

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université A. Mira de Béjaïa  
Faculté des Sciences Exactes  
Département d'Informatique

## *MÉMOIRE DE MASTER RECHERCHE*

En  
Informatique

Option  
*Intelligence Artificielle*

Thème

Analyse de spermatozoïdes avec les techniques  
d'intelligence artificielle

Présenté par :

M. BENIDIR Ahmed

Soutenu en Octobre 2021 devant le jury composé de :

Président

Dr S. ALLOUI

U. A/Mira Béjaïa.

Encadreur

Pr A. BELAID

U. A/Mira Béjaïa.

Examineur

M. Z. AIT MATEN

U. A/Mira Béjaïa.

Bejaïa, Octobre 2021.

## *※ Remerciements ※*

*Tout d'abord je remercie le bon Dieu de tout mon cœur de m'avoir donné le courage et la patience qui m'ont permis d'accomplir ce travail.*

*Je souhaite remercier mon directeur de mémoire, le Pr. BELAID Ahror, pour sa patience, sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils, qui ont contribué à alimenter ma réflexion.*

*Je désire aussi remercier le professeur IGUEROUADA Mokrane et M. YAHIAOUI Saïd , qui m'ont beaucoup aidé dans mes recherches.*

*Je remercie mes très chers parents, qui ont toujours été là pour moi. Je remercie ma sœur Melissa, et mon frère Yanis, pour leurs encouragements.*

*Je tiens à remercier spécialement mes amis Nabil, Billal et Dalissia pour leurs conseils et leurs encouragements qui m'ont beaucoup aidé .*

✧ *Dédicaces* ✧

Je dédie ce modeste travail à mes très chers parents.

À mon frère et à ma soeur

À tous mes amis

*M. BENIDIR Ahmed*

# Table des matières

<b>Table des matières</b>	<b>i</b>
<b>Table des figures</b>	<b>iii</b>
<b>Liste des tableaux</b>	<b>iv</b>
<b>Introduction générale</b>	<b>1</b>
<b>1 Image et imagerie médicale</b>	<b>3</b>
1.1 Introduction . . . . .	3
1.2 L'image . . . . .	3
1.2.1 Le pixel . . . . .	3
1.2.2 Formats d'image . . . . .	3
1.2.3 Résolution, définition d'une image . . . . .	5
1.3 Types de données d'image . . . . .	5
1.4 Imagerie médicale . . . . .	6
1.5 Analyses médicales . . . . .	8
1.5.1 Le microscope . . . . .	10
1.5.2 Types de microscopes . . . . .	10
1.6 Analyse de particules biologiques . . . . .	13
1.7 Conclusion . . . . .	14
<b>2 Traitement d'images médicales</b>	<b>15</b>
2.1 Introduction . . . . .	15
2.2 Traitement d'image médicale . . . . .	15
2.2.1 Le Filtrage . . . . .	15
2.2.2 Le Tracking . . . . .	16
2.3 Application des méthodes de traitement d'image pour l'analyse de particules . . . . .	24
2.4 Conclusion . . . . .	24
<b>3 Méthode de traitement d'images microscopiques et suivi spermatique</b>	<b>25</b>
3.1 Introduction . . . . .	25
3.2 Proposition d'une méthode de suivi de spermatozoïdes . . . . .	25
3.2.1 Algorithme de Crocker-Grier . . . . .	25
3.3 Implémentation de l'algorithme avec le langage Python . . . . .	29
3.4 Présentation du système développé . . . . .	34
3.5 Base de données . . . . .	34
3.6 Mise en oeuvre de la solution proposée . . . . .	35

3.7 Conclusion . . . . .	37
<b>Conclusion et perspectives</b>	<b>38</b>
<b>Bibliographie</b>	<b>41</b>

# Table des figures

1.1	Exemple de pixels pour une image numérique dont une portion est très agrandie . . .	4
1.2	Exemple d'image binaire. . . . .	6
1.3	Exemple d'image de niveau de gris. . . . .	7
1.4	Exemple d'image RVB. . . . .	7
1.5	Image à virgule flottante TIFF (Copyright : Tim Lukins, UoE). . . . .	8
1.6	impression radiographique de la poitrine . . . . .	9
1.7	impression échographique de grossesse . . . . .	9
1.8	Scanner d'un diagnostic pour la pneumonie COVID-19 . . . . .	9
1.9	IRM du cerveau . . . . .	10
1.10	Microscope optique . . . . .	11
1.11	Microscope électrique . . . . .	11
1.12	Microscope à force atomique . . . . .	12
1.13	Microscope numérique à écran . . . . .	12
1.14	Schéma d'un spermatozoïde humain. . . . .	14
2.1	Taxonomie des méthodes de suivi d'objets . . . . .	17
2.2	Suivi des caractéristiques en utilisant le suivi KLT . . . . .	20
2.3	Illustration des modèles linéaires de sous-espace ACP. La partie gauche montre un échantillon candidat, et la partie droite présente une combinaison linéaire d'échantillons propres . . . . .	20
2.4	Un flux de travail général pour des méthodes typiques de suivi basées sur le filtre de corrélation . . . . .	22
2.5	Représentations d'objets. (a) Centroïde, (b) points multiples, (c) patch rectangulaire, (d) patch elliptique, (e) patches multiples basés sur des pièces, (f) squelette d'objet, (g) contour d'objet complet, (h) points de contrôle sur le contour d'objet, (i) silhouette d'objet. . . . .	24
3.1	Regroupement d'images colloïdales dans le plan ( $m_0$ , $m_2$ ). 15 000 images de $\sigma = 0,325\mu\text{m}$ de sphères de rayon. . . . .	28
3.2	Echantillon d'images. . . . .	30
3.3	Localisations des spermatozoïdes sur un frame. . . . .	31
3.4	Illustration de toutes les localisations. . . . .	32
3.5	Regroupement des localisations dans un graphe. . . . .	32
3.6	Trajectoires des particules. . . . .	33
3.7	Image des trajectoires et des particules étiquetées. . . . .	33
3.8	Interface d'accueil a) après l'importation b) avant l'importation. . . . .	35
3.9	Features et trajectoires détectées . . . . .	36
3.10	Interface du processus de lecture. . . . .	36

# Liste des tableaux

1.1	Les formats d'image courants et leurs propriétés associées. . . . .	4
3.1	Tableau de données. . . . .	30

# Introduction générale

## Contexte

L'intelligence artificielle n'est pas un domaine inconnu à l'être humain, car ce dernier prend ses racines de l'antiquité, mais surtout dans la deuxième partie du 20<sup>e</sup> siècle, où les premiers jalons historiques de l'IA sont apparus. Ce domaine a connu une croissance remarquable ces deux dernières décennies, en effet le problème rencontré lors de l'apparition de cette technologie était sa mise en œuvre. Cela requérait des coûts énormes en terme de temps, car les calculateurs et les systèmes de stockage de données n'étaient pas assez développés à l'époque, ce qui a découragé les chercheurs en cette période des années 70's.

L'Intelligence artificielle est la science dont le but est de créer des machines capables d'effectuer les tâches que l'homme accomplit en utilisant son intelligence. De nos jours, son application est dans tous les domaines grâce aux nouvelles technologies qui nous permettent de faire plusieurs calculs en une seconde et de stocker des centaines de milliers de téraoctet de données.

Plusieurs domaines accompagnent l'IA, tels que le traitement de données (image, audio, texte, etc.) et la vision artificielle. Le traitement d'image plus particulièrement est très requis, avant de faire appel à l'intelligence artificielle, il faut d'abord préparer ses données (images).

L'IA a apporté un énorme progrès dans la médecine ainsi que la microbiologie, elle permet d'analyser des maladies très complexes, comme elle peut aussi étudier le comportement de cellules microscopiques. Si on peut citer un exemple de maladie rare et complexe l'azoospermie, cette maladie est une anomalie du sperme caractérisée par l'absence totale de spermatozoïdes dans l'éjaculat, touchant 1% des hommes, aussi qu'environ 30% des cas d'infertilité dans un couple sont liés à l'homme.

Le traitement d'image et l'intelligence artificielle jouent un rôle essentiel pour le diagnostic de ce genre de maladies. De nos jours il existe des logiciels destinés à l'analyse de ce genre de troubles. À contrario aucune application de l'intelligence artificielle n'a été menée, des softwares qui utilisent la méthode de traitement d'image.

## Problématique et objectifs de recherche

La vision artificielle peut apporter une amélioration importante dans l'analyse spermatiques, l'application de l'intelligence artificielle pourrait aboutir à des logiciels ultra performants.

La question qui reste à poser est tout simplement pourquoi l'IA n'est-elle pas appliquée dans cette catégorie d'analyse et quelles sont les différentes méthodes de traitement d'image utilisées ?

Dans ce travail nous allons présenter l'imagerie médicale dans le premier chapitre, ensuite, dans le second chapitre nous allons exposer les techniques de traitement d'images médicales et de suivi d'objet. Dans le troisième chapitre on présentera une méthode de suivi de particules spermatiques, et enfin pour terminer, dans le quatrième et dernier chapitre nous exposerons l'implémentation de la méthode ainsi que le système développé au cours de ce travail.

# Chapitre 1

## Image et imagerie médicale

### 1.1 Introduction

L'imagerie médicale évolue sans cesse grâce aux contributions de domaines scientifiques comme la physique, la chimie, les mathématiques, les sciences de l'ingénieur comme l'informatique et ainsi que la médecine. Les trois dernières décennies ont vu des avancées significatives de l'imagerie médicale. De nouvelles modalités d'imagerie à deux dimensions (2D), trois dimensions (3D) et plus sont devenues très importantes en radiologie diagnostique. Aujourd'hui, établir certains diagnostics ou évaluer la sévérité de certaines pathologies ne pourrait se faire sans l'aide de l'imagerie médicale. Si l'imagerie médicale est devenue l'un des sous-domaines les plus importants de l'imagerie scientifique, elle le doit en partie aux progrès rapides et continus de la tomographie par reconstruction, et aux développements concomitants des méthodes d'analyse et de diagnostic par ordinateur dont les principes sont présentés dans ce chapitre [14].

### 1.2 L'image

Une image numérique est avant tout un signal, désignant toute image (dessin, icône, photographie ...) acquise, créée, traitée et stockée sous forme binaire. Lorsqu'on agrandit une image numérique, on voit que celle-ci est composée d'un ensemble de carrés, appelés **pixels**.

#### 1.2.1 Le pixel

Le pixel (abréviation venant de l'anglais : **p**icture **e**lement) est l'élément de base d'une image ou écran. L'ensemble de ces pixels sont contenu dans un tableau à deux dimensions (largeur et hauteur) constituant l'image.

#### 1.2.2 Formats d'image

D'un point de vue mathématique, tout tableau bidimensionnel de nombres peut être considéré comme une image. Dans le monde réel, nous devons afficher efficacement les images, les stocker (de préférence de manière compacte), les transmettre sur les réseaux et reconnaître les corps de données numériques comme correspondant à des images. Cela a conduit à l'élaboration de formats d'image numérique standard. En termes simples, les formats d'image comprennent un en-tête de fichier (contenant des informations sur la manière dont les données de l'image sont stockées) et

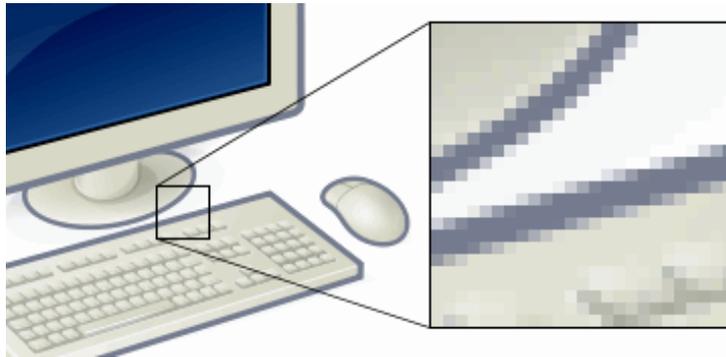


FIGURE 1.1 – Exemple de pixels pour une image numérique dont une portion est très agrandie .

les valeurs numériques des pixels eux-mêmes. Il existe actuellement un grand nombre de formats d'image reconnus, datant de plus de 30 ans, de stockage d'images numériques. Certains des formats d'image bidimensionnelle les plus courants sont énumérés dans le tableau 1.1 [20].

acronyme	Nom	propriété
GIF	Graphics interchange format	Limité à seulement 256 couleurs (8 bits) ; compression sans perte de données.
JPEG	Photographic Experts Group	Dans l'usage le plus courant aujourd'hui ; compression avec perte ; il existe des variantes sans perte.
BMP	Bit map picture	Format d'image de base ; perte limitée (généralement) moins de compression ; il existe des variantes avec perte
PNG	Portable network graphics	Nouveau format de compression sans perte, conçu pour remplacer le GIF
TIF/TIFF	Tagged image (file) format	Format très souple, détaillé et adaptable ; il existe des variantes compressées/non compressées.

TABLE 1.1 – Les formats d'image courants et leurs propriétés associées.

Comme décrit dans le tableau ci-dessus, les formats des images diffèrent de leurs applications. Les images GIF sont un format de stockage d'images très basique, limité à 256 niveaux de gris ou couleurs, ces dernières étant définis par une carte de couleurs dans l'en-tête du fichier, comme nous l'avons vu précédemment. En revanche, le format JPEG, très répandu, est capable de stocker une image couleur RGB 24 bits, et jusqu'à 36 bits pour les applications d'imagerie médicale/scientifique. Pour l'imagerie grand public, comme les appareils photo numériques. Parmi les autres formats couramment rencontrés, citons le format bitmap de base (BMP), qui trouve son origine dans le développement du système d'exploitation Microsoft Windows, et le nouveau format PNG, conçu pour remplacer plus efficacement le format GIF. Le format TIFF, tagged image file format, représente un format de fichier global et adaptable, capable de stocker un large éventail de formes différentes de données d'image. En général, les images de type photographique sont mieux adaptées au stockage en JPEG ou TIF, tandis que les images de couleur/détail limité (par ex. logos, dessins au trait, texte) sont mieux adaptées au stockage en JPEG ou TIFF, Convienent mieux au format GIF ou PNG (comme pour le format TIFF), car ce format sans perte et en couleur s'adapte à la

majorité des besoins de stockage d'images [20].

