



Université Sultan Moulay Slimane
Faculté des Sciences et Techniques
Béni Mellal

N°. 186/2018



Formation d'Étude Doctorales « Sciences et Techniques »
Formation Doctorale: Ressources Naturelles, Environnement ET
Santé

THESE

Présentée par

Abdelouahed AIT IDER

Pour l'obtention du grade de

DOCTEUR

Option: Informatique

Spécialité : Informatique

**Réalisation d'un système de
reconnaissance pour la détection de la
lithiase urinaire**

Soutenue publiquement le 24 décembre 2018 devant les membres du jury:

Pr. Mohamed Fakir	Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal	Président
Pr. Mohamed Baslam	Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal	Rapporteur
Pr. El ayachi rachid	Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal	Rapporteur
Pr. Mohamed Kissi	Faculté des Sciences et Techniques, Mohammedia	Rapporteur
Pr. Najlae Idrissi	Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal	Examinatrice
Pr. Mohamed Mbarki	Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal	Encadrant
Pr. Abdelkrim Merbouha	Faculté des Sciences et Techniques, Béni Mellal	Co- Encadrant

Dédicaces

J'ai l'honneur de dédier ce travail :

A mes très chers parents qui ont consenti d'énormes sacrifices afin de me mener à la réussite de mes études. À travers ce travail, qu'ils croient à mes chaleureuses expressions d'amour.

A mes chers frères et sœurs pour leurs conseils et leur profond amour.

A tous mes amis sans exception et mes collègues du laboratoire des Procédés Chimiques et Matériaux Appliqués de la Faculté des Sciences et Techniques Beni Mellal (Mr. Maaouni, Mlle. Mourhat, Mme. Alami)

En fin, à toutes personnes qui ont participé de près ou de loin à ce travail soient remerciées infiniment.

Remerciements

J'exprime mes grands respects et mes profondes gratitude à tous ceux qui ont contribué directement ou indirectement à la réalisation du présent travail.

Je tiens tout d'abord à exprimer ma gratitude à mes directeurs de thèse Monsieur **Mohamed Mbarki** Professeur à la Faculté des Sciences et Techniques de Beni Mellal et Monsieur **Abdelkrim Merbouha** Professeurs à la Faculté des Sciences et Techniques de Beni Mellal, d'avoir dirigé cette thèse. Ils m'ont consacré une grande disponibilité, pour discuter des questions scientifiques et également pour m'aider dans les aspects pratiques. Ainsi ils m'ont transmis leurs connaissances avec beaucoup de patience tout au long de mon travail et m'ont apporté une aide déterminante pour bien accomplir la thèse.

Je tiens à remercier aussi tous les professeurs qui ont contribué à notre formation de Master informatique décisionnelle à la FST de Beni Mellal particulièrement Monsieur Mohamed FAKIR Professeur à la Faculté des Sciences et Techniques de Beni Mellal et Monsieur Belaid BOUIKHALENE Professeur à la Faculté Polydisciplinaire de Beni Mellal.

Je remercie tous les collègues du laboratoire de Traitement de l'Information et Aide à la Décision et les collègues de laboratoire des procédés chimique et matériaux appliqués de la Faculté des Sciences et Techniques Beni Mellal (Mr. Maaouni, Mlle. Mourhat, Mme. Alami).

Résumé

La lithiase urinaire est une maladie de plus en plus fréquente dans le monde. Elle est une pathologie liée à la formation d'un (ou plusieurs) calcul dans les voies urinaires. La lithiase calcique (composée majoritairement de calcium) est la plus fréquente (80 à 90% des cas). La majorité des cristaux analysés chez les patients est composée d'oxalate de calcium (*OxCa*) monohydraté (*whewellite (Wh)*) et de l'*OxCa* dihydraté (*weddellite (Wd)*). Les cristaux urinaires ont été identifiés par l'analyse chimique et morphologique à partir des échantillons d'une base de données d'urine prélevés sur des volontaires humains. La cristallurie a été observée par microscopie optique à lumière polarisée. L'oxalurie apparente et le calcium urinaire ont été déterminés par des dosages volumétriques conventionnels. La base de données a été établie par le présent travail.

Dans cette thèse, nous développons une approche supervisée (système d'aide à la décision) pour le diagnostic médical de la maladie de la lithiase urinaire. En comparant les performances de différentes techniques d'algorithmes de data mining nous avons pu développer un système simple pour prédire et classier les cristaux urinaires.

Les résultats obtenus montrent que l'algorithme de Forêt aléatoires (*Random forest*) serait un modèle jugé très puissant et supérieur aux différentes techniques de prédiction. Le taux de classification moyen correct est de 97,39%. La précision du système a été déterminée en comparant les taux de classification corrects des différents algorithmes.

Ce système est important en particulier pour les laboratoires d'analyses médicales puisqu'il peut fournir des informations utiles sur le développement de la formation des calculs urinaires. En fait la détermination et la prédiction des types de cristaux de l'urine seraient utiles pour la prévention et une meilleure prise en charge de la lithiase urinaire.

Nous avons présenté une étude comparative de divers algorithmes de classification de données couplés à *Gist*-descripteur, *centriste* et *moments de Zernike* sur la base de données d'images des cristaux urinaires les plus fréquents.

Les résultats obtenus ont montré que l'Algorithme *PLS – DA* couplé au descripteur *Gist* ont atteint une meilleure précision en se basant sur la matrice de confusion. Ces résultats

obtenus ont indiqué que ce couplage pourrait être efficace pour classifier les images des cristaux urinaires.

Mot clés: lithiase urinaire, algorithmes de data mining, système d'aide à la décision médicale

Abstract

Urolithiasis is a very common disease in the world. It is a pathology related to the formation of one (or more) stones in the urinary tract. Calcium lithiasis (mainly composed of calcium) is the most common case (80 to 90% of cases). Most of the analyzed urinary crystals in the patients are composed by calcium oxalate ($CaOx$) monohydrate (*whewellite* (*Wh*)) and $CaOx$ dihydrate (*weddellite* (*Wd*)). Urinary crystals have been identified by chemical and morphological analysis on samples of urine database taken from human volunteers. Crystalluria has been identified by polarizing light optical microscopy. Urinary Apparent oxaluria and calcium has been determined by conventional volumetric assays. (The database has been established by the present work).

In the present work, we develop a supervised approach to medical diagnosis (medical decision support system) by comparing the performance of different techniques of data mining algorithms to develop a simple system for predicting and classifying urinary crystals.

The results obtained show that the *Random Forest* algorithm would be a very powerful model and superior to the different prediction techniques. The correct average classification rate is 97.39%. The accuracy of the system has been determined by comparing the correct classification rates of the different algorithms.

This system is important for medical analysis laboratories since that it can provide useful information on the development and formation of urinary stones. In fact the determination and prediction of the types of urine crystals would be useful to the prevention and a better treatment of the urinary lithiasis.

We have presented a comparative study of various data mining classification algorithms coupled to *Gist*, *centrist* and *Zernike moments* descriptor on the dataset of the most frequent urinary crystals. Based on the confusion matrix the error rates has been compared for various data mining Classification Algorithm coupled to *Gist*- and *Zernike* descriptor. The obtained results showed the *PLS – DA* algorithm that in all the subsets considered for the research Algorithm produced less error rates when compared to all other Algorithms coupled to *Gist* descriptor since achieve higher average precision. The results obtained from

comparison indicated that the use of the *GIST* descriptor alone coupled to *PLS – DA* algorithm could be sufficiently descriptive to classify human urinary crystals images.

Key word: Urinary lithiasis; Data mining algorithms; Medical decision support system

Table des matières

Introduction générale.....	16
Chapitre 1:Généralités sur les systèmes d'aide à la décision médicale (SADM).....	23
1.1 Introduction.....	23
1.2 Fondements des différentes approches des SADM	23
1.2.1 Approche neuronale.....	23
1.2.1.1 Composantes d'un réseau : Le neurone formel	25
1.3 Organisation en couches	27
1.4 Auto apprentissage.....	27
1.4.1 Notion d'apprentissage	28
1.4.2 Règle d'apprentissage.....	28
1.5 Recherche de la bonne formule	30
1.5.1 Cycle d'apprentissage.....	30
1.5.2 Convergence vers la solution.....	30
1.5.3 Approche statistique	31
1.5.4 Approche probabiliste.....	32
1.5.5 Approche symbolique.....	32
1.6 Conclusion	32
Chapitre 2 : Étude bibliographique sur la maladie de la lithiase urinaire et le système d'aide à la décision	34
2.1 Introduction.....	34
2.2 Localisation anatomique des calculs sur l'arbre urinaire.....	34
2.3 Epidémiologie et prévalence des lithiases urinaires	35
2.3.1 Mécanismes de la lithogenèse	35
2.3.2 Etapes de la formation des calculs.....	38
2.3.2.1 Etapes de la cristallogenèse	38
2.4 Étapes de préparation de la base de données locale.....	39
2.5 Analyse morphologique.....	40
2.5.1 Examen et typage morphologique par stéréomicroscopie binoculaire	44
2.5.1.1 Appareillage.....	44
2.5.1.2 Principe	44
2.5.2 Analyse constitutionnelle par microscopie optique à lumière polarisée	45

2.5.2.1 Appareillage.....	45
2.5.2.2 Principe	45
2.5.3 Analyse constitutionnelle par microscopie électronique à balayage (MEB).....	46
2.5.3.1 Appareillage.....	46
2.5.3.2 Principe	47
2.5.4 Analyse constitutionnelle par spectrophotométrie infrarouge moyen à transformée de Fourier (SMIR-TF).....	47
2.5.4.1 Appareillage.....	47
2.6 Analyse chimique	48
2.7 Conclusion	48
Chapitre 3 : Algorithmes de classification	49
3.1 Introduction.....	49
3.2 k-Plus Proche Voisin	49
3.3 Réseaux de Neurones.....	53
3.3.1 Perceptron	54
3.3.2 Perceptrons multicouches	55
3.3.3 Rétropropagation (Backpropagation)	57
3.4 Support à vaste marge (SVM)	58
3.5 Forêts aléatoires	66
3.6 Régression PLS.....	68
3.7 PLS-DA ou discrimination PLS	70
3.8 Algorithme C4.5	71
3.6.1 Attributs de valeur inconnue	71
3.8.2 Attributs à valeur sur intervalle continu	71
3.8.3 Élagage de l'arbre de décision.....	71
3.8.4 Algorithme de base	72
3.9 Conclusion	73
Chapitre 4: Classification des images des calculs urinaires	74
4.1 Introduction.....	74
4.2 Images des cristaux urinaires	74
4.3 Classification des images.....	75
4.4 Moments d'image.....	76

