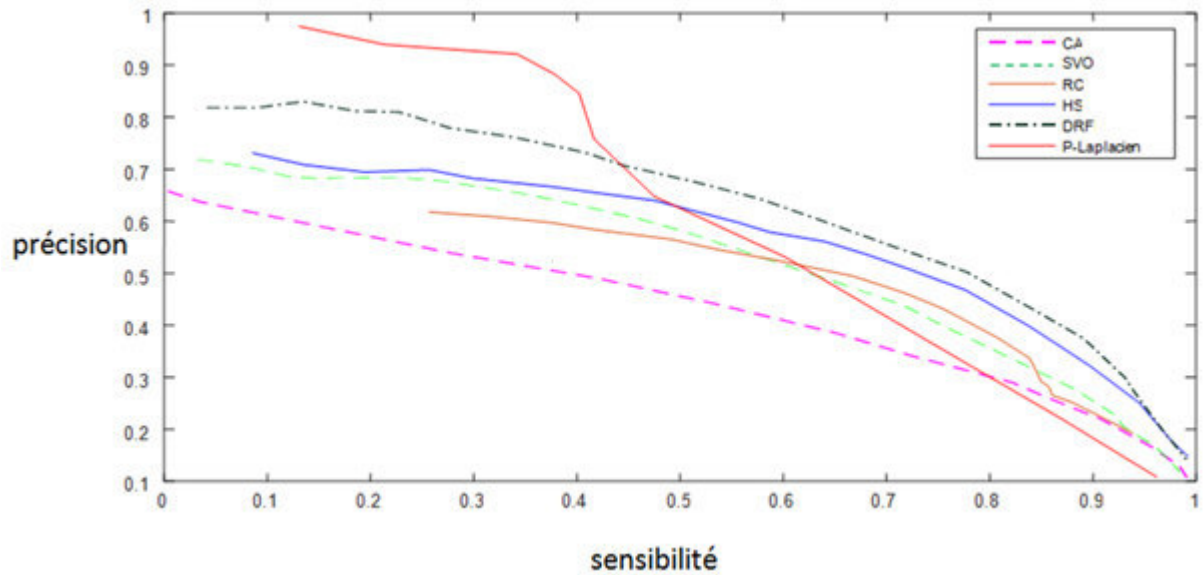


Figure 3.5: Courbes Précision_Sensibilité.

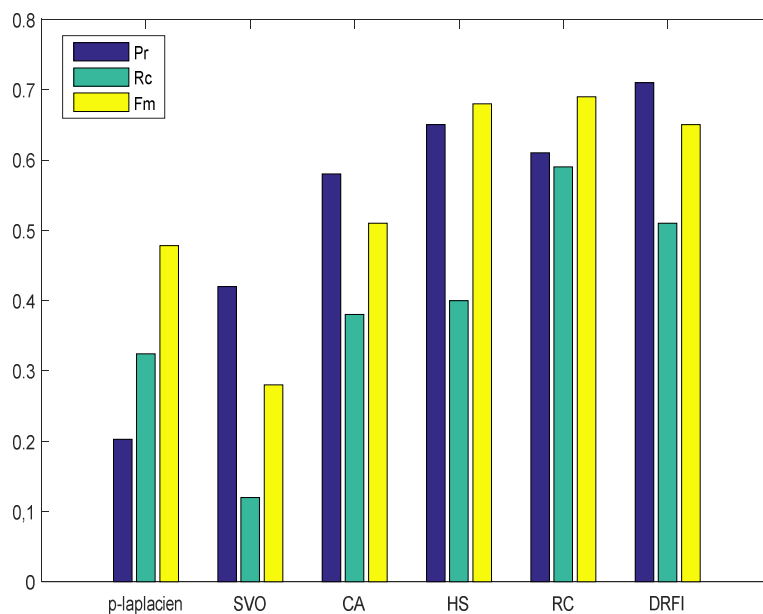


Figure 3.6: Comparaison de F-mesure avec les autres méthodes.