### 1.2.3 Résolution, définition d'une image

Les termes Résolution et Définition sont souvent confondus dans le langage de la photo numérique. Ils sont liés à la notion de pixels.

La résolution d'une image est le nombre de pixels contenus dans l'image par unité de longueur. Elle s'exprime le plus souvent en **ppp** (point par pouces) ou en **dpi** (dots per inch), parfois en point par cm.

La résolution définit la netteté et la qualité d'une image. Plus la résolution est grande (c'est-à-dire plus il y a de pixels dans une longueur de 1 pouce), plus votre image est précise dans les détails.

La définition est le nombre de pixels que compte une image numérique en largeur et en hauteur, on parle aussi de taille en pixels.

Exemple : une image dont la définition est 1600x1200 correspond à une image de 1600 pixels en largeur et 1200 pixels en hauteur.

## 1.3 Types de données d'image

Le choix du format d'image utilisé peut être largement déterminé non seulement par le contenu de l'image, mais aussi par le type de données d'image requis pour le stockage. Outre la résolution binaire d'une image donnée évoquée précédemment, il existe également un certain nombre de types d'images distincts :

- **Image binaire** : Une image binaire est une image numérique 2-D qui n'a que deux valeurs possibles pour chaque pixel. On les appelle parfois des images logiques : le noir correspond à la valeur zéro (un pixel " éteint " ou " d'arrière-plan ") et le blanc correspond à un (un pixel " allumé " ou " d'avant-plan "). Comme aucune autre valeur n'est permise, ces images peuvent être représentées par un simple flux de bits, mais en pratique, elles sont représentées comme des images entières de 8 bits dans les formats d'image courants.
- **Images d'intensité ou de niveaux de gris** : Les images les plus simples contiennent une valeur d'intensité, codée sur un nombre fini de niveaux de gris. Le plus souvent, le nombre de niveaux de gris est codé sur 256 valeurs, le noir correspondant à la valeur 0 et le blanc à la valeur 255 (voir figure ci-dessous).
- **Images RVB ou couleurs réelles** : Les images RVB ou couleurs vraies sont des tableaux tridimensionnels qui attribuent trois valeurs numériques à chaque pixel, chaque valeur correspondant respectivement à la composante du canal rouge, vert et bleu (RVB) de l'image. D'un point de vue conceptuel, on peut les considérer comme trois plans 2-D distincts, de dimension  $n$  par  $m$  par 3, où  $n$  est le nombre de lignes de l'image et  $m$  le nombre de colonnes de l'image.
- **Images à virgule flottante** : Les images à virgule flottante diffèrent des autres types d'images que nous avons abordés. Par définition, elles ne stockent pas de valeurs de couleur entières. Elles stockent plutôt un nombre à virgule flottante qui, dans une plage donnée définie par la précision en virgule flottante de la résolution binaire de l'image, représente l'intensité. Ils peuvent (couramment) représenter une valeur de mesure autre que la simple intensité ou



FIGURE 1.2 – Exemple d’image binaire.  
[12]

la couleur dans le cadre d’une image scientifique ou médicale. Les images à virgule flottante sont généralement stockées dans le format d’image TIFF ou dans un format plus spécialisé, spécifique à un domaine (par exemple, le format médical DICOM). Bien que l’utilisation d’images à virgule flottante augmente grâce à la photographie à haute dynamique et de la photographie stéréo, les formats de fichiers permettant leur stockage restent actuellement limités [20].

## 1.4 Imagerie médicale

L’imagerie médicale est sans doute l’un des domaines de la médecine qui a le plus évolué au cours de ces vingt dernières années. Les recherches menées par les scientifiques, ont abouties à des découvertes qui permettent non seulement un meilleur diagnostic mais offrent aussi de nouveaux espoirs de traitement pour de nombreuses maladies tel que le Cancer, l’épilepsie, etc. L’identification précise de la lésion facilite déjà le recours à la chirurgie seule solution thérapeutique pour certains malades. De telles techniques permettent également de mieux comprendre le fonctionnement de certains organes encore mystérieux, comme le cerveau.

Il existe de nombreuses technologies et examens qu’on pourrait citer ci-dessous.

### Radiographie

La radiographie est une technique d’imagerie de transmission par rayons X dans le cadre de la radiographie X. Passant à travers une certaine partie du corps, il impressionnent un film radiographique, plus ou moins noirci en fonction de l’organe traversé. La radio ressemble ainsi à une ombre chinoise, où les os apparaissent en blanc et les structures moins denses (comme les poumons) en noir. La figure 1.6 illustre une impression radiographique de la poitrine. [13]

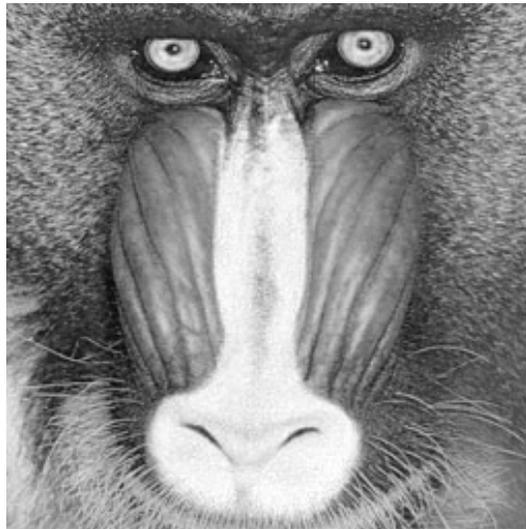


FIGURE 1.3 – Exemple d'image de niveau de gris.  
[24]



FIGURE 1.4 – Exemple d'image RVB.  
[16]

## Echographie

L'échographie est une technique d'observation de l'intérieur du corps basée sur les ultra-sons. Une sonde envoie un faisceau d'ultrasons dans la zone du corps à explorer. Selon la nature des tissus, ces ondes sonores sont réfléchies avec plus ou moins de puissance. Le traitement de ces échos permet une visualisation des organes observés [13].

## Scanner

Le scanner (aussi appelé tomographie) est un examen qui utilise les rayons X. L'appareil balaie la zone à explorer et reconstitue des images en coupes fines, ou "tranches" de l'organisme. Cela permet de déterminer précisément la localisation et l'étendue d'une lésion [13].



FIGURE 1.5 – Image à virgule flottante TIFF (Copyright : Tim Lukins, UoE).  
[20]

## Endoscopie

L'endoscopie, dite aussi fibroscopie, consiste à introduire une caméra (ou "endoscope") dans un conduit ou une cavité de l'organisme. Cette technique est le plus souvent utilisée pour rechercher visuellement la cause d'un trouble [13].

## Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

L'IRM ou Imagerie par résonance magnétique est l'une des techniques d'imagerie médicale les plus récentes. Elle permet de visualiser des détails invisibles sur les radiographies standards, l'échographie ou le scanner. Schématiquement, cette technique utilise un gros aimant et analyse la réaction des différents tissus du corps à ces champs magnétiques. Les données recueillies sont ensuite traitées informatiquement et la zone étudiée peut être restituée en deux ou trois dimensions. Cet examen ne provoque aucune irradiation. Il ne fait appel en effet, qu'aux propriétés des champs magnétiques.

## 1.5 Analyses médicales

Certaines maladies n'infectent pas les organes et restent indétectable avec les examens cités ci-dessus, comme les maladies du sang (hémopathies) ou les troubles de reproduction. Les médecins et biologistes font alors recours à des analyses afin de déterminer la nature de ces dernières. Principalement les analyses se font avec un microscope, cet instrument scientifique utilisé pour observer des objets trop petits pour être vus à l'œil nu. La microscopie est la science de l'étude de petits objets et structures à l'aide d'un tel instrument.



FIGURE 1.6 – impression radiographique de la poitrine .  
[18]



FIGURE 1.7 – impression échographique de grossesse .  
[18]

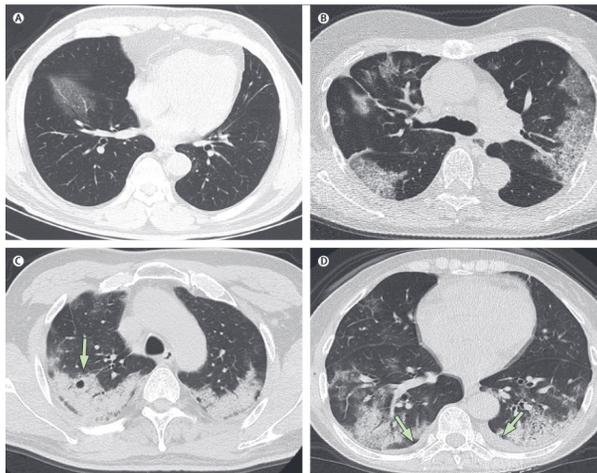


FIGURE 1.8 – Scanner d'un diagnostic pour la pneumonie COVID-19 .  
[17]

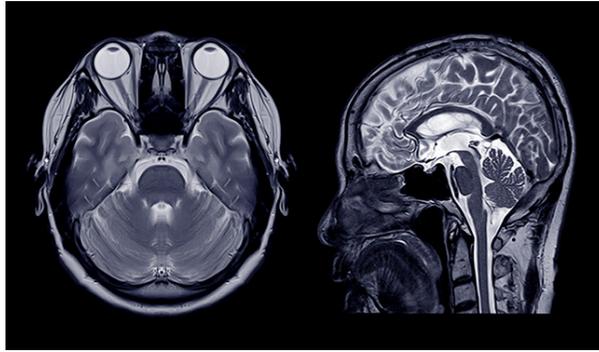


FIGURE 1.9 – IRM du cerveau .  
[17]

### 1.5.1 Le microscope

Un microscope est un instrument scientifique utilisé pour observer ce qui est trop petit pour être vu à l'œil nu. Les premiers microscopes utilisaient des lentilles de verre, mais les dernières décennies ont vu naître différents types et sous-types de microscopes.

### 1.5.2 Types de microscopes

Il existe plusieurs technologies et types de microscopes, mais la fonction principale d'un microscope ne change pas. Le but d'un microscope est toujours de créer une image grossie d'un objet observé, mais la manière dont il fonctionne dépend des technologies utilisées. Il existe de nombreux types de microscopes dont voici les principaux.

#### Le microscope optique

Similaire à un appareil photo, le microscope optique utilise un objectif fait de plusieurs lentilles et un oculaire. Il grossit plus ou moins l'image tout en séparant les détails pour être observable à l'œil. Il existe aujourd'hui plus d'une dizaine de types de microscopes optiques dont les meilleurs ont un grossissement x2000 [8].

#### Le microscope électronique

Dans un microscope électronique, l'objet est illuminé par un faisceau d'électrons. Les meilleurs microscopes électroniques peuvent atteindre un grossissement de 2 millions de fois [8].



FIGURE 1.10 – Microscope optique .



FIGURE 1.11 – Microscope électrique .

### Le microscope à force atomique

Le microscope à force atomique est un type de microscopes à champ proche. Il utilise l'interaction entre les atomes d'un objet à observer et ceux du bout d'une pointe. Un logiciel reconstruit ensuite une image de synthèse. Le microscope à force atomique permet de visualiser des détails de quelques nanomètres seulement [8].



FIGURE 1.12 – Microscope à force atomique .

### Le microscope numérique

Cette technologie bon marché utilise une caméra numérique qui envoie l'image vers un moniteur branché via un câble USB, certains autres modèles comportent carrément un écran. Il permet notamment de pouvoir être utilisé partout et facilement [8].



FIGURE 1.13 – Microscope numérique à écran .

## 1.6 Analyse de particules biologiques

La biologie est la science qui étudie la vie sous toutes ses formes, elle englobe toutes les sciences ayant pour objet l'étude de tous les êtres vivants dont l'homme. On s'intéresse dans notre projet au domaine de la biologie médicale ; une spécialité médicale qui recourt à des techniques de laboratoire, elle recouvre plusieurs branches spécialisées dont la biologie de la reproduction . La biologie de la reproduction est une branche de la biologie médicale qui s'intéresse à l'étude et au diagnostic des pathologies de la reproduction et de la procréation, en analysant les liquides séminaux, ces derniers qui se transforment en sperme afin de transporter et protéger les spermatozoïdes.

### C'est quoi les spermatozoïdes ?

Le spermatozoïde désigne un gamète (cellule reproductrice) mâle produit par les testicules. Il est composé d'une tête et d'un flagelle. Il contient dans son noyau les informations génétiques du père qu'il transporte avec lui jusqu'à l'ovule, lequel possède les informations génétiques de la mère. La tête du spermatozoïde inclut également l'acrosome, un réservoir de protéines qui permet de percer l'ovule. L'union entre le spermatozoïde et l'ovule, appelée fécondation, donne naissance à un embryon.

### Caractéristiques d'un spermatozoïde

- **Taille des spermatozoïdes** : Un spermatozoïde est constitué d'une tête et d'une queue qu'on appelle un flagelle. La tête mesure environ 5 micromètres et le flagelle 50 micromètres, ce qui fait en tout d'environ 55 micromètres.
- **Durée de vie** : Un spermatozoïde a une durée de vie de 2 jours maximum mais les plus vigoureux peuvent parfois survivre jusqu'à 4 à 5 jours dans le vagin de la femme.
- **Nombre de spermatozoïdes** : Dans le sperme, il y a environ 80 à 100 millions de spermatozoïdes dans l'éjaculat.
- **Mobilité des spermatozoïdes** : Non seulement les spermatozoïdes doivent être mobiles mais en plu, ils doivent avancer. Il faut qu'il y ait plus de **32%** d'entre eux qui soient mobiles. On considère qu'un spermogramme est normal, l'orsqu'il y a environ 80 millions de spermatozoïdes dans l'éjaculat, soit plus de 15 millions de spermatozoïdes par millilitre cube.