4.5	Système de reconnaissance de formes	76
4.6	Descripteur CENTRIST.....	77
4.7	Moments de Zernike	78
4.7.1	Approximations	80
4.7.2	Mise en œuvre des moments de Zernike	80
4.8	Descripteur GIST.....	83
4.9	Conclusion	83
	Chapitre 5 : Résultats Expérimentaux	84
5.1	Inroduction.....	84
5.2	Formation des calculs	84
5.3	Résultats et discussion	86
5.4	Conclusion	92
5.5	Comparaison de la performance des algorithmes de classification	92
5.6	Conclusion	101
	Conclusion générale et perspectives	103
	Références	105

Liste des figures

Figure 1-1 Système nerveux	24
Figure 1-2 Neurone formel	25
Figure 1-3 Ensemble des fonctions d'activation	26
Figure 1-4 Organisation en couche	27
Figure 1-5 Exemple de connexion de neurones	28
Figure 1-6 Exemple connexion de neurones	29
Figure 1-7 Exemple de connexion de neurones	29
Figure 1-8 Exemple de connexion de neurones	30
Figure 2-1 Appareil urinaire	35
Figure 2-2 Etapes de la cristallogénèse oxalocalcique (Daudonet al., 2000)	38
Figure 2-3 Calcul vésical extrait par chirurgie ; surface lisse et bosselée, de couleur beige à orangée	41
Figure 2-4 Calcul vésical extrait par chirurgie, de couleur noire sombre homogène, d'aspect bosselé et bourgeonné, dur	41
Figure 2-5 Calcul vésical extrait par chirurgie : surface de couleur hétérogène, bosselée, rugueuse ; de couleur beige/ocre/orangée/brun-rouille	41
Figure 2-6 Calcul vésical extrait par chirurgie de surface bosselée, grenue et mamelonnée, section à organisation couches concentriques, noyau rougeâtre légèrement friable	42
Figure 2-7 Calcul vésical extrait par chirurgie : intérieur rougeâtre, surface périphérique blanchâtre (nucléation hétérogène)	42
Figure 2-8 Calcul vésical extrait par chirurgie ; surface lisse et dur, de couleur blanchâtre	42
Figure 2-9 Calcul vésical extrait par chirurgie ; surface plus ou moins homogène, finement rugueuse et légèrement bosselée ; couleur beige / jaunâtre claire, intérieur présentant des imperfections	43
Figure 2-10 Calcul vésical extrait par chirurgie ; surface hétérogène, bosselée, présentant une partie interne mamelonnée et bourgeonnée	43
Figure 2-11 calcul vésical extrait par chirurgie ; de couleur blanchâtre, intérieur lisse, aspect laiteux, en boule semblable à l'œuf	43
Figure 2-12 Calcul vésical extrait par chirurgie ; périphérie d'aspect rugueux et anguleux, beige à jaune, intérieur inorganisé, brun jaune	44
Figure 2-13 Loupe binoculaire	44
Figure 2-14 Microscope optique à lumière polarisée Olympus BX41	45
Figure 2-15 Microscope électronique à balayage, JEOL JSM-5500	46
Figure 2-16 Spectrophotomètre model JASCO FT/IR - 4100	47
Figure 3-1 Exemple de vote par la méthode K-NN	53
Figure 3-2 Perceptron avec seuil	54
Figure 3-3 Perceptron multicouche	56
Figure 3-4 Exemple deux classes linéairement séparables	59
Figure 3-5 Exemple de deux classes non linéairement séparables	59
Figure 3-6 Hyperplan classifieur pour classification binaire et vaste marge (distance entre les deux classes)	60
Si les données ne sont pas linéairement séparables, L'idée est d'ajouter des variables d'ajustement ξ_i dans la formulation pour prendre en compte les erreurs de classification ou le bruit (Figure 3-7)	61

<i>Figure 3-8</i> Hyperplan classifieur pour classification binaire Hyperplan classifieur pour classification binaire avec variable d'ajustement et vaste marge [Arnaud Revel, Séparateurs à vaste marge]-----	62
<i>Figure 3-9</i> Exemple de classification SVM non-linéairement séparable [91].-----	63
<i>Figure 5-1</i> Comparaison du taux de prédiction correct des algorithmes de classification-----	88
<i>Figure 5-2</i> Comparaison des taux d'erreur des algorithmes de classification-----	89
<i>Figure 5-3</i> Comparaison du taux de prédiction correct des algorithmes de classification-----	90
<i>Figure 5-4</i> Diagramme illustrant la technique proposée pour classification d'image -----	96
<i>Figure 5-5</i> Comparaison des taux de prédiction correct à l'aide de Zernike, Gist et Centrist-----	97
<i>Figure 5-6</i> Taux de prédiction correct en utilisant le descripteur de Zernike -----	99
<i>Figure 5-7</i> Taux de prédiction correct à l'aide du descripteur Centrist-----	100
<i>Figure 5-8</i> Taux de prédiction correct en utilisant le descripteur de Gist-----	101

Liste des tableaux

Tableau 5-1 Taux (%) de reconnaissance en utilisant les algorithmes.....	87
Tableau 5-2 Comparaison du taux d'erreurs.....	89
Tableau 5-3 Comparaison du taux (%)de classification correct	90
Tableau 5-4 Matrice de confusion utilisant la forêt aléatoire.....	91
Tableau 5-5 Comparaison du taux de reconnaissance en (%) à l'aide de Zernike, Gist et Centrist.....	97
Tableau 5-6 Matrice de confusion.....	98
Tableau 5-7 Taux de prédiction correct à l'aide des moments de Zernike	99
Tableau 5-8 Taux de reconnaissance en (%) à l'aide du descripteur Centrist.....	100
Tableau 5-9 Taux (%) de prédiction en utilisant le descripteur Gist	100

Liste des abréviations

ANN	Réseaux de neurones
Ca	Calcium
KNN	K-nearest neighbor (k plus proches voisins)
MEB	microscopie électronique à balayage
MOLP	Microscopie optique à lumière polarisée
Ox	Oxalate
<i>OxCa</i>	Oxalate de calcium
PLS	Régression des moindres carrés partiels
PLS- DA	Analyse discriminante PLS
Random Forest	Forêt d'arbres décisionnels
SVM	Support à vaste marge
SMB	Microscopie électronique à balayage

Liste des Notions

Appareil excréteur	Organe permettant l'évacuation des déchets métaboliques de l'organisme
Apports hydriques	Consommation de l'eau
Concrétions (calculs)	Amas solide formé par agrégation des particules de petites tailles
Canaux salivaires	Parois de la glande salivaire
Canaux Crymaux	Parois de la glande lacrymale (larmes)
Canal pancréatique	Conduites du pancréas
Cristallisation	Processus de formation des cristaux (la présence de cristaux dans les urines)
Concrétions (calculs)	Amas solide formé par agrégation des particules de petites tailles
Canaux salivaires	Parois de la glande salivaire
Canaux Crymaux	Parois de la glande lacrymale (larmes)
Canal pancréatique	Conduites du pancréas
Cristallisation	Processus de formation des cristaux (la présence de cristaux dans les urines)
Excrétions urinaires	Elimination d'urines
Lithiase	Maladie qui se manifeste par la formation des concrétions appelées calculs dans un appareil excréteur (rein, bile, vessie, uretère, etc.)
Maladies génétiques	Maladies héréditaires liées à une anomalie génétique
Maladies génétiques	Maladies héréditaires liées à une anomalie génétique
Lithiase	Maladie qui se manifeste par la formation des concrétions appelées calculs dans un appareil excréteur (rein, bile, vessie, uretère, etc.)
Uropathies	Malformation anatomique d'une partie de l'appareil
Voies biliaires	Parois de la bile
Voies urinaires	Parois de l'appareil urinaire

Whewellite Oxalate de calcium monohydraté
Weddellite Oxalate de calcium dihydraté

Introduction générale

Contexte

La lithiase, autrefois appelée maladie du calcul (du grec litho = calcul) ou gravelle, désigne l'ensemble des maladies qui s'expriment par la formation des concrétions appelées calculs dans un appareil excréteur. Dans le corps humain, les appareils excréteurs où peuvent se former des calculs sont principalement l'appareil urinaire, les voies biliaires et les canaux salivaires, plus rarement les canaux lacrymaux et le canal pancréatique [1]. Ces cristaux peuvent à long terme, former une pierre (calcul) d'une grosseur allant d'un grain de sable à une balle de golf selon leur localisation. Les petits calculs peuvent traverser l'appareil urinaire sans problème, mais les plus gros risquent de bloquer l'écoulement de l'urine ou d'irriter la paroi des voies urinaires.

La lithiase urinaire est une pathologie liée à la formation d'un (ou plusieurs) calcul dans les voies urinaires. Elle est une pathologie fréquente qui touche, selon les pays, de 4 à 20% de la population générale [2]. C'est entre 30 et 50 ans que l'apparition de la lithiase est la plus fréquente. L'incidence de la lithiase est liée aux habitudes alimentaires avec des différences liées au type de lithiase. Pour qu'un calcul puisse se former, il faut qu'un ou plusieurs facteurs soient réunis.

Plusieurs types de calculs existent. Les plus fréquents sont les calculs d'oxalate de calcium (*OxCa*) (70 %). Connaître la composition d'un calcul est essentiel : cela influence non seulement le traitement du calcul mais également le risque de récurrence et la prise en charge à long terme.

Le mode de révélation le plus fréquent de la lithiase urinaire est la crise de colique néphrétique (CN). Il s'agit alors de savoir reconnaître les signes de gravité pouvant engager le pronostic vital [3].

Objectifs du projet de thèse :

« Mise en place d'un système d'aide à la décision médicale pour éviter la formation d'un (ou plusieurs) calcul dans les voies urinaires »

Le but de ce projet est de proposer un système d'aide au diagnostic médical pour la maladie de la lithiase urinaire. Le fait d'avoir un nouvel outil pour obtenir plus d'informations sur les déterminations de l'urine et de l'oxalate de calcium urinaire est utile pour les services compétents de la santé si cet outil est sous forme d'un système informatique rapide robuste et rentable. Notre système prédit que le patient formera des cristaux spécifiques qui peuvent en théorie être utilisés comme un marqueur de la croissance du calcul. Cela n'a pas encore été prouvé, il serait mais serait d'un intérêt clinique puisque la croissance du cristal peut être le processus qui le transforme en un calcul. La prédiction, de la cristallurie et donc des éventuels calculs urinaires, contribue à une bonne gestion de de la méthode adéquate à la chirurgie d'élimination de ces calculs.