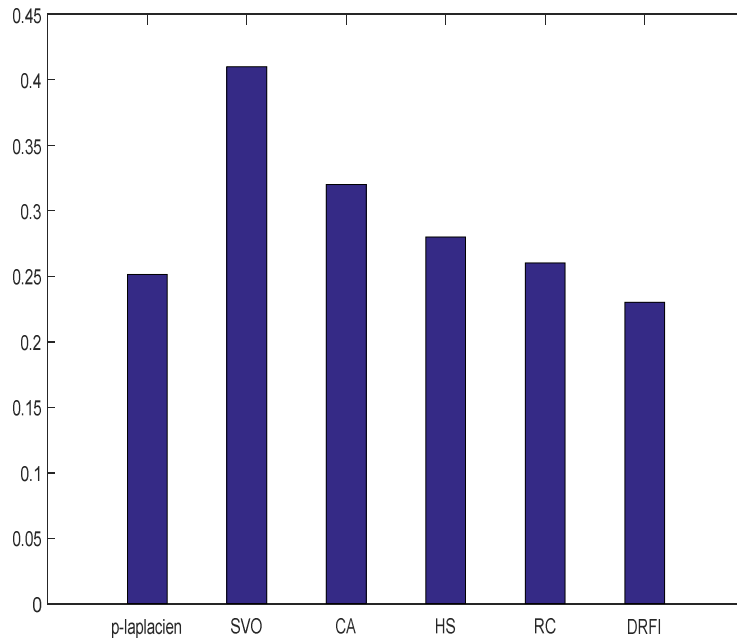


Figure 3.7: Comparaison de MAE avec les autres méthodes.

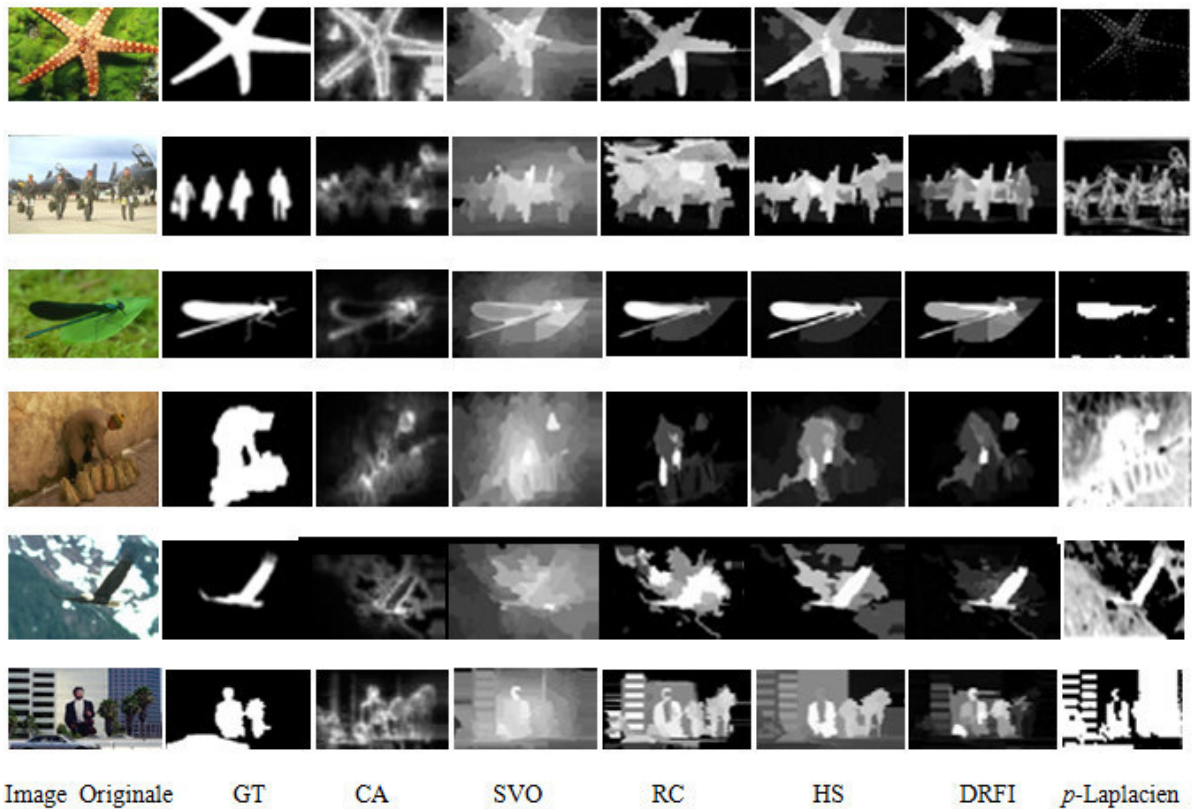


Figure 3.8: Comparaison visuelle.

