
...

October 9, 2022

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Djilali Bounaama - Khemis Miliana



Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Mathématiques et d'Informatique

Mémoire du Projet de Fin d'Études Pour l'obtention de diplôme

Master

En : Informatique.

Option : Génie logiciel et système distribué.

Titre :

Détection de la congestion routière basée sur l'analyse d'image.

Réalisé par :

- Chaoubi Wiam Laali.
- Nourine Maroua.

Encadré par :

- Mr. KHALFI Ali.

Devant le jury :

- Mr. BOUKADOUM Omar.
- Mr. MEGHATRIA Riadh.

Président

Examineur

Année Universitaire : 2021/2022

Résumé

La congestion routière est un phénomène courant et est considérée comme une externalité très coûteuse, en plus d'être une expérience très stressante pour les conducteurs, les embouteillages ont un effet négatif sur la prospérité économique d'un pays, le bien-être de la population et la stabilité de l'écosystème.

Notre travail consiste à proposer une solution pour la détection de la congestion routière. Pour cela, nous avons élaboré un formalisme algorithmique basée sur les caractérisations d'images par la méthode SIFT. Nous avons utilisé la méthode SIFT telle qu'elle est définie pour proposer un algorithme puis la caractérisation des points d'intérêt a été exploitée pour définir un autre algorithme.

Notre solution présente des résultats intéressants dans l'objectif de détection la congestion routière à partir d'une image d'entrée.

Mots-clés : Analyse d'image, Segmentation, SIFT, La congestion routière, Points d'intérêt.

Abstract

Traffic congestion is a common phenomenon and is considered a very costly externality. In addition to being a very stressful experience for drivers, traffic congestion has a negative effect on a country's economic prosperity, people's well-being, and the stability of the ecosystem.

Our work consists in proposing a solution for the detection of road congestion. For this we have developed a formalism of algorithms based on the characterization of images by the SIFT method. We used the SIFT method as it is defined to propose an algorithm then the characterization of the points of interest were exploited to define another algorithm.

Our solution presents interesting results in the objective of detecting congestion from an input image.

Keywords: Image analysis, Segmentation, SIFT, Traffic congestion, Keypoints.

ملخص:

يعد الازدحام المروري ظاهرة شائعة ويعتبر عاملاً خارجياً مكلفاً للغاية ، بالإضافة إلى كونه تجربة مرهقة للغاية للسائقين ، فإن الاختناقات المرورية لها تأثير سلبي على الازدهار الاقتصادي للبلد ، ورفاهية السكان واستقرار النظام البيئي.

يتمثل عملنا في اقتراح حل للكشف عن ازدحام الطرق. لهذا قمنا بتطوير خوارزمية تعتمد على ميزات الصور بواسطة طريقة SIFT حيث استخدمنا طريقة SIFT كما تم تعريفها لاقتراح خوارزمية تم استغلال ميزات النقاط المميزة لتحديد خوارزمية أخرى.

يقدم الحل الذي اقترحنه نتائج مثيرة للاهتمام بهدف اكتشاف الازدحام من صورة مدخلة.

الكلمات المفتاحية : تحليل الصور ، التجزئة ، SIFT ، الازدحام المروري ، نقاط الاهتمام .

Dedication

À mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse et leur soutien
tout au long de mes études,

À mes chères soeur et mon cher frère pour leur encouragement permanent, et leur
soutien moral,

À mes amis pour leur appui et leur encouragement, Que ce travail soit
l'accomplissement de vos vœux tant allégués, et le fruit de votre soutien infailible,
Merci d'être toujours là pour moi.

-Maroua

Dedication

Je dédie ce travail à ma chère mère, qui s'est sacrifiée pour moi et mes frères pour arriver à ce que je suis aujourd'hui. À celle qui était comme un père audacieux et une mère tendre, et elle a fait un travail formidable de jouer les deux rôles,

À ma chère grand-mère décédée, que Dieu ait pitié de son âme,

À mes chers frères et sœurs qui m'ont aidé et soutenu tout au long de mon parcours de vie jusqu'à ce moment, Amira Adnan Ibrahim et Ikram,

À mes chères nièces., Qatar Nada et Noor, qui ont rempli mon âme et ma vie d'énergie et de bonheur.

À mes amis pour leur appui et leur encouragement,

Que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués, et le fruit de votre soutien infailible,

Merci d'être toujours là pour moi.

- *Wiam laali*

Remerciements :

Nous tenons à remercier en premier lieu notre encadreur : Mr ‘KHALFI ALI’ pour sa patience, ses conseils et ses orientations pour mener à bien notre travail.

Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l’intérêt qu’ils ont porté à notre travail.

A nos familles et nos amis qui par leurs encouragements et leur confiance, on a pu surmonter tous les obstacles.

Enfin, on remercie tous ce qui ont contribué de près ou de loin à l’élaboration de ce modeste travail.

A tous, ‘MERCI’

- MAROUA ET WIAM LAALI

Table des matières

Résumé

Abstract

Introduction générale	1
1 Notions générales sur l'image	2
1.1 Introduction	3
1.2 Définition d'image	3
1.3 Images numériques :	3
1.3.1 Types d'images :	3
1.3.2 catégories d'image numérique :	4
1.3.2.1 Image binaire(en noir et blanc)	4
1.3.2.2 Image en niveaux de gris (Monochromes)	5
1.3.2.3 Image en couleurs	5
1.3.3 Caractéristiques d'une image numériques	6
1.3.3.1 Pixel et son voisinage	6
1.3.3.2 L'histogramme	6
1.3.3.3 La résolution	7
1.3.3.4 La luminance	7
1.3.3.5 Le contraste	7
1.3.3.6 Similarité	7
1.3.3.7 Homogénéité	7
1.3.3.8 Le bruit	7
1.3.3.9 Le flou	8
1.3.3.10 Le région	8
1.3.3.11 Contours et textures	8
1.4 La perception visuelle	8
1.4.1 Système visuel humain	8
1.4.1.1 L'œil humain	9
1.5 Traitement d'images	10
1.5.1 Acquisition	11
1.5.2 Prétraitement des images (Filtrage numérique)	11
1.5.2.1 Filtres linéaires	11
1.5.2.2 Les filtres non linéaires	12
1.6 Segmentation d'image	15
1.6.1 Définition de la segmentation	15

1.6.2	les méthodes de segmentation	15
1.6.2.1	Segmentation par région	16
1.6.2.2	Segmentation par contours	16
1.6.2.3	Segmentation par coopération région-contour	16
1.6.2.4	Segmentation par classification	16
1.6.3	Domaine d'application de la segmentation	16
1.7	Conclusion	17
2	État de l'art	18
2.1	Introduction	19
2.2	Les méthodes de la détection de la congestion routière :	19
2.2.1	Analyse de la texture d'image :	19
2.2.2	Méthode basé sur Analyse vidéo :	21
2.2.2.1	Basé sur la différence de trame et logique floue :	21
2.2.2.2	Basé sur la détection, la classification et le suivi de véhicule:	23
2.2.3	Méthode basé sur l'analyse de trace GPS :	29
2.2.4	Méthode basés sur les communications v2v :	31
2.2.5	Méthode basés sur stratégies de détection de congestion et de réacheminement :	33
2.2.6	Méthode basés sur une couche parallèle SIFT (LPSIFT):	34
2.3	Conclusion :	37
3	Conception de la solution proposée	38
3.1	Introduction	39
3.2	Le schéma descriptif de notre solution :	39
3.3	Présentation de l'algorithme de détection de la congestion routière :	41
3.3.1	description de la segmentation utilisé:	41
3.3.2	présentation de formalisme de l'algorithme:	43
3.4	Conclusion	44
4	Réalisation et discussion des résultats	45
4.1	Introduction	46
4.2	Présentation de dataset (trafficdb):	46
4.3	Outils utilisés:	46
4.3.1	Software	46
4.3.1.1	Anaconda3	46
4.3.1.2	python	46
4.3.1.3	Conversion d'une vidéo en séquence d'image (Vidéo to JPG converter)	47
4.3.1.4	Opencv:	47
4.3.2	Configuration Utilisé dans l'implémentation :	47
4.4	Résultats de l'application de notre algorithme sur les images extraites de dataset.	48
4.4.1	présentation de l'image segmenté par l'algorithme	48
4.4.2	définition des intervalles de la congestion:	48
4.4.2.1	congestion élevée :	49

4.4.2.2	congestion moyenne :	50
4.4.2.3	congestion léger :	51
4.5	Discussion des résultats :	52
4.6	Évaluation de l'algorithme :	52
4.7	Comparaison entre les deux méthodes que nous avons utilisées :	54
4.8	conclusion :	55
Conclusion Général		57

Liste des Figures

1.1	Image binaire.	4
1.2	image en niveaux de gris.	5
1.3	Image polychrome (65536 couleurs).	5
1.4	le voisinage (3*3) d'un pixel.	6
1.5	Image avec histogramme	6
1.6	Contour d'une image	8
1.7	Schéma global du système visuel.	9
1.8	l'anatomie de l'œil humain.	9
1.9	Cellules de traitement de l'information lumineuse.	10
1.10	Schéma d'un système de traitement d'image.	10
1.11	Les différentes techniques de filtrage.	12
1.12	Élément structurant.	13
1.13	Principe de la dilatation sur l'image en gris.	14
1.14	Opération d'ouverture (érosion, dilatation).	14
1.15	Opération de fermeture (dilatation, érosion).	15
1.16	Filtre morphologique (érosion, dilatation).	15
2.1	Véhicules en mouvement détectés, L'image de gauche est l'image originale, L'image de droite montre le résultat du véhicule détecté sur la voie.	21
2.2	Procédure d'accumulation de véhicules en mouvement locus.	22
2.3	Correspondance de caractéristiques SIFT : (a) l'image à l'instant K, (b) l'image à l'instant K+5, (c) le résultat de l'appariement des caractéristiques des deux images.	24
2.4	Alignement d'images et image de différence : (a) l'image à l'instant d'une séquence de trafic acquise avec une caméra fixe, (b) l'image obtenue après déformation de l'image à l'instant K+5 avec H, (c) la différence entre l'alignement images.	24
2.5	Résultat de la détection du véhicule : (a) la région avec SAD la plus élevée que T_{SAD} , (b) la région du véhicule correspond à la région en (a).	25
2.6	Le résultat d'appariement entre l'échantillon de suivi et le véhicule à suivre : (a) Taux est supérieur à un seuil de taux correspondance ; (b) Taux est inférieur au seuil de taux correspondance.	26
2.7	Variation du niveau de congestion à différents horodatages.. . . .	31
2.8	Architecture de la première étape.	36
2.9	Architecture matérielle de la localisation du point clé.	36
2.10	Calcul parallèle de la pyramide gaussienne et de la pyramide DoG pour trouver les points caractéristiques.	36

Liste des Figures

3.1	Le schéma descriptif de notre solution.	40
4.1	avant la segmentation.	48
4.2	résultat de segmentation	48

Liste des Tableaux

2.1	illustre les règles de décisions à base de la logique floue proposés par les auteurs ainsi que pour les valeurs choisies pour les variables d'entrées et sorties	23
2.2	. Intervalles de classification	28
2.3	Niveaux de congestion dans le cotec [1].	32
2.4	Règles de floues de cotec reliant les ensembles de vitesse et de densité d'entrée [1].	32
2.5	L'analyse qualitative de la stratégie de détection des embouteillages et de la stratégie de réacheminement [2].	34
4.1	Nombre de vidéos pour chaque type de congestion	46
4.2	les trois types de congestion après la segmentation.	47
4.3	Exemples d'images de trafic élevée.	49
4.4	Exemples d'images de trafic moyenne.	50
4.5	Exemples d'images de trafic léger.	51
4.6	Table montre la précession des deux méthode.	55

Liste des algorithmes

1	:Basée sur les caractéristiques des points d'intérêts	43
2	:Basée seulement sur les points d'intérêt.	44

Liste d'acronymes

SIFT :Transformation des caractéristiques invariantes à l'échelle (En anglais: Scale invariant feature transform).

RVB :Rouge vert bleu.

DOG :Différence de gaussienne .

LPSIFT :couche parallèle SIFT(En anglais:layer parallel SIFT).

BSD : Berkeley Software Distribution licence.

CPU : unité centrale de traitement.

TP : True Positif.

TN : True Négatif.

FP : False Positif.

FN : False Négatif.

GLCM : Matrice de cooccurrence en niveau de gris (En anglais:Gray Level Co-occurrence Matrix).

GPS : Système mondial de positionnement.

GPX : GPS eXchange Format.

CoTEC : COperative Traffic congestion detECTION.

(HCM) :Highway Capacity Manual.

(ICT) :Indice de congestion du trafic.

UCONDES : Urban Congestion Detection System.

KNN :K-NearestNeighbor.

RkSP :Random k ShortestPaths.

MMSIFT : la moyenne des éléments de la matrice MSIFT.

Introduction Générale

Les embouteillages sont considérés comme un problème majeur, car ils sont devenus un problème mondial en raison de leur augmentation qui affecte la vie quotidienne, il cause de nombreux retards et perturbations aux individus et cause également des dommages économiques, sociaux et environnementaux. Ce problème a été exacerbé dans de nombreux pays en raison de la croissance démographique et la densité de population. Le problème de la conjecture routier a été traité par de nombreux chercheurs et plusieurs méthodes et techniques ont été utilisées [3], parmi ces méthodes la méthode SIFT.

Dans cette méthode, nous allons développer un algorithme pour la détection de la congestion routière dans les villes. Basés sur la caractérisation d'images, nous avons proposé deux algorithmes, l'un utilise que les points d'intérêt et l'autre utilise les vecteurs caractérisés des points d'intérêt, Cette thèse est divisée comme suite :

Le premier chapitre présente une notion générale sur l'image.

Dans Le deuxième chapitre, nous avons abordé un état de l'art sur la congestion routière, elle présente les différentes méthodes de la détection de la congestion routière. Appliquée à une image, chaque méthode à ses propres caractéristiques et fonctionne mieux sur un type d'image que d'autres.

Le troisième chapitre présente notre solution, et nous avons construit deux algorithmes basés sur la méthode SIFT.

Le quatrième chapitre est la réalisation de notre méthode et la discussion des résultats obtenus en comparant nos deux méthodes.

Chapitre 1

Notions générales sur l'image

1.1 Introduction

L'image est constituée l'un des moyens les plus importants que les humains utilisent pour communiquer avec les autres. C'est un moyen de communication universel qui dans sa simplicité permet aux personnes de tout âge et de toutes cultures de se comprendre.

Le traitement d'images peut être défini comme l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur l'image en fournissant une description quantitative d'une image ou en reconnaissant des motifs afin d'extraire les informations et les éléments les plus pertinentes ou tout simplement pour fournir une image plus perceptible à l'œil humain. On y a recours dans les domaines militaires (repérage de forces armées sur des images de satellites), sécurité (reconnaissance faciale), en biologie/médecine (numération de cellules), sciences des matériaux, en astronomie (analyse de mouvement de corps célestes) et robotique.

Dans ce chapitre, nous présentons quelques concepts de base du domaine du traitement d'images tels que : la définition d'image, les types d'images, les caractéristiques d'images, le système de traitement d'images, la classification d'image, et les domaines d'application.

1.2 Définition d'image

Une image est une représentation visuelle, voire mentale, une reproduction de quelque chose (objet, être vivant ou concept).

Dans le cas des images à deux dimensions 2D (x,y) qui sont les plus courantes, les points sont appelés pixels. Ce type d'image s'adapte bien à l'affichage sur écran informatique (lui aussi orienté pixel).

D'un point de vue mathématique: On considère l'image comme une fonction de $\mathbb{R} \times \mathbb{R}$ dans $\mathbb{R}$, qui est une matrice de nombres représentant un signal, et il existe de nombreux outils permettant de manipuler ce signal.

