



Détection D'objets en Mouvement

Monsieur Tchimanga Blaise

Thèse de Bachelor présentée pour l'obtention du titre

Bachelor of Science HES-SO en

Ingénierie des technologies de l'information

Orientation Multimédia, réseau, communication

Suivi par

Monsieur Andres Revuelta, professeur HES

Septembre 2017

h e p i a

Haute école du paysage, d'ingénierie
et d'architecture de Genève

Hes·SO // GENÈVE
Haute Ecole Spécialisée
de Suisse occidentale

INGÉNIERIE DES TECHNOLOGIES DE L'INFORMATION**COMMUNICATIONS, MULTIMEDIA ET RESEAUX****DETECTION D'OBJETS EN MOUVEMENT****Descriptif :**

La reconnaissance d'objets fait partie des technologies classiques liées au traitement du signal les plus employées. Une difficulté supplémentaire survient lorsque les objets à reconnaître sont en mouvement. Ors, le traitement de ce cas de figure est couramment nécessaire.

Des outils logiciels existent pour nous aider à traiter les différentes facettes de ce type de reconnaissance, notamment les outils de traitement d'images en temps réel.

Le présent travail propose d'explorer les solutions du marché et de l'appliquer à un cas d'étude à définir. L'objet choisi devra pouvoir aussi être détecté s'il est en mouvement dans une direction prédéterminée.

Travail demandé :

- Réalisation du cahier des charges détaillé.
- État de la technique du domaine.
- Proposition d'une solution adaptée au cas d'étude choisi.
- Réalisation d'un démonstrateur du cas d'étude.
- Le candidat fournira quatre tirages sur papier et l'accès aux codes sources, mémoire, résumé et présentation.

Le mémoire comprendra :

- L'énoncé du travail.
- Le cahier des charges
- L'étude théorique du sujet.
- Une description complète des logiciels/configurations.
- Le résultat complet du développement de la plateforme.
- La planification établie pour le projet et son déroulement effectif.
- Une table des matières, une conclusion.

Candidat :

M. Tchimanga Blaise

Filière d'études : ITI

Professeur(s) responsable(s) :

Revuelta Andrés

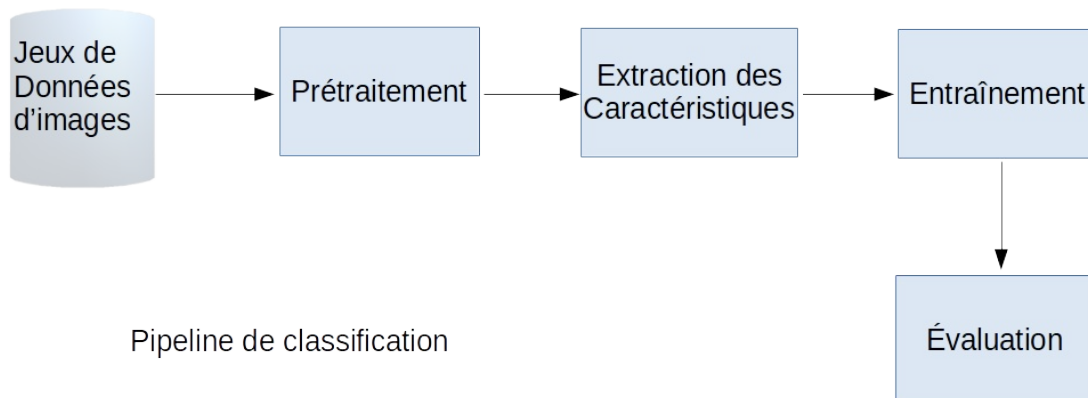
Travail de bachelor soumis à une convention
de stage en entreprise : **non**

Travail de bachelor soumis à un contrat de
confidentialité : **non**

Résumé :

La détection automatique d'objets est une technologie qui devraient être de plus en plus sollicitée et se développer dans les années à venir pour peu que la demande en assistance personnel par les machines dans des domaines tels que, la conduite assistée de véhicules, la réalité augmenté, la robotique, etc, se poursuit.

Le présent travail propose d'explorer les solutions techniques qui permettent la localisation de manière robuste d'un objet prédéfini en mouvement.



Candidat :

M. Tchimanga Blaise

Filière d'études : ITI

Professeur(s) responsable(s) :

REVUELTA ANDRES

En collaboration avec :

Travail de bachelor soumis à une convention
de stage en entreprise : nonTravail de bachelor soumis à un contrat de
confidentialité : non

Remerciement

Un grand merci à M. Revuelta pour m'avoir proposé ce projet, pour ses bons conseils et pour son suivi. Merci également à tous les enseignants des cours du soir pour leurs enseignements.

Une spéciale dédicace à Mm Grasshoff , pour son incroyable générosité et pour son soutien constant depuis de nombreuses années.

Guide du lecteur

chapitre 1 : Le chapitre 1 contient le cahier des charges ainsi que la planification du travail

chapitre 2 : Le chapitre 2 est une présentation de la vision par ordinateur et des bibliothèques utilisées

chapitre 3 : Le chapitre 3 comprend une étude des techniques de détections de mouvement

chapitre 4 : Le chapitre 4 porte sur les techniques de détections d'objets

chapitre 5 : Le chapitre 5 parle des réalisations pratiques

chapitre 6 : Le chapitre 6 évoque les difficultés rencontrées

chapitre 7 : Le chapitre 7 contient la conclusion

chapitre 8 : Le chapitre 8 contient les références

chapitre 9 : Le chapitre 9 contient les scripts d'installations et les codes

Table des matières

I	Introduction	8
1	Contexte	9
1.1	Cahier des charges	10
1.2	Planification du travail	11
2	Présentation	12
2.1	Vision humaine et Vision par ordinateur	13
2.2	Image numérisée en 2D	13
2.3	Bibliothèques open source pour le traitement et l'analyse d'image	13
II	Etude théorique de la technique	16
3	Techniques de détection de mouvement	17
3.1	introduction	18
3.2	Calcul du flot optique	18
3.3	Différences d'images successives	18
3.4	Soustraction de fond	18
4	Techniques de détection d'objets	19
4.1	Introduction	20
4.2	Similarités entre images	20
4.2.1	Template Matching	20
4.3	Extractions de caractéristiques	20
4.4	Descripteur	21
4.4.1	LBP	21
4.4.2	Pseudo-Haar	21
4.4.3	Histogramme de gradient orienté	22
4.4.4	ORB	22
4.5	Vecteur de caractéristiques	23
4.6	La classification d'objet	23
4.7	Machine learning	23
4.7.1	L'apprentissage supervisé	23
4.7.2	L'apprentissage non supervisé	24

TABLE DES MATIÈRES

4.7.3	L'apprentissage par renforcement	24
4.7.4	Boosting	24
4.7.5	SVM (machine à vecteur de support)	24
4.8	Réseaux de Neurones à convolution (CNN)	25
 III Réalisation		26
5	Réalisation	27
5.1	Mise en place de l'environnement de travail	28
5.2	Techniques utilisant la détection de mouvement	28
5.2.1	Soustraction de l'arrière plan	28
5.3	Techniques utilisant la classification	30
5.3.1	Haar Cascades et Boost (openCV)	30
5.3.2	HOG et SVM (openCV)	35
5.3.3	HOG SVM (scikit)	35
5.3.4	HOG et SVM (dlib)	40
5.4	Jeux de données d'images	43
5.5	Bilan technique	43
6	Difficultés rencontrées	44
7	Conclusion	45
8	Références	46
9	Annexes	47
9.1	Scripts d'installation	47
9.2	Code soustraction arrière plan	48
9.3	code houg circle	49
9.4	code ORB test	49
9.5	code haarcascade	50
9.6	code HOG SVM openCV	51
9.7	code dlib entrainement velo	52
9.8	code HOG svm extraction images caltech	52
9.9	code detecteur dlib test video	54

Table des figures

2.1	Image numérique	14
2.2	logo opencv	14
2.3	scikit-learn et scikit-image	15
2.4	dlib et boost	15
4.1	descripteur lbp -image source wikipedia	21
4.2	rectangles pseudo haar- image source wikipedia	22
4.3	Histogramme de gradients orientés- image source scikit-image	22
4.4	ORB test	23
4.5	architecture CNN	25
5.1	soustraction arrière plan	28
5.2	Pipeline de classification	30
5.3	Schéma création haarcascades	32
5.4	Résultat haar avec 20 cascades	34
5.5	Schema entrainement hog svm	36
5.6	calcul HOG -image source scikit-image	37
5.7	Pyramide-image source pyimagesearch blog	38
5.8	nms-image source pyimagesearch blog	39
5.9	Max-Margin	40
5.10	outil graphique imglab	41
5.11	Console entrainement	42

Première partie

Introduction

Chapitre 1

Contexte

1.1 Cahier des charges

- étude théorique de la technique
- faire un cahier des charges
- détecter le passage de cyclistes
- fournir scripts, codes et configurations utilisés
- écriture du mémoire
- faire un résumer
- faire une présentation

1.2 Planification du travail

Semaines/ Tâches	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Recherche Détection de mouvement											
Recherche reconnaissan ce d'objets											
Réalisation pratique											
Ecriture du mémoire											

Planning effectif

Semaines/ Tâches	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Recherche Détection de mouvement											
Recherche reconnaissan ce d'objets											
Réalisation pratique											
Ecriture du mémoire											