3.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appliqué notre algorithme basé sur le filtrage p -Laplacien sur des images naturelles de la base de données SOD. Nous avons montré les critères de choix des paramètres d'entrées ainsi que les critères d'évaluation de notre méthode afin d'effectuer une étude qualitative et quantitative. Les résultats obtenus montrent l'efficacité du modèle p -Laplacien dans la détection des objets saillants sur les images naturelles. De plus, cette méthode a donné des résultats intéressants après comparaison avec les résultats d'autres méthodes non-supervisées.



Conclusion

Générale

Conclusion générale:

Ce manuscrit a pour objectif le développement d'un algorithme pour la détection d'objets saillant sur les images naturelles qui sont des images arbitraires comportant plusieurs objets et un arrière-plan très encombré, dans ce dernier une nouvelle méthode est contribué pour la suppression graduelle de l'arrière-plan en préservant les caractéristiques importantes de l'image, il s'agit d'un modèle d'évolution non-local inspiré de p -Laplacien non-local et le modèle complexe de Ginzburg-Landau. Cette méthode est appliquée sur des images naturelles fournies par la base de données SOD.

A cet effet, nous avons commencé à mettre en évidence les notions de base du domaine de traitement d'image qui jouent un rôle central pour la détection d'objets saillants où on a défini de la saillance visuelle et ses domaines d'applications. On a présenté également un état d'art sur les différentes méthodes de détection de la saillance qui sont grossièrement classées en modes non-supervisées et supervisées, chaque mode présente des avantages et des inconvénients.

Dans une seconde étape, nous avons présenté un modèle pour la détection d'objets saillants sur des images fixes, à partir duquel diverses caractéristiques de l'attention visuelle peuvent être détectées en minimisant la fonction d'énergie qui est basée principalement sur les équations de Ginzburg-Landau avec les équations d'évolution non locales. Nous avons décrit également l'équation d'Euler-Lagrange associée, qui est une équation de diffusion non locale de type p -Laplacien avec deux termes de réaction et de diffusion non linéaire. Le dynamisme de ce système consiste à contrôler la procédure de détection par l'évolution temporelle de l'équation d'énergie dans le but de faire diminuer éventuellement les détails de l'arrière-plan tandis que les détails de la région d'intérêt sont très bien préservés.

Finalement, nous avons achevé notre travail par l'exposition des expériences et les résultats obtenus. Nous avons discuté les résultats obtenus par l'application de notre modèle sur la base de données SOD des images naturelles. Les résultats obtenus sont d'une part visuellement très clairs, précis et montrent d'une part que l'approche proposée dans ce travail permet d'extraire avec succès les objets après comparaison avec les résultats d'autres méthodes. D'autres part, les résultats obtenus sont encourageants et illustrent l'efficacité de notre modèle basé sur le filtrage p -Laplacien dans la détection des objets saillants sur les

images naturelles. De plus, cette méthode a donné des résultats intéressants après comparaison avec les résultats d'autres méthodes non-supervisées.

Ce modèle présente des avantages et des inconvénients. Le premier avantage qu'il est applicable aux images de différentes dimensions, c'est à dire, il n'exige pas une taille fixe aux images d'entrées comme les méthodes d'apprentissage profond. Le deuxième, qu'il assure une bonne suppression d'arrière-plan. L'inconvénient majeur de ce dernier, qu'il exige un pas de maillage très petit pour avoir une bonne précision dont l'exécution de l'algorithme prend beaucoup de temps ce qui nécessite des machines de calcul très puissantes.

En perspective, on propose d'ajouter un autre algorithme à ce modèle qui assure l'amélioration des résultats de détection et la diminution du temps de calcul. On propose également d'appliquer cet algorithme dans d'autres domaines, tels que: la détection du mouvement sur les images 3D ou les images médicales.



Référence

Références

- [1] R. Achanta, A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua, and S. Susstrunk, "Slic superpixels," 2010.
- [2] A. Borji, M.-M. Cheng, H. Jiang, and J. Li, "Salient object detection: A benchmark," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 24, no. 12, pp. 5706–5722, 2015.
- [3] A. Borji and L. Itti, "State-of-the-art in visual attention modeling," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 35, no. 1, pp. 185–207, 2013.
- [4] B. Triggs, Attention visuelle multi-échelle. Synthèse d'image et réalité virtuelle, 6 Juin 2011 .pp.2
- [5] R. Gonzalez and E. Woods, "Digital Image Processing", 1992.
- [6] H.Charif, Segmentation d'images par une approche biomimétique hybride, Université M'hamed Bougara- Boumerdes .2012.pp.5.11.
- [7] T.Mohamed, D.Djafar, La découverte des concepts sémantiques cachés avec plusieurs niveaux d'abstraction pour la recherche d'images, Université Kasdi Merbah Ouargla ,Juin 2013.pp.8
- [8] T.Chikh, Amélioration des images par un modèle de réseau de neurones (comparaison avec les filtres de base), Université Abou-bakr Belkaid Tlemcen , 2011.pp.11.12
- [9] M.Bergounionx, introduction au traitement mathématiques des images.
- [10] B.Zohra, La détection des objets dans des images, Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem ,2019.pp.9
- [11] Z. Li, C. Lang, S. Feng, T. Wang, Saliency Ranker: A New Salient Object Detection Method, *J.Vis. Commun. Image R.* (2017), doi: <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2017.11.004>
- [12] Itti, L., Koch, C., & Niebur, E. (1998). A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis. *IEEE TPAMI*.
- [13] H. Jiang, J. Wang, Z. Yuan, Y. Wu, N. Zheng, S. Li, Salient object detection: A discriminative regional feature integration approach, in: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013, pp. 2083- 2090.