D'un point de vue humain :

- Une image contient plusieurs informations sémantiques.
- Il faut interpréter le contenu au-delà de la valeur des nombres [4].

1.3 Images numériques :

Une image numérique est une image (dessin, icône, photographie, ...) créée, traitée, stockée sous forme binaire (suite de 0 et de 1).

C'est une image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter [4].

1.3.1 Types d'images :

On distingue généralement deux grandes catégories d'images:

- **Bitmap:** (appelées aussi images matricielle) : il s'agit d'images pixelisées, c'est-à-dire un ensemble de points (pixels) contenus dans un tableau, chacun de ces point possédant une ou plusieurs valeurs décrivant sa couleur.
- **Vectérielles :** les images vectorielles sont des représentations d'entités géométriques telles qu'un cercle, un rectangle ou un segment. Ceux-ci sont représentés par des formules mathématiques (un rectangle est défini par deux points, un cercle par un centre et un rayon, une courbe par plusieurs points et une équation).

1.3.2 catégories d'image numérique :

1.3.2.1 Image binaire(en noir et blanc)

Une image binaire est une image dont les pixels ne peuvent avoir que les valeurs 0 et 1. Le 0 correspond à un pixel noir et 1 à un pixel blanc. Le niveau de gris est donc codé sur un seul bit [5].



Figure 1.1: Image binaire.

1.3.2.2 Image en niveaux de gris (Monochromes)

Dans une image en niveaux de gris, la couleur d'un pixel peut prendre des valeurs allant du noir (0) au blanc (255) en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires obtenus par dégradation du noir. La couleur d'un pixel est ainsi codée sur un octet [6].

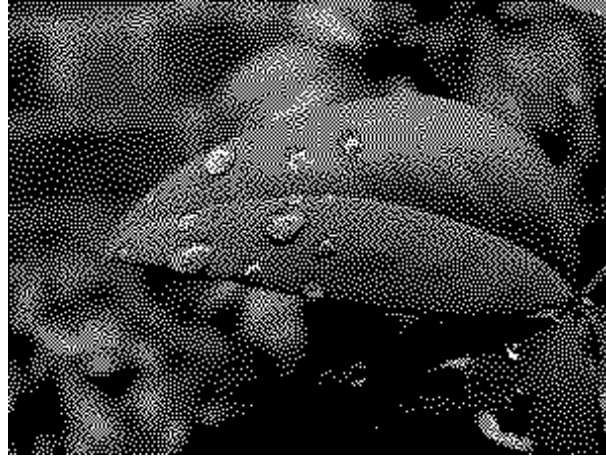


Figure 1.2: image en niveaux de gris.

1.3.2.3 Image en couleurs

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 aurons un noir pur et pour $R=V=B=255$ nous aurons 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 distinctes représentant chacune une composante couleur, on distingue généralement deux types d'images : [7]

- Images 24 bits.
- Images à palettes (256 couleurs).



Figure 1.3: Image polychrome (65536 couleurs).

1.3.3 Caractéristiques d'une image numériques

Nous pouvons énumérer les paramètres suivants parmi les caractéristiques de l'ensemble informationnel d'une image :

1.3.3.1 Pixel et son voisinage

Un arrangement de points appelés pixels constitue une image numérique. Le plus petit composant d'une image s'appelle un pixel. Les pixels qui entourent le pixel en question sont ceux de la zone environnante (figure suivante). Cette fenêtre a des dimensions impaire ($3 * 3$, $5 * 5$,...) [7].

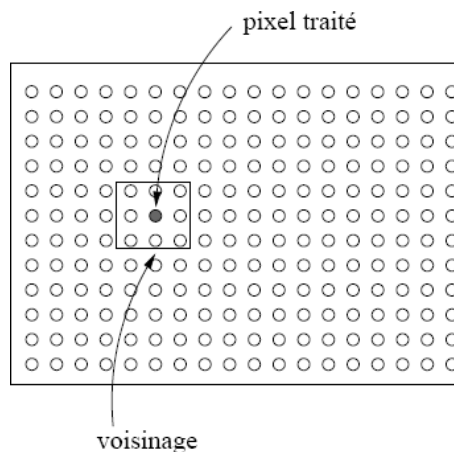


Figure 1.4: le voisinage ($3*3$) d'un pixel.

1.3.3.2 L'histogramme

L'histogramme d'une image est une représentation graphique en 2D dans laquelle l'axe X représente les différentes couleurs (par exemple, (0-255) pour une image en niveaux de gris), et l'axe Y la quantité de pixels répétés de la même couleur.

Dans cette représentation, un point de coordonnées (x,y) indique qu'il y a X pixels au total.

L'image est de la même couleur que Y [4].

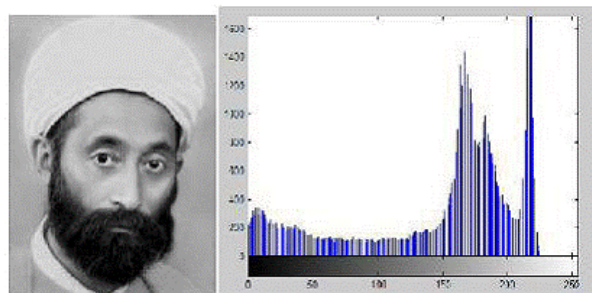


Figure 1.5: Image avec histogramme

1.3.3.3 La résolution

Elle est décrite en termes de nombre de pixels par pouce carré (pouce), un pouce étant égal à 2,54 cm [8].

1.3.3.4 La luminance

Le degré de luminosité à chaque endroit de l'image est appelé la luminance. Elle est décrite comme étant le rapport entre l'intensité lumineuse d'une surface [7].

1.3.3.5 Le contraste

Il s'agit de l'opposition que l'on peut observer entre deux zones d'une image, plus précisément entre les régions sombres et claires. Les luminances des deux zones de l'image sont utilisées pour définir le contraste. Si L_1 et L_2 sont les niveaux de luminosité de deux régions adjacentes A_1 et A_2 d'une image, respectivement, le contraste C est défini par la relation suivante [7] :

$$C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2} \quad (1.1)$$

1.3.3.6 Similarité

Tous les systèmes de comparaison de pixels sont basés sur le concept de similarité, qui est défini comme une fonction de similitude entre les luminosités des pixels [7].

1.3.3.7 Homogénéité

Cette idée s'appuie fréquemment sur des critères statistiques (moyenne, variance) [7].

1.3.3.8 Le bruit

Phénomène de variation brutale de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, le bruit dans une image est causé par l'éclairement des composants optiques et électroniques de la caméra [9].



(a) Image sans bruit



(b) Image avec bruit

1.3.3.9 Le flou

On parle de flou lorsqu'une photo numérique perd de sa netteté. Cette fuite numérique peut être causée par l'obturateur de l'appareil photo ou même par le capteur de l'appareil numérique [9].

1.3.3.10 Le région

Il s'agit d'un groupe homogène et connecté de pixels. Si un pixel confirme les caractéristiques d'une certaine région, alors il appartient à cette région. Un contour sert de limite à une région [9].

1.3.3.11 Contours et textures

Un contour est un groupe de pixels qui forme une frontière entre deux ou plusieurs régions voisines, ou la limite entre deux pixels lorsqu'il existe une différence significative dans le niveau de gris [9].



Figure 1.6: Contour d'une image

1.4 La perception visuelle

Le système visuel humain fait du traitement d'images. Le but de l'étudier est de comprendre et éventuellement simuler son action. En plus, l'image numérique est traitée pour qu'elle soit analysée par l'œil humain [10].

1.4.1 Système visuel humain

Le système visuel humain est une architecture composée de plusieurs types de cellules dédiés chacune à une fonction bien précise. Il commence par les cellules photo réceptrices de la rétine (cones and batons) qui sont sensibles à des variations de luminance locales. Elles transforment les signaux lumineux en une variation de potentiel électrique. Les signaux sont, ensuite, relayés par des cellules intermédiaires jusqu'aux cellules ganglionnaires qui les transmettent à travers le nerf optique vers le cortex visuel [10].

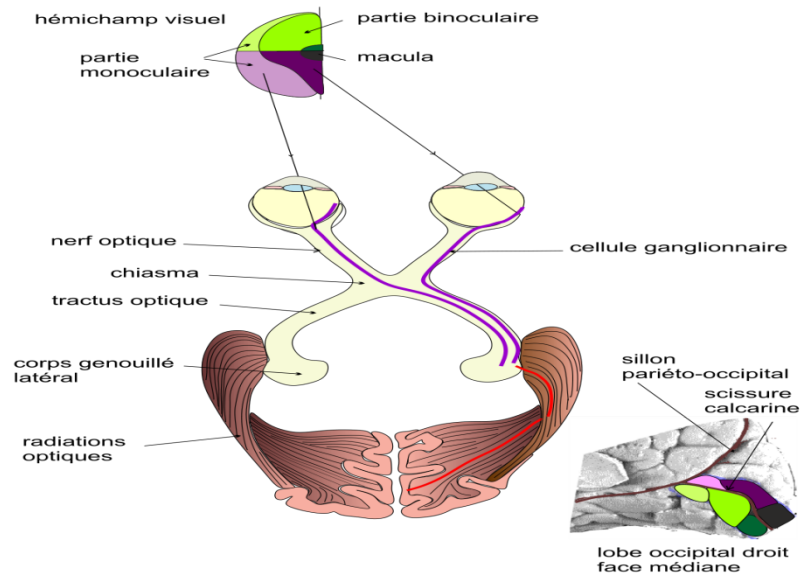


Figure 1.7: Schéma global du système visuel.

1.4.1.1 L'œil humain

La figure suivante montre l'anatomie de l'œil humain:

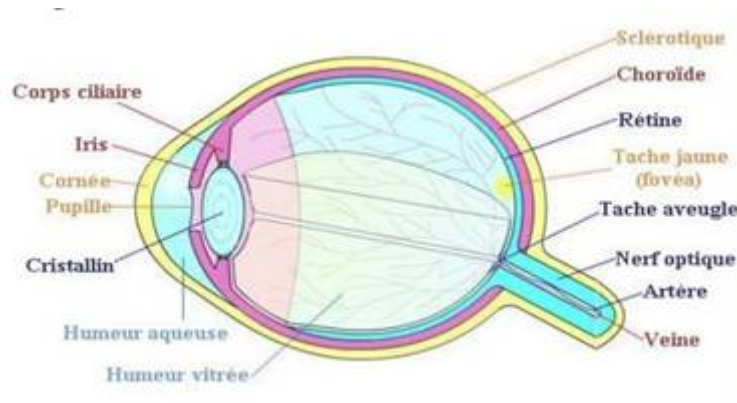


Figure 1.8: l'anatomie de l'œil humain.

La cristalline fonctionne comme une lentille épaisse qui concentre les rayons lumineux sur la rétine. Un organe récepteur est le rétino-blaste. Ce tissu nerveux est composé de huit types de cellules différentes organisées en rangées empilées. L'information passe des cellules dites photo-réceptrices aux cellules bipolaires, puis aux cellules ganglionnaires. La rétine joue un rôle crucial dans la perception visuelle, tant du point de vue du filtrage spatial et temporel que du codage des informations visuelles. L'image inversée qui en résulte n'est nette que dans la fovéa, le centre de la rétine. La rétine tient compte de cette caractéristique optique car il y a beaucoup plus de récepteurs dans la région centrale (la fovéa) qu'en périphérie. L'œil se déplace pour aligner la fovéa, l'axe optique, sur l'objet désiré, car c'est là que la vision est la plus claire et la plus sensible. Les photorécepteurs humains sont généralement sensibles à une gamme de longueurs d'onde

qui correspond approximativement à une plage de 400 à 700 nm. Dans la rétine, il existe deux types différents de photorécepteurs répartis : [10]

- Les cônes: ont une réponse photométrique et chromatique due à des pigments qui absorbent la lumière bleue, verte ou rouge (base de la vision des couleurs trichromatiques).
- Les bâtonnets: sont responsables de la vision nocturne (vision Scotopique).

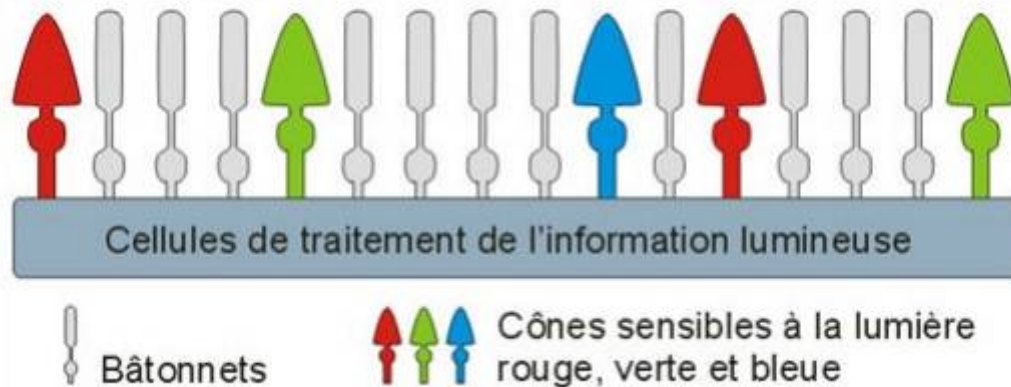


Figure 1.9: Cellules de traitement de l'information lumineuse.

1.5 Traitement d'images

Un tableau d'entrées contenant les éléments de chaque pixel est utilisé pour manipuler une image. Les traitements sont toujours appliqués à des photos en niveaux de gris et parfois aussi à des photos en couleur. La figure suivante (1.10) illustre les quatre étapes du plan de traitement étudié :

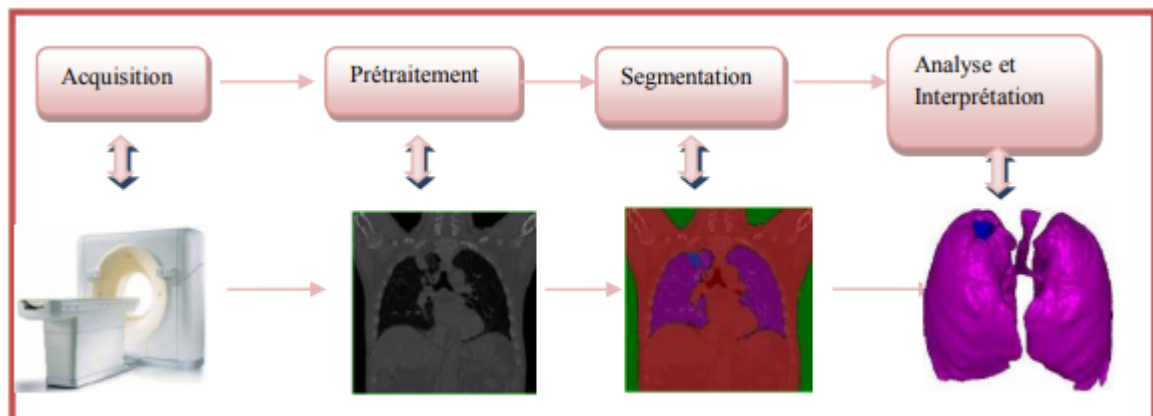


Figure 1.10: Schéma d'un système de traitement d'image.

1.5.1 Acquisition

L'un des maillons les plus importants de toute chaîne de conceptualisation et de production d'images est l'acquisition des images. Pour pouvoir manipuler l'image, il est nécessaire de la soumettre à une transformation qui la rende lisible et manipulable par le système informatique. Le passage de cet objet externe (l'image originale) à sa représentation interne (à l'intérieur de l'unité de traitement) est rendu possible par une procédure numérique. Le processus d'acquisition comporte plusieurs étapes :

- Le transfert de l'image est le passage d'un signal optique à un signal électrique analogique.
- Le processus de codage du signal analogique.
- La quantification, qui consiste à convertir les échantillons en valeurs binaires à l'aide de codes précis [11].