Chapitre 2

Présentation

2.1 Vision humaine et Vision par ordinateur

On peut se représenter la vision humaine en deux étapes. Premièrement la capture par les yeux des informations transportés par le flux lumineux après réflexion sur de la matière . Ce flux lumineux est transformé ensuite en flux nerveux à travers le nerf optique. La seconde étape plus mystérieuse est l'interprétation cognitive de ce flux nerveux par le cortex visuel à l'arrière du cerveau, pour reconnaître formes, mouvements et objets. Notre système visuel est opérationnel dans les longueurs d'ondes comprises entre 400 et 700 nanomètres, il est plus sensible aux changements de luminosité qu'aux couleurs et les mouvements dans notre champ de vision sont facilement détectés. Dans la vision par ordinateur, les yeux sont remplacés par les capteurs et la lentille d'une caméra , le traitement d'image et l'analyse cognitive par le programme informatique. Pour le cerveau humain reconnaître un chat ou une chaise est une tâche effectuée par la plupart d'entre nous avec aisance . Pour l'ordinateur cette tâche n'est pas du tout évidente vu les différents types de formes, de positions, d'échelle ,de points de vue ou d'expositions que peuvent prendre des objets comme les chats ou les chaises. Lorsque l'objet en question est en partie occulté , la complexité devient encore plus grande. Sans parler des formes ambiguës donnant lieu à des illusions d'optique. La vision par ordinateur cherche à trouver des méthodes ayant des propriétés plus ou moins semblable à notre système visuel pour rendre l'interprétation du monde extérieur plus efficace pour les machines. La détection d'objets repose sur des techniques de vision par ordinateur.

2.2 Image numérisée en 2D

Une image numérisée en 2D, est une image dont les éléments (pixels) sont discrétisés en valeur numérique sur 8 bits pour les variations de gris ou en 3x8 bits pour les images en couleurs (RGB). Faire du traitement ou de l'analyse d'image revient à manipuler des concepts d'algèbre linéaire tel que vecteurs et matrices. Chacun de ces pixels représente un point dans une matrice à coordonnées (x,y). En informatique cette matrice est stockée dans la mémoire comme un tableau à deux dimensions.

2.3 Bibliothèques open source pour le traitement et l'analyse d'image

OpenCV (Open Computer Vision) est une bibliothèque open source pour la vision par ordinateur et le traitement d'images conçue comme un ensemble de modules fonctionnels d'algorithmes optimisés pour le traitement temps réel et qui peuvent être combinés ensemble pour créer des applications plus complexes. Elle est écrite en C/C++, et a aussi des interfaces pour Python , Java et Matlab. La dernière version stable à ce jour, maintenue par la société Intel est la version 3.2.0. Depuis 2010 NVidia développe des modules CUDA spécifiques à ses processeurs

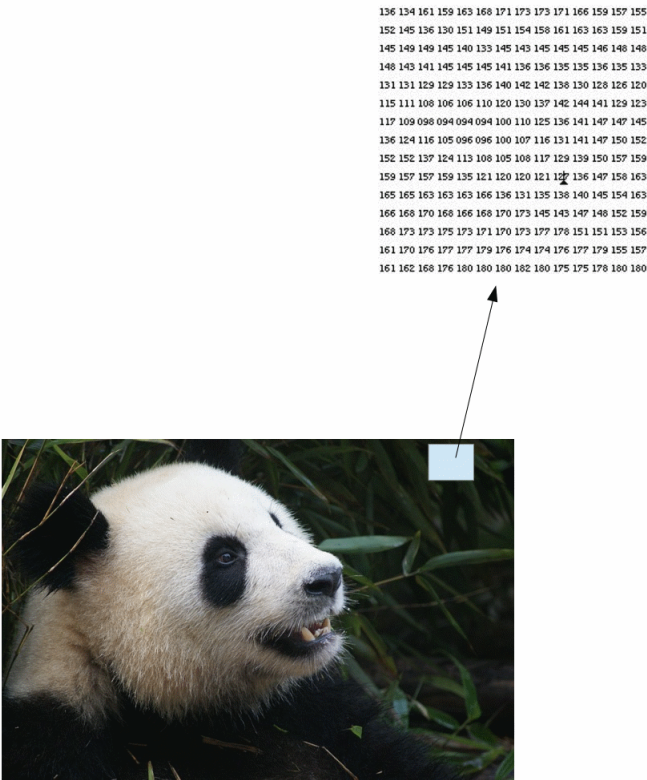


FIGURE 2.1 – Image numérique



FIGURE 2.2 – logo opencv



FIGURE 2.3 – scikit-learn et scikit-image



FIGURE 2.4 – dlib et boost

graphiques. On peut trouver les sources et la documentation sur opencv.org ou sur Github.

Scikit-image et Scikit-learn, sont également , d'autres bibliothèques open source d'algorithmes pour le traitement d'image et pour le machine learning. Elles sont écrites en python et maintenues par une communauté de volontaire.

Dlib est une bibliothèques c++ très performante qui contient des algorithmes open source pour le machine learning et la vision par ordinateur entre autre, dont des méthodes pour la détection d'objets, ce qui va être très intéressant pour nous. Elle fait fortement usage de la librairie Boost qui fournit des implémentations pour l'algèbre linéaire , le multithreading et les bases du traitement d'image. Il nous faudra donc l'installer avec Boost mais aussi avec Boost.Python qui assure la traduction entre les langages C++ et Python. On pourra ainsi combiné la vitesse de traitement de C++ avec la simplicité de Python.

Deuxième partie

Etude théorique de la
technique

Chapitre 3

Techniques de détection de mouvement

3.1 introduction

D'après les recherches effectués au préalable , de nombreuses solutions sont théoriquement envisageable pour détecter le mouvement au sein d'une matrice de pixels. Techniquement c'est un problème à très large spectre qui dépend de ce que l'on cherche à détecter et du contexte. En pratique on retrouve le plus souvent les approches suivantes :

3.2 Calcul du flot optique

Le calcul du flot optique est un traitement d'images dit de bas niveau car basé sur le mouvement au niveau des pixels, permettant d'estimer le déplacement d'objets dans une scène. Plusieurs Méthodes comme la méthode Lucas-Kanade ou la méthode Horn-Schunck, sont utilisés.

3.3 Différences d'images successives

Les méthodes basées sur la différence entre images successive sont rapides et faciles à mettre en place. Elles s'adaptent bien aux changements brutaux du fond, mais sont très sensibles aux changements de l'intensité lumineuse.

3.4 Soustraction de fond

La soustraction de fond est une méthode fréquemment utilisée dans les cas où une caméra fixe cherche à segmenter un avant plan mobile en soustrayant l'arrière plan immobile. Dans le cas où on a une image de notre fond lorsque rien ne passe devant la caméra comme dans une pièce vide, il est facile de segmenter les objets mobiles en soustrayant simplement l'image du fond de la nouvelle image. Sinon il faut soustraire le fond d'images successives et cela se complique car même une ombre ou un reflet passe en avant plan comme un objet en mouvement. Plusieurs algorithmes sont conçu pour la soustraction de fond comme la Mixture de gaussienne, ou l'algorithme vumètre.

Chapitre 4

Techniques de détection d'objets

4.1 Introduction

Les systèmes de détection d'objets suivent un schéma général . Un descripteur pour permettre la classification de candidats . La classification de candidats consiste à établir une frontière qui sépare les objets de classes différentes afin de les distinguer. Pour obtenir cette frontière on utilise l'apprentissage automatique comprise sous le terme de machine learning. La classification d'objet permet de prendre une décision qui se matérialise par une bounding box , soit un rectangle entourant l'objet détecté dans une image.

4.2 Similarités entre images

Comme l'ordinateur ne voit dans une image qu'une matrice de pixels, la fonction élémentaire dans la détection d'objets et celle qui détermine si deux matrices de pixels ont des similarités ou non. Une façon de faire est de chercher une similitude basée sur une propriété du pixel comme la couleur, mais cette méthode a pour désavantage d'être très sensible aux petits changements et ne tient pas compte de la forme de l'objet. Il existe une méthode moins naïve et qui tient compte de la forme de l'objet : le Template Matching.

4.2.1 Template Matching

Le template matching est une technique pour trouver dans une image source, la zone qui est similaire à une image donnée comme modèle, soit l'objet que l'on veut détecter. L'algorithme du template matching calcule, par glissement du template de gauche à droite et de haut en bas, un métrique qui représente la similarité entre le model et la zone observée. Pour chaque emplacement de T (template) sur I (image) , le métrique est stocké dans une matrice R (Résultat). Soit chaque emplacement (x,y) dans R , contient la valeur du match. L'emplacement avec la plus haute valeur de similitude est considéré comme concordante. Une fonction pour calculer le maximum global est utilisée à cette fin.

4.3 Extractions de caractéristiques

La faiblesse du template matching, est que cette méthode n'est robuste ni aux rotations , ni aux distorsions, ni aux changement d'échelle, ni aux changements de luminosité, etc. En fait elle permet juste de reconnaître une image connue, dans une plus grande image. C'est la qu'il faut introduire la notion d'extraction de caractéristiques. L'extraction de caractéristique d'une image par un descripteur, est le processus qui permet de créer un vecteur de caractéristiques.