- [14] M. M. Cheng, J. Warrell, W. Y. Lin, S. Zheng, V. Vineet, N. Crook, Efficient salient region detection with soft image abstraction, in: IEEE International Conference on Computer Vision, 2013, pp. 1529-1536.
- [15] N. D. B. Bruce, J. K. Tsotsos, Saliency based on information maximization, in: International Conference on Neural Information Processing Systems, 2005, pp. 155-162.
- [16] Q. Yan, L. Xu, J. Shi, J. Jia, Hierarchical saliency detection, in: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013, pp. 1155-1162.
- [17] Y. Wei, F. Wen, W. Zhu, J. Sun, Geodesic saliency using background priors, in: European Conference on Computer Vision, 2012, pp. 29-42.
- [18] H. Peng, B. Li, W. Xiong, W. Hu, R. Ji, Rgb-d salient object detection: A benchmark and algorithms, in: European Conference on Computer Vision, 2014, pp. 92-109.
- [19] Y. Fang, J. Wang, M. Narwaria, P. L. Callet, W. Lin, Saliency detection for stereoscopic images, IEEE Transactions on Image Processing 23 (6) (2014) 2625-2636.
- [20] J. Ren, X. Gong, L. Yu, W. Zhou, M. Y. Yang, Exploiting global priors for rgb-d saliency detection, in: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2015, pp. 25-32.
- [21] L. Mai, Y. Niu, F. Liu, Saliency aggregation: A data-driven approach, in: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013, pp. 1131-1138.
- [22] S. Lu, V. Mahadevan, N. Vasconcelos, Learning optimal seeds for diffusion based salient object detection, in: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014, pp. 2790-2797.
- [23] P. Mehrani, Saliency segmentation based on learning and graph cut refinement., in: IEEE Conference on British Machine Vision Conference, 2010, pp. 1-12.
- [24] L. Zhang, M. H. Tong, T. K. Marks, H. Shan, G. W. Cottrell, Sun: A bayesian framework for saliency using natural statistics., Journal of Vision 8 (7) (2008) 1-20.
- [25] R. Zhao, W. Ouyang, H. Li, X. Wang, Saliency detection by multi-context deep learning, in: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015, pp. 1265-1274.
- [26] G. Li, Y. Yu, Deep contrast learning for salient object detection, in: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016, pp. 478-487.