### Spermatozoïdes atypiques

Ce sont des spermatozoïdes dits atypiques parce que leur forme est différente. Mais il faut savoir que dans le sperme, il y a plus de spermatozoïdes anormaux que normaux. Selon les critères de l'OMS que l'on utilise, si on a plus de 4% de spermatozoïdes qui ont une forme typique, ce sera considéré comme normal. Il existe une autre classification que l'on appelle la classification de David, utilisée par certains biologistes, qui considère que le sperme est normal dès lors que le nombre de spermatozoïdes typiques est supérieur ou égal à 15% ", observe le spécialiste.[10]

Les différences entre les espèces animales se situent au niveau de la taille, du nombre et de la forme des gamètes. La tête du spermatozoïde humain est en forme de goutte alors que celui des rongeurs adopte une silhouette en crochet.

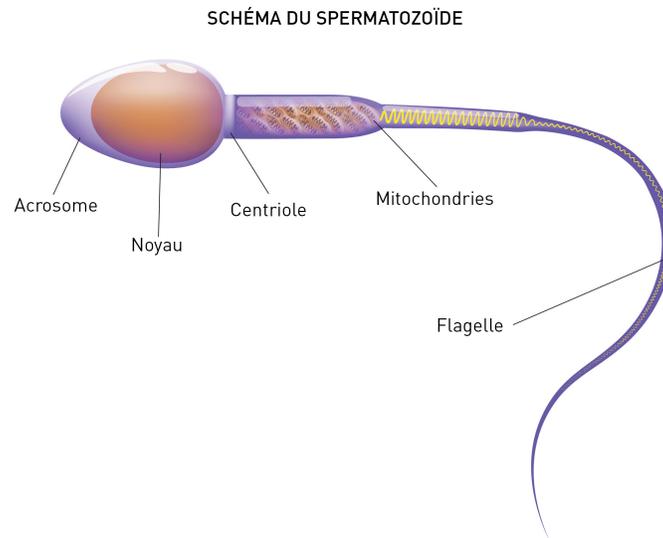


FIGURE 1.14 – Schéma d'un spermatozoïde humain.

## 1.7 Conclusion

Le traitement d'image reste un domaine très requis, que ça soit en Médecine, Biologie ou tout autre domaine. Ses applications ne diffèrent pas, les outils informatiques qui rendent possible cela ne cessent d'accroître, de nombreuses nouvelles techniques apparaissent d'un jour à un autre, ce qui rend les traitements les plus complexes pour l'homme un simple clique sur un ordinateur.

# Chapitre 2

## Traitement d'images médicales

### 2.1 Introduction

Le traitement d'images est une discipline de l'informatique qui consiste à altérer l'information visuelle pour obtenir des meilleurs résultats, ou pour isoler quelques caractéristiques particulières de l'images et d'en extraire de l'information numérique. L'impact de cette discipline a été très important dans des domaines comme la médecine, les télécommunications, le contrôle de procédés industriels, etc.

### 2.2 Traitement d'image médicale

Le traitement d'images médicales a apporté une amélioration sensible dans la prise en charge du malade. Des maladies que les médecins ne pouvait distinguer sans ces technologies. Cela ne diffère pas du traitement d'image ordinaire, bien qu'on pourra dire que les techniques sont les mêmes et qu'on pourrait définir ci-dessous.

#### 2.2.1 Le Filtrage

Le traitement d'une image nécessite avant tout de supprimer au maximum les bruits parasites dû aux conditions d'acquisition de cette dernière. on distingue en général deux types de bruits numériques qui s'accumulent.

- Le bruit de **chrominance**, qui est la composante colorée des pixels bruités, il est visible sous la forme de taches de couleurs aléatoires.
- Le bruit de **luminance**, qui est la composante lumineuse des pixels bruités, il est visible sous la forme de taches plus foncées ou plus claires donnant un aspect granuleux à l'image.

Ce produit est généralement considéré comme un sous-produit indésirable de la capture d'image. Les bruits dans les images numériques en général sont :

- Bruit thermique
- Bruit poivre et sel
- Bruit de grenaille
- Bruit périodique

- Bruit de quantification
- Bruit additif, gaussien
- Bruit flou (convolution)

L'un des buts du filtrage est de « nettoyer » l'image en éliminant le plus de bruit possible tout en préservant le maximum d'informations.

Comme les signaux unidimensionnels, le filtrage de l'image a la même finalité. Il s'agit essentiellement d'enlever les bruits (parasites) ou de sélectionner certaines fréquences. Si la notion de haute fréquence ou basse fréquence est naturelle en signal unidimensionnel par exemple dans le son aigu ou grave, la fréquence spatiale est un concept plus délicat qui découle du fait que les images appartiennent au domaine spatial.

La fréquence est une grandeur qui caractérise le nombre de phénomènes qui se déroulent au cours d'un temps donné. Si en voiture, le long d'une route, on voit 2 bandes blanches PAR seconde : c'est une fréquence temporelle. Il est ensuite facile de comprendre que ce concept de fréquence « temporelle » peut aussi se traduire en disant qu'il y a 200 bandes blanches PAR kilomètre : c'est une fréquence spatiale.

### 2.2.2 Le Tracking

Le tracking ou autrement appelé le suivi d'objets est un problème fréquemment rencontré dans le domaine de la vision par ordinateur. Les différentes techniques appliquées engendrent un vif intérêt pour les algorithmes de suivi d'objets. L'analyse de vidéos se compose de 3 étapes : détection d'objets d'intérêt, suivi de ces objets, et analyse du mouvement de ces objets pour en déduire un comportement. Ainsi, le suivi d'objets permet de réaliser les tâches suivantes :

- Reconnaissance d'objets (ou de personnes) fondée sur l'analyse du mouvement
- Surveillance automatique pour reconnaître des activités suspectes ou inhabituelles
- Indexation de vidéo : annotation automatique et recherche de vidéos dans une base de données multimédia
- Interface homme-machine par l'analyse de posture ou le suivi du regard
- Navigation de véhicule : calcul de trajectoires et évitement d'obstacles

De manière très simple, le tracking peut se concevoir comme le problème d'estimation de la trajectoire d'un ou plusieurs objets dans le plan image. [9] La difficulté du suivi d'objets dépend de plusieurs facteurs relatifs aux données ou à l'application :

- Perte d'informations causée par la projection d'un monde 3D sur une image 2D
- Présence de bruit dans les images
- Mouvements complexes
- Occultations partielles ou totales
- Objets de forme complexe
- Variation de l'illumination de la scène et des objets
- Nécessité d'un suivi en temps réel

De nombreuses approches de suivi ont été proposées. Outre l'algorithme lui-même, la différence entre ces méthodes réside en partie dans le choix de la représentation et de la forme des objets, des caractéristiques de l'image utilisées, de la nature du mouvement estimé, etc. *Yilmaz et al.* réalisent dans une étude des méthodes traitant du problème du suivi d'objets. Les auteurs y établissent une classification des méthodes de suivi dont les catégories sont :

1. Suivi de points
2. Suivi de silhouettes
3. Suivi de noyaux

Comme le démontre la figure 2.1

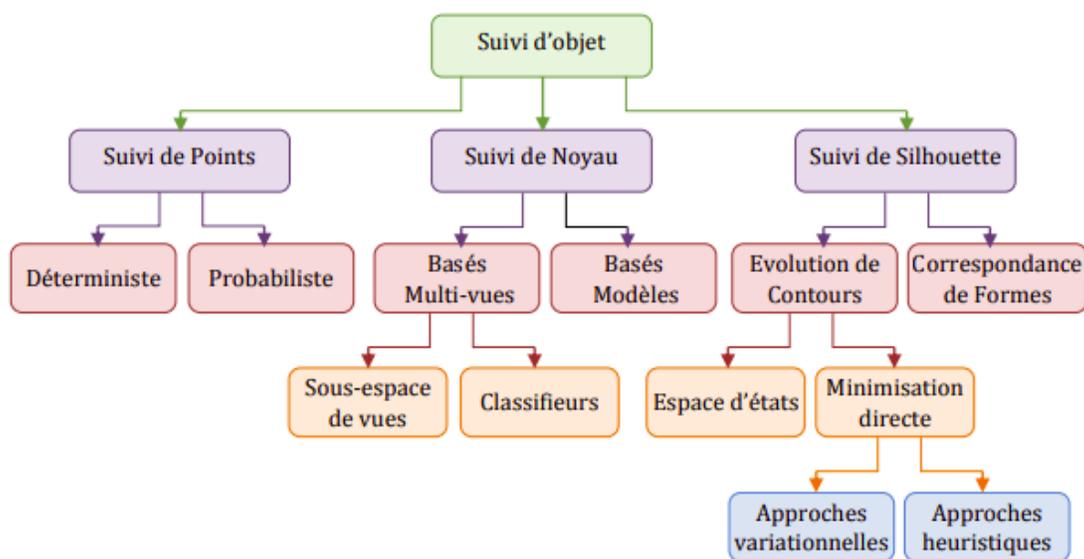


FIGURE 2.1 – Taxonomie des méthodes de suivi d'objets .  
[22]

## Suivi de points

Considérons qu'un objet est représenté par un ensemble de points [9]. Le suivi de points peut être exposé comme un problème de mise en correspondance d'objets représentés par des points. La détection de points peut alors être gênée par plusieurs facteurs tels que la présence de bruit dans les images, les occultations partielles ou totales, les erreurs de détection de points, etc. En général les méthodes de correspondance de points peuvent être divisées en deux grandes catégories : les méthodes déterministes et les méthodes probabilistes

- **Méthodes déterministes**

Dans les méthodes déterministes, le tracking s'effectue en minimisant un coût d'association entre les objets à l'image précédente et chaque objet unique à l'image courante. Le coût est en général défini comme une combinaison de contraintes de type proximité, rigidité, mouvement commun, vitesse maximale, etc.

De multiples améliorations ont été apportées à cette méthode.

Sethi et Jain. REF résolvent le problème de mise en correspondance en utilisant une approche *gloutonne* (de l'anglais *greedy*) basée sur l'ajout de contraintes de proximité et de rigidité des objets. Les appariements de points de deux images voisines, initialisés par une recherche du plus proche voisin, sont échangés en minimisant une fonctionnelle. Cette méthode ne permet pas de prendre en compte les occultations.

Veenman *et al.* REF introduisent une contrainte de mouvement dans leur méthode de mise en correspondance. Cette contrainte est parfaitement adaptée au suivi de points appartenant au même objet et améliore la qualité du suivi. L'algorithme est initialisé par la génération de la trajectoire initiale en utilisant un algorithme à deux passes et la fonction de coût est minimisée par l'algorithme d'assignation hongrois sur deux trames consécutives. A contrario, cette contrainte n'est pas adaptée si les points appartiennent à différents objets dont le mouvement est différent. Le suivi est dans un premier temps réalisé sans contrainte sur les deux premières images de la vidéo. La contrainte de mouvement est utilisée dès la troisième image. Cette approche permet de gérer les occultations et les erreurs de détection de points.

- **Méthodes probabilistes**

Les données perçues par les capteurs vidéo contiennent toujours du bruit. De plus, les mouvements d'objet peuvent subir des perturbations aléatoires, par exemple, des manœuvres de véhicules. Les méthodes de correspondance statistique résolvent ces problèmes de suivi en ajoutant une incertitude au modèle de l'objet et aux modèles des observations. Les méthodes de correspondance statistique utilisent l'approche de l'espace d'état pour modéliser les propriétés de l'objet telles que la position, la vitesse et l'accélération. Lors du suivi, l'état de l'objet est estimé par un modèle dynamique de transition, mis à jour et corrigé au cours du suivi en prenant des mesures de l'image. Parmi les méthodes d'estimation de l'état dans le contexte du suivi des points, nous citons le filtre de Kalman et le filtre à particules. Mais il convient de noter que ces méthodes peuvent être utilisées en général pour estimer l'état de n'importe quel système variant dans le temps [22].

Le filtre de Kalman, a été présenté en 1960 par Rudolph E. Kalman [15]. Il s'agit d'un estimateur optimal de processus aléatoires. Partant de l'hypothèse que le bruit de mesure suit une distribution gaussienne, le filtre de Kalman est un algorithme récursif en deux étapes, la prédiction et la correction de l'état. L'étape de prédiction est assurée par le modèle de mouvement linéaire calculé à l'instant précédent  $M_{t-1}$ . L'étape de correction corrige la prédiction d'état en utilisant l'écart entre l'observation prédite (modèle) et l'observation courante. À l'origine conçu pour le suivi de points (radar). Le filtre de Kalman a été largement utilisé dans les algorithmes de suivi d'objets [22].

## Suivi de noyaux

Le suivi de noyaux consiste à suivre un objet représenté par une forme géométrique basique telle qu'un rectangle ou une ellipse, d'une image sur l'autre. Le mouvement de l'objet estimé est généralement paramétrique (translation, rotation, affine, etc.).

Il existe un grand nombre de méthodes de suivi de noyau. Celles-ci diffèrent en termes de la représentation de l'apparence utilisée, le nombre d'objets suivis, et la méthode utilisée pour estimer le mouvement de l'objet. Cependant, on peut regrouper ces méthodes en deux sous-catégories en fonction de la représentation de l'apparence utilisée : les méthodes basées sur des modèles (Templates) ou des modèles basés sur une densité de probabilité, et les méthodes basées sur une représentation multi-vues de l'objet.