Le présent travail montre que l'utilisation d'analyses physico-chimiques simples et moins coûteuses couplées à des algorithmes de classification peut être utilisée avec rentabilité et efficacité. Le système développé serait capable de classier de nouveaux cas et permettrait aussi bien le diagnostic de la maladie et le type de cristaux lithogènes que la meilleure prévention de cette maladie.

Ce système est important dans le domaine des analyses biomédicales car il peut fournir des informations utiles sur le développement des calculs urinaires. La détermination et la prédiction des types des cristaux de l'urine seraient utiles pour une meilleure prise en charge de la maladie.

Pour atteindre ces objectifs, il est nécessaire de résoudre une variété de problèmes liés aussi bien aux paramètres responsables de la formation des calculs urinaires qu'aux cycles de fonctionnement du système d'aide à la décision.

Organisation du manuscrit

Cette thèse comprend cinq chapitres :

Chapitre 1 : Dans ce chapitre nous présentons les différentes approches des systèmes d'aide à la décision médicale(**SADM**) :

- Approche neuronale

- Approche statistique
- Approche probabiliste
- Approche symbolique

Chapitre 2 : Il est consacré à la présentation du contexte médical de nos recherches en illustrant les points suivants :

Étude Bibliographique sur la maladie de lithiase urinaire et système d'aide à la décision

Localisation anatomique des calculs sur l'arbre urinaire Mécanismes de la lithogénèse

- Étapes de la formation des calculs
- Étapes de la cristallogénèse

Le chapitre a également présenté les étapes de préparation de la *base de données locale* qui sont les suivantes :

- La première phase consiste à déterminer le type morphologique de cristaux en fonction de la classification et l'analyse morphologique. Ce typage a été réalisé conformément au protocole publié (Daudon M. et al, 1999). L'étude a été réalisée sur des patients provenant de la région de Tadla – Azilal. La cristallurie a été caractérisée par microscopie optique à lumière polarisée.
- La deuxième phase détermine l'oxalurie par des dosages chimiques volumétriques.

Chapitre 3: Il présente les différents algorithmes utilisés dans le présent travail.

Le but de ce chapitre est de comparer les performances des différentes techniques d'algorithmes: *Random Forest*, *C4.5*, réseau de neurone (*ANNs*), support à vaste marge (*SVM*) et K-plus proche voisin (*KPPV*), afin de développer un système pour prédire et classer les calculs urinaires.

Chapitre 4 : concerne l'étude de classification des images des calculs urinaires en utilisant différents descripteurs.

Dans ce chapitre, différents algorithmes de classification couplés à *Gist*, *Centriste*, et *moments Zernike* ont été appliqués pour classifier les images des calculs rénaux. Dans le domaine de classification par ordinateur de nombreuses approches ont été proposées.

Afin de classifier les images des calculs urinaires Nous avons comparé les performances des trois descripteurs : *Gist*, *Centrist* et *moments de Zernike*.

Chapitre 5 : Il permet de présenter et discuter les résultats expérimentaux.

AVANT-PROPOS

Cette thèse a été réalisée au sein du Laboratoire des Mathématiques Appliqués et Calcul Scientifique (**LMACS**) de la Faculté des Sciences et Techniques Beni Mellal sous la direction du professeur Abdelkrim Merbouha et du Laboratoire des Procédés Chimiques et Matériaux Appliqués (**LPCMA**) de la Faculté des Sciences et Techniques Beni Mellal (**FSTBM**) sous la direction du professeur Mohamed Mbarki.

Les Partenaires :

- **Université Sultan Moulay Slimane, Maroc**
- **Université Sultan Moulay Ismail, Maroc**
- **Université Yaoundé1 Faculté des Sciences, Cameroun**
- **Université Cadi Ayyad de Marrakech Maroc**

Liste des Publications et communications

Reuves internationals

1. Ait Ider, M. Echajia, C. TCHEKA, A. Merbouha, and M. Mbarki, “*Contribution to a diagnosis system of the Whewellite- and Weddellite crystals in human urinary using data minig algorithms,*” *International Journal of Innovation and Applied Studies*, vol. 14, no. 2, pp. 297–303, January 2016.
2. A. Ait Ider, M. El Bir, C. TCHEKA, M. Maaouni, A. Merbouha, and M. Mbarki, “*Using concentrations of calcium and oxalates to predict crystalluria type,*” *International Journal of Innovation and Applied Studies*, vol. 23, no. 4, pp. 419–423, July 2018.
3. A. Ait Ider, C.Tcheka, M. Elbir, M. Maaouni A. Merbouha and M. Mbarki “*Using a neural network and concentrations of calcium and oxalates to predict crystalluria type*” *Journal of US-China Medical Science*, USA (Accepted)

Conférences internationales

4. Ait Ider, D. Naji, A. Ben Ali, A. Merbouha, M. Mbarki, "A Comparison on Performance of Data Mining Algorithms in Classification of Whewellite and Weddellite Urinary Human Calculi Images Color Using Different Descriptors", *2016 13th International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization (CGiV)*, vol. 00, no. , pp. 410-413, 2016
5. A. Ait Ider, D. Naji C.Tcheka, A. Ben Ali, Abdelkarim Merbouha and Mohamed Mbarki. “Decision Support System for identification and classification the Whewellite- and Weddellite crystals in human urinary using data minig algorithms.” *International Arab Conference on Information Technology (ACIT'2016)*.
6. Abdelouahed Ait ider, Ouafae Abdelaoui, Mohamed Mbarki “*Urolithiasis diagnostic by automatic data classification of lithogenic parameters*” *Rencontre international sur la chimiométrie du 25 au 27 avril 2013 faculté des sciences et techniques Fès Maroc.*

7. Abdelouahed Ait ider, Ouafae Abdelaoui, Mohamed Mbarki “*Contribution du système décisionnel à la prédiction du faciès lithogène chez les lithiasiques par les algorithmes de Data Mining*“ 3^{ème} Symposium International de Traitement automatique de la langue et culture Amazigh (SITACAM 13) FST Beni Mellal Maroc 2-4 Mai 2013.
8. Abdelouahed Ait ider, Ouafae Abdelaoui, Mohamed Mbarki “*Discrimination of fuel oils in gaz stations by using data minig algorithms*” International conference on business Intelligence (CB’14) April 29-30-2014, Beni Mellal Morocco.
9. “*Chemometrics applied to the contents of calcium and dissolved oxygen in drinking water*” International conference on business Intelligence (CB’14) April 29-30-2014, Beni Mellal Morocco).
10. Abdelouahed Ait ider, Ouafae Abdelaoui, Mohamed Mbarki “*Détermination Précoce de la maladie de la lithiase urinaire : Applications des algorithmes de data mining* “ 1^{ère} Edition des journées Doctoriales sous le thème « Recherche scientifique : Innovation et développement » 10 et 11 Juin 2014 à FST Beni Mellal Maroc).

Chapitre 1: Généralités sur les systèmes d'aide à la décision médicale (SADM)

1.1 Introduction

Les systèmes d'aide à la décision médicale (SADM) sont des applications informatiques dont le but est de fournir aux cliniciens en temps et lieux utiles les informations décrivant la situation clinique d'un patient ainsi que les connaissances appropriées à cette situation, correctement filtrées et présentées afin d'améliorer la qualité des soins et la santé des patients [4].

Le fait d'arriver à réaliser des systèmes capables de reproduire les activités de raisonnement de l'être humain représente toujours un axe très important pour les chercheurs œuvrant dans le domaine de l'intelligence artificielle. Ainsi la mise en place des systèmes à base de connaissances capables de réaliser des fonctions de raisonnement symbolique constitue toujours un domaine primordial des recherches.

Les systèmes nécessitent en particulier une représentation adéquate des connaissances mises en jeu, ainsi que des démarches efficaces afin d'exploiter ces connaissances, Dans l'intelligence artificielle le raisonnement concerne l'ensemble des techniques permettant la manipulation des connaissances déjà acquises afin de produire de nouvelles connaissances.

1.2 Fondements des différentes approches des SADM

Principales approches utilisées pour l'aide à la décision :

Toutes les méthodes utilisées pour l'aide au diagnostic médical sont basées sur la reconnaissance de formes. Les principales approches sont : l'approche statistique, syntaxique, les systèmes à base de connaissances et les réseaux de neurones.

1.2.1 Approche neuronale

C'est la méthode inspirée des structures neuronales et du fonctionnement cérébral, d'où le nom fréquent de réseau de neurones artificiels. Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire (neurone artificiel) calcule une sortie unique sur la base des

informations qu'il reçoit introduire le traitement parallèle réparti (Parallel Distributed Processing) :

1. Calculs élémentaires et parallèles
2. Données/informations distribuées dans le réseau
3. Inspiration naturelle : analogie avec le cerveau

➤ **L'analogie avec le cerveau**

Les réseaux de neurones constituent un modèle de traitement informatique qui imite le fonctionnement de base du cerveau humain. Le cerveau est modélisé comme un vaste réseau de neurones structuré dans un système doté de multiples interconnexions.

➤ **La notion de stimulus**

Ce réseau reçoit des informations d'un nombre important de récepteurs : les yeux, les mains, la bouche etc. Tous ces stimuli internes ou externes sont transformés en impulsions électriques qui sont véhiculées à travers le réseau. Cette vision est assez réductrice du système nerveux, qui se compose en fait de multiples autres éléments (gliaux, neurotransmetteurs, etc) mais elle permet de comprendre l'analogie entre les neurones artificiels et leur modèle biologique. Ces impulsions électriques se diffusent dans le réseau très complexe du cerveau (estimé à 100 milliards de neurones) et conduisent à l'émission d'impulsion musculaire en réponse à l'environnement (voir figure 1-1).

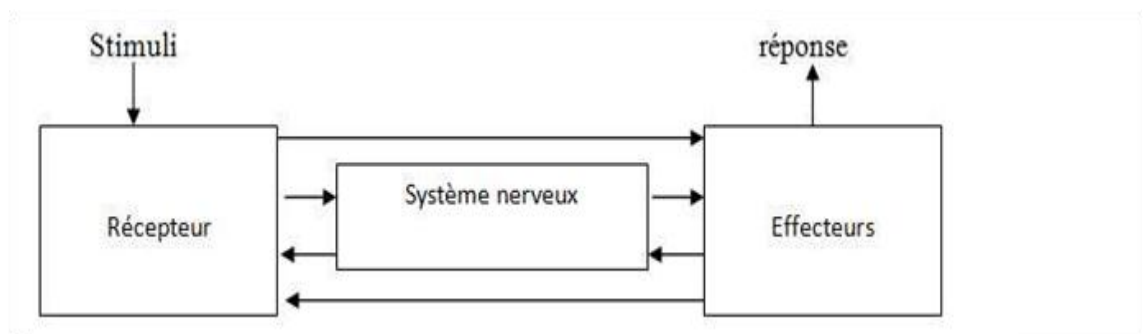


Figure 0-1 Système nerveux

1.2.1.1 Composantes d'un réseau : Le neurone formel

Un neurone formel est un petit automate qui réalise la somme pondérée des poids $w_1 w_2 w_3 \dots \dots \dots w_n$ qu'il reçoit du reste du réseau. Chaque nœud du réseau a un niveau d'activation numérique qui lui est associé au temps T. Ce niveau d'activation est modifié à chaque période par la quantité totale d'activation qu'il reçoit de ses voisins en entrée.