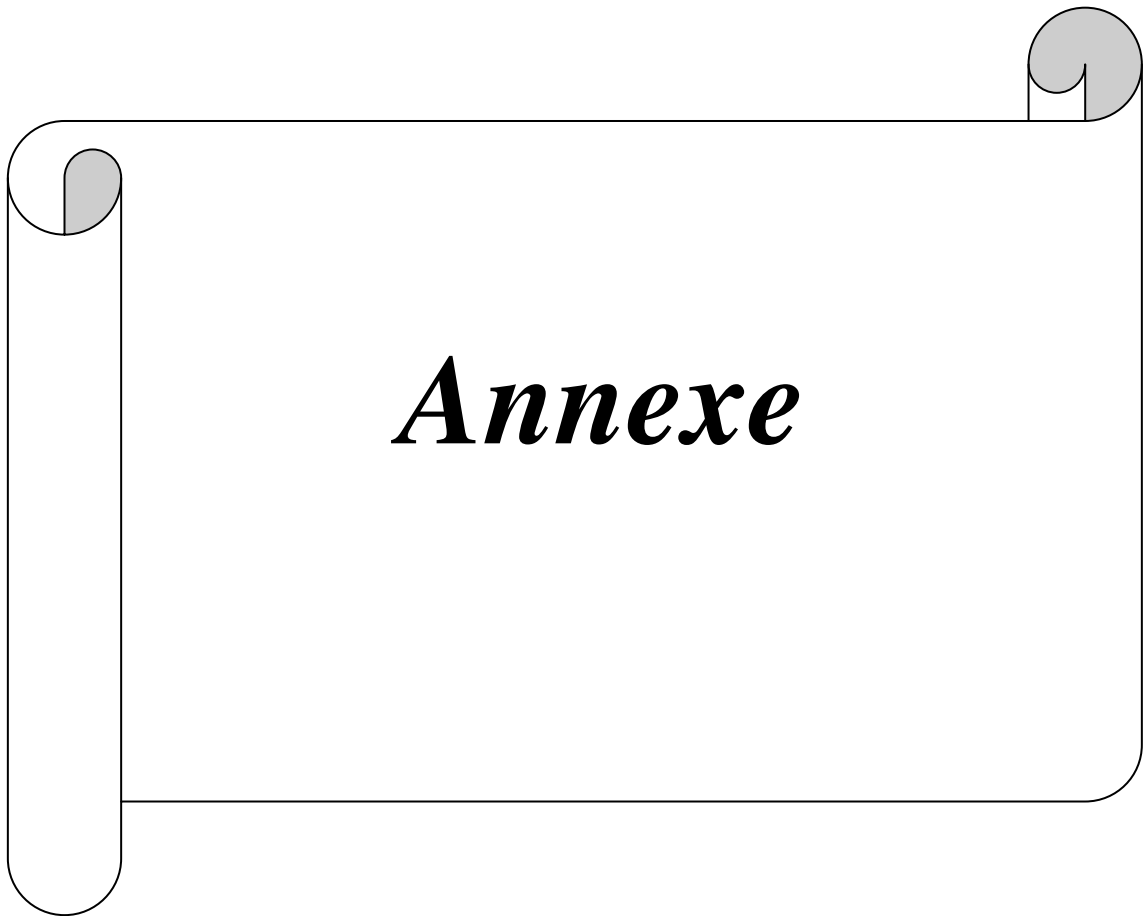
- [27] X. Li, L. Zhao, L. Wei, M. H. Yang, F. Wu, Y. Zhuang, H. Ling, J. Wang, Deep saliency: Multi- task deep neural network model for salient object detection, *IEEE Transactions on Image Processing* 25 (8) (2015) 3919-3930.
- [28] Jiang, Z., & Davis, L. S. (2013). Submodular salient region detection. In *CVPR* (pp. 2043–2050).
- [29] Xie, Y., Huchuan, L., & Yang, M.-H. (2013). Bayesian saliency via low and mid level cues. *IEEE TIP*, 22(5), 1689–1698.
- [30] Liu, R., Cao, J., Zhong, G., Lin, Z., Shan, S., & Su, Z. (2014). Adaptive partial differential equation learning for visual saliency detection. In *CVPR*.
- [31] Achanta, R., Hemami, S. S., Estrada, F. J., & Süsstrunk S. (2009). Frequency-tuned salient region detection. In *CVPR*.
- [32] I. Bouraoui, F. Lozes and A. Elmoataz (2019) – Morphological PDEs on Graphs for Saliency Detection – *IET Image Processing*, DOI: 10.1049/iet-ipr.2018.6094. Vol. 13(6), pp. 931-938.
- [33] Wang, J., Jiang, H., Yuan, Z., *et al.*: ‘Salient object detection: a discriminative regional feature integration approach’, *Int. J. Comput. Vis.*, 2017, 123, (2), pp. 251–268
- [34] Liu, T., Yuan, Z., Sun, J., Wang, J., Zheng, N., Tang, X., *et al.* (2011). Learning to detect a salient object. *IEEE TPAMI*, 33(2), 353–367.
- [35] Y. Zeng, M. Feng, H. Lu, G. Yang, and A. Borji. An Unsupervised Game-Theoretic Approach to Saliency Detection. *IEEE TRANSACTION ON IMAGE PROCESSING*, VOL. 27, NO. 9, doi: 10.1109/TIP.2018.2838761
- [36] H. C. Li, P. Z. Fan, and M. K. Khan, “Context-adaptive anisotropic diffusion for image denoising,” *Electronics Letters*, vol. 48, no. 14, pp. 827–829, 2012.
- [37] M. Ipsen and P. G. Sørensen, “Finite wavelength instabilities in a slow mode coupled complex Ginzburg-Landau equation,” *Physical Review Letters*, vol. 84, no. 11, pp. 2389–2392, 2000.
- [38] A. Kuijper, “Image analysis using p -Laplacian and geometrical PDEs,” *Proceedings in Applied Mathematics and Mechanics*, vol. 7, no. 1, pp. 1011201–1011202, 2007.