- **Les méthodes basées sur des *Templates* ou densité de probabilité**

Les méthodes basées sur des Templates ou basées sur une densité de probabilité ont été largement utilisées dans les premiers jours en raison de leur performance, de leur simplicité et de leur faible coût calculatoire.

L'approche la plus simple pour suivre un objet dans ce paradigme est mise en correspondance de Templates (Template Matching) [22], où le contenu de l'image au sein de la boîte englobante dans la première trame sert de Template initial. En effet, si l'objet à suivre est de forme connue (*e.g.* une voiture), il est relativement simple de trouver la partie de l'image la plus similaire au gabarit considéré. Pour ce faire, la recherche est réalisée de manière exhaustive sur tout ou partie de l'image. Les informations utilisées sont l'intensité ou la couleur. Le gradient de l'image est également utilisé pour sa robustesse aux variations d'illumination. L'inconvénient majeur de cette méthode est la lenteur de la recherche exhaustive.

Récemment, on a proposé la méthode de suivi NCC qui utilise la fonction de similarité NCC (normalized crosscorrelation) pour faire la similarité entre le patch initial et les patches extraits des régions candidates. Elle agit aussi comme l'un des composants importants des trackers plus avancés [22]. L'inconvénient majeur de mise en correspondance de Templates est la lenteur de la recherche exhaustive, surtout lorsque la taille du Template et/ou la zone de recherche est/sont grandes.

Le tracker KLT (Kanade-Lucas-Tomasi). est la méthode la plus efficace basée sur la mise en correspondance de Templates. Le tracker KLT trouve des correspondances affines transformées entre deux trames successives au moyen de dérivés spatio-temporels. La nouvelle localisation de la cible est déterminée en mettant en correspondance sa position dans la trame précédente à la localisation dans la trame actuelle en utilisant la transformation affine estimée (Figure 2.2). Afin d'améliorer la robustesse de suivi KLT, Shi et Tomasi ont proposé un critère de sélection de caractéristiques pour appliquer la mise en correspondance de Templates. Celui-ci calcule itérativement la translation d'une région (25 x 25 pixels) centrée en un point d'intérêt



FIGURE 2.2 – Suivi des caractéristiques en utilisant le suivi KLT [3]

- **Les méthodes basées sur une représentation multi-vues de l'objet**

Lorsque la vue de l'objet change considérablement pendant le suivi, le modèle d'apparence peut ne plus être valide, et l'objet à suivre pourrait être perdu. Pour pallier ce problème, les méthodes basées sur une représentation multi-vues de l'objet construisent leur modèle par apprentissage d'un ensemble de vues différentes de ce dernier. Ces méthodes se divisent en deux catégories : suivi utilisant le modèle génératif (Sous espace) et suivi utilisant le modèle discriminatif (Classifieur).

- **Méthodes basées sur les modèles génératifs**

Le suivi utilisant le modèle génératif se base sur l'apprentissage d'un modèle pour représenter l'objet cible, puis l'utilise pour trouver la région la plus similaire dans les trames suivantes.

Black et al.[5] ont proposé une approche basée sur un sous-espace propre, pour calculer la transformation affine de l'image courante de l'objet à l'image reconstruite en utilisant des vecteurs propres. La représentation de sous-espace de l'apparence d'un objet est construite en utilisant l'analyse en composantes principales (ACP), comme illustrée dans la figure 2.3, et la transformation par minimisation de la différence entre l'image d'entrée et l'image reconstruite à l'aide des vecteurs propres. Le suivi est effectué en estimant itérativement les paramètres de la transformation qui rendent la différence d'images minimale.

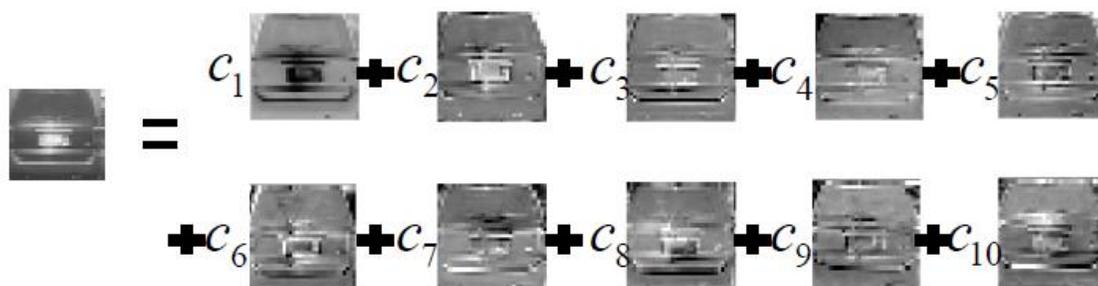


FIGURE 2.3 – Illustration des modèles linéaires de sous-espace ACP. La partie gauche montre un échantillon candidat, et la partie droite présente une combinaison linéaire d'échantillons propres

La représentation parcimonieuse (Sparse representation) a également été appliquée dans le suivi visuel d'objet pour déterminer la cible avec une erreur de reconstruction minimum à partir de l'espace du modèle. Mei et Ling. [19] ont proposé une méthode de suivi robuste, appelée le tracker L1, en traitant le suivi d'objets comme un problème d'approximation parcimonieuse et d'introduire le modèle trivial pour approcher le bruit et l'occultation. Pendant le suivi, les candidats cibles sont représentés sous la forme d'une combinaison linéaire parcimonieuse d'ensemble des modèles incluant des modèles de cible qui sont obtenus à partir de trames précédentes et des modèles triviaux. Bien que, le tracker L1 fonctionne bien sur plusieurs scénarios difficiles, il nécessite des ressources de calcul élevé en raison de nombreux calculs de minimisation L1. Pour résoudre ce problème, Mei et al. [19] ont étendu le tracker L1. Les échantillons les plus insignifiants sont filtrés par la limite de l'erreur minimale avant de résoudre le calcul coûteux de fonction minimisation L1. Cette nouvelle stratégie peut améliorer la vitesse de suivi avec la précision. Ainsi, pour réduire la sensibilité au bruit de fond dans la zone d'objet sélectionnée, Wang et al. et Jia et al. appliquent l'histogramme de la représentation parcimonieuse qui se base sur les patches locaux pour décrire l'objet. Zhang et al. ont appliqué l'apprentissage multitâche parcimonieux et l'apprentissage faible rang parcimonieux pour étendre le tracker L1, et d'utiliser les relations sous-jacentes entre les échantillons de reconstruction.

#### — Méthodes basées sur les modèles discriminatifs

Malgré les succès, les modèles génératifs généralement rencontrent des difficultés pour décrire l'objet cible sans considérer l'information de l'arrière-plan, en particulier lorsque l'apparence de l'objet cible change dramatiquement et/ou que l'arrière-plan est encombré. Au contraire, les modèles discriminatifs décrivent l'objet par rapport à l'arrière-plan, en transformant le problème de suivi en un problème de classification binaire pour distinguer l'objet cible de l'arrière-plan. Ils visent à maximiser la séparation entre les régions objet et non-objet de manière discriminante. De plus, ils se concentrent sur la découverte de caractéristiques très informatives pour le suivi des objets visuels. Par conséquent, ils sont plus robustes aux scénarios complexes en modélisant explicitement l'arrière-plan comme échantillons d'entraînement négatifs [22]. Les méthodes basées sur le modèle discriminatif ont évolué rapidement ces dernières années.

Récemment, les méthodes de suivi discriminatives basées sur le filtre de corrélation ont prouvé qu'elles étaient capables d'atteindre une vitesse assez élevée et des performances de suivi robustes. Classiquement, les filtres de corrélation sont conçus pour produire des pics de corrélation pour chaque cible intéressée dans la scène tout en donnant de faibles réponses à l'arrière-plan, qui sont généralement utilisés pour détecter les modèles attendus. Le cadre d'une méthode typique de suivi basée sur le filtre de corrélation peut être résumé comme suit. Dans la première trame, un filtre de corrélation initial est entraîné avec un patch d'image recadrée à partir d'une position donnée de la cible. Ensuite, pour chaque trame suivante, différentes caractéristiques peuvent être extraites des données d'entrée brutes, et une fenêtre de cosinus est habituellement appliquée pour lisser les effets de frontière, comme le montre la figure 2.4. Par la suite, une carte de réponse (une carte de confiance) est générée efficacement par une transformée de Fourier rapide (FFT). La position avec la valeur maximale dans cette carte est prédite comme

la nouvelle localisation de l'objet cible. Enfin, L'apparence à la position estimée est extraite pour la formation et la mise à jour du filtre de corrélation. Bolme et al. ont proposé le filtre de la somme de sortie minimale de l'erreur au carré pour le suivi visuel sur des images en niveaux de gris. En d'autre terme, l'approche proposée est basée sur la recherche d'un filtre de corrélation adaptatif en minimisant la somme de sortie de l'erreur au carré (MOSSE). Le suivi basé sur le filtre MOSSE est efficace du point de vue du calcul avec une vitesse atteignant plusieurs centaines de trames par seconde, et robuste aux variations d'illumination, d'échelle, de pose et de déformations non rigides. Sur la base du cadre de base du filtre MOSSE, de nombreuses améliorations ont été apportés plus tard. Henriques et al. ont amélioré le filtre MOSSE en introduisant la méthode du noyau. Cette approche appelée CSK, montre une excellente performance, tout en maintenant l'efficacité du calcul. L'approche CSK se fonde sur les caractéristiques d'intensité d'illumination et est encore améliorée par l'utilisation des caractéristiques du HOG dans l'algorithme de tracker KCF. Les approches de suivi basées sur le filtre de corrélation DSST et SAMF ont appliqué une stratégie de recherche à multi-échelles pour estimer l'échelle réelle de l'objet cible. Dans, Ma et al. Introduisent le classifieur de fougère aléatoire en ligne pour le suivi à long terme, la méthode est appelée LCT. Dans cette méthode, un composant re-détection est ajouté dans le système de suivi.

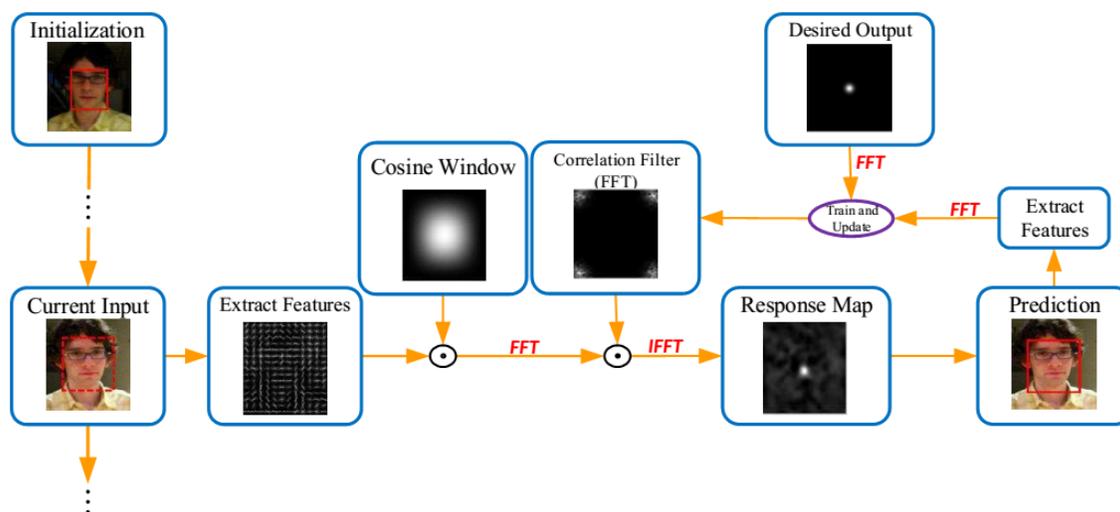


FIGURE 2.4 – Un flux de travail général pour des méthodes typiques de suivi basées sur le filtre de corrélation

[22]

## Suivi de silhouettes

La représentation d'un objet par une forme simple telle qu'un rectangle ou une ellipse peut être mal adaptée si l'objet en question est de forme très complexe (*e.g.* main, corps humain, animal, arbre, etc.). La représentation d'un tel objet par une silhouette permet de tenir compte précisément de la forme de l'objet. Le but des méthodes de suivi fondées sur l'utilisation de silhouettes est d'estimer la silhouette des objets d'intérêt pour chaque image de la vidéo. Cette approche est également connue sous le nom de segmentation d'images.

- Méthodes de correspondance de formes

Les méthodes de correspondance de formes recherchent la silhouette de l'objet dans la trame courante. La recherche est effectuée en calculant la similarité de l'objet avec le modèle généré à partir de la silhouette d'objet hypothétique qui se base sur la trame précédente, la mise à jour du modèle (Le modèle d'objet est réinitialisé dans chaque trame après détection) permet de prendre en compte les changements d'illumination et de point de vue. En 1993, Huttenlocher et al. [7] ont effectué une correspondance de forme en utilisant une représentation basée sur les arêtes. Une surface de corrélation a été construite en utilisant la distance de Hausdorff et le minimum a été sélectionné comme la nouvelle position de l'objet. Cependant dans [7], la transformation non rigide de la forme ne peut pas être manipulée explicitement. Li et al. [4] ont proposé d'utiliser la distance de Hausdorff pour la procédure de correspondance utilisée pour la vérification des trajectoires et le problème d'estimation de la pose. Le suivi est réalisé en évaluant le vecteur de flot optique calculé à l'intérieur de la silhouette hypothétique de sorte que le flot moyen fournit la nouvelle position d'objet.

- **Méthodes d'évolution du contour**

Contrairement aux méthodes de correspondance de formes, les méthodes de suivi des contours font évoluer un contour initial dans la trame précédente à sa nouvelle position dans la trame courante. Cette évolution de contour nécessite qu'une partie de l'objet dans la trame courante se chevauchent avec la région d'objet dans la trame précédente. Le suivi par l'évolution d'un contour peut être effectué en utilisant soit les modèles d'espace d'état, soit la minimisation directe d'une certaine énergie.