4.4 Descripteur

Il existe deux types de descripteurs, les descripteur d'images et les descripteurs de caractéristiques. Les premiers sont globaux et à partir d'une image, génèrent un seul vecteur de caractéristiques qui peut être directement exploité pour la classification, les second sont locaux, plus robustes, mais génèrent plusieurs vecteurs de caractéristiques qui ont un cout en espace de stockage et demandent un travail supplémentaire pour les condenser en un seul. voici quelques descripteurs de caractéristiques que nous allons utiliser.

4.4.1 LBP

Local Binary Patterns, est un descripteur de caractéristiques qui donne une information relative au niveau de luminance entre un pixel et ses voisins. C'est un descripteur de texture qui obtient de bons résultats dans la reconnaissance de visage. Il s'applique sur des images en échelle de gris.

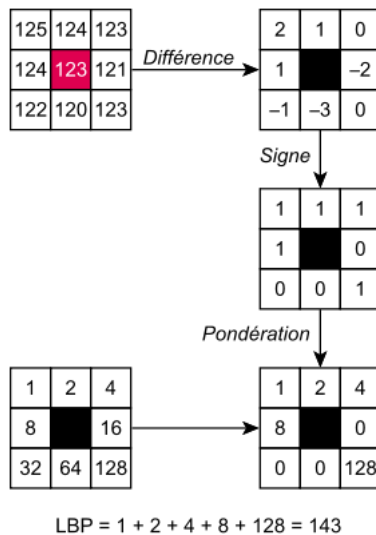


FIGURE 4.1 – descripteur lbp -image source wikipedia

4.4.2 Pseudo-Haar

Introduit par Viola et Jones en 2001, l'algorithme calcule la somme des différences entre pixels à l'intérieur d'une fenêtre de détection, à l'aide d'un masque de rectangles qui peuvent être à n'importe quelles positions et à n'importe quelle échelle à l'intérieur de la fenêtre de détection. On soustrait la somme des pixels sous la région blanche des rectangles de la somme des pixels sous la région noire. Combiné à la technique des images intégrale, ces caractéristiques permettent de faire de la détection en temps réel.

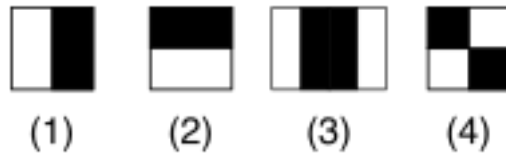


FIGURE 4.2 – rectangles pseudo haar- image source wikipedia

4.4.3 Histogramme de gradient orienté

Un histogramme de gradient orienté est un descripteur qui utilise la distribution de l'intensité des gradient locaux et la direction des contours pour la reconnaissance de forme et de texture. Ceci peut être fait en divisant l'image en des régions adjacentes de petite taille, appelées cellules, et en calculant pour chaque cellule l'histogramme des directions du gradient ou des orientations des contours pour les pixels à l'intérieur de cette cellule. La combinaison des histogrammes forme alors le descripteur HOG. Pour de meilleurs résultats, les histogrammes locaux sont normalisés en contraste, en calculant une mesure de l'intensité sur des zones plus larges que les cellules, appelées des blocs, et en utilisant cette valeur pour normaliser toutes les cellules du bloc. Le descripteur résultant de cette normalisation est plus robuste aux changements de luminosité.

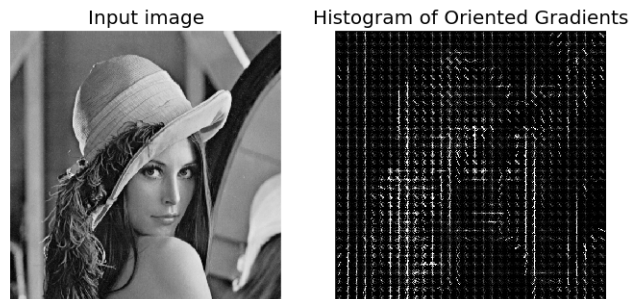


FIGURE 4.3 – Histogramme de gradients orientés- image source scikit-image

4.4.4 ORB

ORB est une implémentation propre à openCV. Inspiré essentiellement du détecteur de points clé FAST et du descripteur de caractéristique BRIEF, comme alternatif à SIFT. ORB utilise FAST pour détecter les coins dans une image, les mets dans un vecteur de caractéristiques, puis calcule les angles et les distances entre les coins pour mesurer la correspondance entre vecteurs, par la distance de Hamming. ORB peut être utilisé dans la reconnaissance d'images.

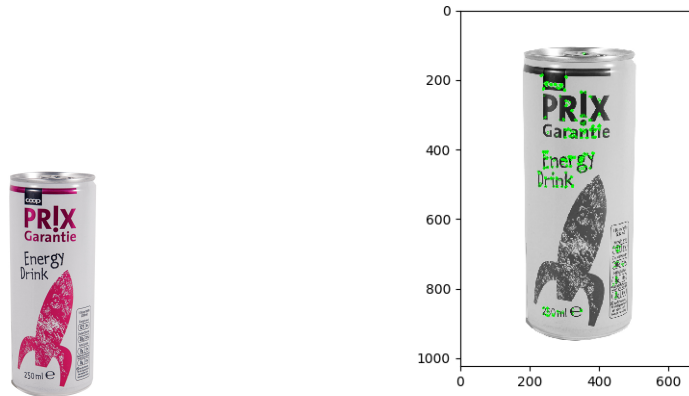


FIGURE 4.4 – ORB test

4.5 Vecteur de caractéristiques

Obtenu par l'extraction de caractéristiques globales ou locales, un Vecteur de caractéristiques, est un vecteur colonne. Cette suite de nombres décrit pour l'ordinateur, la variété des propriétés d'une image et permet la classification de l'objet.

4.6 La classification d'objet

La classification d'objet consiste à mettre un label à un objet pour dire de quelle classe il fait parti. On fait pour cela appel au machine learning.

4.7 Machine learning

On considère trois type d'algorithmes d'apprentissage :

4.7.1 L'apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est une technique d'apprentissage automatique où l'on cherche à produire automatiquement des règles à partir d'une base de données d'apprentissage contenant des exemples de cas généralement déjà traités et validés. Exemple d'algorithme : Boosting , arbre de décision, machine à vecteur de support, KNN, Réseau de neurones, classification naïve bayesienne, Régression logistique, etc.

4.7.2 L'apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé est une méthode d'apprentissage automatique qui consiste à diviser un groupe hétérogène de données, en sous groupe de manière que les données considérées comme les plus similaires soient associées au sein d'un groupe homogène et que les données considérées comme différentes se retrouvent dans d'autres groupes distincts. L'objectif étant de permettre une extraction de connaissance organisée à partir de ces données.

4.7.3 L'apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement est une méthode d'apprentissage automatique dont le but est d'apprendre à partir d'expériences, ce qui convient de faire en différentes situations, de façon à optimiser une récompense quantitative au cours du temps.

Dans le cas qui nous intéresse, nous utilisons les méthodes d'apprentissages supervisés.

4.7.4 Boosting

Boosting est une famille d'algorithmes dont le but est de construire un classificateur fort à partir d'un ensemble de classificateurs faibles. Adaboost est la variante utilisée avec le descripteur pseudo-haar.

4.7.5 SVM (machine à vecteur de support)

Les SVM font parti de la famille des classificateurs linéaire. Pour notre problématique, ils sont utilisés afin de discriminer deux échantillons en établissant un hyperplan qui sépare avec la plus grande marge possible les caractéristiques des vecteurs donnés en entrée. A la sortie nous obtenons un classificateur pour l'objet recherché, qui peut être très performant en fonction du jeu de données à la base de l'entraînement.

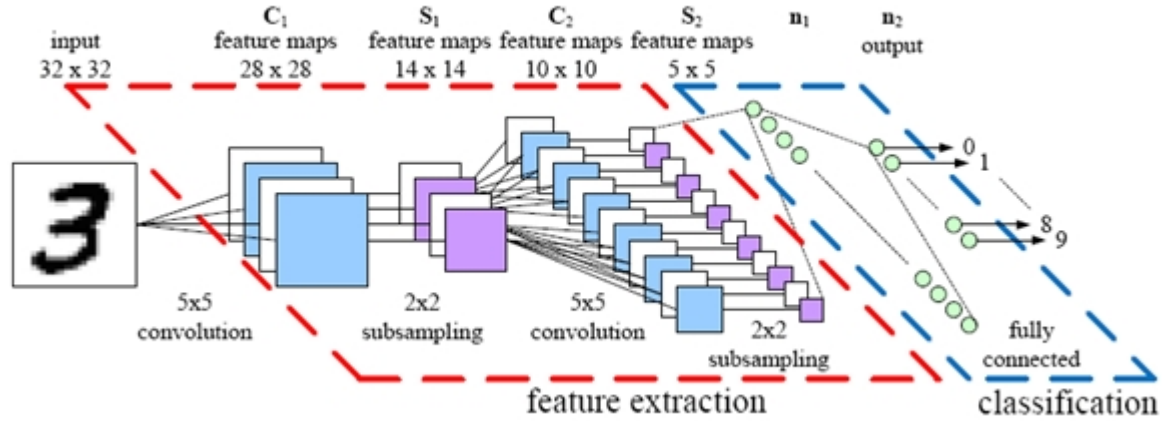


FIGURE 4.5 – architecture CNN

4.8 Réseaux de Neurones à convolution (CNN)

La tendance actuelle est aux réseaux de neurones convolutifs. Ces derniers peuvent être utilisés pour un tas d'applications allant de la reconnaissance d'images au traitement du langage naturel. L'idée est d'apprendre automatiquement les descripteurs, au lieu de les désigner manuellement. Cette méthode est intéressante à l'échelle du million d'échantillons d'images données en entrée et s'appuie sur la puissance de calcul des GPU. Un réseau de neurones convolutifs est un type de réseau de neurones artificiel inspiré par les connections entre neurones dans le cortex visuel des animaux qui se chevauchent lors du pavage du champ visuel. Les CNN consistent en un empilage multicouche de perceptrons, dont le but est de prétraiter de petites quantités d'informations. La dernière couche est un classificateur entraîné pour des tâches complexes.