- [39] G. Aubert, J. F. Aujol, and L. Blanc-F'eraud, "Detecting codimension-two objects in an image with Ginzburg-Landau models," *International Journal of Computer Vision*, vol. 65, no. 1-2, pp. 29–42, 2005.
- [40] H. Grossauer and O. Scherzer, "Using the complex Ginzburg- Landau equation for digital inpainting in 2D and 3D," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 2695, pp. 225–236, 2003.
- [41] Q. Xin, C. Mu, and M. Li, "The Lee-Seo model with regularization term for bimodal image segmentation," *Mathematics and Computers in Simulation*, vol. 81, no. 12, pp. 2608–2616, 2011.
- [42] M. Djafer, "Problèmes inverses dans le traitement d'image", UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA, 2017, pp67.
- [43] Y. Zhan, "The nonlocal p -Laplacian evolution for image interpolation," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2011, Article ID 837426, 11 pages, 2011.
- [44] F. Andreu, J. M. Mazón, J. D. Rossi, and J. Toledo, "A nonlocal p -Laplacian evolution equation with Neumann boundary conditions," *Journal de Mathématiques Pures et Appliquées*, vol. 90, no. 2, pp. 201–227, 2008.
- [45] D. R. Martin, C. C. Fowlkes, and J. Malik, "Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 26, no. 5, pp. 530–549, 2004.
- [46] A. Borji, M.-M. Cheng, Q. Hou, H. Jiang, and J. Li, "Salient object detection: A survey," *Computational Visual Media*, pp. 1–34, 2019.
- [47] Chang, K. Y., Liu, T. L., Chen, H. T., *et al.*: 'Fusing generic objectness and visual saliency for salient object detection'. Proc. 13th IEEE Int. Conf. on Computer Vision, Barcelona, Spain, November 2011, pp. 914–921.
- [48] Goferman, S., Zelnik-Manor, L., Tal, A.: 'Context-aware saliency detection', *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2012, **34**, (10), pp. 1915–1926.
- [49] Yan, Q., Xu, L., Shi, J., *et al.*: 'Hierarchical saliency detection'. Proc. 26th IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Portland, USA, June 2013, pp. 1155–1162.
- [50] Cheng, M. M., Mitra, N. J., Huang, X., *et al.*: 'Global contrast based salient region detection', *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2015, **37**, (3), pp.569–582.

[51] Wang, J., Jiang, H., Yuan, Z., *et al.* ‘Salient object détection: a discriminative, régional feature integration approach’, *Int. J. Comput. Vis.*, 2017, **123**, (2), pp.251–268.

[52] E.Goncalvés, “ Résolution Numérique, Discrétisation des EPD et EDO “.INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE DE GRENOBLE, septembre 2005.

[53] S. Torteux et V. Perno, “Analyse numérique :La méthode des différences finies “;UNIVERSITE DE PAU , MASTER 1 MMS 2020-202.



Annexe

A.1. Définition

La méthode de différences finies consiste à remplacer les dérivées partielles par des différences divisées ou combinaisons de valeurs ponctuelles de la fonction en un nombre fini de points discrets ou nœuds du maillage. [52]

- **Avantages** : grande simplicité d'écriture et faible coût de calcul.
- **Inconvénients** : limitation à des géométries simples, difficultés de prise en compte des conditions aux limites de type Neumann.

A.2. Principe

La méthode des différences finies consiste à approximer les dérivées des équations de la physique au moyen des développements de Taylor et se déduit directement de la définition de la dérivée. Elle est due aux travaux de plusieurs mathématiciens du 18ème siècle (Euler, Taylor, Leibniz...). [52]

Soit $u(x, y, z, t)$ une fonction de l'espace et du temps. Par définition de la dérivée, on a :

$$\frac{\partial u}{\partial x} = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{u(x + \Delta x, y, z, t) - u(x, y, z, t)}{\Delta x} \quad (\text{A.1})$$

Si Δx est petit, un développement de Taylor de $u(x + \Delta x, y, z, t)$ au voisinage de x donne :

$$\begin{aligned} u(x + \Delta x, y, z, t) &= u(x, y, z, t) + \Delta x \frac{\partial u}{\partial x}(x, y, z, t) + \frac{\Delta x^2}{2} \frac{\partial^2 u}{\partial x^2}(x, y, z, t) \\ &+ \frac{\Delta x^3}{3!} \frac{\partial^3 u}{\partial x^3}(x, y, z, t) + \dots \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