1.5.2 Prétraitement des images (Filtrage numérique)

La deuxième étape de notre processus de traitement d'image, appelée prétraitement, consiste à réduire le bruit produit par les capteurs afin d'améliorer la perception de détails spécifiques. Cette étape augmente la similitude des pixels d'une même région et la dissemblance des pixels d'autres régions, en particulier lorsque le contraste et la luminosité sont faibles. Nous aimerions vous présenter quelques-unes de ces esquisses. Les images numériques telles qu'elles sont acquises aujourd'hui sont souvent inutilisables pour le traitement d'images. Elles comportent des contenus de signaux bruyants. Différentes actions préparatoires d'amélioration ou de correction sont entreprises pour y remédier. Ainsi, le bruit est diminué, les pixels parasites sont supprimés, les contours sont améliorés [11].

Pour résoudre ce problème, on distingue généralement trois types de filtre :

- Filtres linéaires
- Filtres Non-linéaires

1.5.2.1 Filtres linéaires

Une convolution bidimensionnelle, qui est une opération mathématique, est utilisée par les filtres linéaires pour convertir un ensemble de données d'entrée en un ensemble de données de sortie. Ils permettent d'éliminer le bruit de l'image. Chaque filtre a une taille de $N \times N$ avec N impairs. Parmi les filtres linéaires les plus populaires, on peut citer :

a. Les filtres passe-bas :

Toutes les fréquences qui dépassent une fréquence précisément définie dans ce type de filtre sont automatiquement éliminées et doivent être rejetées. Les autres fréquences qui sont inférieures à la fréquence seuil seront acceptées.

b. Les filtres passe-haut:

Les filtres ouverts éliminent toutes les fréquences inférieures à la fréquence seuil et acceptent toutes les autres fréquences.

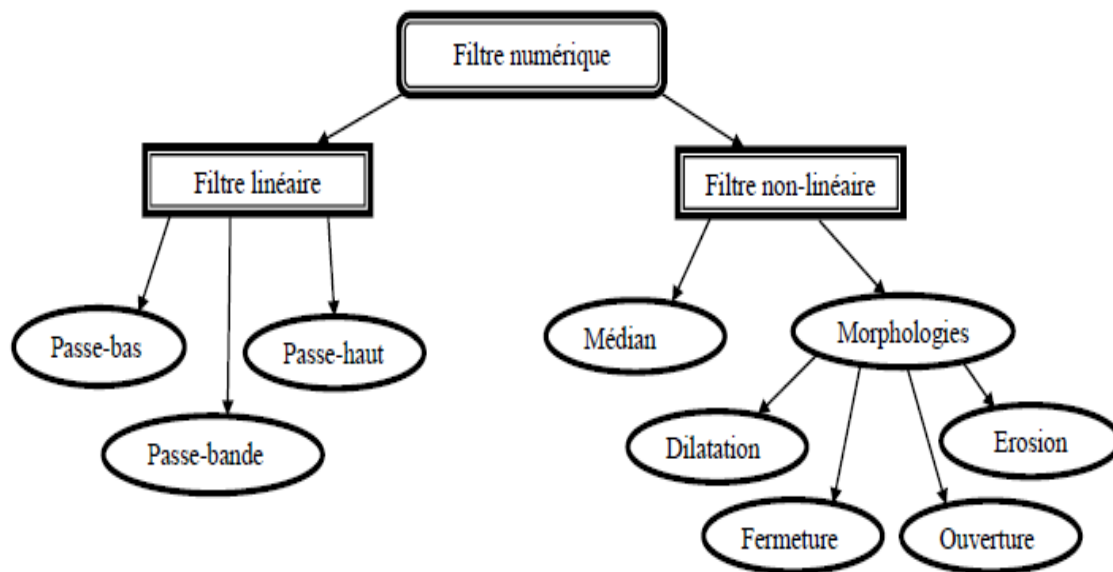


Figure 1.11: Les différentes techniques de filtrage.

c. Filtre passe-bande (Différentiation):

Ce filtre, qui combine deux filtres (passe-bas et passe-haut), élimine toutes les fréquences qui sont supérieures ou inférieures à une fréquence maximale ou minimale spécifiée. Les fréquences comprises entre les fréquences maximale et minimale sont acceptées.

1.5.2.2 Les filtres non linéaires

Il existe une autre famille de techniques appelées filtres non linéaires ou filtres d'ordre qui peuvent être utilisés pour éviter les résultats brouillés causés par les filtres de passage traditionnels. Ces filtres utilisent une combinaison non linéaire des valeurs des fenêtres des pixels voisins pour déterminer la nouvelle valeur de chaque pixel. Le filtre non linéaire le plus populaire est le filtre médian :

a. Le filtre médian:

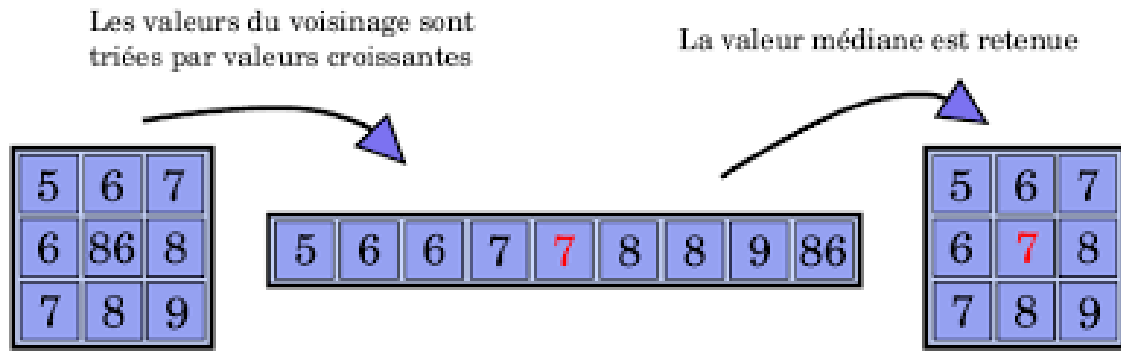
Ce filtre est fréquemment utilisé pour éliminer le bruit des images qui peut provenir de diverses sources (poussières, petits nuages, baisses momentanées d'intensité électrique sur les capteurs, etc.) L'avantage de ce filtre est qu'il préserve les contours, alors que les autres filtres ont tendance à les adoucir. L'algorithme de filtre médian est le suivant :

1. Trier les valeurs par ordre croissant.
2. Remplacer la valeur du pixel centrale par la valeur située au milieu de la triée.
3. Répéter cette opération pour tous les pixels de l'image.

b. Les filtres morphologiques :

Toutes les transformations morphologiques sont définies à l'aide d'un élément structuel et d'un opérateur. L'élément structuel est un groupe de pixels ayant les caractéristiques suivantes :

- Une forme géométrique reconnue (voir la figure 1.12).



- Un pixel central noir (voir la figure 1.12).
- Un groupe de pixels blancs entourant le pixel central blanc (voir la figure 1.12).

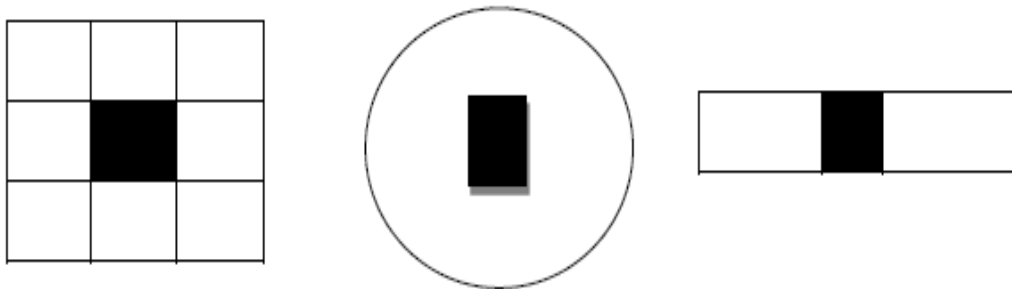


Figure 1.12: Éléments structurant.

Les opérateurs morphologiques les plus courants sont :

■ La Dilatation :

Elle permet de supprimer les points noirs isolés de l'image. Elle élargit les "pics" et remplit les "vallées". La dilatation peut être répétée jusqu'à ce que l'image ait une valeur constante (la valeur maximale). (Voir la figure ??)

La procédure suivante est utilisée pour la dilatation d'une image en noir et blanc :

Pour chaque pixel de l'image $u(i, j)$:

1. Centrer l'élément structuel sur ce pixel.
2. Prendre en compte les voisins de ce pixel dans l'élément structuel (le centre plus ses voisins).
3. Si l'un de ces pixels est blanc, mettez $u(i, j)$ blanc. Cependant, dans une image en niveaux de gris, la valeur du pixel est remplacée par la valeur maximale de ses voisins. La figure suivante illustre cette idée :

■ L'Érosion :

■ La Fermeture :

C'est une dilatation suivie d'une érosion. On dit que la Fermeture remplit les "vallées" sans changer les "pics".

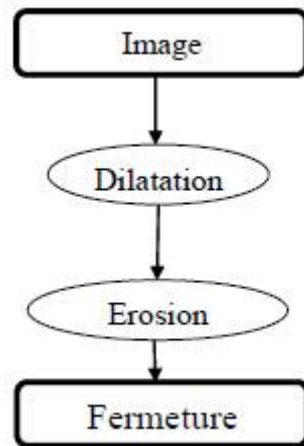


Figure 1.15: Opération de fermeture (dilatation, érosion).

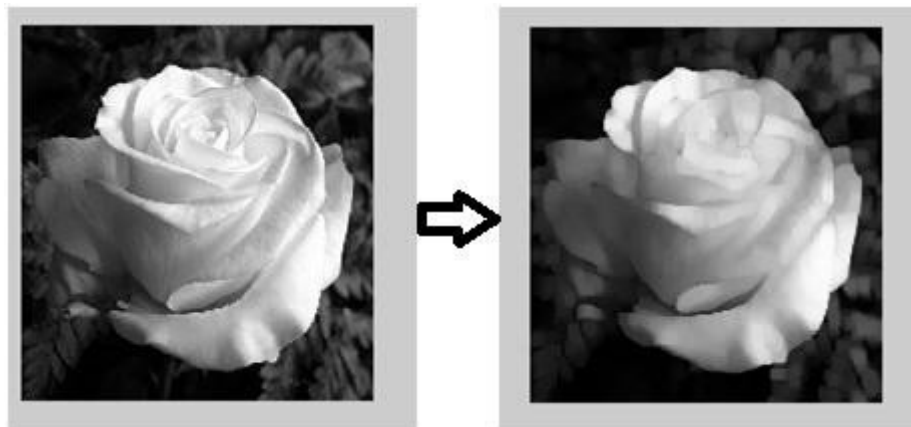


Figure 1.16: Filtre morphologique (érosion, dilatation).

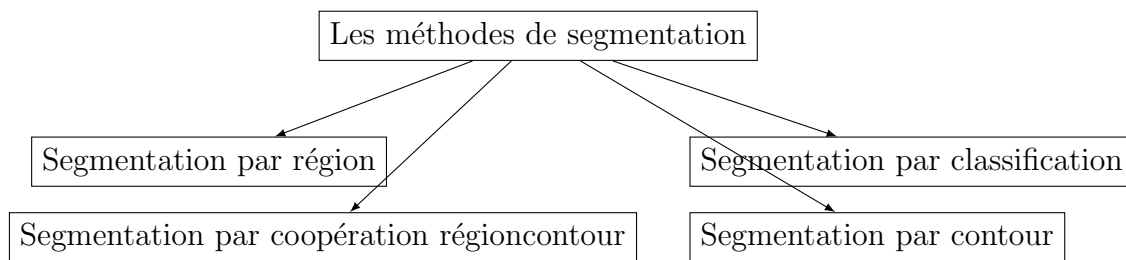
1.6 Segmentation d'image

1.6.1 Définition de la segmentation

L'opération de segmentation permet de trouver les différentes régions homogènes et leurs contours ; ces deux éléments sont considérés comme pertinents, ce qui exige que les régions correspondent aux parties significatives des objets du monde réel et les contours à leurs frontières apparentes [11].

1.6.2 les méthodes de segmentation

Nous pouvons résumer la méthode de segmentation dans le schéma suivant qui représentant les techniques de segmentation 1.6.2:



1.6.2.1 Segmentation par région

L'image est divisée en régions dans le cadre de l'approche de la segmentation d'image basée sur les régions. Les pixels adjacents sont regroupés en différentes régions selon un critère d'homogénéité ou de similarité donné. Ce critère peut être, par exemple, le degré de gris, la couleur, la texture, etc. L'opération de regroupement est répétée jusqu'à ce que tous les pixels de l'image soient contenus dans des régions. Cette méthode cherche à segmenter l'image en s'appuyant sur les caractéristiques intrinsèques des régions. [11]

1.6.2.2 Segmentation par contours

La frontière ou limite entre deux régions (objets) peut être considérée comme le contour, et la détection des contours équivaut à la détection des discontinuités à la frontière entre deux régions. Un contour est un groupe de pixels qui forme une frontière entre deux ou plusieurs régions voisines. L'épaisseur d'un contour peut varier de un à plusieurs pixels, et sa définition est basée sur une variation "rapide" d'une caractéristique. [12]

1.6.2.3 Segmentation par coopération région-contour

Pour améliorer le résultat final, la segmentation par contour de région de coopération peut être exprimée comme une interaction entre ces deux idées. Cette approche peut offrir un compromis aux inconvénients des deux autres approches [12].

1.6.2.4 Segmentation par classification

Dans cette partie, nous allons traiter les pixels de l'image comme des objets de classification. En regroupant les pixels ayant des niveaux de gris similaires dans une même classe de pixels, les approches de segmentation par classification produisent une division de l'image. Les groupes maximaux de pixels connectés qui appartiennent à la même classe servent à définir une classe [12].

1.6.3 Domaine d'application de la segmentation

La technologie de traitement d'images présenté l'aspect multidisciplinaire. Nous avons trouvé ses applications dans des domaines très variés tels que :

- Médecine (Radiographies, tomographies, ...)
- Biologie, Météorologie
- Astronomie

- Géologie
- Physique (spectroscopie, physique des plasmas, . . .)
- Applications militaires
- Applications industrielles (Robotique, surveillance de qualité, . . .)
- Photographies, Publicité, etc

1.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fourni quelques définitions fondamentales et une description des nombreuses opérations qui peuvent être effectuées sur une image pour améliorer sa qualité tout en préservant ses informations utiles (par exemple, la réduction du bruit à l'aide de divers filtres). De plus, nous avons abordé la segmentation et les nombreuses approches utilisées pour celle-ci. L'objectif du chapitre suivant est de présenter quelque travaux utilisons plusieurs méthode de détection de embouteillage .

Chapitre 2

État de l'art

2.1 Introduction

Dans les grandes villes et les zones métropolitaines, la congestion du trafic est devenue une préoccupation majeure sur les routes et autoroutes. Elle a un impact croissant sur la population, l'environnement et l'économie. Pour cette raison, des scientifiques, des ingénieurs et des techniciens se sont efforcés d'identifier les goulets d'étranglement du trafic et de proposer des remèdes. Nous présentons quelques travaux de recherche sur les techniques de détection des embouteillages.

2.2 Les méthodes de la détection de la congestion routière :

2.2.1 Analyse de la texture d'image :

Les auteurs Li Weia et Dai Hong-ying [13] proposent une méthode de détection des embouteillages [13]. Cette méthode se base sur l'analyse de la texture. L'algorithme proposé utilise la matrice de cooccurrence des niveaux de gris pour quantifier la caractéristique de texture d'une image (GLCM), qui est basée sur une analyse statistique du second ordre.