La figure 1-2 illustre un exemple de neurone formel.

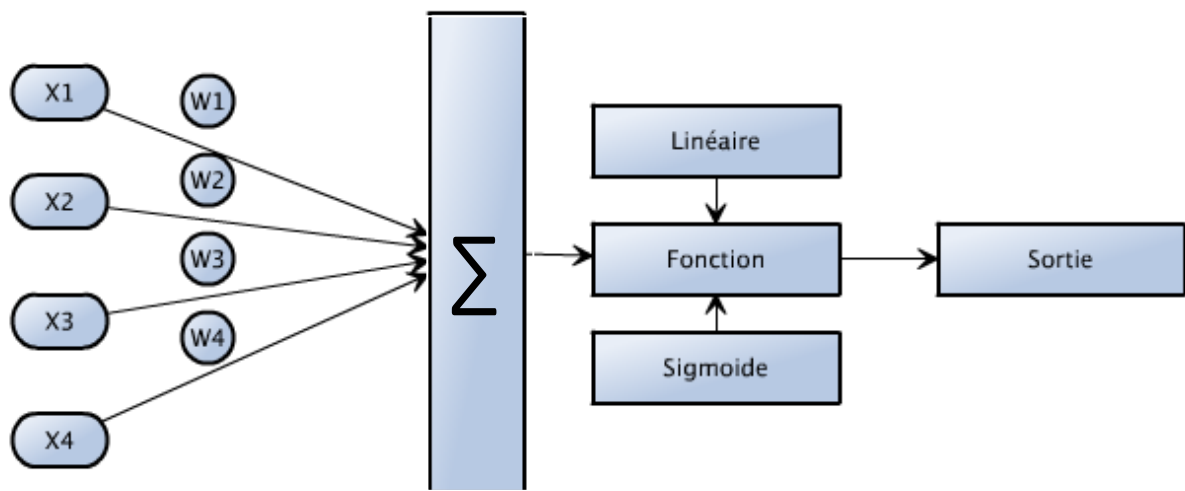


Figure 0-2 Neurone formel

Le réseau de neurones, ou modèle connexionniste est caractérisé par une règle d'activation, une organisation en couches et une règle d'apprentissage.

Le neurone formel est l'unité élémentaire d'un RNA. Il se compose de deux parties :

- ✓ Évaluation de la stimulation reçue (fonction E)
- ✓ Évaluation de son activation (fonction f)

Il est caractérisé par : Son état X (binaire, discret, continu), le niveau d'activation reçu en entrée U (continu) et le poids des connexions en entrée.

La fonction d'entrée : Somme pondérée des signaux d'entrée et équation de somme pondérée des signaux d'entrée. D'où l'équation suivante :

$$U_i = E(x_1 \dots x_j \dots x_n) = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j \quad (1-1)$$

- **Le biais d'entrée (bias input) :** Unité fictive dont le poids permet de régler le seuil de déclenchement du neurone.

1.2.1.2 Règle d'activation

La règle d'activation est une procédure locale que chaque nœud applique en mettant à jour son niveau d'activation en fonction de l'activation des nœuds voisins. La fonction d'activation la plus généralement rencontrée est une fonction sigmoïde telle que « si la somme des entrées pondérées est supérieure à un seuil, alors le neurone de sortie est activé, sinon, rien »

➤ Fonctions d'activation

La figure 1-3 illustre des différentes fonctions d'activation.

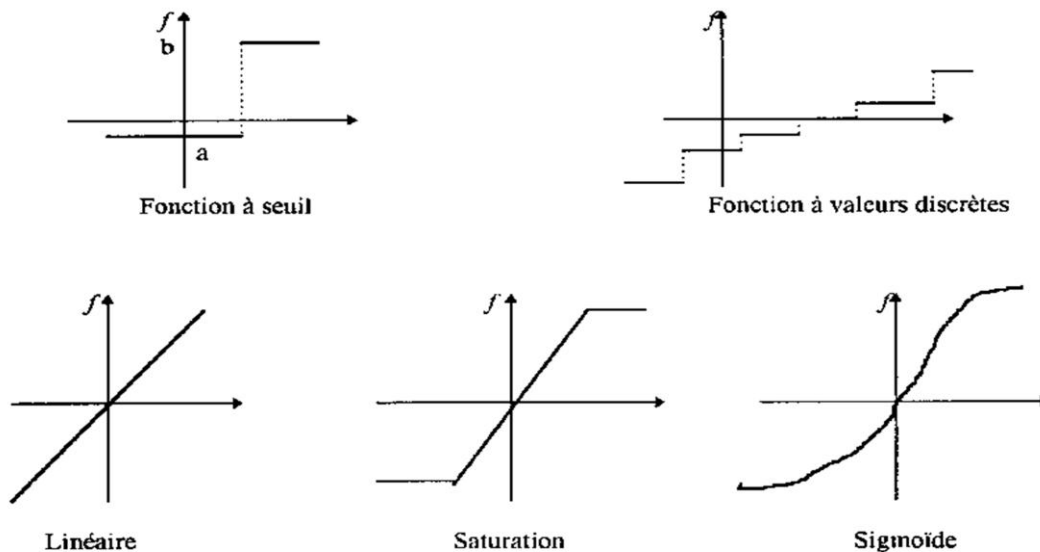


Figure 0-3 Ensemble des fonctions d'activation

1.3 Organisation en couches

Comme le montre la *figure 1-4* le réseau se compose d'un ensemble de nœuds connectés entre eux par des liens orientés, ou connexions. Bien que n'importe quelle structure soit imaginable, la forme la plus utilisée est l'organisation en couches successives. Un neurone ne peut entrer connecter dans cette structure qu'à des neurones d'une couche limitrophe. Une telle structure diffusant l'information de la couche d'entrée reçoit les données du problème. La couche de sortie représente le résultat. Selon les problèmes, on intercale un nombre de variable de couches intermédiaires, dites couches cachées.

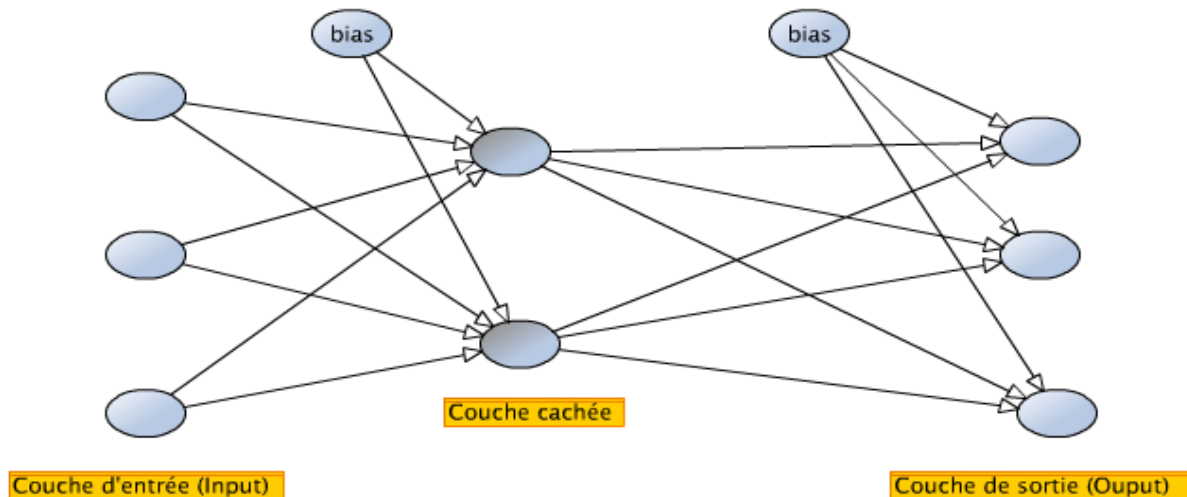


Figure 0-4 Organisation en couche

1.4 Auto apprentissage

La règle d'apprentissage indique la capacité du réseau à changer son comportement d'après les résultats de son expérience passée. Cette procédure décrit la façon dont les poids des connexions varient en fonction du temps. Une des particularités des réseaux est cette capacité à s'auto organiser sans qu'aucun agent extérieur (programmeur) n'intervienne dans ce processus d'optimisation. La règle d'apprentissage minimise l'erreur entre la donnée de sortie prévue par le réseau et la donnée réelle du fichier d'apprentissage. Un réseau de

neurones est comparable à une « boîte noire ». Il reçoit un ensemble d'inputs et produit un ou plusieurs outputs.

1.4.1 Notion d'apprentissage

Les réseaux de neurones construisent des prédicateurs à partir d'exemples. Le réseau recherche un modèle par l'analyse d'un ensemble d'exemples dont les entrées et les sorties sont connues.

1.4.2 Règle d'apprentissage

L'apprentissage consiste à modifier le poids des connexions entre les neurones selon le schéma de la figure suivante :

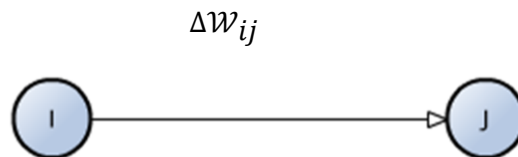


Figure 0-5 Exemple de connexion de neurones

Il existe plusieurs règles de modification :

✓ Loi de Hebb : $(\Delta W_{ij} = \mathcal{R}a_i a_j)$ (1-2)

✓ Règle de Widrow-Hoff (delta rule) : $(\Delta W_{ij} = \mathcal{R}(d_i - a_i)a_j)$ (1-3)

✓ Règle de Grossberg $(\Delta W_{ij} = \mathcal{R}(a_j - W_{ij})a_i)$ (1-4)

➤ Loi de Hebb

Si deux unités connectées sont actives simultanément, le poids de leur connexion est augmenté ou diminué. \mathcal{R} est une constante positive qui représente la force d'apprentissage (learning rate).