En tronquant la série au premier ordre en Δx , on obtient :

$$\frac{u(x + \Delta x, y, z, t) - u(x, y, z, t)}{\Delta x} = \frac{\partial u}{\partial x}(x, y, z, t) + Q(\Delta x) \quad (\text{A.3})$$

L'approximation de la dérivée $\frac{\partial u}{\partial x}(x)$ est alors d'ordre 1 indiquant que l'erreur de troncature $Q(\Delta x)$ tend vers zéro comme la puissance première de Δx . La puissance de Δx avec laquelle l'erreur de troncature tend vers zéro est appelée l'ordre de la méthode.

Des schémas aux différences finies d'ordre supérieur peuvent être construits en manipulant des développements de Taylor au voisinage de x_i . On écrit :

$$u_{i+1} = u(x_i + \Delta x) = u_i + \Delta x \left(\frac{\partial u}{\partial x} \right)_i + \frac{\Delta x^2}{2} \left(\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} \right)_i + Q(\Delta x^3) \quad (\text{A.4})$$

$$u_{i-1} = u(x_i - \Delta x) = u_i - \Delta x \left(\frac{\partial u}{\partial x} \right)_i + \frac{\Delta x^2}{2} \left(\frac{\partial^2 u}{\partial x^2} \right)_i + Q(\Delta x^3) \quad (\text{A.5})$$

Ce qui permet d'obtenir le schéma d'ordre deux dit "centré" pour approximer la dérivée première de u :

$$\left(\frac{\partial u}{\partial x} \right)_i = \frac{u_{i+1} - u_{i-1}}{2\Delta x} + Q(\Delta x^2) \quad (\text{A.6})$$

A.3. Maillage

Pour la méthode des différences finies, un *maillage* est un ensemble de points isolés (appelés *nœuds*) situés dans le domaine de définition des fonctions assujetties aux équations aux dérivées partielles, une grille sur les seuls nœuds de laquelle sont définies les inconnues correspondant aux valeurs approximatives de ces fonctions.

Dans le cas 1D instationnaire, considérons l'évolution d'une grandeur $u(x, t)$ en fonction de l'espace et du temps. Le domaine de définition de u est décomposé en N nœuds x_i répartis régulièrement avec un pas d'espace Δx . De même, le temps est décomposé en intervalle élémentaire de pas constant Δt . On notera u_i^n la valeur discrète de la grandeur $u(x, t)$ au nœud x_i et au temps $n\Delta t$.

Dans le cas 2D, considérons une grandeur $u(x, t)$ définie sur un certain domaine. Ce dernier est décomposé en $N \times P$ nœuds (x_i, y_j) répartis régulièrement avec un pas d'espace Δx dans la direction x et Δy dans l'autre direction. On notera $u_{i,j}^n$ la valeur discrète de la grandeur

$u(x, t)$ au nœud (x_i, y_j) . De façon similaire, dans le cas 2D instationnaire, on notera $u_{i,j}^n$ la valeur discrète de la grandeur $u(x, y, t)$ au nœud (x_i, y_j) et au temps $n\Delta t$.

Le maillage comprend également des nœuds situés sur la frontière du domaine (ou au moins « proches » de cette frontière) afin de pouvoir imposer les conditions aux limites et/ou la condition initiale avec une précision suffisante (figure A.1). [53]

On peut utiliser deux approches pour la discrétisation. La première dite *explicite* utilise une discrétisation au nœud x_i et à l'itération courante n . Et la seconde dite *implicite* utilise une discrétisation au nœud x_i et à l'itération $n + 1$.