Le niveau de gris de l'image détermine la taille de la GLCM, en générale La taille de la GLCM est de $256 * 256$ puisque le niveau de gris moyen d'une image est de 256. Les auteurs ont choisi les caractéristiques d'énergie et d'entropie du GLCM Afin d'estimer la densité des véhicules. L'entropie indique à quel point les éléments constitutifs du GLCM sont uniformément distribués. Cette approche comprend quatre étapes :

✓ Étape 1: Calibrage de la zone du véhicule.

La définition de la zone du véhicule est la première étape, après quoi l'approche de l'analyse de texture est utilisée pour rechercher les encombrements. La valeur de gris de la zone du véhicule reste inchangée après le réglage, tandis que les autres zones sont mises à zéro.

✓ Étape 2: Le calcul du GLCM.

Une image normale en niveaux de gris avec une résolution de 256 peut être créée en utilisant le calcul du GLCM ; le GLCM équivalent est de 256×256 . Le calcul du GLCM avec cette taille prend beaucoup de temps et est inutile. Il est communément admis que la majorité du temps, la couleur de la voiture est distinctive, ce qui implique que la valeur de gris est également distinctive. Cependant, en raison de la réflexion de la lumière, la valeur de gris de la zone du véhicule peut avoir un large éventail d'options. Les 256 niveaux de gris ont été condensés à 32 niveaux afin de résoudre ce problème. Il est nécessaire d'exclure l'arrière-plan de l'image avant d'effectuer une analyse de texture sur celle-ci. Par conséquent, la première ligne et la première colonne du GLCM sont éliminées. Par conséquent, la taille du GLCM passe de 32×32 à 31×31 , ce qui nous permet de calculer le GLCM.

✓ Étape 3: L'extraction des caractéristiques.

Les équations 2.1 et 2.2 permettent d'extraire les caractéristiques d'énergie et d'entropie des quatre GLCM :

$$S_p(d, \theta) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} f(i, j|d, \theta)^2 \quad (2.1)$$

$$S_g(d, \theta) = \left| \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} f(i, j|d, \theta) \ln f(i, j|d, \theta) \right| \quad (2.2)$$

Dans les équations 2.1 et 2.2, $f(i, j)$ est une composante de la GLCM, L est son nombre de lignes ou de colonnes, soit 31, S_g son énergie et S_p est son entropie. Huit caractéristiques GLCM distinctes au total, représentées par le vecteur $\vec{S}$

$$\vec{S} = \{S_{g0}, S_{g45}, S_{g90}, S_{g135}, S_{p0}, S_{p45}, S_{p90}, S_{p135}\} \quad (2.3)$$

Les auteurs ont découvert que la valeur de S_g est un ordre de grandeur plus petit que la valeur de S_p et S_g qu'elle est inversement liée à la densité du véhicule. Par conséquent, ils ont utilisé l'équation 2.3 pour déterminer la nouvelle caractéristique d'énergie S'_g , qui est d'un ordre de grandeur supérieur que S_g et proportionnel à la densité du véhicule. La fonction d'entropie S_p est la même chose. Le résultat est un nouveau vecteur de traits qui se présente comme suit $\vec{S}'$.

$$\vec{S}' = \{S'_{g0}, S'_{g45}, S'_{g90}, S'_{g135}, S_{p0}, S_{p45}, S_{p90}, S_{p135}\} \quad (2.4)$$

$$S'_g(d, \theta) = -\ln \left(\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} f(i, j|d, \theta)^2 \right) \quad (2.5)$$

L'équation 2.4 a ensuite été utilisée pour déterminer la caractéristique de texture finale S , La densité estimée du véhicule est donnée par S .

$$S = S'_{g0} + S'_{g45} + S'_{g90} + S'_{g135/4} + S_{p0} + S_{p45} + S_{p90} + S_{p135/4} \quad (2.6)$$

la paire de pixels (i, j) , qui ont la même direction S , mais qui diffèrent par une distance différente d .

✓ Étape 4: la reconnaissance des embouteillages.

La caractéristique S indique le nombre de véhicules présents dans l'image, un S plus grand indique une plus grande congestion du trafic, et un S plus petit indique une moindre congestion du trafic. Pour déterminer le seuil de décision ST , des expériences ont été menées. Il y a beaucoup de voitures sur la route lorsque $S > ST$, ce qui peut provoquer des embouteillages. une route non congestionnée lorsque $S < ST$

2.2.2 Méthode basé sur Analyse vidéo :

dans ce contexte il existe un certain nombre de travaux utilisant l'approche de l'analyse vidéo , mais chaque méthode a ses propres faiblesses.

2.2.2.1 Basé sur la différence de trame et logique floue :

Sur la base de l'analyse vidéo, Shan Hu, Jiansheng Wu et Ling Xu [14] proposent une méthode permettant d'identifier la présence d'embouteillages. Le calcul de la densité et de la vitesse des véhicules constitue le fondement de cette méthode.

La méthode propose deux procédures pour détecter la densité des véhicules :

✓ Étape 1: Détection des véhicules en mouvement basée sur la différence entre les trames.

Voici les étapes de cet algorithme :

1. Niveaux de gris de l'image RVB.
2. Soustraire les deux images situées l'une à côté de l'autre.
3. Pour se débarrasser des points bruyants, utilisez le filtre médian.
4. Appliquez l'équation 2.7 au résultat de la différence pour obtenir une image binaire.

$$Diff_n = \{0 \text{ if } |I_t(x, y) - I_{t+1}(x, y)|_{others} > T \quad (2.7)$$

(x, y) sont la valeur de gris de l'emplacement spatial (x, y) dans l'image t et l'image t +1. T est un seuil expérimental.

5. Appliquer l'opération de morphologie pour traiter l'image binaire et remplir la région des véhicules.



Figure 2.1: Véhicules en mouvement détectés, L'image de gauche est l'image originale, L'image de droite montre le résultat du véhicule détecté sur la voie.

✓ Étape 2: Détection de voie basée sur l'accumulation des lieux de déplacement des véhicules.

Le suivi des lieux des véhicules en mouvement est proposé comme une nouvelle méthode simple pour identifier la voie de circulation. La région de la voie de circulation sera automatiquement produite par l'accumulation des lieux des véhicules en

mouvement afin de détecter la voie de circulation. Les deux étapes fondamentales de l'algorithme de reconnaissance des voies de circulation basé sur l'accumulation des lieux des véhicules en mouvement sont les suivantes :

1. Rassembler la zone des voitures en mouvement. La région de la voie entière peut être dérivée par l'agrégation continue du lieu des voitures en mouvement, puisqu'il s'agit d'une composante de la voie.
2. Concaténation de la région comme un tout en utilisant l'opération morphologique proche.

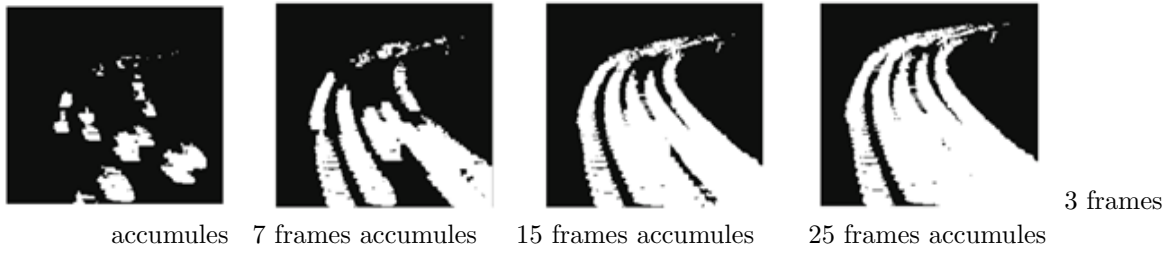


Figure 2.2: Procédure d'accumulation de véhicules en mouvement locus.

Après avoir acquis l'image binaire des véhicules en mouvement, il est facile de calculer la surface des véhicules en mouvement $A_{véhicules}$ sur la voie en comptant le nombre de pixels qui représentent les véhicules. De la même manière, la zone de la voie A_{lane} peut être représentée par une image binaire de voie. La densité du véhicule sur la voie peut être déterminée par la formule suivante :

$$DEN = A_{véhicules} / A_{lane} \quad (2.8)$$

- Les auteurs ont utilisé l'approche du champ de flux optique pour évaluer la vitesse des véhicules en mouvement. Ce processus comporte trois étapes fondamentales:
 1. Un échantillon suffisamment large de détails du véhicule doit être choisi et ces détails doivent être suivis avec précision sur au moins deux images vidéo successives.
 2. Sur la base de l'estimation du flux optique, les vecteurs de vitesse des emplacements des caractéristiques sont calculés.
 3. Calcul de la vitesse du véhicule .
- Le système de logique floue a été utilisé pour détecter l'état du flux de trafic actuel afin de déterminer l'état en temps réel du flux. Le système est construit autour de deux variables d'entrée : la vitesse et la densité de véhicules sur la voie. Les variables d'entrée sont initialement divisées en plusieurs ensembles flous, comme c'est le cas pour tout système de décision basé sur le flou. Les quatre différents ensembles flous liés à la vitesse sont : très lent, lent, moyen et rapide. Les paramètres flous relatifs à la densité du trafic sont faible, moyen, élevé et extrêmement élevé.
- le tableau suivant illustre les règles de décisions à base de la logique floue proposés par les auteurs ainsi que pour les valeurs choisies pour les variables d'entrées et sorties:

Niveau de congestion		Densité de trafic			
		faible	moyens	élevés	très élevés
Vitesse	très lents	léger	modérer	sérieux	Sérieux
	lents	léger	léger	modérer	Sérieux
	moyens	libre	léger	modérer	modérer
	très élevés	libre	libre	léger	modérer

Tableau 2.1: illustre les règles de décisions à base de la logique floue proposés par les auteurs ainsi que pour les valeurs choisies pour les variables d'entrées et sorties .

2.2.2.2 Basé sur la détection, la classification et le suivi de véhicule:

1. Basée sur la méthode SIFT :

Dans une méthode présentée par Kenan Mu, Fei Hui et Xiangmo Zhao [15], plusieurs véhicules sont identifiés et suivis à l'aide de séquences de surveillance du trafic et de la correspondance des caractéristiques SIFT [16]. Cette stratégie repose sur deux étapes.

1.a. Détection de véhicules :

- **Extraction et mise en correspondance des caractéristiques SIFT:**

Les caractéristiques sont extraites des photos à l'aide d'un détecteur de caractéristiques SIFT. Le processus de détection des caractéristiques SIFT comporte 4 étapes:

- ✓ **Étape 1: détection des extrêmes dans l'espace multi-échelle.**
Dans l'espace multi-échelle, la fonction différentielle gaussienne trouve les points d'intérêt avec des invariances d'échelle et de rotation.
- ✓ **Étape 2 : localisation des points.**
importants en fonction de la position des points d'intérêt.
- ✓ **Étape 3 : Détermination de la direction.**
attribuez la direction à chaque point clé en fonction de la direction du gradient de ses points voisins.
- ✓ **Étape 4 :Description des points clés.**
Pour créer un descripteur de caractéristiques, déterminez le gradient autour de chaque point clé.

Après avoir identifié les caractéristiques, ils ont comparé les caractéristiques des images voisines en utilisant la méthode de recherche k-d treeN-N [17], où la distance euclidienne est prise en compte comme critère de similarité.

- **Alignement d'images et détection de véhicules:**

Après avoir acquis les correspondances de points mentionnées dans la citation précédente. Ils ont déterminé les paramètres de la matrice d'homographie. Voici comment est définie la matrice d'homographie H:

$$H = \begin{bmatrix} m_0 & m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 & m_5 \\ m_6 & m_7 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

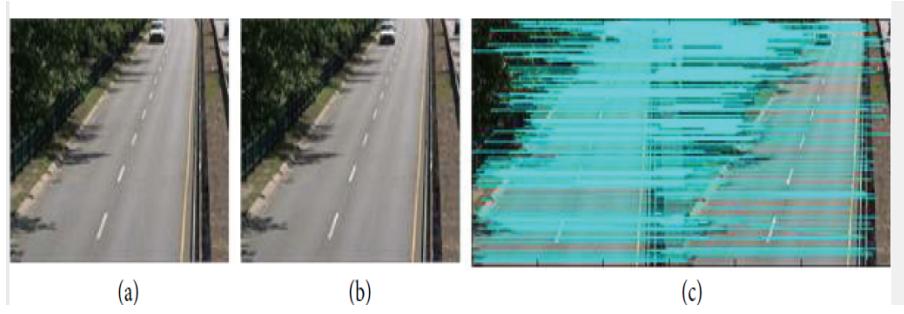


Figure 2.3: Correspondance de caractéristiques SIFT : (a) l'image à l'instant K, (b) l'image à l'instant K+5, (c) le résultat de l'appariement des caractéristiques des deux images.

Ils ont utilisé l'algorithme RANSAC [18] pour éliminer les fausses correspondances de points et calculer la matrice d'homographie H. Une fois qu'une estimation fiable de l'homographie H est obtenue, un alignement d'image entre les trames précédente et actuelle est effectué. Ceci est obtenu en déformant l'image actuelle avec H et en déterminant ensuite la différence entre les deux images alignées pour obtenir la région de véhicule candidate.



Figure 2.4: Alignement d'images et image de différence : (a) l'image à l'instant d'une séquence de trafic acquise avec une caméra fixe, (b) l'image obtenue après déformation de l'image à l'instant K+5 avec H, (c) la différence entre l'alignement images.

En calculant les SAD sur l'image de différence entre les photos alignées et en prenant en considération les régions avec un SAD plus élevé comme régions de véhicule, la position des véhicules en mouvement est récupérée. Les images aux instants K et K+5 sont respectivement $f(K)$ et $f(K+5)$; les images déformées sont $f'(K+5)$ et $def(K+5)$; et l'image de différence est f . La taille de chaque zone est axa si l'image de différence est également divisée en $m \times n$ parties. La formule suivante est utilisée pour déterminer le score SAD de chaque région.

$$SAD = \sum_{i=0}^a \sum_{j=0}^a \Delta f(i, j) = \sum_{i=0}^a \sum_{j=0}^a |f_k(i, j) - f'_{k+5}(i, j)| \quad (2.10)$$

Dans ce travail, ils ont trié la valeur SAD et ils ont pris la médiane comme seuil SAD :

$$T_{SAD} = \{SAD_i | i = 1, 2, \dots, m \times n\}$$

(2.11)



Figure 2.5: Résultat de la détection du véhicule : (a) la région avec SAD la plus élevée que T_{SAD} , (b) la région du véhicule correspond à la région en (a).

1.b. Suivi des véhicules :

- **Suivi de la mise à jour de l'ensemble d'échantillons :**

La collection de toutes les voitures trouvées dans les images précédentes constitue l'échantillon de suivi. Après la présentation d'un véhicule détecté par V_{ik} , l'ensemble des échantillons de suivi est représenté comme suit

$$V = \{V_i^k | i \in m, k \in n\} \quad (2.12)$$

Où n est le nombre total de trames trouvées dans la séquence de trafic et m est la longueur de l'ensemble d'échantillons. La dégradation de l'ensemble d'échantillons de suivi peut être évitée en le mettant à jour en temps réel. Les quatre mises à jour de l'ensemble d'échantillons énumérées ci-dessous correspondent aux quatre facteurs qui provoquent la dégradation de l'ensemble d'échantillons de suivi.

1. Mettre à jour l'échantillon de véhicule pertinent avec le véhicule actuellement détecté si un véhicule qui avait un échantillon correspondant dans la collection d'échantillons de suivi est détecté dans la trame actuelle.
2. Inclure un nouveau véhicule dans la collection d'échantillons de suivi s'il entre dans le champ de vision de la caméra.
3. Éliminer l'échantillon correspondant de l'ensemble d'échantillons de suivi si un véhicule quitte le champ de vision de la caméra.
4. Si un véhicule s'arrête de bouger, retirez-le de la liste de suivi désignée comme région de plan arrière.