Troisième partie

Réalisation

Chapitre 5

Réalisation

5.1 Mise en place de l'environnement de travail

Le système d'exploitation utilisé est Ubuntu 16.04 . Pour le langage de programmation, python 2.7 au lieu de C++, car il y a une grande communauté de gens qui utilisent python dans le domaine de l'intelligence artificielle et de la vision par ordinateur. C'est un langage avec une syntaxe qui le rend très lisible et qui permet de se concentrer plus sur la logique d'un programme et moins sur des concepts de plus bas niveau. La vie étant trop courte pour gérer des problèmes de compilateur, python est un bon choix et nous pouvons grâce au binding profiter de la rapidité des bibliothèques C++. Il y a en annexe un script qui permet d'installer openCV 2.4 et de faire la liaison pour python. D'autres bibliothèques viendront s'installer par la suite, les scripts seront aussi en annexe. Pour l' IDE , tantôt "gedit" pour un coup d'oeil rapide , tantôt "Pycharm", IDE spécialisé pour la production de code en python. Nous nous fixons comme cadre d'étude, la détection du passage de cyclistes dans une vidéo ou à l'aide d'une caméra fixe.

5.2 Techniques utilisant la détection de mouvement

5.2.1 Soustraction de l'arrière plan

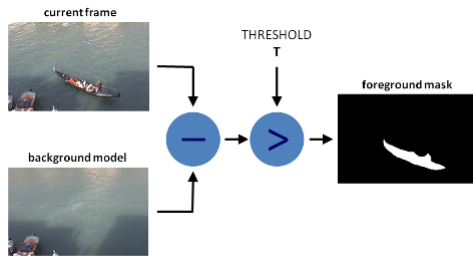


FIGURE 5.1 – soustraction arrière plan

A la lecture de l'énoncé du mémoire, "Détection d'objets en mouvement ", On peut se dire intuitivement que pour détecter un objet en mouvement, il faut d'abord trouver un algorithme qui distingue le mouvement du statique d'un flux vidéo, puis voir de là si on peut reconnaître une forme et appliquer une méthode pour extraire un contour. openCV 2.4 possède une méthode basée sur la mixture de gaussienne nommée "BackgroundSubtractorMOG()" qui permet d'extraire l'avant plan en mouvement en blanc, de l'arrière plan statique en noir. Le code en annexe ne prend que quelques lignes.

Algorithm 1 pseudocode BackgroundSubtractor

```
cap ← captureVideo()  
fgbg ← BackgroundSubtractorMOG()  
while esc ≠ 1 do  
    trame ← lecture(cap)  
    masque ← fgbg(trame)  
    affichage ← masque  
end while  
liberer ← cap  
detruire ← affichage
```

Résultat

Le moindre changement de lumière ou le moindre reflet est perçu comme un mouvement. L'application d'algorithmes de détection de contour, comme le "hough circles", a généré une multitude de cercles imprévisibles. Après quelques tests infructueux, il a paru plus judicieux de s'intéresser aux techniques de détection d'objets dans une image. Après tout une vidéo est une succession d'images.

5.3 Techniques utilisant la classification

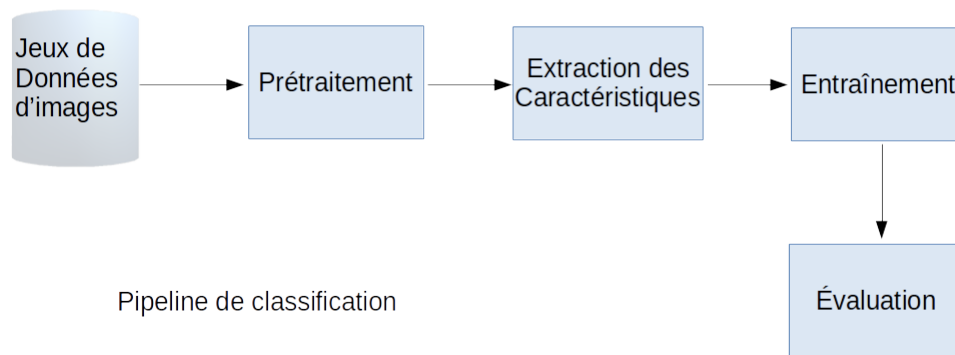


FIGURE 5.2 – Pipeline de classification

5.3.1 Haar Cascades et Boost (openCV)

En 2001, Paul Viola et Michael Jones, ont publié un papier nommé "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features" proposant un framework, pour la détection (et non la reconnaissance) de visages, en utilisant les caractéristiques Haar et l'algorithme d'apprentissage Adaboost qui construit un classificateur fort avec une cascade de classificateur faible.

Ce framework a été l'état de l'art pendant des années pour la détection de visages et est parfois employé pour la détection de divers objets.

La bibliothèque openCV implémente ce framework et met à disposition dans son répertoire data/haarcascades, des classificateurs sous forme de fichiers xml, pour la détection de visages, de parties du corps, ou de corps en entier. On peut utiliser ces fichiers pour identifier par un rectangle de couleur, des formes humanoïdes dans une vidéo avec un code comme celui en annexe.

Algorithm 2 pseudocode haarcascade opencv

```
classificateur  $\leftarrow$  Cascadehaar(fichierXML)
cap  $\leftarrow$  captureVideo()
while cap = ouvert do
  while esc  $\neq$  1 do
    trame  $\leftarrow$  lecture(cap)
    objet  $\leftarrow$  detectionAplusieursEchelle(classificateur)
    if il ya un objet then
      dessineRectangleAutour
    end if
    affichage(image)
  end while
end while
liberer  $\leftarrow$  cap
destruire  $\leftarrow$  affichage
```

La conversion en niveau de gris permet de réduire un peu le temps de traitement en enlevant de l'information non pertinente. On peut aussi réduire la dimension des trames pour gagner un peu de vitesse.

Résultat

Hormis quelques faux positifs et une petite latence, le résultat est plutôt bon dans le cas où on cherche à détecter des piétons placé à une distance allant jusqu'à quelques mètre dans le plan de la caméra. La seule marche de manoeuvre ici est la méthode detectMultiscale() qui comme son nom l'indique, sert à détecter des objets à différentes tailles dans l'image. Le premier paramètre est la matrice image, le deuxième paramètre spécifie de combien la taille de l'objet est réduite. Le troisième paramètre précise le nombre de voisins que chaque candidat (rectangle) peut avoir. Partant de là, nous avons voulu savoir comment générer un classificateur haarcascade. Pour cela nous avons suivi les étapes présenté dans le blog coding-robin.de, inspiré par le tutoriel de Naotoshi Seo. (voir références)

Jeux de donnée cyclistes

La première chose à faire consiste à constituer deux dossiers. Un dossier dit positif, contenant l'objet que l'on cherche à reconnaître et un dossier dit négatif ou background, contenant ce qui n'est pas notre objet. Il est possible d'utiliser des bases de données d'université ayant un laboratoire de recherche sur la vision par ordinateur. En général ils proposent un dossier contenant les images et un dossier d'annotations contenant les coordonnées (x,y) de la région d'intérêt ROI de l'image correspondante.

Avec un téléphone portable environ 70 photos de cyclistes ont été prise et redimensionner autour de la région d'intérêt pour ne pas avoir à faire d'annotations.