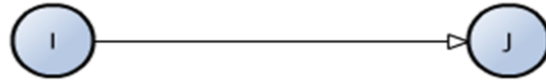


Figure 0-6 Exemple connexion de neurones

$$(a_i = -1 \quad a_i = 1 \quad a_j = -1) \quad (1-5)$$

$$(\Delta W_{ij} = \mathcal{R}_{ij} \quad \Delta W_{ij} = -\mathcal{R}) \quad (1-6)$$

$$(a_i = 1 \quad \Delta W_{ij} = -\mathcal{R} \quad \Delta W_{ij} = \mathcal{R}) \quad (1-7)$$

➤ **Loi de Widrow-Hoff (delta rule) :**

Soit a_i l'activation produite par le réseau d_i réponse désirée par l'expert humain. Par exemple si la sortie est inférieure à la réponse désirée, il va falloir augmenter le poids de la connexion à condition, bien sûr, que l'unité j soit excitatrice (égale à 1). On est dans l'hypothèse d'unités booléennes $\{0,1\}$.

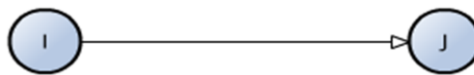


Figure 0-7 Exemple de connexion de neurones

$$(\Delta W_{ij} = \mathcal{R}(d_i - a_i)a_j) \quad (1-8)$$

➤ **Loi de Grossberg :**

On augmente les poids qui entrent sur l'unité gagnante a_i s'ils sont trop faibles, pour les rapprocher du vecteur d'entrée a_j . C'est la règle d'apprentissage utilisée dans les cartes auto-organisatrices de Kohonen

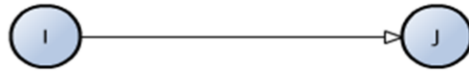


Figure 0-8 Exemple de connexion de neurones

$$(\Delta \mathcal{W}_{ij} = \mathcal{R}(a_i - \mathcal{W}_{ij})) \quad (1-9)$$

1.5 Recherche de la bonne formule

La phase d'apprentissage permet de construire la bonne configuration de poids. Il existe une quantité infinie de réseaux possibles. La recherche de la bonne configuration ressemble à la recherche de la meilleure association entre des critères et des pondérations. Une bonne association se traduit par un réseau qui modélise de manière satisfaisante l'ensemble des exemples donnés. Le critère de mesure est l'erreur entre la donnée réelle et la donnée modélisée (en général un écart quadratique).

1.5.1 Cycle d'apprentissage

Le cycle d'apprentissage consiste à entrer un input, c'est-à-dire un enregistrement correspondant à un exemple pour calculer la réponse du réseau et comparer cette réponse au résultat attendu puis à mettre à jour les poids. Ce cycle est répété jusqu'à ce que ce réseau classe les inputs de manière optimale.

1.5.2 Convergence vers la solution

Afin de réduire le cycle d'apprentissage, un programme central supervise les opérations. Il dicte au réseau la réponse correcte pour chaque forme d'entrée. La règle d'actualisation fait diminuer, d'une certaine quantité (connue sous le nom de delta), les poids qui génèrent une réponse inexacte.

À l'inverse, un processus de renforcement des connexions les plus actives et les plus justes (de règle de Hebb) permet une convergence plus rapide du réseau. Un théorème, dénommé théorème de convergence, prouve que quels que soit l'ensemble de motifs d'entrée et la classification désirée, l'algorithme d'apprentissage « convergera » finalement vers un ensemble correct de poids et, si un tel ensemble existe, se résumera à un nombre fini

d'opérations. Cette convergence s'effectue à l'aide de la technique d'optimisation et d'algorithmes adaptatifs (l'algorithme du gradient stochastique, par exemple).

Lorsque l'apprentissage est terminé, le réseau est « prêt à l'emploi ». Il peut servir à classer ou à prédire des sorties inconnues à partir de l'introduction de données. Leur utilité dans les approches exploratoires (recherche d'un modèle sous-jacent inconnu) et dont les approches confirmatoires (optimisation d'un modèle connu) font des réseaux de neurones une des techniques les plus prometteuses pour le data mining.

1.5.3 Approche statistique

Les méthodes de régression ou de classification multidimensionnelles sont parmi l'approche statistique. Ces méthodes permettent d'expliquer la valeur d'une réponse ou l'appartenance à un groupe en fonction des valeurs de plusieurs variables dites explicatives. Ces méthodes répondent à deux objectifs : réduire le nombre souvent considérable de variables potentiellement explicatives à un sous-ensemble d'usage et obtenir d'une manière plus aisée une équation prédictive.

Le but est de déterminer la classe d'une observation en calculant la distance de Mahalanobis entre l'observation et le centre de chacune des classes et en affectant l'observation à la classe pour laquelle la distance de Mahalanobis est minimale.

Le modèle est établi à partir d'un ensemble d'observations (ensemble d'apprentissage) pour lesquelles les classes sont connues. A partir de cet ensemble d'apprentissage, l'analyse discriminante établit un ensemble de fonctions linéaires des facteurs prédictifs, connues sous le nom de fonctions discriminantes, du type :

$$y = v_1x_1 + \dots + v_nx_n + c \quad (1-10)$$

Où les v_i sont des coefficients discriminants, les x_i sont les variables d'entrée (les facteurs prédictifs) et le C est une constante.

Ces fonctions discriminantes sont employées pour prévoir la classe d'une nouvelle observation. Pour un problème de classement avec k classes, k fonctions discriminantes sont construites. Étant donnée une nouvelle observation, toutes les fonctions discriminantes

sont évaluées et l'observation est assignée à la classe i si la $i^{\text{ème}}$ fonction discriminante a la valeur la plus élevée.

1.5.4 Approche probabiliste

L'approche probabiliste, se basant sur l'utilisation du théorème de Bayes, permet par exemple de calculer la probabilité d'une maladie connaissant les signes du malade.

L'application sur un problème de diagnostic médical du théorème de Bayes établit que la probabilité à posteriori d'un diagnostic D_i lorsque le signe S est présent, est fonction de la probabilité à priori du diagnostic et de la probabilité conditionnelle d'observer le signe lorsque le diagnostic est présent d'où l'expression suivante:

$$p(D_i/S) = \frac{p(D_i) \times p(S/D_i)}{P(S)} = \frac{p(D_i) \times p(S/D_i)}{(\sum_j p(D_j) \times p(S/D_j))} \quad (1-11)$$

La méthode bayésienne prend en considération des signes positifs et négatifs et permet de calculer le diagnostic le plus probable.

La détermination des probabilités à priori (exemple d'incidence de la maladie) et des probabilités conditionnelles (exemple de fréquence d'un signe dans une maladie) suppose l'exploitation d'une base de données médicales enregistrant les signes et le diagnostic de chaque individu.

1.5.5 Approche symbolique

C'est essentiellement des systèmes dits "experts" qui sont des logiciels permettant de résoudre des problèmes et de représenter sous forme explicite et déclarative les connaissances et le comportement d'un expert humain, afin qu'il puisse être reproduit par un programme.

1.6 Conclusion

L'aide à la décision est une discipline qui a suscité beaucoup d'intérêt au cours des dernières décennies. Cependant, aucune méthode ne s'est imposée comme étant "la méthode de référence" et la tendance au cours de ces dernières années fut l'essor des systèmes hybrides où les résultats de plusieurs méthodes d'aide à la décision sont combinés.

Dans le présent travail de recherche, nous nous intéressons à l'exploitation des informations médicales pour l'aide à la prise de décision en termes de diagnostic et prédiction de la maladie de la lithiase urinaire. Notre objectif est de définir un système capable de manipuler des paramètres qui entrent dans la formation des calculs urinaires d'une manière efficace afin de fournir au clinicien, à la sortie du système, des informations permettant de faciliter la prise de décision diagnostique.

Les performances du système d'aide au diagnostic proposé sont évaluées en considérant une application médicale et en se basant sur le taux de reconnaissance entre les différents algorithmes de data mining.

Chapitre 2 : Étude bibliographique sur la maladie de la lithiase urinaire et le système d'aide à la décision

2.1 Introduction

Le terme de lithiase urinaire ou urolithiase désigne la maladie caractérisée par la formation d'un calcul dans les reins ou dans les voies urinaires. Le processus fait penser à ce que l'on observe dans de l'eau contenant beaucoup de sels minéraux : au-delà d'une certaine concentration, les sels commencent à se cristalliser. Les cristaux résultant peuvent s'agglomérer pour devenir un solide appelé "calcul" qui provient du latin "calculus" et signifie cailloux [1].

Un calcul est une concrétion constituée par un agglomérat de particules cristallines ou amorphes, précipitées dans les urines, reliées et maintenues par une trame organique de nature essentiellement protéique. La contribution de la trame ou matrice à l'édification du calcul est considérable dans la mesure où elle assure la cohésion des cristaux, favorise la structuration du calcul et empêche son délitement [5].

La littérature rapporte un grand nombre de résultats des travaux consacrés à l'étude de cette pathologie durant ces dernières années, de sa genèse à son traitement en passant par son exploration métabolique et clinique par des méthodes de plus en plus efficaces. La description des caractéristiques étiopathogéniques, l'épidémiologie des lithiases, la genèse des calculs ainsi que leur composition et le traitement de la lithiase font l'objet du présent chapitre.

2.2 Localisation anatomique des calculs sur l'arbre urinaire

La plus part des calculs se forment initialement dans les reins et dans la vessie. Ils se bloquent généralement à 3 niveaux: à la jonction pyélo-urétérale, au croisement de l'uretère et des vaisseaux iliaques et à la jonction urétéro-vésicale. La plupart d'entre eux s'expulsent spontanément en passant à travers les divers conduits du système urinaire. Dans le cas où les calculs sont suffisamment ils bloquent l'uretère (le conduit qui relie le rein à la vessie), en provoquant de fortes douleurs génériquement appelées colique néphrétique. Selon la localisation des calculs sur l'arbre urinaire, on peut distinguer les calculs rénaux (localisés dans les reins), les calculs urétéraux (localisés dans l'uretère) et les calculs vésicaux (localisés

dans la vessie). La *figure 2.1* ci-dessous représente les différents niveaux de localisation des calculs sur l'arbre urinaire.