- **Taux de correspondance :**

Ils ont proposé le taux de correspondance dans cette section pour évaluer le degré de correspondance entre l'échantillon de suivi et le véhicule à surveiller, où N_1 représente les caractéristiques trouvées dans l'échantillon de suivi. Lorsque le véhicule est identifié dans la trame au temps $K+1$, les caractéristiques sont représentées par V_i^k , N_2 et les correspondances ponctuelles sont représentées par N . Le taux de correspondance, Rate, est ensuite déterminé comme suit :

$$Taux = \frac{N}{\max\{N1, N2\}} \quad (2.13)$$

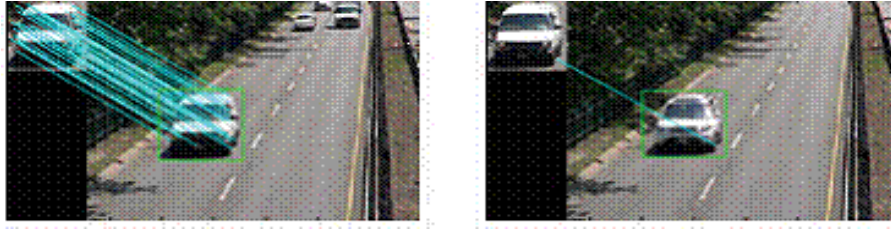


Figure 2.6: Le résultat d'appariement entre l'échantillon de suivi et le véhicule à suivre : (a) Taux est supérieur à un seuil de taux de correspondance ; (b) Taux est inférieur au seuil de taux de correspondance.

- **Jugement des entrées, sorties et arrêts de véhicules :**

Ils ont concentré leur attention sur les trois cas énumérés ci-dessous.

1. Calculez le taux de correspondance (Taux) entre chaque échantillon de suivi dans l'ensemble d'échantillons de suivi et le véhicule qui a été détecté dans l'image à l'instant k . Le véhicule entre dans le champ de vision de la caméra et est ajouté à l'ensemble d'échantillons de suivi en tant que nouvel échantillon si tous les taux sont inférieurs au seuil de taux de correspondance T_R .
2. Si aucun véhicule correspondant à l'échantillon n'est trouvé sur la piste aux instants k et $k+1$, et si le rapport des taux de correspondance (Taux) entre l'échantillon et chaque véhicule trouvé sur la piste à ces instants est inférieur à T_R , l'échantillon est considéré comme appartenant au véhicule qui est entré dans le champ de vision de la caméra et est retiré de l'ensemble des échantillons.
3. Si le véhicule correspondant à un échantillon ne se déplace pas considérablement entre les périodes k et $k+1$ de la trame, l'échantillon est éliminé de la collection d'échantillons de suivi et on pense que cela correspond à des pauses ou des interférences du véhicule.

2. Basée sur la détection des contours:

Une autre approche consistant à utiliser l'analyse vidéo pour déterminer le niveau de congestion du trafic a été suggérée dans la même littérature. Zakaria Moutakki, Imad Mohamed Ouloul, Karim Afdel et Abdellah Amghar [19] ont proposé cette dernière. Il présente un système de gestion et de contrôle en temps réel qui utilise une caméra fixe pour étudier les caractéristiques du trafic sur l'itinéraire.

Le système proposé utilise trois modules: la segmentation et la catégorisation des véhicules, et enfin le suivi et le comptage des véhicules.

pour mesurer le volume et les caractéristiques du trafic en temps réel. L'objectif du module de catégorisation est de regrouper les automobiles dans les bons types. La majorité des techniques de classification reposent sur l'extraction des caractéristiques

des objets en mouvement. Pour extraire le masque de premier plan incluant la région du véhicule, la technique utilisée est la soustraction de l'arrière-plan.

Dans le module d'extraction de caractéristiques, la méthode caractérise les boîtes associées aux véhicules par un ensemble de paramètres.

- Classifier les véhicules en fonction de leur type.
- Détecter les occlusions partielles des véhicules.

2.a. Segmentation d'image :

- **Rotation de l'image de la séquence vidéo:**

L'algorithme de rotation est composé des étapes suivantes:

- détection de la direction du bord de la route en utilisant les transformées de Hough (Ballard, 1981). Seule la première image subira cette opération, et une seule fois.
- Calcul de l'angle entre le bord de la route qui a été identifié et le champ de vision de la caméra de surveillance.
- Faites pivoter l'image de la route dans la séquence vidéo de sorte que la direction de la route soit alignée avec l'axe de visualisation.

- **Soustraction de l'arrière-plan :**

Suppression de l'arrière-plan En employant le modèle de mélange gaussien comme l'une de ces techniques.

- **Filtrage et détection des contours :**

Reconnaissance et filtrage des bords La méthode modélise les bords par des boîtes en forme de rectangles pour supprimer ce bruit.

2.b. Classification des véhicules :

La stabilité devant le mouvement du véhicule dans la scène et la variation selon le type de véhicule jouent un rôle dans le choix des combinaisons. L'approche utilisée pour catégoriser les automobiles est basée sur les boîtes rectangulaires proposées à l'étape précédente. La largeur et la hauteur de la boîte la définissent. Les auteurs ont proposé les deux schémas de classification suivants pour différents types de véhicules :

$$R1 = hauteur/largeur \quad (2.14)$$

$$R2 = ((hauteur + largeur) * 2)^2 / (largeur * hauteur) \quad (2.15)$$

Dans le même travail [15], des intervalles de classification ont été proposés sur la base des valeurs de R1 et R2.

Les valeurs des paramètres varient sur des intervalles définis en fonction du type de véhicule, sauf en cas d'occlusion du véhicule.

Type de véhicule	Image d'échantillon	R1	R2
Voiture		0.8 – 1.3	16 -16.5
Vélo		1.5 – 1.8	17 – 18.5
Cas 1		0.603	17.04
Cas 2		1.75	19.25

Tableau 2.2: . Intervalles de classification

2.c. Comptage et suivi des véhicules :

La procédure consiste à savoir à tout moment combien de véhicules passent dans la zone d'observation, qui est délimitée par deux lignes. Chaque véhicule qui entre dans la zone de surveillance sera compté, et son parcours sera ensuite suivi.

2.d. Test du système dans le jeu de données GRAM-RTM :

La banque de données GRAM-RTM est utilisée pour tester le système proposé par les auteurs [20].

Les intervalles de coefficients R1 et R2 déterminés pour les différentes classes seront différents. Par conséquent, les intervalles de classification établis pour catégoriser les automobiles, les bicyclettes et les occlusions partielles adopteront de nouvelles valeurs déterminées par un composant expérimental créé par les auteurs.

Pour évaluer l'efficacité du système, une recherche analytique a été effectuée pour déterminer la précision du comptage des véhicules. La précision du système utilisé dans l'essai a été testée sur trois autoroutes distinctes, avec une précision moyenne de 98,7 %. La robustesse d'une méthode est liée à la fois à la précision du système utilisé et à la comparaison des résultats avec d'autres systèmes déjà utilisés qui traitent du même domaine.

Le système proposé a la capacité de trouver, de suivre et d'identifier automatiquement les automobiles dans le clip vidéo. En d'autres termes, les trois modules du système - segmentation, catégorisation, et enfin comptage et suivi des voitures - peuvent mesurer la quantité et les caractéristiques des véhicules en temps réel. Cela prouve l'efficacité du système en tant qu'outil fiable de comptage des véhicules pour les systèmes de vidéo surveillance du trafic. Le système présente également une robustesse respectable face aux changements de taille et d'éclairage des objets.

2.2.3 Méthode basé sur l'analyse de trace GPS :

Emilian Necula [21] suggère d'utiliser les données GPS pour analyser les tendances du trafic sur des segments de rue individuels. Les voies ne sont pas les principaux objets d'attention dans cette stratégie. Au lieu de cela, une analyse de la distribution fréquentielle et temporelle des personnes se déplaçant dans un ensemble prédéterminé de lieux de la zone métropolitaine - dans ce cas, des segments de rue - est produite. Les traces d'itinéraire de MapMyRun ont été utilisées dans cette étude, ainsi qu'un site Web qui garde la trace des traces de chaque utilisateur et fournit des données utiles. Cette approche comprend 5 étapes :

✓ 1^{ière} étape :

A utilisé l'URL de la ressource suivante pour effectuer une recherche sur le serveur MapMyRun

1000 données GPS ont été extraites à l'aide d'un script R. Le site a ensuite été enregistré dans un fichier texte portant le nom "10000MapMyRunRoutes.txt".

Ensuite, afin d'obtenir des traces GPS spécifiques à partir du serveur, ils ont commencé à chercher les ID des routes dans le fichier texte enregistré. Pour localiser chaque ID d'itinéraire et le placer dans "IDRuns", ils ont utilisé une phrase régulière. Le script R prend en charge les opérations sur les objets de type tableau pour la collecte et la modification des données, ce qui simplifie considérablement toute manipulation des objets de données de type tableau puisque les dimensions du tableau ne sont pas soumises aux limitations de bouclage. La méthode construit les liens de ressources GPX de téléchargement final et simule une méthode GET sur le serveur MapMyRun en utilisant une bibliothèque spécialisée appelée HTTR (Cran Packages, 2014). La procédure a permis de créer une clé d'autorisation basée sur une API-Key acquise après s'être connecté en tant que développeurs afin de compléter le processus et d'appeler la méthode GET (Underarmour, 2014). Ils ont obtenu 10 000 traces GPX, qui montrent les itinéraires de conduite dans une ville, à la conclusion de la phase d'acquisition.

✓ 2^{ième} étape :

Il a été décidé d'imposer une limite inférieure de 5 jours par conducteur parce que cet emplacement central concentre des quantités plus élevées de trajets. Nous avons choisi un seuil de 20 visites par section de rue pour la quantité de visites.

✓ 3^{ième} étapes :

identifier les segments de rue présentant des schémas de circulation similaires tant au cours de la journée que de la semaine : Les données doivent être agrégées et standardisées afin d'identifier les segments de rue présentant un flux de trafic constant dans le temps. L'objectif de l'analyse est de trouver des segments de rue présentant un flux de trafic comparable au cours d'une semaine comme d'une journée. Après l'analyse, des groupes ont été créés pour la procédure d'agrégation en fonction des jours de la semaine : 1. Lundi à vendredi ; 2. Samedi ; 3. Dimanche et jours fériés. Après la sélection des unités d'agrégation, la formulation de l'agrégation des visites s'effectue comme suit :

Soit $h \in \{0, 1, \dots, 23\}$ le nombre d'heures dans une journée, $d \in \{1, 2, \dots, 7\}$ le nombre de jours dans une semaine, $g \in \{1, 2, 3\}$ le nombre de groupes de jours dans une semaine, et $n(i, d, h)$ le nombre de déplacements sur le segment de rue I le jour d à l'heure h . L'équation 2.16 définit l'agrégat $n(i, g, h)$ pour le segment de rue I sur les unités de temps choisies comme suit :

$$n_{i,g,h} = \begin{cases} \frac{\sum_{d=1}^5 n_{i,d,h}}{5} \\ n_{i,d,h} = g + 4 \text{ for } g \in (2, 3) \end{cases} \quad (2.16)$$

$$n_{i,g,h} = \frac{n_{i,g,h}}{\sum_g \sum_h n_{i,g,h}} \quad (2.17)$$

Comme l'approche analytique repose sur une évolution similaire du flux de trafic, indépendamment de la hauteur réelle du trafic, une normalisation supplémentaire des visites agrégées a été effectuée. L'équation 2.17 est utilisée pour définir la normalisation, qui se produit pour chaque segment de route.

✓ 4ième étape :

Trouver des groupes de segments de rue présentant un flux de trafic similaire dans le temps : Ils ont testé trois différents types d'algorithmes de clustering, à savoir le clustering hiérarchique, le clustering DBSCAN basé sur la densité (Ester et al, 1996) [22] et le clustering par partitionnement (k-means) en utilisant le package WEKA pour R-RWEKA (Hall et al, 2009) [23]. Ils ont utilisé un plug-in R intuitif pour afficher les diagrammes de clustering et les tracer directement sur une couche Open Street Map. Ils ont obtenu les meilleurs résultats avec le clustering k-means.

✓ 5ième étape :

Détection de la densité et de la vitesse pour déterminer le niveau de congestion du trafic

- Plus le volume de trafic sur un segment de route augmente, plus le niveau de densité de ce segment augmente.
- La relation entre la densité et la vitesse est inverse. Une densité plus élevée implique des valeurs de vitesse plus faibles.
- Comment est déterminé l'indice de congestion du trafic (TCI). Shrank et Lomax (2005) ont mis au point l'indice de congestion du trafic (ICT), une mesure des véhicules-kilomètres parcourus quotidiennement (VMPT) par segment de route-mille d'auto-routes et de grandes artères. Il s'agit d'une formule développée empiriquement pour mesurer les niveaux relatifs de congestion dans les régions urbaines. Parce que son indice permet de comparer les régions métropolitaines en évaluant le spectre complet de la performance des réseaux de circulation, nous avons déterminé qu'il était approprié pour notre recherche. C'est la capacité physique de la route pour les automobiles qui est mise en évidence. Selon la figure 2.7, les jours de semaine, entre 7 h 45 et 8 h 45 et entre 17 h 15 et 18 h 45, le réseau routier connaît une congestion extrêmement importante. Les heures de pointe où la valeur maximale de

l'indice de congestion est supérieure à 8,0 sont celles où la congestion est la plus forte.

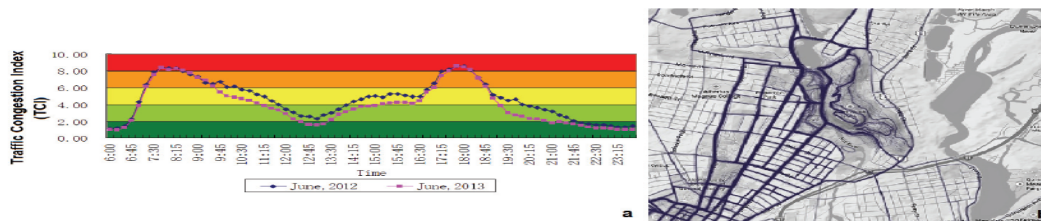


Figure 2.7: Variation du niveau de congestion à différents horodatages..

2.2.4 Méthode basés sur les communications v2v :

En utilisant une nouvelle technique COTEC , R. Bauza et J. Gozalvez [1] proposent un système de détection. Cette technique utilise des CAM ou des balises de diffusion pour surveiller l'état du trafic routier et détecter les embouteillages. Les méthodes proposées reposent sur l'échange périodique de certains paquets qui sont transmis afin de calculer la durée de transmission de chaque véhicule dans des situations de trafic routier variables. Pour identifier localement une condition probable de congestion du trafic, CoTEC utilise la logique floue. Afin d'identifier correctement et de manière coopérative la congestion du trafic routier, CoTEC partage les estimations uniques générées localement par les différentes voitures lorsqu'une situation de congestion est identifiée.

a. Détection de la congestion du trafic local:

le système Skycomp pour catégoriser et caractériser la congestion du trafic sur les routes. Skycomp propose le degré de service correspondant à chaque route en analysant les données de trafic recueillies par des relevés aériens de ces autoroutes. Selon le Highway Capacity Manual, ce paramètre sert de mesure de qualité pour refléter les circonstances opérationnelles d'un flux de trafic. Le système de niveau de service du HCM ne fait pas de distinction entre les différents niveaux de congestion du trafic pour les niveaux de service, ce qui est un point important à retenir. En revanche, le système de Skycomp adopte le classement étendu LOS F de Skyscomp, qui élargit le classement LOS F du HCM pour discerner entre différents niveaux de congestion du trafic. Le tableau 2.3 présente le classement étendu LOS F du HCM. Le CoTEC propose un processus de quantification de la congestion du trafic basé sur la théorie floue pour catégoriser l'intensité de la congestion. L'estimation de la densité du trafic et de la vitesse du véhicule sont des paramètres d'entrée pour la technique de détection basée sur le flou CoTEC, qui produit le paramètre pour le niveau de congestion du trafic.