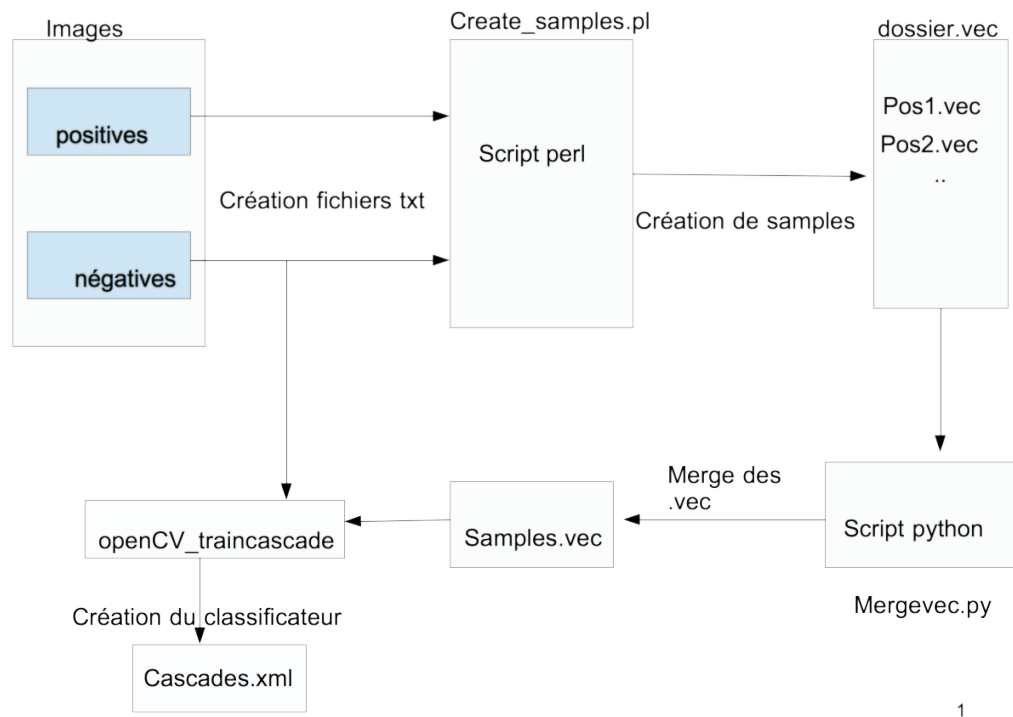


FIGURE 5.3 – Schéma création haarcascades

Puis environs 230 images quelconques sans cyclistes, laissé tel quel. Les images ont été respectivement mis dans un dossier "positives" et "négatives".

Création de samples

Une fois les dossiers mis à leur place , un fichier .txt qui liste les images contenues dans chacun des répertoires est crée, en tapant dans un terminal :

```
1 #!/bin/bash
2 find ./negatives -iname "*.jpg" > negatives.txt
3 find ./positives -iname "*.jpg" > positives.txt
```

Ces fichiers textes sont passés au script perl create samples.pl qui génère des samples positifs en combinant chaque images positives avec une image négative prise au hasard en utilisant la méthode opencv createsamples. opencv cratesamples génère des samples sous forme d'images vectorielles et applique des transformations et des distorsions sur les images.

```
1 #!/bin/bash
2 createsamples.pl positives.txt negatives.txt samples 1500\
3 "opencv_createsamples_-bgcolor_0_-bgthresh_0_-maxxangle_1.1\
4 -maxyangle_1.1_maxzangle_0.5_-maxidev_40_-w_80_-h_40"
```

Cela a pour effet de mettre dans le dossier samples , les images vectorielle en noir et blanc légèrement distordue de 80 pixel de large et 40 de haut.

Fusion des fichiers .vec

Le script python Mergevec permet de fusionner tous les fichier .vec du dossier samples en un seul fichier samples.vec qui sera donner à la méthode opencv traincascade.

```
1 #!/bin/bash
2 mergevec.py -v samples/ -o samples.vec
```

Entraînement de cascades

```
1 #!/bin/bash
2 opencv_traincascade -data classifier -vec samples.vec -bg negatives.txt\
3 -numStages 20 -minHitRate 0.999 -maxFalseAlarmRate 0.5 -numPos
4 1000\
5 -numNeg 600 -w 80 -h 40 -mode ALL -precalcValBufSize 1024\
6 -precalcIdxBufSize 1024
```

la méthode prend comme paramètres : -data : le nom du dossier de sorti pour le fichier xml final, -vec : le fichiers de samples, -bg : le background donc notre listing txt du dossier négatif. Les paramètres les plus importants, sont

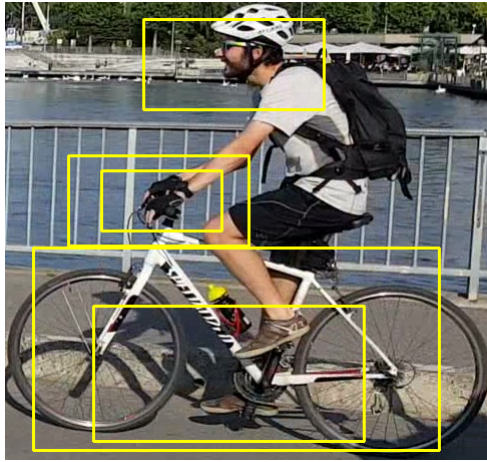


FIGURE 5.4 – Résultat haar avec 20 cascades

ici -numPos : le nombre de samples positif que l'on possède pour entrainer notre cascades ainsi que -w et -h qui sont les dimensions de nos samples et doivent donc avoir exactement la même dimension que lors de leur création, et bien sûr -numStages qui est le nombre de cascades que l'on souhaite entrainer. -minHitRate : le taux de succès minimum à chaque étapes. -maxFalseAlarmRate : taux maximum de fausse alarme à chaque étape. -precalcValBufSize : est la taille du tampon précalculé. -precalcIdxBufSize : taille du tampon pour les indices de caractéristiques précalculées, plus on a de mémoire disponible, plus le processus d'entraînement est rapide. Après quelques jours de calculs , nous obtenons finalement notre descripteur sous forme de fichier xml. Le type de descripteur par défaut est haar. Si on souhaite faire une cascade avec LBP au lieu de haar, il faut ajouter après l'option -precalcIdxBufSize, -featureType LBP.

Résultat

Le classificateur, n'était pas assez entraîné avec le nombre d'images prises ,ça a malgré tout pris plusieurs jours et il y avait beaucoup trop de faux positif et une superposition de boites d'encadrement comme on peut le voir sur l'image ci dessus. On peut toujours tâcher d'améliorer la détection en améliorant la qualité et la quantité des datas.

5.3.2 HOG et SVM (opencv)

En 2005 Navneet Dalal et Bill Triggs deux chercheurs de l'INRIA , ont publié un papier qui fait toujours référence aujourd'hui, sur l'utilisation des histogramme à gradients orientés avec une machine linéaire à vecteur de support, pour la détection de piétons. Leur but était de proposer un framework assez robuste pour la détection d'objets . (voir références)

OpenCV donne par défaut une implémentation calquée sur la méthode mise en oeuvre par Dalal et Triggs pour la détection de piétons, écrit en dur dans le fichier source `hog.cpp` du module `objdetect`. En modifiant l'exemple donné par `opencv` pour la détection de personnes dans une image, il est possible de l'exploiter pour la détection de personnes dans une vidéo (voir annexe)

Résultat

Le résultat est meilleur que avec le détecteur de piéton `haarcascade` donné par défaut, avec également une latence dans les trames . Mais de nouveau, hormis la methode `detectMultiScale`, pas beaucoup de manoeuvres dans le réglage du détecteur. Comme pour `haarcascade`, nous avons voulu connaître les moyens donnés par `opencv` pour la création d'un détecteur d'objet avec HOG et SVM. `Opencv` offre peu de flexibilité pour créer ce type de détecteur. D'autres bibliothèques comme `scikit-image` et `scikit-learn` offrent plus d'options pour fabriquer un détecteur sur mesure.

5.3.3 HOG SVM (scikit)

A l'aide de l'excellent blog de vision par ordinateur "pyimagesearch.com" de Adrian Rosebrock, nous apprenons que le pipeline de création comprend plusieurs étapes.

Samples

Comme pour `haarcascades` il faut fournir à l'algorithme d'apprentissage des samples positifs avec la localisation de la zone à extraire (ROI) acronyme pour *region of interest*, ainsi que des samples négatifs qui ne contiennent pas du tout l'objet. Un algorithme extraira sur chaque images les histogrammes de gradient orientés puis les metra à la suite dans un vecteur.

Calcul du descripteur

La bibliothèque `Scikit-image` donne une méthode appelée "`hog`" pour créer le descripteurs HOG . Elle prend en paramètre, l'image, le nombre d'orientations qui est le nombre de boîte de l'histogramme , le nombre de pixels par cellules , le nombre de cellules par blocs et une option de visualisation du résultat. Par

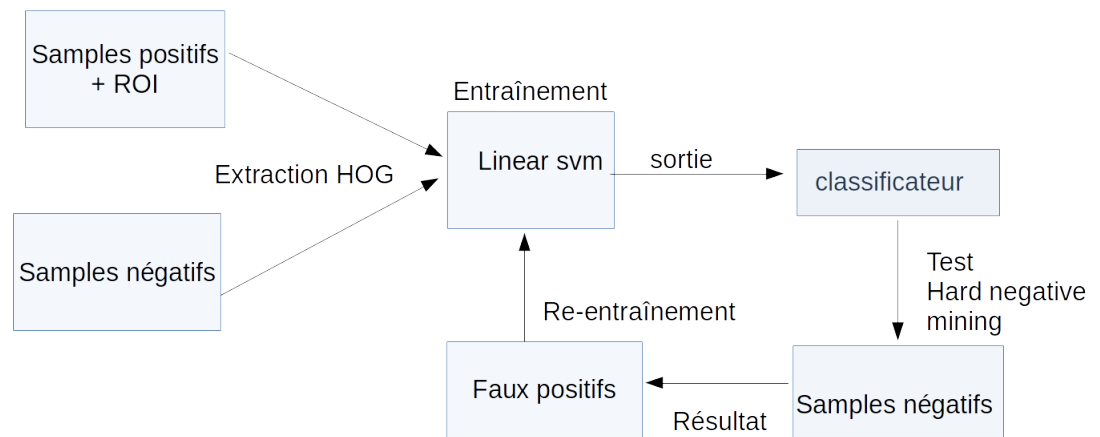


FIGURE 5.5 – Schema entraînement hog svm

défaut la méthode de normalisation de block est L2-Hys, dans la version 0.13 de scikit-image.