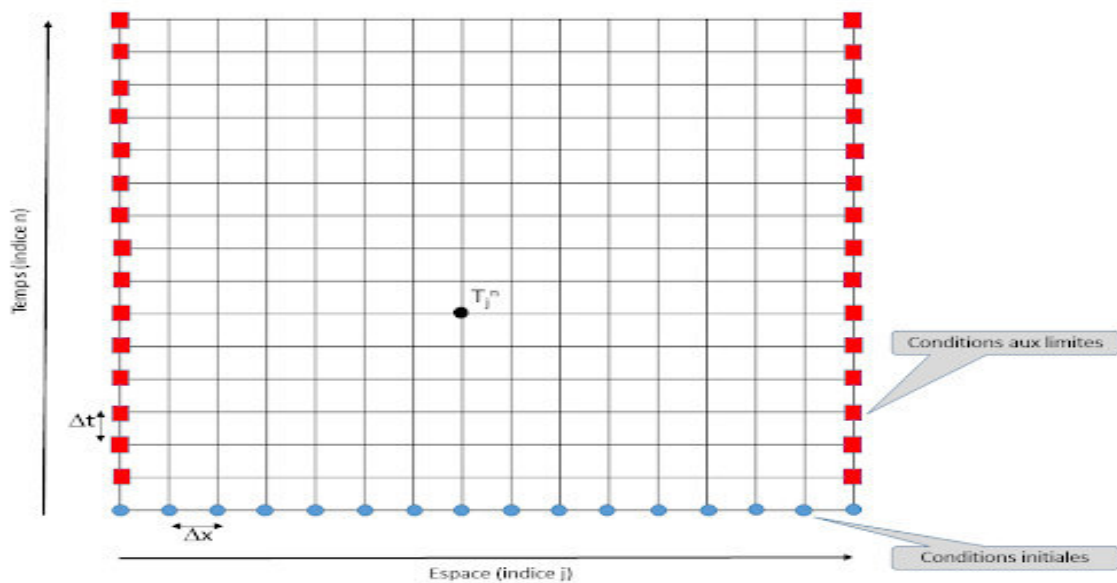


Figure A.1. Grille de maillage (espace_temps)

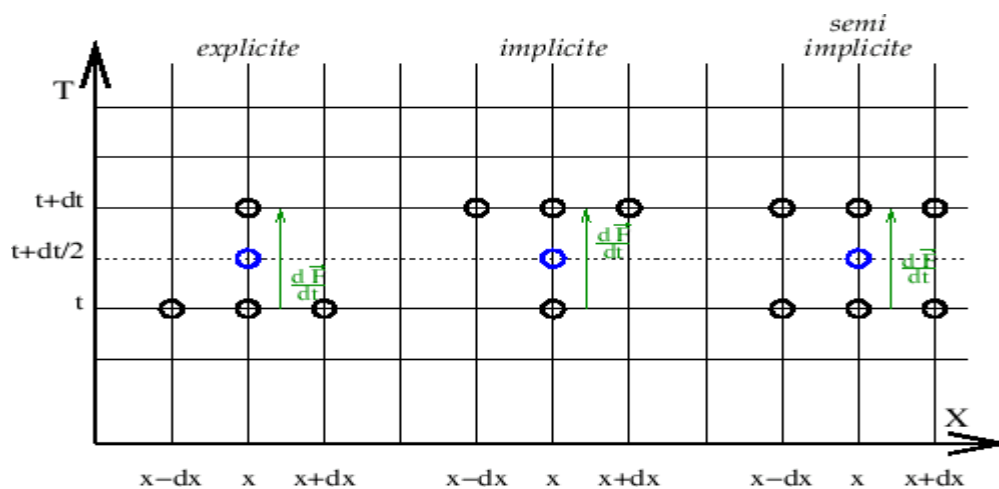


Figure A.2. Schémas des approches de discrétisation

Résumé

Dans notre travail, nous avons abordé le sujet de détection d'objet dans les images naturelles de la base de données SOD focalise sur la description d'un algorithme basé sur le filtrage p-Laplacien. Les résultats obtenus montrent l'efficacité du modèle p-Laplacien dans la détection des objets saillants sur les images naturelles. De plus, cette méthode a donné des résultats intéressants après comparaison avec les résultats d'autres méthodes.

ملخص

في عملنا، تناولنا موضوع اكتشاف الكائن في الصور الطبيعية لقاعدة بيانات SOD مع التركيز على وصف خوارزمية تعتمد على تصفية p-Laplacian. أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها كفاءة نموذج p-Laplacian في الكشف عن الأجسام البارزة على الصور الطبيعية. علاوة على ذلك، أعطت هذه الطريقة نتائج مثيرة للاهتمام بعد المقارنة مع نتائج الطرق الأخرى.

Abstract

In our work, we addressed the subject of object detection in natural images of the SOD database focusing on the description of an algorithm based on p-Laplacian filtering. The results obtained show the effectiveness of the p-Laplacian model in detecting salient objects in natural images. Moreover, this method gave interesting results after comparison with the results of other methods.

Mots clés : filtrage p-Laplacian, SOD, saillants, détection, objet, image naturelle.

Keywords: p-Laplacian filtering, SOD, salients, detection, object, natural image.