	Niveau de congestion	Densité du trafic	Vitesse des véhicules
LOSF	Léger	[46-60]veh/mi/ln or[29-37]veh/km/ln	[30-50]mi/h or[48-81]km/h
	Modéré	[60-80]veh/mi/ln or[37-50]veh/km/ln	[15-40]mi/h or[24-64]km/h
	Sévère	Above80veh/mi/ln or50 veh/km/ln	Below25mi/h or 40 km/h

Tableau 2.3: Niveaux de congestion dans le cotec [1].

Une méthode rationnelle et intuitive est utilisée pour classer le degré de congestion à partir d'un ensemble d'estimations de la vitesse et de la densité du trafic. Par conséquent, les lignes séparant les différents stades du flux de trafic sont floues. Les systèmes basés sur la logique floue sont particulièrement bien adaptés au traitement de problèmes de décision non déterministes difficiles à résoudre, comme la détection des embouteillages, en raison de l'incertitude liée à la détermination des limites entre les différentes catégories. Dans cette optique, le CoTEC propose une approche basée sur la théorie du flou pour quantifier la congestion du trafic. En outre, des ensembles flous de sortie correspondant aux différentes catégories de trafic routier ont également été définis selon la classification de la congestion de Skycomp, avec $\text{freeflow}=0$, $\text{légère congestion}=1/3$, $\text{congestion modérée}=2/3$ et $\text{grave congestion}=1$.

Niveau de congestion		Densité de trafic			
		faible	moyens	élevés	très élevés
Vitesse	très lents	léger	modérer	modérer	Sévère
	lents	Libre	léger	modérer	modérer
	moyens	libre	léger	léger	modérer
	Rapidement	libre	libre	libre	léger

Tableau 2.4: Règles de floues de cotec reliant les ensembles de vitesse et de densité d'entrée [1].

B. Détection coopérative de la congestion du trafic:

Afin de résoudre le problème de la congestion du trafic par consensus, COTEC propose un processus coopératif basé sur des communications multi-sauts. Ces messages sont utilisés pour communiquer avec les différents véhicules et recueillir leurs estimations locales du trafic.

- La valeur moyenne est déterminée par une voiture-relais en utilisant sa propre estimation.

$$(Mean_{n-1}) : Mean_n = (VehicleEstimation_n) + (n - 1)(Mean_{n-1})/n$$

. Vous pouvez voir le nombre total de voitures-relais ou de sauts antérieurs ainsi que le niveau de congestion moyen estimé de la voiture-relais. Il n'y a plus

que deux champs pour les données. Le message CTE doit contenir l'estimation moyenne calculée par le dernier opérateur. le nombre de sauts de transmission antérieurs.

- Coopération basée sur la médiane : chaque voiture transmettant un message CTE contient une estimation du trafic qui lui est propre. Il incombe aux voitures qui se déplacent en dehors de l'embouteillage d'avertir de sa présence les véhicules ou les routes qui s'approchent. Il convient de rappeler que la taille du paquet de données augmentera au fur et à mesure que le message CTE se déplace à reculons dans l'embouteillage.
- Estimation coopérative basée sur l'intervalle de fréquence. La fréquence calculée par le transitaire est affichée dans chaque champ d'intervalle de congestion du message CTE. La médiane de l'estimation de la congestion du trafic est calculée à la fin de la congestion sur la base de l'estimation de la congestion.
- le message CTE, qui ajuste l'intervalle associé en fonction du nombre de voisins trouvés. Par exemple, le véhicule augmentera de 24 l'intervalle de congestion correspondant dans le message CTE s'il trouve 24 voisins dans sa zone.

2.2.5 Méthode basés sur stratégies de détection de congestion et de réacheminement :

Anjali Bhandari, Vibha Patel et Mihir Patel présentent un examen qualitatif de l'approche de détection de la congestion et de réacheminement basée sur la logique floue, les réseaux neuronaux, les classificateurs et la phase de réacheminement [2].

A. Logique floue :

Un système de véhicules coopératifs est utilisé pour réduire les embouteillages. Il envoie régulièrement l'état de la circulation. Chaque voiture fournit sa propre estimation de l'embouteillage après l'avoir repéré. Ce faisant, chaque véhicule travaille de concert pour identifier et caractériser la congestion.

De même, le système CARTIM [24] minimise la congestion du trafic.

B . Réseau de neurones :

Les niveaux de congestion routière sont détectés et catégorisés à l'aide d'UCONDES (Urban Congestion Detection System) [25]. La vitesse et la densité de la route actuelle sont entrées dans le réseau neuronal artificiel, et la sortie est le niveau de congestion sur la route actuelle.

C . Classificateur :

La détection de la congestion et la classification du trafic dépendent de la classification de l'état du trafic dans tous les segments de la route. Il s'agit de détecter la congestion du trafic, puis de classer l'état du trafic à l'aide du classificateur K-NearestNeighbor (KNN). La sortie est l'état du trafic.

D . Pendant la phase de réacheminement :

Différents algorithmes sont des stratégies de réachemi-nement:

La méthode traditionnelle de réacheminement est appelée chemin le plus court dynamique (DSP). Le chemin le plus court est déterminé. Cette tactique risque toutefois d'entraîner une congestion à d'autres endroits.

L'algorithme Random k ShortestPaths (RkSP) équilibre le trafic avant de choisir au hasard l'une des k routes disponibles. Cette tactique réduit le risque de provoquer une congestion à un autre endroit. Les véhicules empruntent des chemins arbitraires de longue distance.

Une approche supérieure à RkSP est EntropyBalanced k ShortestPaths (EBkSP). En tenant compte de la manière dont chaque choix affectera la densité future d'un tronçon routier touché, un chemin est choisi de manière plus intelligente.

Solution	Design		Stratégie de détection de la congestion				Stratégie de réacheminement		
	V2V	V2I	Logique floue	Réseau neuronal	Classificateur	Pendant la phase de réacheminement	Le plus court	Trafic équilibre	Coopérative de réacheminement
COTEC	✓		✓						
CARTIM	✓		✓				✓		
UCONDES	✓			✓					
SCORPION		✓			✓			✓	✓
CHIMERA		✓			✓			✓	
DSP		✓				✓	✓		
RKSP		✓				✓		✓	
EBkSP		✓				✓		✓	
Brennand et.al		✓				✓		✓	
ICARUS	✓	✓			✓			✓	

Tableau 2.5: L'analyse qualitative de la stratégie de détection des embouteillages et de la stratégie de réacheminement [2].

Grâce aux dispositifs sans fil, nous pouvons développer des approches sans infrastructure et basées sur l'infrastructure pour résoudre les problèmes des villes intelligentes. La littérature suggère que les services basés sur l'infrastructure sont meilleurs pour la gestion du trafic. Dans le V2V, les problèmes de retard et de perte de messages se produisent. Ces problèmes peuvent donc être résolus en utilisant V2I pour les communications à longue portée et le partage facile des messages.

2.2.6 Méthode basés sur une couche parallèle SIFT (LPSIFT):

Liang-Chi Chiu, Tian-Sheuan Chang, Jiun-Yen Chen et Nelson Yen-Chung Chang [26] présentent une conception SIFT rapide pour l'extraction de caractéristiques visuelles en temps réel, basée sur un SIFT à couches parallèles (LPSIFT).

La méthode SIFT consiste les étapes suivant :

✓ Étape 1: Construction de l'espace des échelles.

Théorie importante dans le domaine de la vision. Permet de justifier l'invariance des descripteurs par rapport à la mise à l'échelle.

✓ Étape 2: Détection des extrema locaux dans les DoG.

On souhaite approximer le laplacien grâce à des différences de gaussiennes et détecter les extrema locaux dans les contours. L'idée est de créer ensuite une pyramide de DoG en effectuant une différence gaussienne (DoG) entre deux images tombant consécutivement dans la même octave de la pyramide gaussienne.

✓ Étape 3: Localisation précise des points d'intérêt et élimination des points non pertinents.

des points non pertinents. Détection des coordonnées exactes des points d'intérêt grâce à une interpolation.

✓ Étape 4: Affectation d'orientation aux points d'intérêt.

Calcul des histogrammes d'orientations en fonction du voisinage. Permet de justifier l'invariance des descripteurs par rapport à la rotation.

✓ Étape 5: Calcul des descripteurs.

Génération des vecteurs descripteurs associés à chaque point d'intérêt, qui a une dimension de 128 [27].

La liste suivante des limites de la méthode SIFT a été compilée par les auteurs de cette étude [26].

1. Une grande zone de mémoire pour le stockage des trames de données intermédiaires pour la localisation des points clés et la détection des points extrêmes de l'espace d'échelle.
2. Le calcul est séquentiel, ainsi si une nouvelle image d'échelle est reçue, elle doit attendre que l'image d'échelle précédente de la pyramide de Gauss et toutes les autres images d'échelle soient terminées. En raison du long délai et de l'interdiction du calcul simultané de la DoG, le calcul simultané des candidats pour les points caractéristiques nécessite au moins trois images d'échelle. Afin d'achever les calculs DoG, ces images de taille intermédiaire doivent être conservées en mémoire.

Les auteurs décrivent une technique appelée LPSIFT qui s'appuie sur SIFT avec trois modifications importantes : détection rapide des extrêmes dans l'espace d'échelle à l'aide d'une pyramide gaussienne à couches parallèles et image intégrale, et localisation simplifiée des points d'intérêt à l'aide d'un seuil de luminosité [26].

Une architecture proposée pour cet algorithme comprend 2 étapes:

Étape 1 : Le processus de calcul des images à l'échelle et des images DoG qui les accompagnent pour localiser simultanément les candidats aux minuties est connu sous le nom de "calcul à la volée", et il commence dès qu'il y a suffisamment de

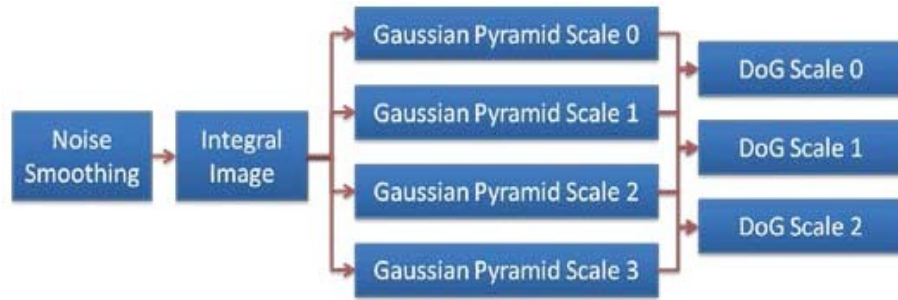


Figure 2.8: Architecture de la première étape.

rangées d'images intégrales .

Étape 2 : démontre la conception de l'emplacement du point crucial une fois la DoG obtenue. Afin de déterminer le candidat pour le point caractéristique, ils ont examiné des facteurs tels que la détection des bords, la faible luminosité et les valeurs maximales et minimales locales. Ils ont calculé chaque condition simultanément à l'aide d'un bit indicateur pour montrer si elle répond aux exigences des points caractéristiques, car toutes ces conditions sont indépendantes les unes des autres.



Figure 2.9: Architecture matérielle de la localisation du point clé.

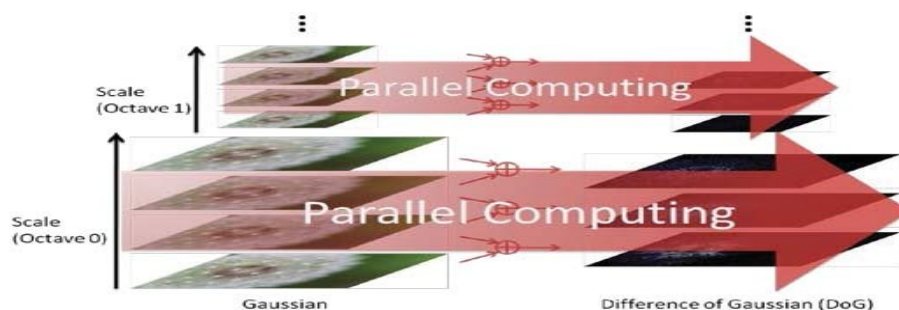


Figure 2.10: Calcul parallèle de la pyramide gaussienne et de la pyramide DoG pour trouver les points caractéristiques.

2.3 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons dressé un état des lieux de la détection de la congestion du trafic à l'aide d'une variété de méthodes ont été utilisées dans la littérature. Cela nous permet de constater qu'il existe de nombreuses solutions au problème de la congestion du trafic, chacune d'entre elles étant liée à un domaine de recherche spécifique. Dans le chapitre suivant, nous aborderons notre proposition pour détection de la congestion du trafic .

Chapitre 3

Conception de la solution proposée

3.1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons proposer une solution pour le problème de la détection de congestion routière basé sur l'algorithme SIFT .

une méthode SIFT est largement utilisée pour la comparaison de similarité entre les images ,ainsi que pour la détection des objet ,cette méthode elle est basé sur la détection des points d'intérêt et l'extraction d'un descripteur associé à chacun d'eux,les descripteurs extraits sont invariants par rapport à la traduction la rotation et l'échelle de l'image (zoom avant ou zoom arrière) où Le descripteur encode la distribution du gradient spatial autour d'un point clé par un vecteur de dimensions égale a 128.

3.2 Le schéma descriptif de notre solution :

Notre solution est divisée en plusieurs étapes. La figure suivante présente un schéma descriptif pour détecter la congestion routière a partir d'une image acceptée en entrée.

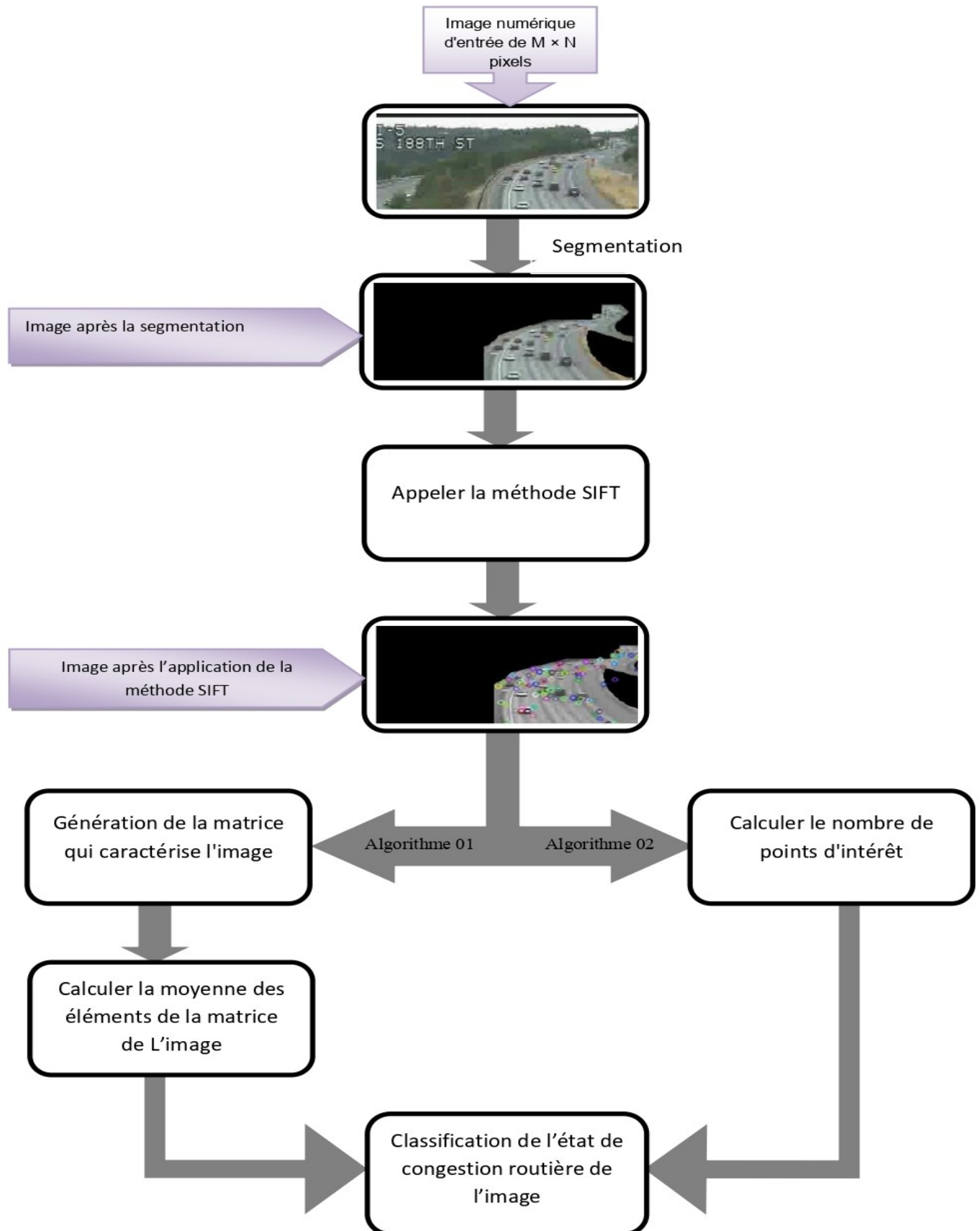


Figure 3.1: Le schéma descriptif de notre solution.