- **Suivi par Modèle d'espace d'état**

Dans les méthodes de suivi de contours qui utilisent les modèles d'espace d'état, l'état d'un objet est défini en termes de forme et de paramètres de mouvement du contour. L'état est mis à jour à chaque instant de manière à maximiser la probabilité a posteriori du contour. La probabilité a posteriori dépend de l'état a priori et de la vraisemblance actuelle qui est définie en termes de la distance du contour à partir des bords.

Terzopoulos et Szeliski. [23] ont fusionné le snake (modèle de contour actif) et le filtre de Kalman dans le but de suivre les objets. Le Kalman snake utilise la dynamique de snake comme un modèle de système. Le nouvel état du contour est prédit en utilisant le filtre de Kalman. Les gradients d'image sont utilisés pour l'étape de correction.

Chen et al. ont proposé un nouveau cadre de HMM (Hidden Markov model) pour le suivi d'objets basé sur le contour. Le filtre JPDAF (Joint Probability Data Association Filtering) est utilisé pour le calcul des probabilités de transition d'état de HMM. En tenant compte de l'interrelation entre la mesure voisine.

- **Suivi par Minimisation directe de la fonctionnelle d'énergie du contour**

L'énergie de contour est définie en termes d'informations temporelles de type gradient d'image temporelle (flux optique) ou les statistiques d'apparence générées par l'objet et les régions d'arrière-plan. Les méthodes de segmentation et de suivi basées sur le contour minimisent l'énergie soit par des méthodes greedy, soit par une descente en gradient.

La figure 2.5 résume les différents types de suivis décrits dans ce chapitre.

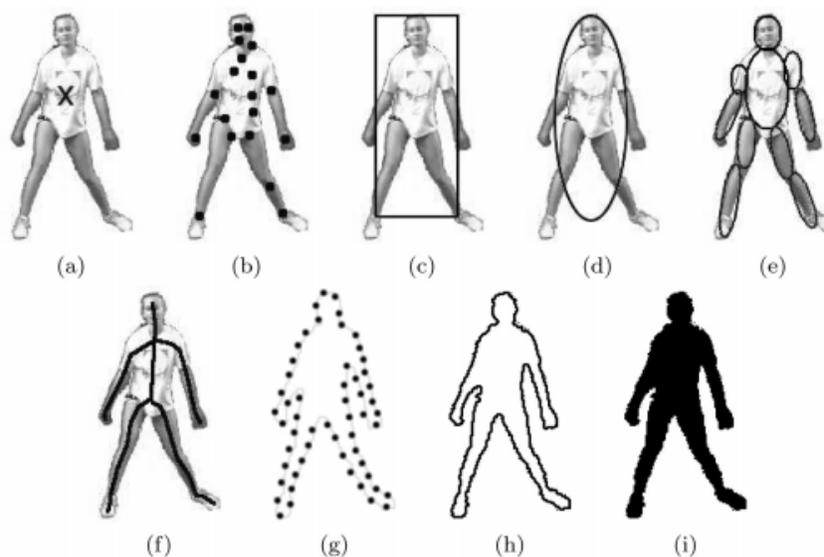


FIGURE 2.5 – Représentations d'objets. (a) Centroïde, (b) points multiples, (c) patch rectangulaire, (d) patch elliptique, (e) patches multiples basés sur des pièces, (f) squelette d'objet, (g) contour d'objet complet, (h) points de contrôle sur le contour d'objet, (i) silhouette d'objet.

[3]

## 2.3 Application des méthodes de traitement d'image pour l'analyse de particules

L'application des techniques et méthodes citées en dessus pour le traitement d'images s'applique exactement de la même manière sur des images biologiques, bien que tout dépende des besoins. Dans notre cas, notre objectif est de premièrement détecter les spermatozoïdes dans un échantillon à partir d'une séquence vidéo renvoyée par le microscope.

## 2.4 Conclusion

Les récents développements en matière de traitement d'images numériques offrent de nouveaux outils révolutionnaires pour l'étude des micro organismes. Combiné à la vidéomicroscopie, le traitement d'images facilite grandement les mesures résolues dans le temps des trajectoires des particules. Bien que le traitement d'images et la microscopie soient des domaines bien développés, l'application du premier au second pose certains problèmes dont la résolution n'a pas été discutée de manière unifiée. Une communauté de chercheurs en pleine expansion se heurtera à ces obstacles pratiques à mesure que les progrès technologiques associés à l'informatique rendront ces techniques plus largement accessibles. Bien que ces traitements soient centrés sur les suspensions de sphères submicrométriques, bon nombre des méthodes décrites ci-dessus peuvent être généralisées aux suspensions de particules non sphériques.

# Chapitre 3

## Méthode de traitement d'images microscopiques et suivi spermatique

### 3.1 Introduction

Les récents développements en matière de traitement d'images numériques offrent de nouveaux outils révolutionnaires pour l'étude des suspensions colloïdales. Combiné à la vidéomicroscopie, le traitement d'images facilite grandement les mesures résolues dans le temps des trajectoires des particules colloïdales individuelles. Dans ce chapitre nous allons présenter une méthode rarement utilisée pour le suivi de particules spermatiques, ainsi que l'ensemble des bibliothèques exploitées pour l'implémentation de cet algorithme.

### 3.2 Proposition d'une méthode de suivi de spermatozoïdes

Tel que présenté dans le chapitre précédent, les solutions apportées au problème de suivi de spermatozoïdes sont nombreuses, d'autant plus que chaque solution comporte plusieurs algorithmes qui alimentent cette dernière. Le modèle que nous avons développé est l'association de travaux de chercheurs qui ont fusionné leurs efforts indépendants, ce modèle est basé sur l'algorithme Crocker-Grier [2], il permet de suivre des éléments de type blob dans des images vidéo, de les suivre dans le temps et d'analyser leurs trajectoires. Suivant cet algorithme, cette méthode sépare le suivi en trois étapes distinctes. Dans la première étape, la recherche de caractéristiques, les coordonnées initiales des caractéristiques sont obtenues à partir des images. Ensuite, une précision inférieure au pixel est obtenue lors du raffinement des coordonnées. Enfin, les coordonnées sont liées dans le temps, ce qui donne les trajectoires des caractéristiques.

Nous avons choisi cette méthode car tout d'abord cet algorithme est la technique idéale pour le suivi de particules, à moins qu'il est créé pour ce genre de suivi, mais aussi, il nous permet de regrouper un ensemble d'applications en quelques étapes seulement. Aussi, il nous fournit une bibliothèque de code que nous pouvons exploiter très facilement pour son implémentation.

#### 3.2.1 Algorithme de Crocker-Grier

L'algorithme de Crocker-Grier est largement utilisé dans le suivi de particules. Développé par John Crocker et David Grier. Cet algorithme comprend cinq étapes logiques :

1. Correction des imperfections des images individuelles.

2. Localisation des positions des particules candidates.
3. Raffinement de ces positions.
4. Discrimination des "fausses" particules.
5. Liaison des emplacements des particules résolues dans le temps en trajectoires.
6. Estimations des erreurs et paramètres optimaux.

L'analyse vidéo numérique nous permet d'extraire les trajectoires de microsphères colloïdales individuelles à partir d'une bande vidéo de leurs images au microscope. L'évolution temporelle de la distribution des particules spermatozoïdes qui se résume à l'équation [3.1] [21]

$$\rho(\mathbf{r}, t) = \sum_{i=1}^N \delta(\mathbf{r} - \mathbf{r}_i(t)) \quad (3.1)$$

peut ensuite être utilisée pour calculer des quantités d'intérêt, dont nous aborderons quelques exemples dans les sections suivantes. Dans l'équation [3.1],  $\mathbf{r}_i(t)$  est l'emplacement de la  $i$ ème particule dans un champ de  $N$  particules au temps  $t$ . Ces étapes permettent d'extraire  $\rho(\mathbf{r}, t)$  d'une séquence d'images numériques. Dans cette section, nous discuterons les solutions apportées à ces problèmes interdépendants.

### 1. Restauration des images

Les images numérisées présentent généralement une série d'imperfections, notamment une distorsion géométrique, un contraste non uniforme et du bruit. Toutes ces imperfections introduisent des erreurs dans  $\rho(\mathbf{r}, t)$  à moins que des mesures soient prises pour restaurer l'image à son état "idéal". Certaines distorsions géométriques sont causées par des défauts dans l'optique du microscope, mais la plupart sont introduites dans les étapes ultérieures de la numérisation. Un cercle imagé par une caméra vidéo apparaît déformé uniaxialement en une ellipse lorsqu'il est numérisé et affiché par un ordinateur, dont les pixels sont carrés. Les routines d'analyse que nous allons décrire ci-dessous sont plus facilement mises en œuvre pour les images composées de pixels carrés, d'où les images sous la norme RS170 par exemple (constitués de pixels rectangulaires avec un rapport d'aspect de 4 :3) ne sont pas prises en compte. Bien que de nombreuses cartes à numériser tentent de corriger la distorsion uniaxiale, elles laissent souvent une anisotropie résiduelle de quelques pourcentages. Les distorsions géométriques uniformes et non uniformes peuvent être mesurées en créant des images de grilles standards, en identifiant les caractéristiques des images avec les caractéristiques des standards, et en déterminant de combien les caractéristiques de l'image sont déplacées par rapport à leur emplacement idéal dans une image non déformée. L'algorithme de localisation des sphères colloïdales est également utile pour localiser des caractéristiques dans de tels étalons. Les textes standard de traitement d'image décrivent des algorithmes pour mesurer les distorsions apparentes dans l'image de la grille d'étalonnage et pour supprimer la distorsion par déformation spatiale.

Les gradients de contraste peuvent provenir d'une sensibilité non uniforme des pixels de la caméra. Une variation plus importante est souvent due à une illumination inégale. La modulation à grande longueur d'onde de la luminosité de l'arrière-plan complique la conception de critères capables de localiser les images des sphères sur l'ensemble d'une image. La soustraction d'un tel arrière-plan n'est pas difficile si les caractéristiques d'intérêt sont relativement petites et bien séparées, comme c'est souvent le cas pour les images colloïdales. Dans ces circonstances, le fond est raisonnablement bien modélisé par une moyenne de boxcar sur une région d'étendue  $2w+1$ , où  $w$  est un nombre entier plus grand que le rayon apparent d'une sphère unique en pixels, mais plus petit qu'une séparation intersphérique :

$$A_w(x, y) = \frac{1}{(2w+1)^2} \sum_{i,j=-w}^w A(x+i, y+j) \quad (3.2)$$

## 2. Localisation des particules

L'identification des maxima de luminosité locaux dans une image est considéré comme des emplacements de particules candidats. En pratique, un pixel est adopté comme candidat si aucun autre pixel situé à une distance  $w$  n'est plus lumineux. En étendant la comparaison au-delà du voisinage immédiat d'un pixel de cette manière, nous tenons compte de la séparation centre à centre des sphères non chevauchantes et réduisons ainsi considérablement le nombre de sites candidats en double. Comme seuls les pixels les plus brillants correspondent aux emplacements des particules, en outre les candidats se situent dans le 30<sup>e</sup> percentile supérieur de la luminosité pour l'ensemble de l'image.

## 3. Estimations des lieux de raffinage

En principe, tout algorithme de maximum régional à un seul pixel devrait être capable de localiser les centroïdes des particules à un demi-pixel près. C'est la précision estimée par Schaertl et Sillescu pour leur algorithme de localisation de particules. En pratique, une telle approche souffre d'une mauvaise réjection du bruit et inclut des fausses identifications. Il n'est pas difficile, cependant, de réduire l'écart-type de la mesure de la position à mieux que 1/10 pixel même avec un bruit de signal modéré. D'autres informations recueillies au cours du processus peuvent être utilisées pour estimer les déplacements des sphères dans la direction  $z$  et pour rejeter les identifications erronées.

Ayant déjà trouvé le pixel le plus brillant localement à  $(x, y)$ , qui est probablement proche du centre géométrique de la sphère à  $(x_0, y_0)$ , nous calculons le décalage de  $(x, y)$  au centroïde pondéré par la luminosité des pixels dans une région autour de  $(x, y)$  :

$$\begin{pmatrix} \epsilon_x \\ \epsilon_y \end{pmatrix} = \frac{1}{m_0} \sum_{i^2+j^2=w^2} \begin{pmatrix} i \\ j \end{pmatrix} A(x+i, y+j) \quad (3.3)$$

ici,  $m_0 = \sum_{i^2+j^2=w^2} A(x+i, y+j)$  est la luminosité intégrée de l'image de la sphère. L'estimation de la localisation raffinée est alors  $(x_0, y_0) = (x + \epsilon_x, y + \epsilon_y)$ .

## 4. Discrimination et suivi du bruit en profondeur

Tout en bouclant sur les emplacements des particules candidates pour calculer les affines du centroïde, nous calculons d'autres moments de la distribution de la luminosité de chaque image de la sphère comme suit

$$m_0 = \sum_{i^2+j^2=w^2} A(x+i, y+j) \quad (3.4)$$

Et

$$m_2 = \frac{1}{m_0} \sum_{i^2+j^2 \in w^2} (i^2 + j^2) A(x+i, y+j) \quad (3.5)$$

où  $(x, y)$  sont les coordonnées du centroïde de la sphère. Ces moments supplémentaires sont utiles pour distinguer les sphères du bruit et pour estimer leurs déplacements par rapport au plan focal.