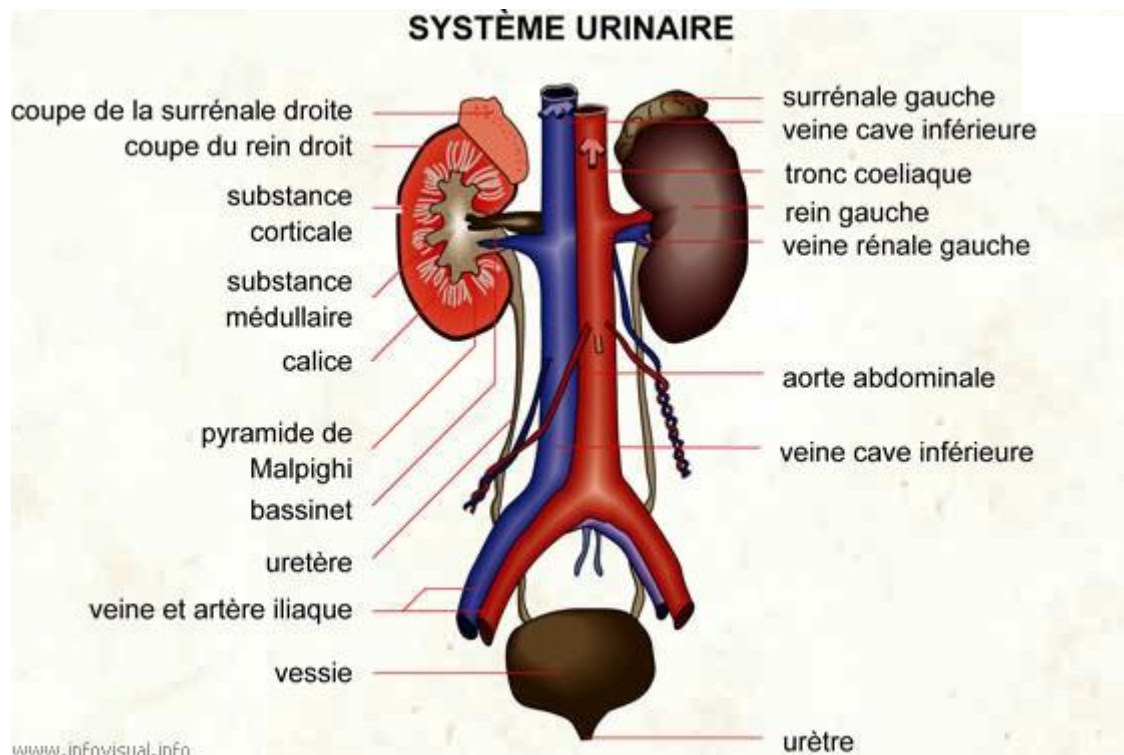


Figure 0-1 Appareil urinaire

2.3 Epidémiologie et prévalence des lithiases urinaires

2.3.1 Mécanismes de la lithogénèse

Le terme de lithogénèse regroupe l'ensemble des processus qui conduisent au développement d'un calcul dans les voies urinaires. Elle comporte plusieurs phases qui s'expriment successivement ou simultanément. Les premières étapes dites cristallogénèse, correspondent à la formation de cristaux à partir de substances initialement dissoutes dans les urines et ne constituent pas un processus pathologique [5].

La compréhension des mécanismes impliqués dans la formation de chaque type de calcul est une étape fondamentale pour une prévention efficace des récurrences et, dans certains cas, pour permettre l'élimination des calculs en place par des traitements médicaux. Le facteur majeur résultant de la formation de cristaux est la sursaturation comme l'événement principal

dans la lithogénèse qui est un processus au cours duquel, la sursaturation des urines par les substances lithogènes favorise la formation de cristaux.

Ces cristaux peuvent dans certaines conditions conduire à la formation de calculs urinaires dans l'appareil urinaire générant une insuffisance rénale chez l'homme. En fait la composition de l'urine est la force motrice dans le développement de calcul urinaire. La tendance prédominante de la lithiase urinaire augmente à travers le monde [6]. La maladie est causée par plusieurs facteurs dont l'un des premiers est la cristallurie anormale.

Cette cristallerie consiste à des cristaux de taille plus ou moins grande, qui sont présent dans les urines des patients. La cristallurie est souvent composée d'*OxCa* qui se présente sous deux forme plus ou moins hydratées la *whewellite (Wh)* et la *Weddelite (Wd)*.

Les études antérieurs ont indiqué que les variations de la concentration de *Ox* peuvent induire la sursaturation du *l'OxCa* et l'augmentation du nombre et de la taille des cristaux de *l'OxCa*. En plus le risque de formation de cristaux de *l'OxCa* dépend des deux concentrations de *Ca* et *Ox*, à savoir sur notamment le produit molaire *OxCa*, alors que la phase cristalline de *l'OxCa*, mono ou dihydrate, dépend surtout du rapport molaire de *Ca* et *Ox* [7]. Pendant le diagnostic de la maladie, aucune décision précise ne peut être prise facilement tenant compte des concentrations individuelles de calcium et oxalate chez les individus. Ainsi nous avons observé qu'il est nécessaire d'introduire les deux variables importantes les produits molaires (*pOxCa*) et les ratios molaire (*rCa/Ox*) afin d'assurer un meilleur diagnostic [7-8].

D'après les résultats de la plupart des études antérieures que *l'OxCa* est le plus fréquent dans la majorité les cristaux urinaires [7-14]. Des études antérieures ont montré que l'examen combiné les produits molaires de *l'OxCa* et les ratios peuvent permettre une meilleure prédiction de la probabilité de formation des cristaux comparativement à la considération séparée des *Ca* et *Ox* urinaire [7]. Cependant, les études dédiées à l'investigation de l'influence de la calciurie et l'oxalurie sur la formation des cristaux de *l'OxCa* dans les urines restent rares, bien que les cristaux soient une phase de promotion à la formation de l'urine des calculs urinaires.

Le travail de Daudon et al. en 1987 [15] sur l'étude de cristallurie oxalo-calcique des patients néphrolithiasique ont montré l'influence du produit des concentrations molaires

urinaires, calciques et oxalates ($pCa.Ox$) et leur rapport (rCa/Ox) sur la cristallisation de $l'OxCa$. Daudon et al. en 2004 [13] confirment que le moteur de la cristallisation de $OxCa$ est le produit oxalocalcique molaire mais la forme cristalline dans laquelle $l'OxCa$ est observé dans l'urine est fortement dépendante du rapport molaire calcium/oxalate. D'ailleurs il a été montré par Daudon et al(1989) [8] que le principal déterminant de la cristallisation était le produit molaire oxalocalcique ($pOxCa$). La forme chimique du cristal dépend principalement du rapport molaire (rCa/Ox) [16].

Les résultats obtenus dans notre laboratoire [17] ont montré qu'il y a une forte corrélation entre la cristallurie de $l'OxCa$ et les concentrations urinaires de calcium et d'oxalate. Les valeurs de calciurie et oxalurie bien qu'approximatives, peuvent permettre de prédire la formation de cristaux d'oxalate calcium. L'influence des concentrations de calcium et de l'oxalate (Ca et Ox) a été évaluée. La présence de la cristallurie augmente avec les concentrations de calcium et d'oxalate, d'une part et avec le produits ($pCa.Ox$) et d'autre part avec le ratio(Ca/Ox).

Dans le présent travail, des classifications par différents algorithmes ont été appliquées, afin de classer les patients à partir de la base de données en 3 classes, en fonction des variables chimiques ($Ca, Ox, pCa.Ox$ et Ca/Ox) et sur leur état clinique. La première classe contient des patients présentant un type de cristal Wh . La deuxième classe contient des patients avec un type de cristal Wd et la troisième comprend des sujets qui ne sont pas affectés par cette maladie. Selon les résultats obtenus des algorithmes de classification, nous avons développé un système de diagnostic simple et intelligent.

Ce système est important pour les laboratoires d'analyse médicale car il peut fournir des informations utiles sur le développement des calculs urinaires. La détermination et la prédiction des types de cristaux de l'urine seraient utiles pour les décideurs en termes de prévention et de prise en charge de la maladie et en termes des budgets alloués.

2.3.2 Etapes de la formation des calculs

2.3.2.1 Etapes de la cristallogenèse

Le processus de la lithogénèse peut être décomposé en sept étapes qui se succèdent ou s'entremêlent au cours de la formation d'un calcul (Daudon et al., 2008)[1]. Ces étapes sont rapportées dans la figure suivante (*figure 2-2*) :

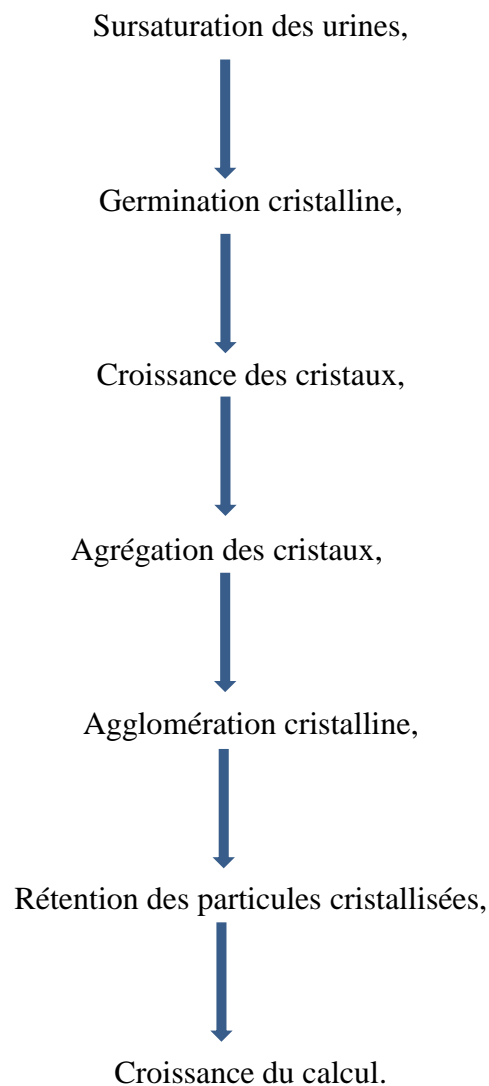


Figure 0-2 Etapes de la cristallogenèse oxalocalcique (Daudonet al., 2000)

2.4 Étapes de préparation de la base de données locale

2.1.1 Introduction

Le but de ce travail est la recherche des paramètres qui interviennent dans le développement de la lithiase urinaire allant de la nucléation (point de départ de la formation des cristaux) à la lithogénèse. Le calcul représente une source d'informations irremplaçables sur la vie d'une lithiase. L'accès aux paramètres étiologiques incriminés passe par la connaissance de sa composition chimique et cristalline.

L'étude de la cristallurie occupe une place importante dans la compréhension du processus de la lithogénèse, son étude est également présentée dans le présent chapitre. La lithiase oxalo-calcique étant devenue la plus fréquente de nos jours, une étude basée sur la détermination de la calciurie et de l'oxalurie, constitue également un paragraphe dans ce chapitre.