3.3 Présentation de l'algorithme de détection de la congestion routière :

3.3.1 description de la segmentation utilisé:

La segmentation des images est une catégorie de traitement d'image qui consiste à regrouper les pixels d'une image en fonction de caractéristiques particulières.

La segmentation consiste à localiser les objets mobiles (véhicules) et masquer les objets dont nous n'avons pas besoin, par exemple: les arbres au bord de la route . cette segmentation a été fait Comme suite :

- Insérer un rectangle à droite de l'image avec les paramètres suivants:
Point de départ:(0 , 0) ,Point final:(140, 240),Couleur: noir (0,0,0) et Épaisseur de: -1.
- Insérer un rectangle en haut de l'image avec les paramètres suivants:
Point de départ:(140, 0) ,Point final:(320, 30),Couleur: noir (0,0,0) et Épaisseur de: -1.
- Insérer un rectangle en haut au centre de l'image avec les paramètres suivants:
Point de départ:(140, 30) ,Point final:(277, 42),Couleur: noir (0,0,0) et Épaisseur de: -1.
- Insérer un rectangle en haut au centre de l'image avec les paramètres suivants:
Point de départ:(140, 34) ,Point final:(267, 50),Couleur: noir (0,0,0) et Épaisseur de: -1.
- Insérer un triangle en haut au centre de l'image avec les paramètres suivants:
Pour les trois points suivent:
 $pt1 = (220, 50); pt2 = (140, 77); pt3 = (140, 50);$
on a :
Contours: C'est un tableau composé les trois points $pt1$, $pt2$ et $pt3$, ContourIdx : de valeur 0 , Couleur: noir et Épaisseur de: -1 .
- Insérer un triangle à gauche en haut de l'image avec les paramètres suivants:
Pour les trois points suivent:
 $pt4 = (300, 30) pt5 = (320, 29) pt6 = (320, 50)$ on a :
Contours: C'est un tableau composé les trois points $pt4$, $pt5$ et $pt6$,
ContourIdx : de valeur 0 , Couleur: noir et Épaisseur de: -1 .
- Insérer un triangle à gauche en haut de l'image avec les paramètres suivants:
Pour les trois points suivent:
 $pt7 = (300, 52) pt8 = (320, 52) pt9 = (315, 35)$ on a :
Contours: C'est un tableau composé les trois points $pt7$, $pt8$ et $pt9$, ContourIdx : de valeur 0 , Couleur: noir et Épaisseur de: -1 .

- Insérer un ellipse au centre droit de l'image avec les paramètres suivants:
Centre : (140,70) , Axes : (25,15) , Angle : 320 , Angle de départ: 0 , Angle final : 180 , Couleur : noir et Épaisseur de : -1
- Insérer un ellipse au centre gauche de l'image avec les paramètres suivants:
Centre : (320,60) , Axes : (26,13) , Angle : 0 , Angle de départ: 90 , Angle final : 270 , Couleur : noir et Épaisseur de : -1
- Insérer un ellipse au centre gauche de l'image avec les paramètres suivants:
Centre : (320,84) , Axes : (60,45) , Angle : 18 , Angle de départ: 0 , Angle final : 180 , Couleur : noir et Épaisseur de : -1

3.3.2 présentation de formalisme de l'algorithme:

Algorithm 1 :Basée sur les caractéristiques des points d'intérêts

Entrée :i, image numérique d'entrée de $M \times N$ pixels.

Sortie :L'état de congestion routière (élevée , moyenne ,léger) .

Début

1 : Segmenter l'image i pour éliminer les objets stationnaires (tels que les arbres, ...).

2 : Convertir l'image RVB en une image en niveaux de gris.

3 : Appeler la méthode SIFT.

4 : Construire la matrice MSIFT de l'image i comme suit :

$$MSIFT(i) = \begin{pmatrix} v_{1,1} & \dots & v_{1,128} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{n,1} & \dots & v_{n,128} \end{pmatrix} \begin{matrix} p_0 \\ \vdots \\ p_n \end{matrix}$$

Tels que $p_0 \dots p_n$ sont des points d'intérêt détectés par l'algorithme SIFT sont respectivement $[v_{1,1} \dots v_{1,128}] \dots [v_{n,1} \dots v_{n,128}]$ leurs descripteurs caractéristiques dont toutes les composantes $v_{i,j}$ sont des valeurs positives ou nulles.

5 : Soit MMSIFT la moyenne des éléments de la matrice MSIFT.

6 : **si** MMSIFT < partie minimal **Alors**

7 : L'état de congestion = léger.

8 : **sinon**

9 : **si** partie minimal < MMSIFT < partie maximal **Alors**

10: L'état de congestion = Moyenne.

11: **sinon**

12: **si** partie maximal < MMSIFT **Alors**

13: L'état de congestion = élevée.

14: **finsi**

15: **finsi**

16: **finsi**

17: **return** L'état de congestion routière.

18:**fin**

Algorithm 2 :Basée seulement sur les points d'intérêt.

Entrée : i , image numérique d'entrée de $M \times N$ pixels.

Sortie :L'état de congestion routière.

Début

1 : Segmenter l'image i pour éliminer les objets stationnaires (tels que les arbres, ...).

2 : Convertir l'image RVB en une image en niveaux de gris.

3 : Appeler la méthode SIFT.

4 : **si** $kp < kp_{\text{minimal}}$ **Alors**

5 : L'état de congestion = léger.

6 : **sinon**

7 : **si** $kp_{\text{minimal}} < kp_{\text{moyenne}} < kp_{\text{maximal}}$ **Alors**

8 : L'état de congestion = Moyenne.

9 : **sinon**

10: **si** $kp_{\text{maximal}} < kp$ **Alors**

11: L'état de congestion = élevée.

12: **finsi**

13: **finsi**

14: **finsi**

15: **return** L'état de congestion routière.

16:**fin**

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons proposé deux méthode pour la détection de la congestion routière à partir d'une image .les méthodes sont formulée par des algorithmes .

les algorithmes proposés sont constitué de plusieurs étapes tout en commençant par la première étape qu'elle s'agit de la segmentions, puis un appel à la méthode SIFT pour générer que les point d'intérêt pour le premier algorithme et une matrice caractérisant l'image entrée a été construite afin de l'exploiter et de définir les différents niveaux de la congestion routière.

la partie expérimentale de ce chapitre sera présenter dans le chapitre suivant .

Chapitre 4

Réalisation et discussion des résultats

4.1 Introduction

Après avoir présenté un schéma descriptif de notre méthode et le formalisme de notre algorithme Dans ce chapitre nous allons d’abord expliquer les outils utilisés dans la réalisation de notre système, présenter la base de donnée utilisée et discuter les résultats ,nous termineront notre chapitre par une comparaison entre notre méthode qui utilise les caractéristiques de points d’intérêt et la méthode SIFT en se basant seulement sur les points d’intérêt .

4.2 Présentation de dataset (trafficdb):

la base de données utilisée dans notre partie expérimentale (trafficdb)[29]. contient 254 vidéos de congestion de route ,les vidéos ont été prises pendant deux jours à partir d’une caméra fixe surplombant l’I-5 à Seattle, WA. elle comporte trois types (élevée, moyenne et léger) , Nous avons segmenté quelques vidéos en une séquence d’images ,Les vidéos sont fournies avec l’aimable autorisation du Département des transports de l’État de Washington .

le tableau suivant présente le nombre de vidéos pour chaque type de congestion .

élevée	moyenne	léger
161 vidéos	46 vidéos	44 vidéos

Tableau 4.1: Nombre de vidéos pour chaque type de congestion .

4.3 Outils utilisés:

4.3.1 Software

4.3.1.1 Anaconda3

Anaconda est une distribution libre et open source des langages de programmation Python et R appliqué au développement d’applications dédiées à la science des données et à l’apprentissage automatique (traitement de données à grande échelle, analyse prédictive, calcul scientifique), qui vise à simplifier la gestion des paquets et de déploiement. Les versions de paquetages sont gérées par le système de gestion de paquets conda[30].

4.3.1.2 python

Python est le langage de programmation open source le plus employé par les informaticiens. Ce langage s’est propulsé en tête de la gestion d’infrastructure, d’analyse de données ou dans le domaine du développement de logiciels. En effet, parmi ses qualités, Python permet notamment aux développeurs de se concentrer sur ce qu’ils font plutôt que sur la manière dont ils le font. Il a libéré les développeurs des contraintes de formes qui occupaient leur temps avec les langages plus anciens. Ainsi, développer du code avec Python est plus rapide qu’avec d’autres langages[31].

4.3.1.3 Conversion d'une vidéo en séquence d'image (Vidéo to JPG converter)

Nous l'avons utilisé dans notre base de données (trafficdb) où nous avons converti un groupe de vidéos en images. C'est un site web qui fonctionne en ligne[32].

voici un exemple après la segmentation :

type d'image	exemple d'image après segmentation
élevée	
moyenne	
léger	

Tableau 4.2: les trois types de congestion après la segmentation.

4.3.1.4 Opencv:

Open Source Computer Vision) est une bibliothèque qui donne accès à une collection de plus de 2500 algorithmes de vision par ordinateur via des API dans les langages de programmation C, C++ et Python. Elle est disponible pour les plateformes Windows, GNU/Linux, Android et MacOS sous une licence BSD (gratuite). Il constitue la principale ressource d'information sur la vision par ordinateur pour l'industrie et la communauté scientifique[33].

4.3.2 Configuration Utilisé dans l'implémentation :

Un PC portable HP i5 CPU 2.50 GHZ

- RAM de taille 4 GO
- Disque dur SSD de taille 238.47 Go
- Système d'exploitation Windows 10 Famille

4.4 Résultats de l'application de notre algorithme sur les images extraites de dataset.

4.4.1 présentation de l'image segmenté par l'algorithme

On a fait la segmentation pour localiser les objets mobiles (La méthode est expliquée dans le troisième chapitre)

voici un exemple :



Figure 4.1: avant la segmentation.



Figure 4.2: résultat de segmentation .

4.4.2 définition des intervalles de la congestion:

Après avoir appliqué l'algorithme au groupe d'images(90 images : 30 pour chaque type congestion) que nous avons choisi, nous obtenons les images suivantes :

4.4.2.1 congestion élevée :

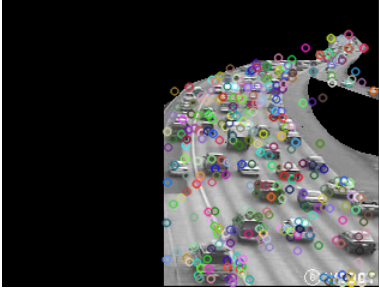
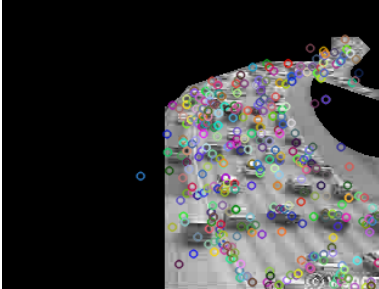
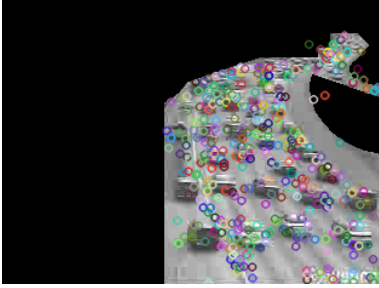
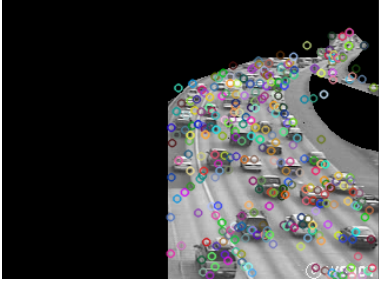
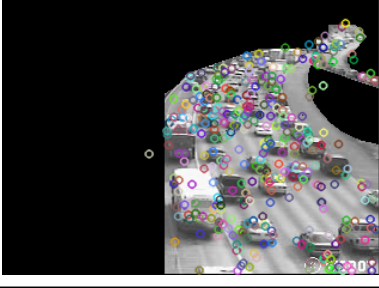
groupe d'images	MMSIFT	nombre des point d intérêt
	26.55	371
	27.05	387
	26.94	443
	26.66	364
	26.91	399

Tableau 4.3: Exemples d'images de trafic élevée.

4.4.2.2 congestion moyenne :

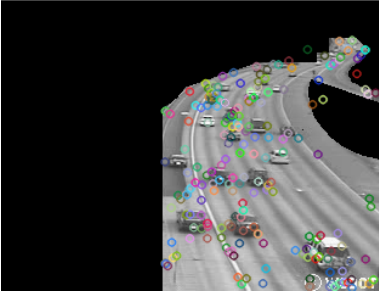
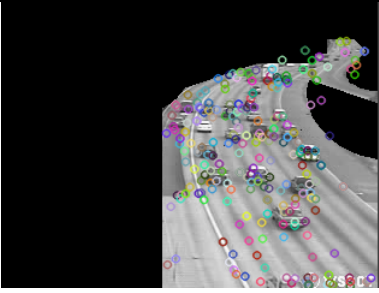
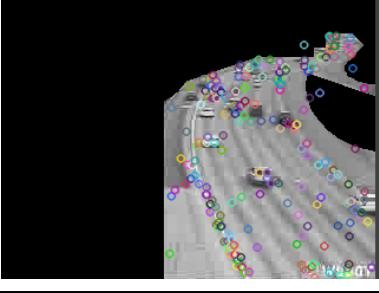
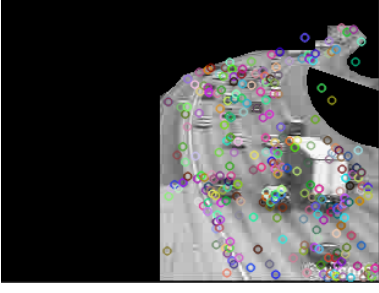
groupe d'images	MMSIFT	nombre de point d'intérêt
	25.36	220
	25.86	264
	25.52	236
	25.67	244
	25.86	290

Tableau 4.4: Exemples d'images de trafic moyenne.