Les sphères colloïdales ont tendance à former des amas larges mais bien séparés dans le plan  $(m_0, m_2)$ , comme le montre la figure 3.1. Identifications de non-particules, y compris les agrégats colloïdaux, le bruit mal identifié, et les imperfections du système optique, se situent généralement bien en dehors de l'amas cible. La largeur du groupe de points valides provient du changement d'apparence des sphères lorsqu'elles sortent du plan focal du microscope. La nature exacte de l'élargissement dépend du fait que les sphères sont imagées en lumière transmise ou réfléchi. En l'absence d'une formulation pratique pour la distribution anticipée des images de sphères dans le plan  $(m_0, m_2)$ , nous constatons que l'analyse statistique par grappes (14) est efficace pour classer les identifications candidates comme étant des particules ou du bruit et pour distinguer les différentes classes de particules dans les suspensions bi- et polydisperses. Par conséquent, les coordonnées spatiales des caractéristiques sélectionnées dans l'analyse en sis  $(m_0, m_2)$ , telles que celles représentées sur la figure 3.1, constituent les emplacements mesurés des particules  $\rho(\mathbf{r}, t)$  dans l'image instantanée au temps  $t$ .

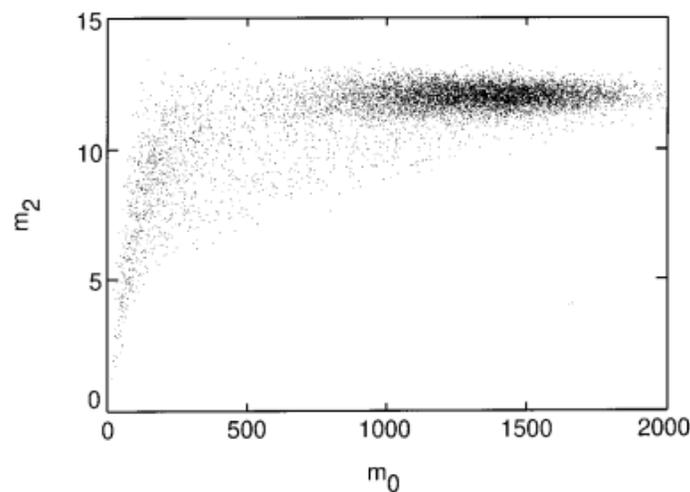


FIGURE 3.1 – Regroupement d'images colloïdales dans le plan  $(m_0, m_2)$ . 15 000 images de  $\sigma = 0,325\mu\text{m}$  de sphères de rayon.

## 5. Liaison des lieux aux trajectoires

Après avoir localisé les particules colloïdales dans une séquence d'images vidéo, nous faisons correspondre les emplacements dans chaque image avec les emplacements correspondants dans les images suivantes pour produire les trajectoires dans  $\rho(\mathbf{r}, t)$ . Cela nécessite de déterminer quelle particule dans une image donnée correspond le plus probablement à une particule dans l'image précédente. Le suivi de plus d'une particule exige de la prudence, car toute particule ne peut être identifiée qu'avec une seule particule dans chacune des images successives et précédentes. Ainsi, nous recherchons l'ensemble le plus probable de  $N$  identifications entre  $N$  emplacements dans deux images consécutives. Si les particules sont indiscernables, comme pour les sphères colloïdales monodispersées, cette probabilité ne peut être estimée que par la proximité dans les deux images. L'algorithme correspondant pour l'enchaînement des trajectoires peut être motivé par la prise en compte de la dynamique des particules browniennes non interagissantes.

La probabilité qu'une seule particule brownienne se diffuse sur une distance  $\delta$  dans le plan en un temps  $\tau$  est la suivante

$$P(\delta | \tau) = \frac{1}{4\pi D\tau} \exp\left(-\frac{\delta^2}{4D\tau}\right) \quad (3.6)$$

où  $D$  est le coefficient d'auto-diffusion de la particule. Pour un ensemble de  $N$  particules identiques non interagissant, la distribution de probabilité correspondante est le produit des résultats obtenus pour une seule particule :

$$P(\{\delta_i\} | \tau) = \left(\frac{1}{4\pi D\tau}\right)^N \exp\left(-\sum_{i=1}^N \frac{\delta_i^2}{4D\tau}\right) \quad (3.7)$$

L'affectation la plus probable des étiquettes de particules d'une image à l'autre est celle qui maximise  $P(\{\delta_i\} | \tau)$ , ou, de manière équivalente, minimise  $\sum_{i=1}^N \delta_i^2$ . Bien que ce critère soit rigoureusement correct pour les systèmes sans interaction, il donne également de bons résultats en pratique pour les sphères en interaction, à condition que l'intervalle de temps entre les images soit suffisamment petit.

## 6. Estimations des erreurs et paramètres optimaux

Un modèle simple suffit pour évaluer les performances de l'estimation du centroïde pondéré par la luminosité. Bien que la diffusion de la lumière par des sphères diélectriques submicrométriques soit assez compliquée, l'image d'une sphère typique est raisonnablement bien modélisée par une surface de révolution gaussienne,

## 3.3 Implémentation de l'algorithme avec le langage Python

Pour mettre au point notre méthode d'analyse spermatique, nous avons dû implémenter l'algorithme de Crocker-Grier avec des bibliothèques du langage de programmation Python, sur des séquences vidéo dont un exemple d'image est illustré dans la figure 3.2

Les bibliothèques utilisées sont les suivantes

- **Trackpy**

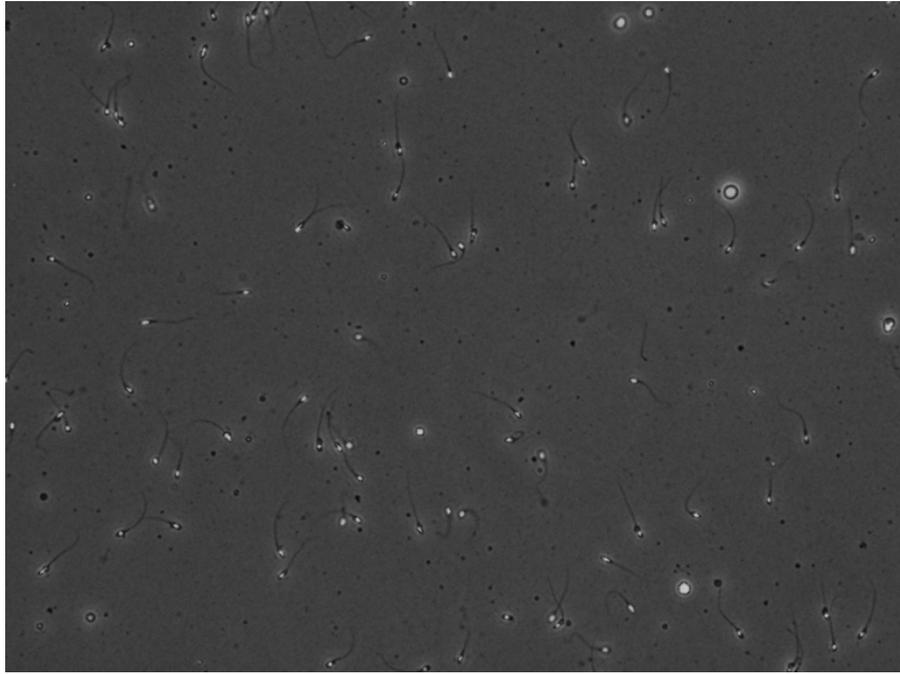


FIGURE 3.2 – Echantillon d'images.

Trackpy est un paquetage Python pour le suivi de particules en 2D, 3D et dans des dimensions supérieures. Il est parti d'une implémentation Python de l'algorithme de Crocker-Grier, largement utilisé, et est actuellement en transition vers une bibliothèque Python de suivi à usage général. La méthode *locate* de Trackpy nous permet de localiser les particules dans une image donnée, en nous renvoyant un tableau de données tel que présenté dans la table ci-dessous, reste qu'à trouver les bons paramètres de configuration.

y	x	mass	size	ecc	signal	raw_mass	ep	frame
9.84	555.38	126.35	1.54	0.06	12.77	3930.0	0.042	0

TABLE 3.1 – Tableau de données.

```

1 tp.locate(frames[0], diameter = 7, minmass=70.0, maxsize=1.8, separation=10,
    noise_size=2, smoothing_size=None, threshold=True, invert=False, topn=None,
    preprocess=True, max_iterations=10, filter_before=None, filter_after=True,
    characterize=True)

```

Les valeurs des paramètres tel que le *diameter*, *minmass*, *maxsize*, *separation* dépend du type des spermatozoïdes d'une espèce, comme exemple les valeurs du code source donnée sont les valeurs approximatives pour la détection des spermatozoïdes humains, les spermatozoïdes d'autres espèces animales ont les mêmes caractéristiques donc on pourrait appliquer les mêmes paramètres. Après plusieurs manipulations, nous avons pu trouver les paramètres optimisés, qui sont présenté dans le code source. En faisant appel à la méthode *annotate* on pourrait transformer le tableau de données renvoyé par la méthode *locate* à la représentation des localisations tel que le démontre la figure 3.3

sa serait plus intéressant de détecter toutes les localisations des particules pour chaque frame (image) dans une vidéo, notre séquence est composée de 25 frames, d'où pour chaque particule

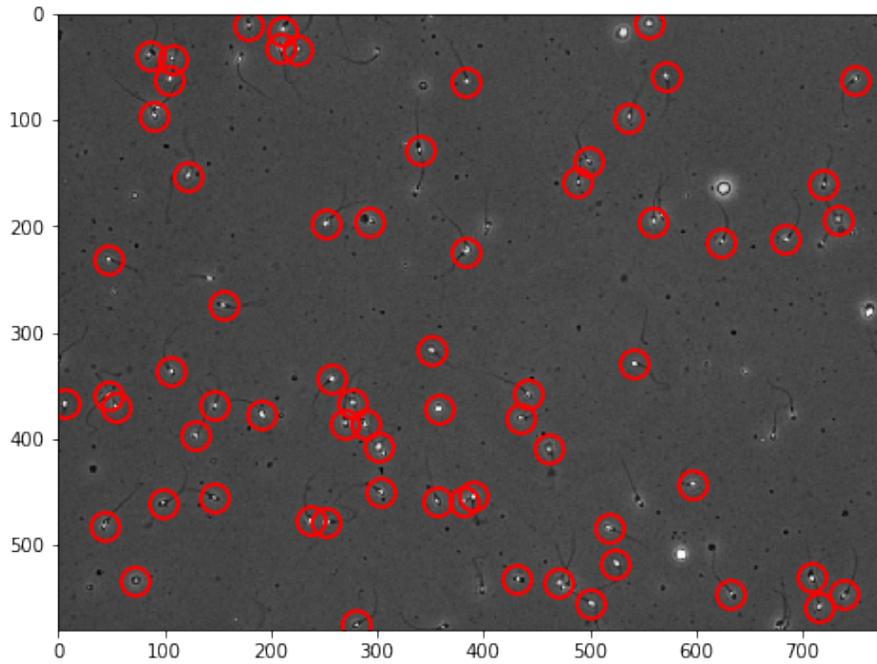


FIGURE 3.3 – Localisations des spermatozoïdes sur un frame.

devrait avoir 25 localisations, quelle soit en mouvement ou statique. La méthode *batch* nous renvoi un tableau de données de toutes les particules pour chaque frame tel que le code suivant le démontre

```

1 tp.batch(frames[:], 7, minmass=50, maxsize=1.55, separation=10, noise_size=2,
2   smoothing_size=None, threshold=True, invert=False, topn=None,
   preprocess=True, max_iterations=10, filter_before=None, filter_after=True,
   characterize=True, engine='python')
```

D'où on peut illustrer cela avec la figure 3.4

Une fois toutes les localisations obtenues, nous devons filtrer nos données pour éliminer certaines particules détectées mais dont nous n'avons pas besoin. Pour savoir quelles particules éliminer il faut connaître l'intervalle des masses des spermatozoïdes de nos données de travail, pour supprimer les particules dont la masse est hors cet interval. Avec la méthode *mass\_size*, nous pouvons regrouper les masses des particules sous forme d'un graphe comme illustré dans la figure 3.5.

Après avoir effectué le filtrage, nous pouvons lier les localisations des particules indépendamment, la méthode *link\_df* nous offre l'avantage de joindre chaque localisation de chaque particule dans chaque frame, ses résultats est le même tableau renvoyé précédemment mais avec une colonne de plus qui est *particle*. invoquer la méthode *plot\_traj* nous permet tout simplement d'illustrer les trajectoires des particules comme la figure 3.6 le montre.

Afin que notre travail soit plus compréhensif, nous avons ajouté les étiquettes aux particules tel que dans la figure 3.7

- **Matplotlib**

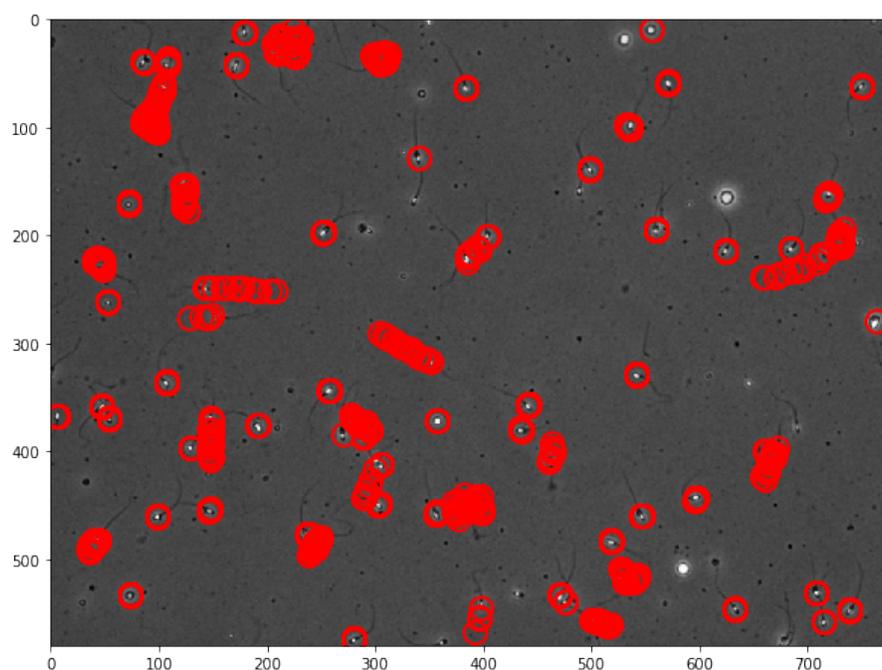


FIGURE 3.4 – Illustration de toutes les localisations.