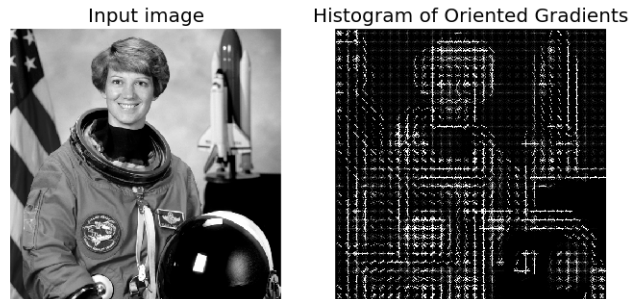


FIGURE 5.6 – calcul HOG -image source scikit-image

Entraînement

La machine à vecteur de support, prend alors en entrée un vecteur positif et un vecteur négatif et applique un hyperplan pour distinguer l'objet de ce qui n'est pas l'objet. le résultat en sortie est un classificateur

Test hard negative mining

Un test nommé hard negative mining est alors nécessaire pour affuter le classificateur. Il consiste à tester un dossier de samples négatives et extraire les faux positifs pour re-entraîner le détecteur d'objet. Il faut au moins le faire une fois pour avoir de bons résultats.

Test

Que ce soit sur des images négatives pour le hard negative mining ou sur des images positives. Un test fait appel à une combinaison de deux algorithmes pour extraire les histogrammes de gradient orienté et comparer les vecteurs avec le classificateur pour décider si on est en présence de l'objet recherché ou non :

- Fenêtre glissante
- Pyramide

Fenêtre glissante

La fenêtre glissante parcourt une image de gauche à droite et de haut en bas. La taille des fenêtres est un paramètre important pour ne pas manquer l'objet. Il faut qu'elle soit adaptée aux proportions de l'objet. Par exemple dans le cas d'un visage, une fenêtre carrée est appropriée. Dans le cas d'une voiture la fenêtre est un rectangle plus large que haut, la proportion est d'environ 1/3.(voir référence)

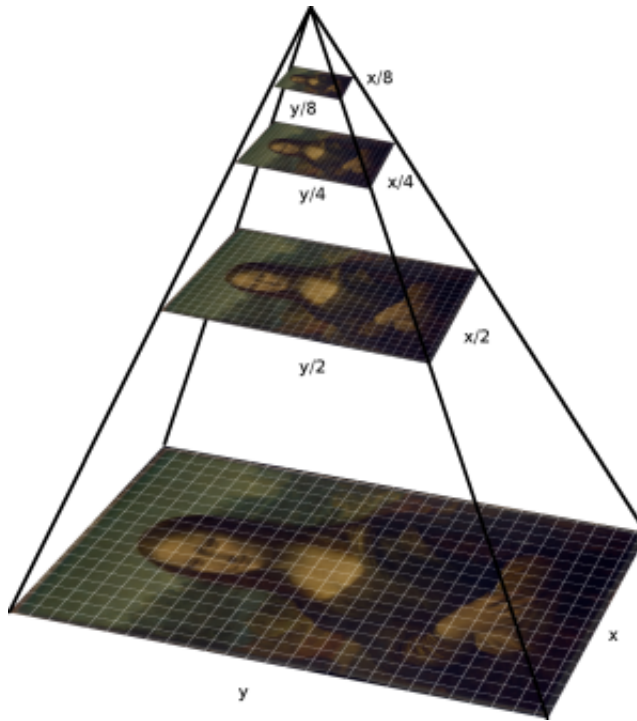


FIGURE 5.7 – Pyramide-image source pyimagesearch blog

Pyramide

La pyramide est une représentation à différentes échelles de l' image. Associé à la fenêtre glissante, ces deux algorithmes permettent de détecter l' objet à différentes échelles et locations. à chaque étape l'image d'origine est réduite jusqu'à une échelle minimale fixée comme paramètre. (voir référence)

Extraction des histogrammes de gradient orientés

Les deux paramètres les plus importants sont le nombre de pixels par cellules et le nombre de cellules par blocs. La fenêtre glissante doit être divisible par ces valeurs sinon le descripteur ne sera pas ajusté aux dimensions de la fenêtre à extraire.

L'extraction des vecteurs de caractéristiques peut demander énormément de ressources mémoire. Le format hdf5 offre des solutions pour stocker d'énormes quantités de données (voir références)

Chevauchement des boîtes d'encadrement

Une fois l'objet détecté , un problème se pose du fait qu'il y a plusieurs boîtes d'encadrement superposés au même endroit. Pour ne garder que la plus grande

boite, il faut appliquer un algorithme comme "nms" Non maximum suppression. (voir référence)

Algorithm 3 pseudocode test HOG

```
for A in Pyramide do
  for B in FenetreGlissante do
    vecteur = extraitHOG()
    classificateur(vecteur)
    if decisionPositif then
      dessineRectangleAutour
      appliqueNMS
    end if
    affichage(trame)
  end for
end for
```

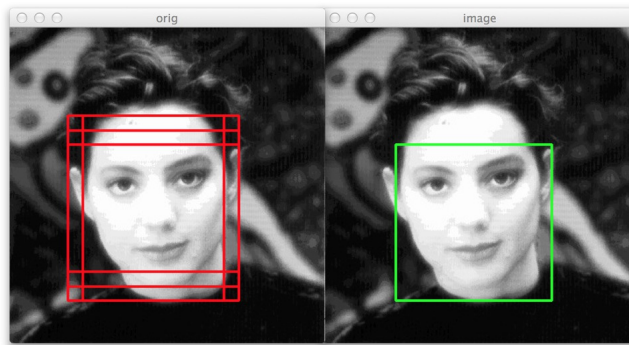


FIGURE 5.8 – nms-image source pyimagesearch blog

Resultat

Cela marche bien lorsque l'on veut détecter un objet dans une image fixe. Le problème est que ces bibliothèques en python ne sont pas performante pour le traitement video avec un détecteur de ce type.

5.3.4 HOG et SVM (dlib)

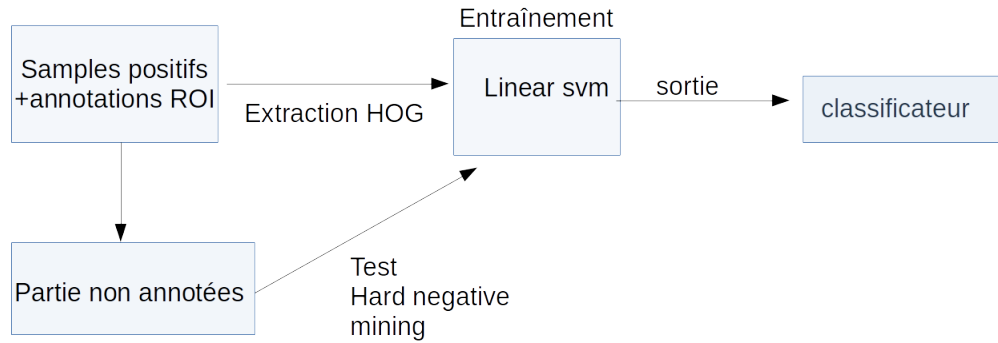


FIGURE 5.9 – Max-Margin

En 2015, Davis King créateur de la bibliothèques dlib, a proposé un autre framework pour la création d'un détecteur d'objet HOG + SVM, dans son article "Max-Margin Object Détection". Il n'y a plus besoin de donner des images négatives pour l'entraînement. Seuls les samples positifs avec les annotations des coordonnées des zones d'intérêts sont nécessaires et obligatoires. Les parties non annotées des images sont automatiquement utilisée pour faire le hard negative mining. C'est cette solution qui est implementé dans dlib.

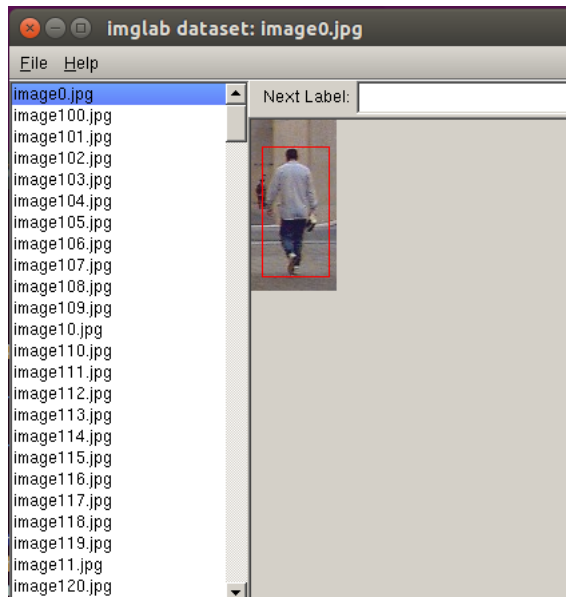


FIGURE 5.10 – outil graphique imglab

Entraînement avec dlib

Dlib propose un outil graphique nommé "imglab" qui permet de faire des annotations d'images, afin d'entraîner son détecteur d'objet. La compilation de cet outil se fait en exécutant Cmake (voir références).