La spectroscopie moyen infrarouge à transformée de Fourier (SMIR-TF) est présentée dans la plupart des travaux dédiés à l'exploration des lithiases comme technique de référence pour l'analyse morpho-constitutionnelle des calculs urinaires. Cependant, compte tenu des difficultés liées au dépouillement des spectres obtenus, il est judicieux de la coupler avec d'autres techniques telles que les techniques microscopiques et cristallographiques. Il faut également signaler que la SMIR-TF n'est pas toujours accessible pour des laboratoires de routine tels que ceux d'analyses biomédicales. C'est dans cette optique qu'on opte parfois à une approche basée sur l'image telle que celle de l'analyse par la microscopie optique à lumière polarisée (MOLP) couplée à la stéréomicroscopie binoculaire (SMB) et par microscopie électronique à balayage (MEB).

D'un point de vue chimique, certains éléments de traces peuvent jouer un rôle déterminant dans la croissance des cristaux urinaires. D'autre part, leur rôle en tant que facteur de risque sur la lithogénèse a fait l'objet de plusieurs travaux (Bazin D. et Daudon M., 2010 ; Bazin D. et al, 2007) [18,19]. Les calculs sont le plus souvent analysés par fluorescence X ou par spectrométrie d'émission atomique couplée au plasma inductif (ICP-AES) (Ludovic Bellot-Gurlet, 1998) [20]. La spectrométrie de masse couplée au plasma inductif (ICP-MS) est une technique d'analyse multi-élémentaire des calculs urinaires.

Il est bien connu que les spectres chimiques tridimensionnels (3D) d'échantillons obtenus à partir de signaux de réponse de second ordre contiennent des informations plus détaillées que les spectres chimiques 2D dérivés de la détection de premier ordre [21].

Il existe de nombreuses méthodes chimiométriques efficaces pour le traitement des données dans l'analyse des spectres chimiques 3D, telles que l'analyse par facteur parallèle (PARAFAC) [22,23], l'analyse par résolution multivariée à courbes alternées, la méthode des moindres carrés (MCR-ALS) [24-28] et la analyse de décomposition trilinéaire alternée (ATLD) [29-33].

2.5 Analyse morphologique

Des travaux antérieurs ont montré que la morphologie et la composition des cristaux et calculs urinaires ont été étudiés à l'aide d'un MEB (JSM-7800F, JEOL, Japon) couplé à un détecteur EDS (EDAX, APOLLO-XL, USA). Les analyses morphologiques qualitatives et quantitatives effectuées ont révélé que les cristaux dans les calculs étaient composés d'oxalate de calcium ($OxCa$) et avaient une large gamme de tailles, avec des formes prismatiques [34].

Dans le présent travail la première phase de l'analyse est la détermination du type morphologique des cristaux, existant dans les urines, selon la classification de Daudon M. et al, (1999). L'analyse morphologique a été réalisée conformément à leur protocole publié. L'étude a été réalisée sur 106 échantillons d'urine d'humains volontaires de la région de Tadla Azilal. Tous les échantillons ont été analysés et préparés dans notre laboratoire (Constant Tcheka 2012 et al) [17]. La cristallurie a été caractérisée par microscopie optique à lumière polarisée.

Les photographies des calculs urinaires sont présentées dans les *figures 2-3* à *2-12* (Constant Tcheka et al 2012) [17]. Il est à relever qu'à cette étape d'analyse macroscopique des calculs, des premières informations relatives au typage morphologique et à la classification étiologique (couleur, texture, friabilité, homogénéité des couches) peuvent être tirées.



Figure 0-3 Calcul vésical extrait par chirurgie ; surface lisse et bosselée, de couleur beige à orangée



Figure 0-4 Calcul vésical extrait par chirurgie, de couleur noire sombre homogène, d'aspect bosselé et bourgeonné, dur



Figure 0-5 Calcul vésical extrait par chirurgie : surface de couleur hétérogène, bosselée, rugueuse ; de couleur beige/ocre/orangée/brun-rouille



Figure 0-6 Calcul vésical extrait par chirurgie de surface bosselée, grenue et mamelonnée, section à organisation couches concentriques, noyau rougeâtre légèrement friable



Figure 0-7 Calcul vésical extrait par chirurgie : intérieur rougeâtre, surface périphérique blanchâtre (nucléation hétérogène)



Figure 0-8 Calcul vésical extrait par chirurgie ; surface lisse et dur, de couleur blanchâtre



Figure 0-9 Calcul vésical extrait par chirurgie ; surface plus ou moins homogène, finement rugueuse et légèrement bosselée ; couleur beige / jaunâtre claire, intérieur présentant des imperfections



Figure 0-10 Calcul vésical extrait par chirurgie ; surface hétérogène, bosselée, présentant une partie interne mamelonnée et bourgeonnée



Figure 0-11 calcul vésical extrait par chirurgie ; de couleur blanchâtre, intérieur lisse, aspect laiteux, en boule semblable à l'œuf



Figure 0-12 Calcul vésical extrait par chirurgie ; périphérie d'aspect rugueux et anguleux, beige à jaune, intérieur inorganisé, brun jaune

2.5.1 Examen et typage morphologique par stéréomicroscopie binoculaire

2.5.1.1 Appareillage

La première étape de l'analyse morfo-constitutionnelle d'un calcul urinaire est l'examen macroscopique. Les calculs ont été observés à l'œil nu puis sous une loupe binoculaire éclairée par fibres optiques et permettant un grossissement variable compris entre 10 et 40 fois (*figure 2-13*).



Figure 0-13 Loupe binoculaire

2.5.1.2 Principe

L'examen optique a pour objet de définir la structure du calcul en fonction des caractéristiques de sa surface (texture, aspect des cristaux, couleur, particularités morphologiques comme une ombilication papillaire avec une plaque de Randall ou une face

d'accolement). Dans un premier niveau de l'analyse morpho-constitutionnelle un noyau est défini comme l'origine de la cristallisation, une section regroupant les éléments intermédiaires et une périphérie caractéristique des éléments métaboliques les plus récents. L'ensemble de ces éléments morphologiques est synthétisé sous la forme d'un (ou de plusieurs) type(s) morphologique(s). A cette étape d'analyse, la composition morpho-constitutionnelle peut être connue à environ 75% suivant le type d'échantillon. L'observation du calcul sous la loupe binoculaire n'est qu'une étape de l'analyse à compléter par d'autres techniques donnant la composition chimique et cristalline telles que la microscopie optique à polarisation, la microscopie électronique à balayage et la spectrophotométrie moyen infrarouge à transformée de Fourier.

2.5.2 Analyse constitutionnelle par microscopie optique à lumière polarisée

2.5.2.1 Appareillage

Le microscope optique à lumière polarisée (MOLP) model Olympus BX41 (*figure 2-14*) du laboratoire de Spectrochimie Appliquée et Environnement de la FST de Beni Mellal-Maroc a été utilisée pour l'analyse constitutionnelle des calculs.



Figure 0-14 Microscope optique à lumière polarisée Olympus BX41

2.5.2.2 Principe

Une petite quantité de la zone de l'échantillon à analyser est prélevée à l'aide d'une pointe métallique puis broyée dans un mortier en agate. Après ajout d'une petite quantité d'eau distillée et homogénéisation, deux à trois gouttes de la solution obtenue sont déposées

sur une lame ou une cellule de Malassez et couvertes d'une mince lamelle. L'ensemble du système est fixé devant l'objectif du microscope et les cristaux constitutifs de l'échantillon de calcul sont observés en faisant varier la polarisation de la source de lumière grâce au remontoir de la lentille de polarisation. Les cristaux vus sous polarisation de la lumière sont identifiés par comparaison à ceux de la cristallurie déjà décrits dans plusieurs travaux antérieurs et dans les laboratoires d'analyses médicales (Daudon Michel, Laboratoire Cristal). L'analyse est effectuée de manière séquentielle par des prélèvements de toutes les parties du calcul présentant une particularité, allant du noyau à sa couche périphérique. Les informations obtenues par stéréomicroscopie sont complétées par celles de la MOLP. Dans la plupart des cas pratiques, l'examen optique est réalisé en complémentarité des deux techniques microscopiques (loupe binoculaire et MOLP) (Constant Tcheka 2012) [17].

2.5.3 Analyse constitutionnelle par microscopie électronique à balayage (MEB).

2.5.3.1 Appareillage

Le microscopie électronique à balayage (MEB) a été utilisé pour l'analyse constitutionnelle des calculs. Les analyses ont été effectuées au laboratoire de Physique du Solide et des Couches Minces de la faculté des Sciences Semlalia de l'Université Cadi Ayyad de Marrakech-Maroc. Les échantillons ont été analysés séquentiellement par le microscope électronique à balayage, model *JEOL JSM-5500* (figure 2-15) (Constant Tcheka et al 2012) [17].



Figure 0-15 Microscope électronique à balayage, JEOL JSM-5500

2.5.3.2 Principe

Une portion de chacune des différentes zones est choisie selon la texture et la couleur ou une autre particularité présente afin d'obtenir une information complète sur le calcul. Les échantillons, couverts d'une couche de carbone graphite afin d'éviter l'accumulation de charges à la surface, sont fixés sur une feuille d'aluminium du détecteur utilisant la bande de carbone comme conducteur. Les signaux du détecteur sont envoyés sur un écran qui permet d'obtenir les informations de la surface balayée par les électrons incidents, une image en 3D alors obtenue. La structure de l'échantillon est visualisée qu'elle est amorphe ou cristallisée. Les cristaux constitutifs du calcul sont comparés à des images de références (Ayala E. P., 2004 ; Juana Bellanato et al., 2009 ; Bazin et al., 2007) [35,36] en tenant compte des informations obtenues de la loupe binoculaire. Un spectromètre de rayons X recueillant les particules X émises, effectue simultanément l'analyse élémentaire de l'échantillon. Un spectrogramme est visualisé sur un autre écran relié au détecteur.

2.5.4 Analyse constitutionnelle par spectrophotométrie infrarouge moyen à transformée de Fourier (SMIR-TF).

2.5.4.1 Appareillage

L'analyse constitutionnelle par SMIR-TF a été effectuée au centre recherche de la faculté des sciences de l'université Sultan Moulay Ismaël de Meknès-Maroc (Constant Tcheka et al 2012)[17]. Le spectrophotomètre utilisé dans le présent travail est le model *Jasco FT/IR – 4100* (figure 2-16).