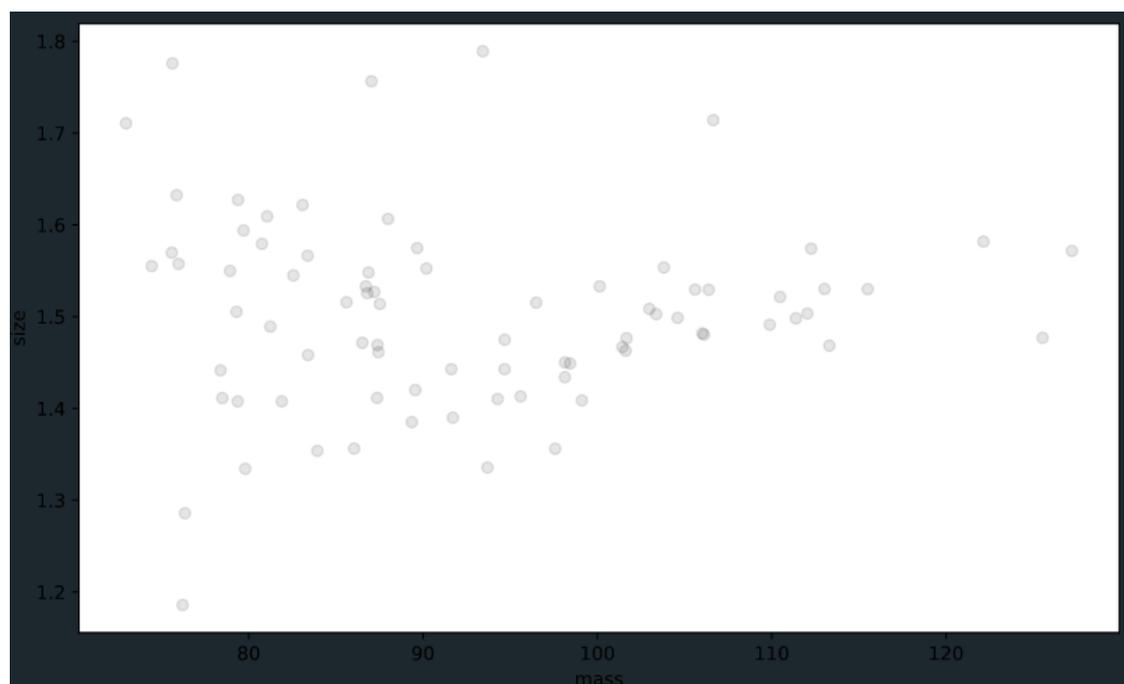


FIGURE 3.5 – Regroupement des localisations dans un graphe.

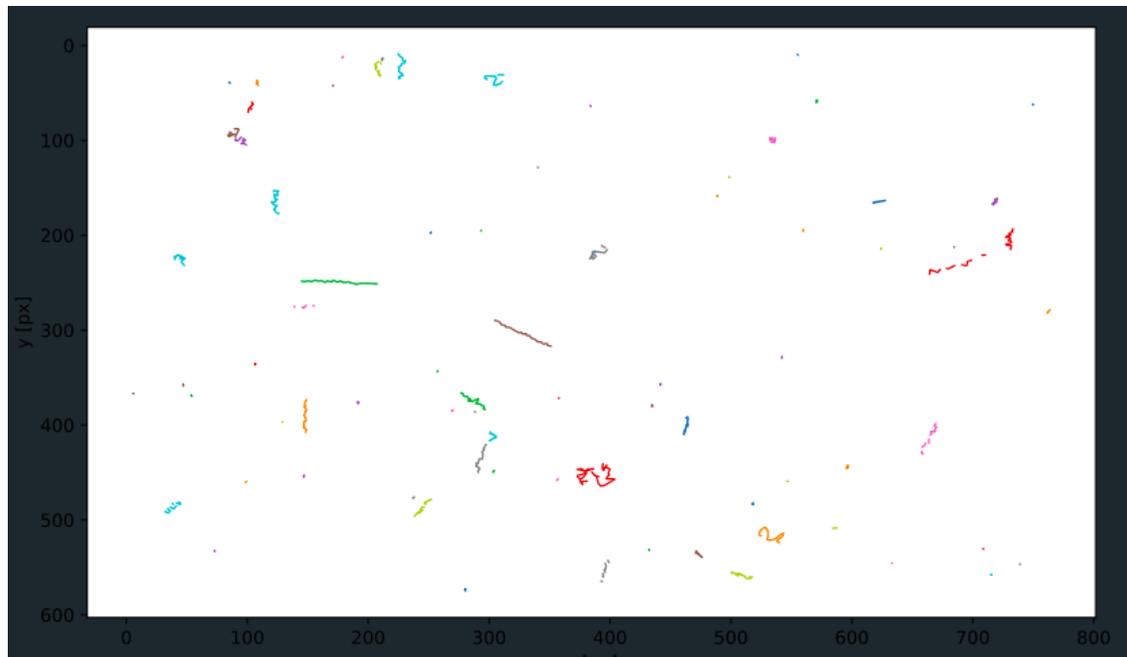


FIGURE 3.6 – Trajectoires des particules.

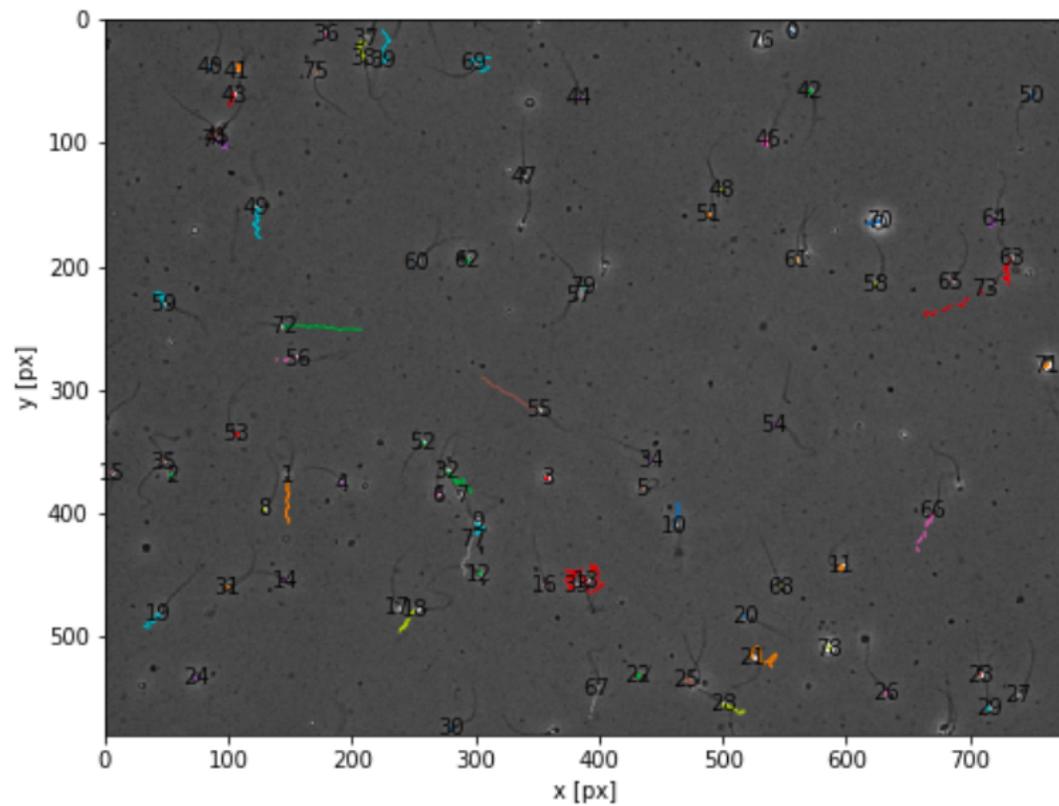


FIGURE 3.7 – Image des trajectoires et des particules étiquetées.

Matplotlib.pyplot est une collection de fonctions de style commande qui font fonctionner matplotlib. Chaque fonction pyplot apporte quelques modifications à une figure : par exemple, crée une figure, crée une zone de traçage dans une figure, trace quelques lignes dans une zone de traçage, décore la figure avec des étiquettes, etc. [1].

- **Numpy**

NumPy est une bibliothèque pour le langage de programmation Python, ajoutant le support de grands tableaux et matrices multidimensionnels, avec une grande collection de fonctions mathématiques de haut niveau pour opérer sur ces tableaux [1].

- **PIMS**

PIMS est une interface de chargement paresseux de données séquentielles avec un découpage semblable à celui de Numpy [1].

- **OpenCV**

OpenCV (Open source computer vision) est une bibliothèque de fonctions de programmation destinées principalement à la vision par ordinateur en temps réel. Développée à l'origine par Intel, il a ensuite été soutenu par Willow Garage puis Itseez (qui a ensuite été racheté par Intel). La bibliothèque est multiplate-forme et libre d'utilisation sous licence BSD open-source [1].

- **Tkinter**

Tkinter (de l'anglais Tool kit interface) est la bibliothèque graphique libre d'origine pour le langage Python, permettant la création d'interfaces graphiques. Elle vient d'une adaptation de la bibliothèque graphique Tk écrite pour Tcl.

## 3.4 Présentation du système développé

D'après les connaissances théoriques apportées précédemment, concernant le principe de l'algorithme Crocker-Grier. Dans ce qui suit, nous allons présenter et évaluer les différents résultats du tracker avec des éjaculats spermatiques de type humains. Ensuite, nous comparons l'efficacité de la méthode proposée avec des méthodes de l'état de l'art. L'étude expérimentale de suivi d'objets sur une base de données du laboratoire d'analyse de la faculté SNV de l'université de Béjaia sont réalisées afin de valider ce travail.

## 3.5 Base de données

Notre base de données est un ensemble de séquences vidéos de durée de 1s, sous 25 fps. Pour notre Implémentation nous allons travailler sur des vidéos de spermatozoïdes humains.

### 3.6 Mise en oeuvre de la solution proposée

Comme nous l'avons déjà cité précédemment (cf.3), nous avons procédé à la réalisation d'un système de suivi de spermatozoïdes avec le langage python. Ce dernier comporte des interfaces d'interaction qui facilitent la détection et l'analyse des échantillons pour le corps médicale et para-médical. la figure 3.8.b ci-dessous montre la première fenêtre d'interaction avec l'utilisateur. Cette IHM nous permet en premier lieu d'importer une vidéo et ainsi le système nous renvoi les caractéristiques concernant cette dernière, à savoir le chemin, la durée, le nombre de frames et les dimensions, tel que le démontre la figure 3.8.a Par la suite de lancer l'analyse.

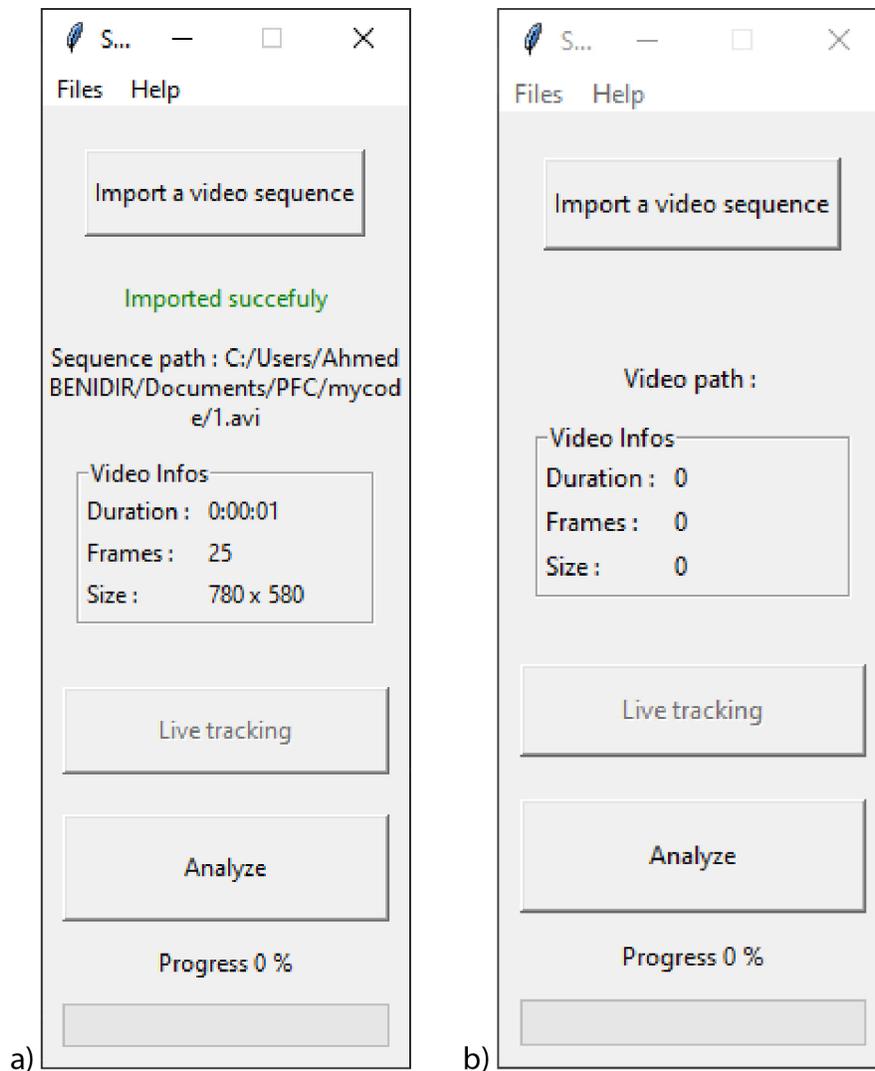


FIGURE 3.8 – Interface d'accueil a) après l'importation b) avant l'importation.