En reprenant le dossier d'images de cyclistes pris précédemment, l'enregistrement des annotations se fait sous la forme d'un fichier xml. Ce fichier xml est donnée à la méthode "train simple object detector" de dlib avec quelques options pour l'extraction, (voir annexe). Le programme en sortie donne un classificateur svm prêt à être tester sur une vidéo.

```
bikedataset.xml -o bike_detector5.svm
Training with C: 5
Training with epsilon: 0.01
Training using 4 threads.
Training with sliding window 75 pixels wide by 86 pixels tall.
Training on both left and right flipped versions of images.
objective: 189.096
objective gap: 189.092
risk: 37.8184
risk gap: 37.8184
num planes: 3
iter: 1

objective: 71.9406
objective gap: 71.8372
risk: 14.3675
risk gap: 14.3674
num planes: 4
iter: 2

objective: 155.494
objective gap: 155.154
risk: 31.0309
```

FIGURE 5.11 – Console entraînement

Test Video

Pour tester le détecteur sur une video , on exécute le script en annexe qui prend en argument d'entrée le chemin vers le classificateur crée , ainsi que le chemin vers la video de test. L'objet "dlib simple object detector" prend alors le classificateur donné et parcourt chaque trames en faisant le glissement de fenêtre et la pyramide.

Résultat

Aucun faux positif et pratiquement tous les cyclistes sont détectés. La vitesse d'exécution ne souffre d'aucune latence , elle est en temps réel. Le but initial est finalement atteint .

Nouvelles données pour l'entraînement avec dlib

Le labo de vision par ordinateur du California institute of technologie offre sur son site "vision.caltech.edu" un dossier compressé d' images d'objets de 101 catégories, avec leurs annotations correspondante en format matlab. Les catégories sont assez variées. Après avoir téléchargé et extrait le dossier .tar, le dossier "car side" est choisi pour entrainer un détecteur. Il faut d'abord extraire la région d'intérêt de chaque image du dossier grâce aux annotations correspondante pour cette catégorie dans le dossier d'annotation. Les annotations sont sous format matlab. Pour lire ce format le paquet "scipy" est utile. Pour l'installer, il suffit de taper dans la terminal la commande :

```
1 pip install scipy
```

Le script en annexe, prend en entrée les chemins vers les dossiers images et annotations et le chemin de sortie où déposer le classificateur.

Résultat

Aucun faux positif, quelques voitures passent entre les gouttes, mais surtout la vitesse de traitement est en temps réels. Aucune latence comme avec les détecteurs donnés par opencv. Le résultat est satisfaisant. On peut utiliser le même script pour chacune des 101 catégories de caltech101 en jouant sur les paramètres pour coller au mieux au jeu de données d'entraînement .

5.4 Jeux de données d'images

Il est crucial que le jeu de données d'images utilisés pour l'entraînement du classificateur soit assez similaire aux conditions du test. Un détecteur de piétons debout ne servira pas pour détecter des personnes assises, ainsi qu'un détecteur de cycliste vu de profil ne marchera pas pour des cyclistes vu de face ou de derrière. Il est aussi important d'avoir une bonne cohérence dans le choix des images d'entraînement. Elles devront montrer la même classe d'objet dans une position similaire. Le classificateur fera un choix en fonction de la représentation moyenne qu'il aura d'après le jeu de données pour l'entraînement. On ne fait pas de miracles avec de mauvaises données.

5.5 Bilan technique

La méthode de soustraction de l'arrière plan et détection de contours s'est révélée trop instable pour être utilisés dans notre contexte. La méthode haar cascades peut être envisagée , mais cela demande un gros travail de récoltes et de prétraitement des images . Plusieurs milliers d'images semble être nécessaires pour entraîner un bon classificateur. Obtenir le fichier xml final peut prendre dans ces conditions plusieurs semaines de calculs. La combinaison HOG SVM pour la détection d'un objet donne de très bonnes performances. Opencv offre un détecteur de piéton par défaut mais peu de documentation sur comment créer son propre détecteur d'objet. Scikit donne beaucoup de possibilité pour faire ce détecteur sur mesure mais ne permet pas le traitement en temps réel. Pour la détection d'un objet en mouvement, la bibliothèque dlib offre un très bon compromis entre facilité d'implémentation, Nombre d'échantillons nécessaire , temps d'entraînement, vitesse de traitement sur les trames et robustesse.

Chapitre 6

Difficultés rencontrées

La première difficulté, a été de trouver les informations permettant d'avoir une vision d'ensemble du domaine, dans le web anglophone. Puis de trouver et d'apprendre à utiliser les bibliothèques open source pour réaliser un détecteur d'objet robuste. J'ai passé plusieurs semaines à chercher comment créer un détecteur HOG SVM avec opencv alors que ça se fait plus facilement avec scikit et dlib. Il faut trouver un équilibre entre poursuivre sur une idée et essayer autre chose. L'extraction de caractéristiques peut être très couteux en mémoire, il m'est arrivé plusieurs fois en extrayant les HOG d'un jeu d'images négatives, de faire planter la machine car j'avais dépassé la taille max de mémoire allouée. La récolte et l'annotation d'images est quelque chose qui peut prendre énormément de temps et les bibliothèques d'images ne sont pas toujours adaptées à ce que l'on cherche à détecter et ne sont pas nécessairement annotées.

Chapitre 7

Conclusion

A la fin de ce travail de Bachelor, j'ai découvert un vaste champ d'études fort intéressantes autour de la vision par ordinateur et du machine learning avec de nombreuses applications à développer. J'ai acquis des compétences avec les librairies opencv ,scikit, dlib et j'ai augmenté mes connaissances en python. Tout ceci me sera utile pour des projets personnels ou professionnels.

Chapitre 8

Références

Bibliothèque Dlib site principal
Dlib training options pour le détecteur d'objet
opencv train cascades
Article Dalal and Triggs HOG for human detection
Outil dlib imglab
wikipedia hog
opencv hog
scikit hog
Bibliothèque hdf5 pour le stockage de donnée avec python
scikit-image site principal
scikit-learn site principal
opencv site principal
Bibliothèque boost
Bibliothèque boost python
Article max-Margin object detection
pyimagesearch nms
pyimagesearch pyramide
pyimagesearch fenêtre glissante
Article viola-jones
Blog coding robin
Cours détection d'objets coursera
site opencv soustraction de l'arrière plan

Chapitre 9

Annexes

9.1 Scripts d'installation

```
1 #installation de openCV 2.4
2
3 wget -O opencv-2.4.10.zip http://sourceforge.net/projects/opencvlibrary/
  files/opencv-unix/2.4.10/opencv-2.4.10.zip/download
4 unzip opencv-2.4.10.zip
5 cd opencv-2.4.10
6
7 mkdir build
8 cd build
9 cmake -D CMAKE_BUILD_TYPE=RELEASE -D
  CMAKE_INSTALL_PREFIX=/usr/local -D
  BUILD_NEW_PYTHON_SUPPORT=ON -D
  INSTALL_C_EXAMPLES=ON -D
  INSTALL_PYTHON_EXAMPLES=ON -D BUILD_EXAMPLES=ON
  ..
10 make -j4
11 sudo make install
12 sudo ldconfig
```

```
1 #installation de dépendance python 2.7
2 sudo apt-get install python2.7-dev
3
4 pip install numpy
5
6 pip install scipy matplotlib
7 #installation de scikit image et scikit learn
8 pip install scikit-learn
9 pip install -U scikit-image
```



```
1  ## mise a jour et installation de divers paquet de boost et de boost -  
    python  
2  
3  sudo apt-get update  
4  sudo apt-get upgrade  
5  
6  sudo apt-get install build-essential cmake pkg-config  
7  
8  sudo apt-get install libjpeg8-dev libtiff5-dev libjasper-dev libpng12-dev  
9  sudo apt-get install libgtk2.0-dev  
10 sudo apt-get install libavcodec-dev libavformat-dev libswscale-dev libv4l-  
    dev  
11 sudo apt-get install libatlas-base-dev gfortran  
12 sudo apt-get install libboost-all-dev  
13 wget https://bootstrap.pypa.io/get-pip.py  
14 sudo python get-pip.py
```

```
1  ### installation dlib sur ubuntu, aller sur la home page chercher le paquet  
2  # l'extraire  
3  
4  tar xvjf dlib-19.4.tar.bz2  
5  cd dlib-19.4/python_examples/  
6  mkdir build  
7  cd build  
8  cmake ../.. /tools/python  
9  cmake --build . --config Release --target install  
10 cd ..  
11 ls -l dlib.so
```

9.2 Code soustraction arrière plan

```
1  # installer le paquet numpy pour la manipulation de matrices  
2  import numpy as np  
3  import cv2  
4  
5  #capture d'une video ou d'une camera IP avec VideoCapture  
6  
7  cap = cv2.VideoCapture("adresse_IP_ou_chemin_vers_la_video")  
8  
9  # création du filtre  
10 fgbg = cv2.BackgroundSubtractorMOG()  
11  
12 while(1):
```

```
13     # lecture
14     ret, frame = cap.read()
15     # application du masque
16     fgmask = fgbg.apply(frame)
17     # affichage
18     cv2.imshow('frame',fgmask)
19     k = cv2.waitKey(30) & 0xff
20     if k == 27: #ESC
21         break
22
23 cap.release()
24 cv2.destroyAllWindows()
```