4.4.2.3 congestion léger :

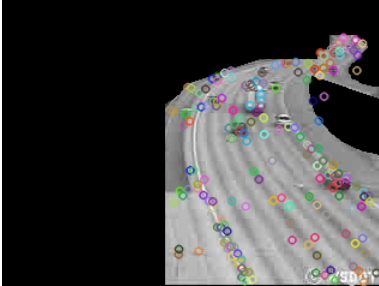
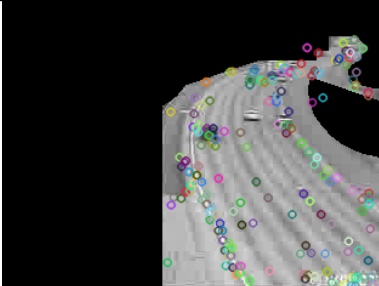
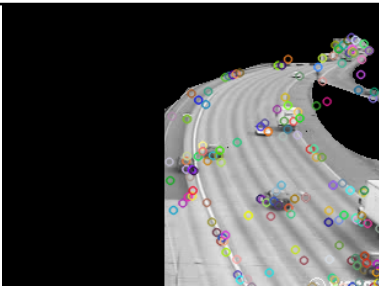
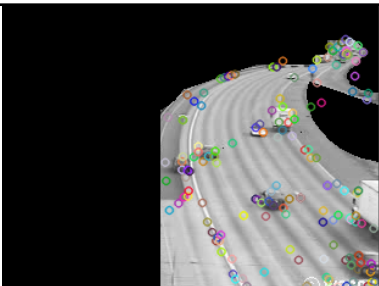
groupe d'images	MMSIFT	nombre des point d intérêt
	24.43	222
	24.51	231
	24.11	182
	24.56	234
	24.75	228

Tableau 4.5: Exemples d'images de trafic léger.

à partir de la partie expérimentale, et pour classifier les images en type de congestion nous avons choisi les intervalles suivantes :

- 1 ère méthode :

congestion	élevée	moyenne	léger
intervalles	$\text{MMSift} > 26.40$	$25.10 < \text{MMSift} < 26.40$	$\text{MMSift} < 25.10$

- 2 ème méthode :

congestion	élevée	moyenne	léger
intervalles	$\text{kp} > 350$	$218 < \text{kp} < 350$	$\text{kp} < 218$

4.5 Discussion des résultats :

Nous avons choisi de nombreuses vidéos pour chaque embouteillage et de nombreuses images de chaque vidéo, nous avons tiré les points suivantes :

- la première méthode les limites de l'intervalle associée au niveau de congestion sont plus proche pour par rapport la deuxième méthode .
- Plus qu'il y a des véhicules, plus que le nombre de point d'intérêt est élevé pour la deuxième méthode .et pour la première méthode plus que la valeur de MMSIFT est plus grande plus que la route contient plus de véhicule
- nous avons constaté Dans la deuxième méthode que les plage d'intervalle sont grande, mais il y a parfois un chevauchement entre elle .contrairement a la première méthode

4.6 Évaluation de l'algorithme :

Afin d'évaluer les méthodes proposées , nous avons sélectionné 90 images (30 images pour chaque types congestion).Pour évaluer les deux algorithmes nous avons utilise les deux métrique suivantes :

Nous avons utilise deux métrique pour chaque méthode

La première métrique :

$$\text{précision} = \frac{\text{Nombre d'image correctement classifies}}{\text{nombre totale d'image}} \quad (4.1)$$

La deuxième métrique :

		prédit		
		élevée	moyenne	léger
Réel	élevée	phh	pmh	plh
	moyenne	phm	pmm	plm
	léger	phl	pml	pll

phh : Cette variable représente le nombre de prédictions où les images d'une congestion élevée ont été correctement classées [en tant élevée]. C'est aussi le true Positif pour la classe élevée.

pmh : Cette variable représente le nombre de prédictions où les images d'une congestion élevée ont été incorrectement classées comme moyennes.

plh : Cette variable représente le nombre de prédictions où les images d'une congestion élevée ont été incorrectement classées comme léger .

phm : Cette variable représente le nombre de prédictions où les images d'une congestion moyenne ont été incorrectement classées comme une élevée.

pmm : Cette variable représente le nombre de prédictions où les images d'une congestion moyenne ont été correctement classées [comme moyenne]. C'est aussi le true Positif pour la classe moyenne.

plm : Cette variable représente le nombre de prédictions où les images d'une congestion moyenne ont été incorrectement classées comme un léger.

phl : Cette variable représente le nombre de prédictions où les images d'une congestion léger ont été incorrectement classées comme élevée.

pml : Cette variable représente le nombre de prédictions où les images d'une congestion léger ont été incorrectement classées comme Moyenne.

pll : Cette variable représente le nombre de prédictions où les images de congestion léger ont été correctement classées [comme léger]. C'est aussi le true Positif pour la classe léger.

Les résultats d'évaluation des deux métrique sont présenter comme suite:

1 ère méthode :

La première métrique:

$$précision = \frac{85}{90} = 0.94 = 94\%$$

La deuxième métrique :

		prédit		
		élevée	moyenne	léger
Réel	élevée	30	0	0
	moyenne	0	26	4
	léger	0	1	29

Précision

$$\text{Précision (Élevée)} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP}) = 30 / (30 + 0) = 30 / 30 = 1$$

Par conséquent, le classificateur a une précision de **1**, lequel est **100** %, dans la classification des images de congestion élevée.

$$\text{Précision (Moyenne)} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP}) = 26 / (26 + 1) = 26 / 27 = 0.96$$

Par conséquent, le classificateur a une précision de **0,96**, lequel est **96** %, dans la classification des images de congestion moyenne.

$$\text{Précision (léger)} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP}) = 29 / (29 + 4) = 29 / 33 = 0.88$$

Par conséquent, le classificateur a une précision de **0,88** , lequel est **88** %, dans la classification des images de congestion léger.

Accuracy

$$AC = (Phh + Pmm + Pll) / (Phh + Pmh + Plh + Phm + Pmm + Plm + Phl + Pml + Pll) = (30 + 26 + 29) / (30 + 0 + 0 + 0 + 26 + 4 + 0 + 1 + 29) = 85 / 90 = 0.94 = 0.94$$

Par conséquent, le classificateur a une précision totale de **0,94** lequel est **94 %**

2 ème méthode :

La première métrique :

$$précision = \frac{79}{90} = 88\%$$

La deuxième métrique :

		prédit		
		élevée	moyenne	léger
Réel	élevée	30	0	0
	moyenne	0	30	0
	léger	0	11	19

Précision

$$\text{Précision (Élevée)} = TP / (TP + FP) = 30 / (30 + 0) = 30 / 30 = 1$$

Par conséquent, le classificateur a une précision de **1**, lequel est **100 %**, dans la classification des images de congestion élevée.

$$\text{Précision (Moyenne)} = TP / (TP + FP) = 30 / (30 + 11) = 30 / 41 = 0.7317073170731 = \mathbf{0.73}$$

Par conséquent, le classificateur a une précision de **0,73**, lequel est **73 %**, dans la classification des images de congestion moyenne.

$$\text{Précision (léger)} = TP / (TP + FP) = 19 / (19 + 0) = 19 / 19 = 1 = \mathbf{1}$$

Par conséquent, le classificateur a une précision de **1**, lequel est **100 %**, dans la classification des images de congestion léger.

Accuracy

$$AC = (Phh + Pmm + Pll) / (Phh + Pmh + Plh + Phm + Pmm + Plm + Phl + Pml + Pll) = (30 + 30 + 19) / (30 + 0 + 0 + 0 + 30 + 0 + 0 + 11 + 19) = 79 / 90 = \mathbf{0.88}$$

Par conséquent, le classificateur a une précision totale de **0,88** lequel est **88 %**

4.7 Comparaison entre les deux méthodes que nous avons utilisées :

- Nous avons conclu que les résultats des deux métrique sont similaires .
- nous remarquons que La première méthode est plus précise que la deuxième méthode .la justification de cette déference de précision entre les deux méthode est expliquer par l'exploitation des caractéristique des points d'intérêt.dont chaque point d'intérêt

Les méthodes	précision			
	métrique 1	métrique 2		
		léger	moyenne	élevée
méthode 1	94%	88%	96 %	100%
méthode 2	88%	100%	73%	100%

Tableau 4.6: Table montre la précision des deux méthode.

est associées à un vecteur caractéristique de 128 valeur positif ou nul ,alors que la deuxième méthode prend que le nombre des points d'intérêt .

4.8 conclusion :

Nous avons présenté dans ce chapitre deux algorithmes pour la détection routière basé sur la méthode SIFT , l'un basé est sur les caractéristiques des point d'intérêt et l'autre est basé sur le nombre des point d'intérêt.La comparaison entre les deux algorithmes montre l'efficacité de la première méthode .

Conclusion générale

Dans ce travail nous avons traité le problème de la détection de la congestion routière basé sur la caractérisation d'image .

Nous avons proposé deux algorithmes, l'un utilise les vecteurs caractéristique des point d'intérêt .et l'autre utilise que les points d'intérêt ,D'après la partie expérimentale nous avons constaté que la première méthode présente des résultats plus intéressante 94% en comparant avec la deuxième méthode 88% ,ceci est du que la deuxième méthode est basé seulement que sur le nombre de point d'intérêt ,sans prendre en considération les caractéristiques de ces points ,et la première méthode prend en charge le nombre de point d'intérêt avec leur vecteur caractéristique qui permet une meilleur caractérisation de l'image .

Comme perspective nous prévoyons le déploiement de notre algorithme sur un caméra de surveillance pour détecter la congestion routière en temps réel, aussi un futur travail est prevoyé un projet pour combinai la méthode SIFT avec les algorithmes de la machine learning .

Bibliographie

- [1] Ramon Bauza and Javier Gozávez. Traffic congestion detection in large-scale scenarios using vehicle-to-vehicle communications. *Journal of Network and Computer Applications*, 36(5):1295–1307, 2013.
- [2] Anjali Bhandari, Vibha Patel, and Mihir Patel. A survey on traffic congestion detection and rerouting strategies. In *2018 2nd International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI)*, pages 42–44. IEEE, 2018.
- [3] Nguyen-Khang Pham, Annie Morin, François Poulet, and Patrick Gros. Analyse factorielle des correspondances hiérarchique pour la fouille d’images. In *EGC*, pages 161–172, 2011.
- [4] Mohamed Sandeli. *Traitement d’images par des approches bio-inspirées Application à la segmentation d’images*. PhD thesis, 2014.
- [5] Benamrouz Said and Kettane Siham. *Segmentation d’images par méthode adaptative basée sur les matrices de concurrences*. PhD thesis, Université Mouloud Mammeri, 2009.
- [6] Anisse. BEN YALLOUL and Said-Eddine. BEN SALEM. *Méthodes biomimétiques pour la segmentation d’image*. PhD thesis, Université I.N.I, Algérie, 2007.
- [7] Samir SLIM. *Environnement de segmentation d’image à base d’une approche biomimétique*. PhD thesis, Université E.N.I, Algérie, 2008.
- [8] Taibaoui Mohamed and Debbar Djafar. *la découverte des concepts sémantiques cachés avec plusieurs c niveaux d’abstraction pour la recherche d’images*. PhD thesis, Université kasdi merbah ouargla, 2013.
- [9] Mohamed LAKHDARI. *Segmentation d’images par contour actif en appliquant les algorithmes génétiques*. PhD thesis, Université I.N.I, Algérie, 2008.
- [10] Mohamed Khamadja and Said Benierbah. *Traitement d’images*. PhD thesis, Université frères Mentouri (Constantine 1), 2008.
- [11] Charif HOUASSINE. *Segmentation d’images par une approche biomimétique*. PhD thesis, Université de Boumerdès-M’hamed Bougara, 2012.
- [12] Jérémy Lecoœur and Christian Barillot. *Segmentation d’images cérébrales: Etat de l’art*. PhD thesis, INRIA, 2007.

- [13] Li Wei and Dai Hong-ying. Real-time road congestion detection based on image texture analysis. *Procedia engineering*, 137:196–201, 2016.
- [14] Shan Hu, Jiansheng Wu, and Ling Xu. Real-time traffic congestion detection based on video analysis. *Journal of Information and Computational Science*, 9(10):2907–2914, 2012.
- [15] Kenan Mu, Fei Hui, and Xiangmo Zhao. Multiple vehicle detection and tracking in highway traffic surveillance video based on sift feature matching. *Journal of Information Processing Systems*, 12(2):183–195, 2016.
- [16] M. Li. *Research on object tracking algorithm based on SIFT feature-points Matching*. PhD thesis, Hefei université of Technology, China, 2011.
- [17] JX Tan, SD Li, and RH Yang. Comparative study on tree structure-based knn methods of icp matching algorithm. *Science of Surveying and Mapping*, 39(4):152–155, 2014.
- [18] Xiangqian Wu, Qiushi Zhao, and Wei Bu. A sift-based contactless palmprint verification approach using iterative ransac and local palmprint descriptors. *Pattern recognition*, 47(10):3314–3326, 2014.
- [19] Zakaria Moutakki, Imad Mohamed Ouloul, Karim Afdel, and Abdellah Amghar. Real-time system based on feature extraction for vehicle detection and classification. *Transport and Telecommunication*, 19(2):93, 2018.
- [20] Ricardo Guerrero-Gómez-Olmedo, Roberto J López-Sastre, Saturnino Maldonado-Bascón, and Antonio Fernández-Caballero. Vehicle tracking by simultaneous detection and viewpoint estimation. In *International Work-Conference on the Interplay Between Natural and Artificial Computation*, pages 306–316. Springer, 2013.
- [21] Emilian Necula. Analyzing traffic patterns on street segments based on gps data using r. *Transportation Research Procedia*, 10:276–285, 2015.
- [22] Martin Ester, Hans-Peter Kriegel, Jörg Sander, Xiaowei Xu, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *kdd*, volume 96, pages 226–231, 1996.
- [23] Mark Hall, Eibe Frank, Geoffrey Holmes, Bernhard Pfahringer, Peter Reutemann, and Ian H Witten. The weka data mining software: an update. *ACM SIGKDD explorations newsletter*, 11(1):10–18, 2009.
- [24] Guilherme B Araujo, Matheus M Queiroz, Fátima de LP Duarte-Figueiredo, Anna IJ Tostes, and Antonio AF Loureiro. Cartim: A proposal toward identification and minimization of vehicular traffic congestion for vanet. In *2014 IEEE symposium on computers and communications (ISCC)*, pages 1–6. IEEE, 2014.
- [25] Rodolfo I Meneguette, PR Geraldo Filho, and Leandro A. Improving intelligence in vehicle-to-vehicle communications to detect and reduce congestion in urban centres. In *2015 IEEE Symposium on Computers and Communication (ISCC)*, pages 1–6. IEEE, 2015.

- [26] Liang-Chi Chiu, Tian-Sheuan Chang, Jiun-Yen Chen, and Nelson Yen-Chung Chang. Fast sift design for real-time visual feature extraction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 22(8):3158–3167, 2013.
- [27] David G Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 60(2):91–110, 2004.

Webographie

- [29] Chan, Antoni B and Vasconcelos, Nuno. url : <http://visal.cs.cityu.edu.hk/downloads/trafficdb/> (consulté le 15/05/2022).
- [30] [https://fr.wikipedia.org/wiki/Anaconda_\(distribution_Python\)](https://fr.wikipedia.org/wiki/Anaconda_(distribution_Python)) (consulté le 23/07/2022).
- [31] Léna . url : <https://www.journaldunet.fr/web-tech/dictionnaire-du-webmastering/1445304-python-definition-et-utilisation-de-ce-langage-informatique/> (consulté le 23/07/2022).
- [32] <https://ezgif.com/video-to-jpg> (consulté le 10/06/2022).
- [33] <https://opencv.org/> (consulté le 20/05/2022).