Au cours du traitement, le système nous affiche sur le terminal de lancement le nombre de features détectées dans chaque frame ainsi que le nombre de trajectoires tel que démontré en figure 3.9. Une fois l'analyse effectuée, les résultats sont montrés dans un rendu visuel sur lequel chaque particule spermatozoïde est détectée et suivie au fil de la vidéo. La figure 3.10 montre l'interface de ce processus.

```

trackpy.feature.batch: Frame 1: 72 features
trackpy.feature.batch: Frame 2: 72 features
trackpy.feature.batch: Frame 3: 70 features
trackpy.feature.batch: Frame 4: 69 features
trackpy.feature.batch: Frame 5: 69 features
trackpy.feature.batch: Frame 6: 71 features
trackpy.feature.batch: Frame 7: 70 features
trackpy.feature.batch: Frame 8: 74 features
trackpy.feature.batch: Frame 9: 68 features
trackpy.feature.batch: Frame 10: 72 features
trackpy.feature.batch: Frame 11: 68 features
trackpy.feature.batch: Frame 12: 70 features
trackpy.feature.batch: Frame 13: 71 features
trackpy.feature.batch: Frame 14: 73 features
trackpy.feature.batch: Frame 15: 72 features
trackpy.feature.batch: Frame 16: 72 features
trackpy.feature.batch: Frame 17: 70 features
trackpy.feature.batch: Frame 18: 71 features
trackpy.feature.batch: Frame 19: 69 features
trackpy.feature.batch: Frame 20: 68 features
trackpy.feature.batch: Frame 21: 68 features
trackpy.feature.batch: Frame 22: 70 features
trackpy.feature.batch: Frame 23: 68 features
trackpy.feature.batch: Frame 24: 69 features

trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 1: 72 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 2: 72 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 3: 70 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 4: 69 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 5: 69 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 6: 71 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 7: 70 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 8: 74 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 9: 68 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 10: 72 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 11: 68 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 12: 70 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 13: 71 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 14: 73 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 15: 72 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 16: 72 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 17: 70 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 18: 71 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 19: 69 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 20: 68 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 21: 68 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 22: 70 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 23: 68 trajectories present.
trackpy.linking.linking.link_iter: Frame 24: 69 trajectories present.

```

FIGURE 3.9 – Features et trajectoires détectées

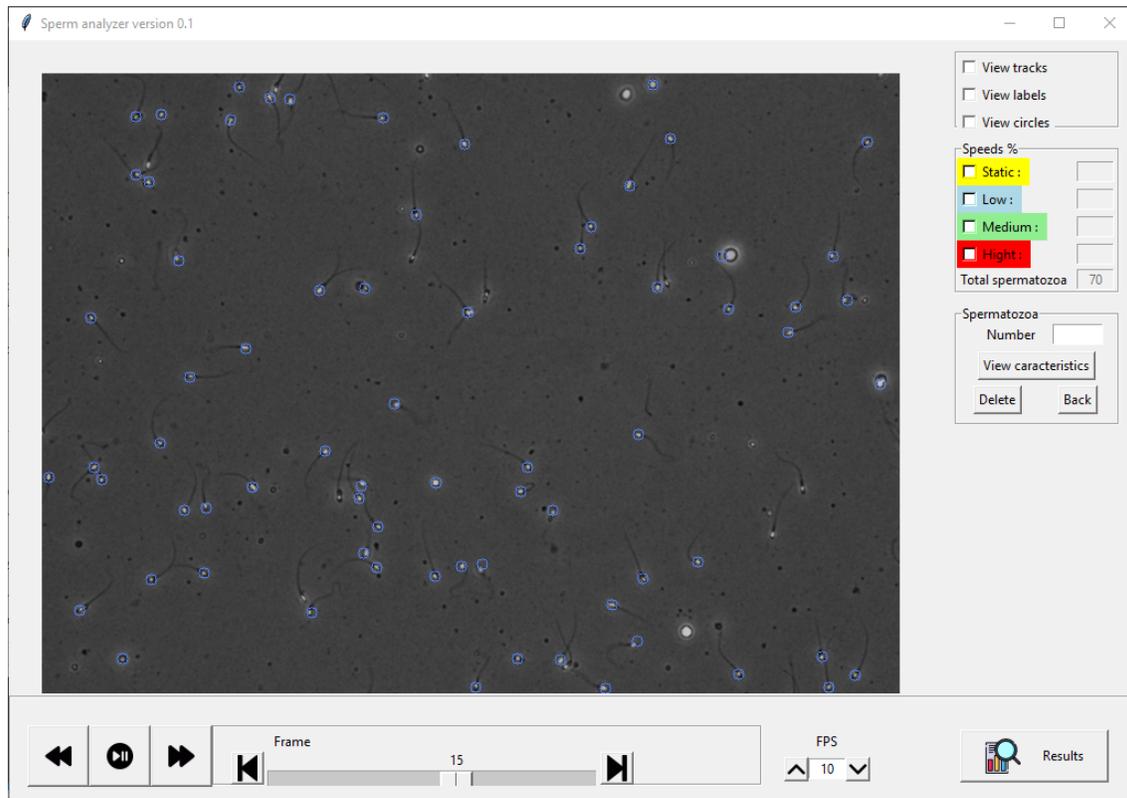


FIGURE 3.10 – Interface du processus de lecture.

Dans cette première version de notre système baptisée "Sperm Analyzer 0.1" nous nous sommes contentés de définir certaines options tel que le nombre de spermatozoïdes détectés dans l'échantillon, un contrôle sur la vitesse de lecture de la vidéo "fps" ainsi qu'un bouton pour relancer la lecture.

### 3.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons réussi à concevoir tout un système qui suit les spermatozoïdes dans une séquence vidéo. Cette méthode nous a permis de mettre en œuvre un processus d'analyse et de suivi des cellules de reproductions humaines et animales. Durant l'élaboration de cette méthode un algorithme de Crocker-Grier a été implémenté avec la librairie python Trackpy, sur laquelle plusieurs paramètres ont été variés dans le but de distinguer les cellules et les débris. Les résultats de cette étude ont démontré une amélioration dans la détection par rapport aux techniques proposées dans la littérature, car elle offre un meilleur seuillage et segmentation sur les images. Toutefois à ce stade cette méthode proposée, représente une légères défaillances en détectant des débris de non-intérêt.

# Conclusion et perspectives

Le problème de détection et suivi d'objet en temps réel dans des séquences d'images est, depuis ces dernières décennies, un thème de recherche très actif dans le monde de la vision par ordinateur. Le problème du suivi d'objet peut s'exprimer en termes de détection de l'objet au sein de chaque image. Le suivi visuel est une sorte d'analyse de mouvement au niveau de l'objet, composé en deux composantes principales : la représentation d'objet et la localisation de l'objet. A ce jour, il n'y a aucun tracker capable de maîtriser toutes les situations difficiles pouvant apparaître lors du suivi d'un objet : changements d'illumination, d'échelle, occultations, mouvement de la caméra, déformation d'objet, la similarité entre l'objet et le fond, etc.

Dans cette étude, nous nous sommes intéressés au problème du suivi d'objets mobiles dans une séquence d'images en utilisant seulement les informations de taille. Nous avons présenté un état de l'art et une classification des méthodes de suivi d'objets selon les techniques et les approches utilisées. Puis, nous avons proposé une nouvelle méthode plus robuste et plus précise, en particulier en présence de flou de mouvement et de similarité entre l'objet et le fond.

Crocker-Grier est un algorithme basé sur l'information taille afin de construire le modèle d'apparence de l'objet cible. La procédure de suivi par cet algorithme est de détecter les positions des particules sur l'ensemble des images qui constitue la séquence vidéo, pour ensuite lier les détections au fil du temps pour créer les trajectoires.

L'implémentation de cet algorithme comprends des paramètres essentiels comme ceux de la taille tel que la « masse » ainsi que le « gabarit », mais d'autres paramètres peuvent aussi changer comme la distance de séparation des particules ou la taille du bruit dans les images.

Notre premier objectif de ce mémoire était de réussir à concevoir un système de traitement des spermatozoïdes en utilisant les techniques de traitement d'image, les études menées ont bien prouvées que cette technique satisfait les besoins des médecins. L'avantage de la méthode proposée se trouve dans le temps de traitement, en effet cette méthode possède un temps de traitement minimisé par rapport à d'autres méthodes.

Le second et principal objectif dans ce projet est d'intégrer l'intelligence artificielle pour le traitement et les analyses des particules spermatiques, sans doute elle apportera un impact très avantageux à notre système car cela nous permettra un gain de temps et de sensibilité. Pour cela on prévoit cette implémentation dans un futur très proche et qu'on publiera par la suite, mais pour l'instant on classera cette démarche comme perspective.

De nouvelles versions du système développé seront très prochainement mises en oeuvre, celles-ci apporteront de nouvelles options et features dans le but de faciliter l'utilisation de ce software, les options disponibles actuellement sont des options basiques.

# Bibliographie

- [1] BENIDIR A. et IHADDADEN B. *Conception et réalisation d'un prototype d'une voiture autonome à base d'IA*. Béjaia, Juillet 2019.
- [2] Daniel ALLAN. *Trackpy*. Version 0.5.0. 2010. URL : <http://soft-matter.github.io/>.
- [3] Mubarak Shah ALPER YILMAZ Omar Javed. "Object Tracking : A Survey". In : *ACM Computing Surveys*, 38.4 (2006), p. 27.
- [4] Li B. et al. "Model-based temporal object verification using video". In : *IEEE Transactions on Image Processing* 6.10 ((2001).), p. 897-908.
- [5] M. J. BLACK et A. D. JEPSON. "EigenTracking : Robust matching and tracking of articulated objects using a view-based representation". In : *International Journal of Computer Vision* 1.26 (1998), p. 63-84.
- [6] Jesus CARDENAS. *Qu'est-ce qu'un spermatozoïde ?* figure. Fév. 2018. URL : [https://www.doctissimo.fr/html/sexualite/education/se\\_1344\\_genese1.htm](https://www.doctissimo.fr/html/sexualite/education/se_1344_genese1.htm).
- [7] Huttenlocher D.P., Noh J.J. et Rucklidge W.J. "Tracking non-rigid objects in complex scenes, Proc". In : *IEEE* (1993), p. 93-101.
- [8] FUTURA. *Microscope : qu'est-ce que c'est ?* URL : <https://www.futura-sciences.com/qui-sommes-nous/>.
- [9] Vincent GARCIA. "Suivi d'objets d'intérêt dans une séquence d'images : des points saillants aux mesures statistiques". Thèse de doct. Université Nice Sophia Antipolis, 2008.
- [10] Julie GIORGETTA. *Spermatozoïdes : taille, durée de vie, nombre*. Oct. 2019. URL : <https://bit.ly/3hM9AEG>.
- [11] Verena Kaynig IGNACIO ARGANDA-CARRERAS. "Trainable Weka Segmentation : a machine learning tool for microscopy pixel classification". In : *Bioinformatics* 33.2 (15 Aout 2017).
- [12] *IMAGE BINAIRE*. URL : <https://www.hisour.com/fr/binary-image-27221/>.
- [13] *Imagerie médicale*. URL : [https://www.doctissimo.fr/html/sante/imagerie/imagerie\\_sommaire.htm](https://www.doctissimo.fr/html/sante/imagerie/imagerie_sommaire.htm).
- [14] *Informatique médicale, e-santé*. Springer, 2013.
- [15] KALMAN. "R. E. : A new approach to linear filtering and prediction problems". In : *Journal of Fluids Engineering* 82.1 (1960), p. 35-45.
- [16] Bastien L. *Morpheus : une IA capable d'analyser les images astronomiques*. 2020. URL : <https://www.lebigdata.fr/morpheus-ia-astronomie>.

- [17] Centre d’Imagerie MÉDICALE LE BELVÉDÈRE. *COVID-19 : Le meilleur mode diagnostique c’est le scanner thoracique*. figure. Fév. 2020. URL : <https://www.santelog.com/actualites/covid-19-le-meilleur-mode-diagnostique-cest-le-scanner-thoracique>.
- [18] Centre d’Imagerie MÉDICALE LE BELVÉDÈRE. *Principe de fonctionnement de la radiologie*. figure. Avr. 2018. URL : <https://radiologie-echographie-paris19.fr/fonctionnement-radiographie/>.
- [19] X. MEI et H. LING. “Robust visual tracking using l1 minimization.” In : *IEEE 12th International Conference on Computer Vision*. 2009, p. 1436-1443.
- [20] DJOUAD MOHAND. “Efficient Convolutional Neural Network for 2D Echochardiographic images segmentation : Application on CAMUS DataSet”. Mém. de mast. University A. Mira of Bejaïa, 2020.
- [21] JOHN C. C. ROCKER et D. AVID G. GRIER. “Methods of Digital Video Microscopy for Colloidal Studies”. In : *JOURNAL OF COLLOID AND INTERFACE SCIENCE* 179.0217 (1996), p. 298-310.
- [22] MEDOUAKH SAADIA. “Détection et suivi d’objets”. Thèse de doct. Biskra : Université Mohamed Khider, Juin 2019.
- [23] D. TERZOPOULOS et R. SZELISKI. “Tracking with Kalman snakes”. In : *Active Vision*. Cambridge, MA : MIT Press (1992), p. 3-20.
- [24] *Traitement d’image : niveaux de gris*. URL : <https://www.f-legrand.fr/scidoc/docimg/image/niveaux/images/images.html>.