9.3 code houg circle

```
1 import cv2
2 import numpy as np
3
4
5 vc = cv2.VideoCapture("http://admin:cam6493@10.10.7.205/video2.mjpg")
6
7 while (vc.isOpened() == 1):
8
9     ret, frame = vc.read()
10    gray = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
11    blur = cv2.medianBlur(gray, 5)
12    circles = cv2.HoughCircles(blur, cv2.HOUGH_GRADIENT, 1.5, 10)
13    #circles = cv2.HoughCircles(gray, cv2.HOUGH_GRADIENT, 1.5, 10)
14    circles = np.uint16(np.around(circles))
15    for i in circles[0,:]:
16        cv2.circle(frame, (i[0], i[1]), i[2], (255, 0, 0), 2)
17        cv2.circle(frame, (i[0], i[1]), 2, (0, 255, 0), 5)
18
19    cv2.imshow("HoughCircles", frame)
20    key = cv2.waitKey(1)
21    if key == 27:
22        break
23
24 vc.release()
25 cv2.destroyAllWindows()
```

9.4 code ORB test

```
1 import numpy as np
2 import cv2
3 import matplotlib.pyplot as plt
4 img = cv2.imread('drink.jpg',0)
5 # Initiate ORB detector
6 orb = cv2.ORB_create()
7 # find the keypoints with ORB
8 kp = orb.detect(img,None)
9 # compute the descriptors with ORB
10 kp, des = orb.compute(img, kp)
11 # draw only keypoints location,not size and orientation
12 img2 = cv2.drawKeypoints(img, kp, None, color=(0,255,0), flags=0)
13 cv2.imshow('drink',img2)
14 cv2.waitKey(0)
15 cv2.destroyAllWindows()
```

9.5 code haarcascade

```
1 import cv2
2 import numpy as np
3
4 people_classifier = cv2.CascadeClassifier('haarcascade_fullbody.xml')
5
6
7 cap = cv2.VideoCapture('video1.mp4')
8
9 while cap.isOpened():
10
11     ret, frame = cap.read()
12     # redimensionnement de trames
13     frame = cv2.resize(frame,None, fx=0.5, fy=0.5, interpolation=
14     cv2.INTER_LINEAR)
15     #Transformation de la trame couleur en niveau de gris
16     gray = cv2.cvtColor(frame,cv2.COLOR_BGR2GRAY)
17
18     people = people_classifier.detectMultiScale(gray,1.5,2)
19
20     #dessine un rectangle jaune autour de l'objet détecté et affiche la trame
21     for (x,y,w,h) in people:
22         cv2.rectangle(frame,(x,y),(x+w,y+h),(0,255,255),2)
23         cv2.imshow('people',frame)
24         # exit
25     if cv2.waitKey(1) == 27:
```

```
26         break
27
28 cap.release()
29 cv2.destroyAllWindows()
```

9.6 code HOG SVM openCV

```
1  #!/usr/bin/env python
2
3
4  # Python 2/3 compatibility
5  from __future__ import print_function
6
7  import numpy as np
8  import cv2
9  import imutils
10
11 def draw_detections(img, rects, thickness = 1):
12     for x, y, w, h in rects:
13         # the HOG detector returns slightly larger rectangles than the real
14         objects.
15         # so we slightly shrink the rectangles to get a nicer output.
16         pad_w, pad_h = int(0.15*w), int(0.05*h)
17         cv2.rectangle(img, (x+pad_w, y+pad_h), (x+w-pad_w, y+h-
18             pad_h), (0, 255, 0), thickness)
19
20
21 if __name__ == '__main__':
22
23     hog = cv2.HOGDescriptor()
24     hog.setSVMDetector( cv2.HOGDescriptor_getDefaultPeopleDetector() )
25     cap = cv2.VideoCapture('videos.mp4')
26
27     while cap.isOpened():
28         ret, frame = cap.read()
29         frame = imutils.resize(frame,width=400)
30         gray = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
31
32         found, w = hog.detectMultiScale(gray, winStride=(8,8), padding
33             =(32,32), scale=1.05)
34         draw_detections(frame, found)
35         cv2.imshow('people', frame)
36         ch = cv2.waitKey(30) & 0xff
37         if ch == 27: #Esc
```

```
35         break
36     cap.release()
37     cv2.destroyAllWindows()
```

9.7 code dlib entraînement velo

```
1  #USAGE
2  # python train_bike_detector.py -a bikedataset.xml -o bike_detector.svm
3  # import des paquets
4  import os
5  import sys
6  import glob
7  import dlib
8  import argparse
9
10 # arguments du programme
11 ap = argparse.ArgumentParser()
12 ap.add_argument("-a", "--annotations", required = True,
13                 help="chemin vers le fichier xml")
14 ap.add_argument("-o", "--output", required = True,
15                 help = "chemin et nom du fichier .svm a creer")
16 args = vars(ap.parse_args())
17
18 #chargement des options
19 option = dlib.simple_object_detector_training_options()
20
21 #pivoter les images a extraire
22 option.add_left_right_image_flips = True
23 #fixe la marge de decision
24 option.C = 5
25 #nombre de threads
26 option.num_threads = 4
27 #verbeux
28 option.be_verbose = True
29 # entraînement du detecteur de cyclistes
30 dlib.train_simple_object_detector(args["annotations"],args["output"],option)
```

9.8 code HOG svm extraction images caltech

```
1  # USAGE
2  # python train_detector.py --class car_side --annotations car_side_a
```

```
3  #      --output output/car_detector.svm
4  # import des paquets
5  from __future__ import print_function
6  from imutils import paths
7  from scipy.io import loadmat
8  from skimage import io
9  import argparse
10 import dlib
11
12 # arguments du programme
13 ap = argparse.ArgumentParser()
14 ap.add_argument("-c", "--class", required=True,
15               help="chemin_vers_la_classe_d'images")
16 ap.add_argument("-a", "--annotations", required=True,
17               help="chemin_vers_la_classe_d'annotations")
18 ap.add_argument("-o", "--output", required=True,
19               help="chemin_pour_enregistrer_le_detecteur")
20 args = vars(ap.parse_args())
21
22 # prise des options par défaut pour HOG + Linear SVM et initialise la
23 # liste d'images et de boîtes d'encadrement pour entraîner le classificateur
24 print("[INFO]_recoltes_images_et_boite_d'encadrement...")
25 options = dlib.simple_object_detector_training_options()
26 images = []
27 boxes = []
28
29 # boucle sur la classe d'images
30 for imagePath in paths.list_images(args["class"]):
31     # extraction de ID des images et chargement des fichiers d'
32     # annotations
33     imageID = imagePath[imagePath.rfind("/") + 1:].split("_")[1]
34     imageID = imageID.replace(".jpg", "")
35     p = "{}_annotation_{}.mat".format(args["annotations"], imageID)
36     annotations = loadmat(p)["box_coord"]
37
38     # boucle sur les annotations et ajout de chaque annotation à la
39     # liste des boîtes
40     # d'encadrement
41     bb = [dlib.rectangle(left=long(x), top=long(y), right=long(w),
42                          bottom=long(h))
43           for (y, h, x, w) in annotations]
44     boxes.append(bb)
45
46     # ajout à la liste d'images
47     images.append(io.imread(imagePath))
```

```
46 # entraînement du détecteur
47 print("[INFO]_entraînement_du_détecteur...")
48 detector = dlib.train_simple_object_detector(images, boxes, options)
49 print("[INFO]_options_du_détecteur...")
50 print(dir(detector))
51 # dépôt du classificateur dans le fichier de sortie
52 print("[INFO]_dépôt_du_classificateur_dans_le_fichier_de_sortie ... ")
53 detector.save(args["output"])
54
55 # visualisation du résultat
56 win = dlib.image_window()
57 win.set_image(detector)
58 dlib.hit_enter_to_continue()
```

9.9 code détecteur dlib test video

```
1  #usage
2  # python object_detector.py --detector output/bike_detector.svm
3  # --video bike_vid/bikes1.mp4
4  # importation des paquets
5  import dlib
6  import cv2
7  import imutils
8  import argparse
9
10 # arguments du programme
11 ap = argparse.ArgumentParser()
12 ap.add_argument("-d", "--detector", required = True,
13                 help="chemin_vers_le_détecteur_svm")
14 ap.add_argument("-v", "--video", required = True,
15                 help = "chemin_vers_le_fichier_video")
16 args = vars(ap.parse_args())
17
18 # initialisation des objets
19 detector = dlib.simple_object_detector(args["detector"])
20
21 cap = cv2.VideoCapture(args["video"])
22
23 # lecture des trames
24 while cap.isOpened():
25
26     ret, frame = cap.read()
27     if not ret:
28         break
```

```
29     # redimensionnement des trames
30     frame = imutils.resize(frame,width=400)
31     #application du detecteur a chaque trames
32     det = detector(frame)
33
34     # si objet, dessine rectangle d'encadrement en vert
35     for d in det:
36         cv2.rectangle(frame, (d.left (), d.top()), (d.right (), d.bottom()),
37                        (0, 255, 0), 2)
38
39     # affichage et touche de sortie
40     cv2.imshow("frame",frame)
41     if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
42         break
43
44     #libere les ressources
45     cap.release()
46     cv2.destroyAllWindows()
```