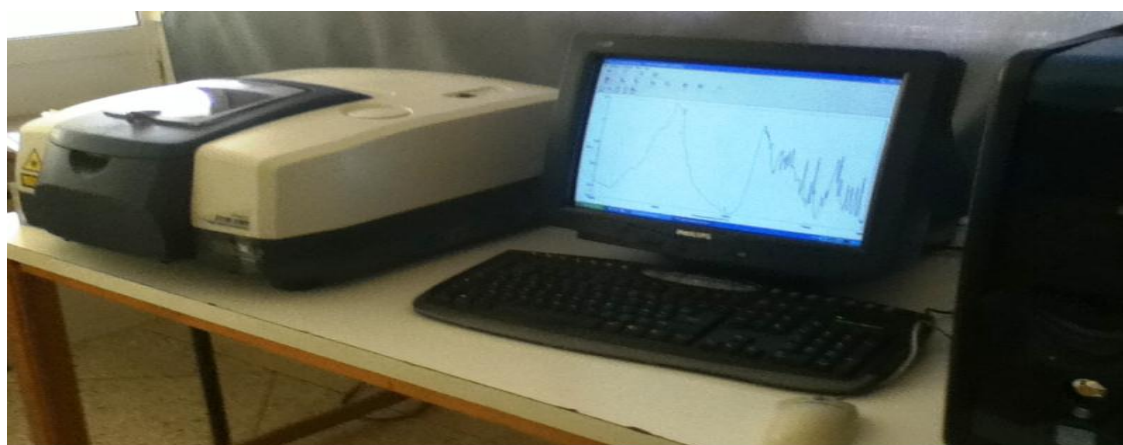


Figure 0-16 Spectrophotomètre model JASCO FT/IR - 4100

2.6 Analyse chimique

L'oxalurie apparente et le calcium urinaire ont été déterminés par des dosages volumétriques chimiques sur des urines. La base de données contient 63 hommes et 43 femmes dont 30 (28,3%) cas ont présenté (*Wh*) du cristal dans leur urine, 27 (25,5%) ont présenté un type de cristal (*Wd*) et 49 (46,2%) cas ne seraient pas affectés par cette maladie (*Nc*) : cristallurie négative.

2.7 Conclusion

La lithogénèse comprend tous les processus qui conduisent au développement d'un calcul dans les voies urinaires. Le calcul est le résultat de l'agglomération de cristaux qui sont liés par une matrice organique.

La lithogénèse présente plusieurs phases qui s'expriment successivement ou simultanément. On désigne les premières étapes de la lithogénèse sous le terme de cristallogénèse. Elles correspondent à la formation de cristaux à partir de substances initialement dissoutes dans les urines et ne constituent pas en soi un processus pathologique.

La pathologie lithiasique se définit généralement par la rétention et la croissance des cristaux et agrégats cristallins. Des progrès considérables ont été réalisés au cours des 30 dernières années dans la compréhension des mécanismes de formation des calculs.

Parmi les facteurs qui conduisent à la formation des calculs chez un patient donné on note la sursaturation urinaire qui traduit un excès de concentration d'une substance dissoute dans l'urine par rapport aux capacités solvantes de celle-ci. Le principal et le majeur facteur favorisant la formation de cristaux urinaires est la sursaturation. Comme l'événement principal dans la lithogénèse qui est un processus au cours duquel la sursaturation des urines par les substances lithogènes favorise souvent la formation de cristaux.

Les calculs urinaires et les cristaux urinaires dits « cristallurie » du présent travail ont été identifiés par différentes techniques chimiques telles que les dosages chimiques et physiques, telles que les méthodes optiques (MOLP) électronique (MEB) et spectroscopique (SIR-TF). Les différentes méthodes ont été complémentaires pour confirmer l'identification de nos échantillons.

Chapitre 3 : Algorithmes de classification

3.1 Introduction

La classification automatique consiste à attribuer une classe ou catégorie à chaque objet (ou individu) à classer, en se basant sur des données statistiques. Elle fait couramment appel à l'apprentissage automatique et elle est largement utilisée en reconnaissance de formes. Pour prédire ou identifier la classe d'appartenance d'un patient donné, nous devons utiliser un algorithme de classification. Le terme classification fait référence à l'affectation d'un individu à une classe (existant a priori) dans le cadre de l'analyse discriminante. Le but dans le présent travail était de comparer les performances de différentes techniques d'algorithmes: *Random Forest*, *C4.5*, réseau de neurone (*ANNs*), support à vaste marge (*SVM*) et K-plus proche voisin (*KPPV*), afin de développer un système pour prédire et classer les calculs urinaires.

3.2 k-Plus Proche Voisin

L'algorithme k-plus proche voisin (*kNN*) [38-39] est un algorithme simple qui stocke tous les cas disponibles et classe les nouveaux cas basés sur une mesure de similarité (par exemple, fonctions de distance). Il a été utilisé dans divers domaines tels que la bioinformatique [40], traitement d'images et compression de données [41], récupération de documents [42], vision par ordinateur [43], base de données multimédia [44] et analyse de données marketing [45].

La recherche des plus proches voisins, ou des k plus proches voisins est un problème algorithmique classique. De façon informelle le problème consiste, étant donné un point à trouver dans un ensemble d'autres points, à déterminer quels sont les k plus proches.

Dans ce cadre, on dispose d'une base de données d'apprentissage constituée de N couples « entrée-sortie ». Pour estimer la sortie associée à une nouvelle entrée x , la méthode des k plus proches voisins consiste à prendre en compte (de façon identique) les k échantillons d'apprentissage dont l'entrée est la plus proche de la nouvelle entrée x , selon une distance à définir.

Le choix de K

Le choix de K permet des performances telles que :

Valeur élevée de K :

- ✓ Moindre sensibilité au bruit
- ✓ Grande base d'apprentissage permettant une plus grande valeur de k

Valeur faible de K :

- ✓ Meilleure information sur les structures fines.
- ✓ Nécessité pour des petites bases d'apprentissage

L'algorithme nécessite de connaître k , le nombre de voisins à considérer. Une méthode classique pour avoir cette valeur est la validation croisée (cross validation).

Distance

Le calcul de la distance d fait appel aux propriétés suivantes :

Propriétés de la distance:

$$d(A, A) = 0 \quad (3-1)$$

$$d(A, B) = d(B, A) \quad (3-2)$$

$$d(A, B) \leq d(A, C) + d(B, C) \quad (3-3)$$

Distance entre numériques

$$d(x, y) = |x - y| \quad (3-4)$$

Ou bien

$$d(x, y) = |x - y|/d_{max} \quad (3-5)$$

Où d_{max} est la distance maximale entre deux numériques du domaine considéré

- ✓ Distance entre nominaux :
- ✓ Données binaires : 0 ou 1. On choisit : $d(0,0) = d(1,1) = 0$ et $d(0,1) = d(1,0) = 1$

- ✓ Données énumératives : la distance vaut 0 si les valeurs sont égales et 1 sinon.
- ✓ Données énumératives ordonnées : elles peuvent être considérées comme des valeurs énumératives mais on peut également définir une distance utilisant la relation d'ordre.
- ✓ Distance Euclidienne entre 2 exemples.

Soit $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ et $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ deux exemples, la distance euclidienne entre X et Y est:

$$D(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (3-6)$$

- ✓ **Autres distances**
- ✓ Sommation:

$$D(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|} \quad (3-7)$$

- Distance euclidienne pondérée:

$$D(X, Y) = \sqrt{w_i \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (3-8)$$

- **Distance de Spearman distance**

Étant donné une matrice X de taille $m \times n$ qui est considérée comme des vecteurs lignes x_1, x_2, \dots, x_m et une matrice Y , qui est traitée comme $(1 \times n)$ $(n \times 1)$ vecteurs lignes y_1, y_2, \dots, y_m les diverses distances entre le vecteur x_s et y_t sont définis comme suit :

- La corrélation de Spearman consiste à trouver un coefficient de corrélation, non pas entre les valeurs prises par les deux variables mais entre les rangs de ces valeurs. D'où l'expression suivante :

$$d_{st} = 1 - \frac{(r_s - \bar{r}_s)(r_t - \bar{r}_t)}{\sqrt{(r_s - \bar{r}_s)(r_s - \bar{r}_s)^t} \sqrt{(r_t - \bar{r}_t)(r_t - \bar{r}_t)^t}} \quad (3-9)$$

Où

- r_{sj} est le rang de x_{sj} repris $x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{mj}$,
- r_{tj} est le rang de y_{tj} repris $y_{1j}, y_{2j}, \dots, y_{mj}$,
- r_s et r_t sont les coordonnées des rangs vecteurs de x_s et y_t , $r_s = (r_{s1}, r_{s2}, \dots, r_{sn})$ et $r_t = (r_{t1}, r_{t2}, \dots, r_{tm})$

$$\bar{r}_s = \frac{1}{n} \sum_j r_{sj} = \frac{(n+1)}{2} \quad (3-10)$$

$$\bar{r}_t = \frac{1}{n} \sum_j r_{tj} = \frac{(n+1)}{2} \quad (3-11)$$

➤ Distance de City block $d_{st} = \sum_{j=1}^n |x_{sj} - y_{tj}|$ (3-12)

Notons que la distance de City bloc est un cas particulier de la distance de Minkowski, où $p = 1$.

➤ Distance de Correlation

$$d_{st} = 1 - \frac{(x_s - \bar{x}_s)(y_t - \bar{y}_t)^t}{\sqrt{(x_s - \bar{x}_s)(x_s - \bar{x}_s)^t} \sqrt{(y_t - \bar{y}_t)(y_t - \bar{y}_t)^t}} \quad (3-13)$$

Où

$$\bar{x}_s = \frac{1}{n} \sum_j x_{sj} \quad (3-14)$$

$$\bar{y}_t = \frac{1}{n} \sum_j y_{tj} \quad (3-15)$$

La méthode dite distance de corrélation, étant très intuitive, classe les exemples non étiquetés sur la base de leur similarité avec les exemples de la base d'apprentissage.

Pour un exemple non étiqueté x , trouver les k les plus proches exemples étiquetés de la base d'apprentissage et affecter à x la classe qui apparaît le plus souvent.

Les $kPPV$ nécessitent seulement les conditions suivantes :

- Un entier k
- Une base d'apprentissage
- Une métrique pour la proximité

Dans l'exemple1 (*figure 3-1*), on a 3 classes et le but est de trouver la valeur de la classe de l'exemple inconnu x

- On prend la distance Euclidienne et $k=5$ voisins
- Des 5 plus proches voisins, 4 appartiennent à ω_1 et 1 appartient à ω_3 , donc x est affecté à ω_1 , la classe majoritaire

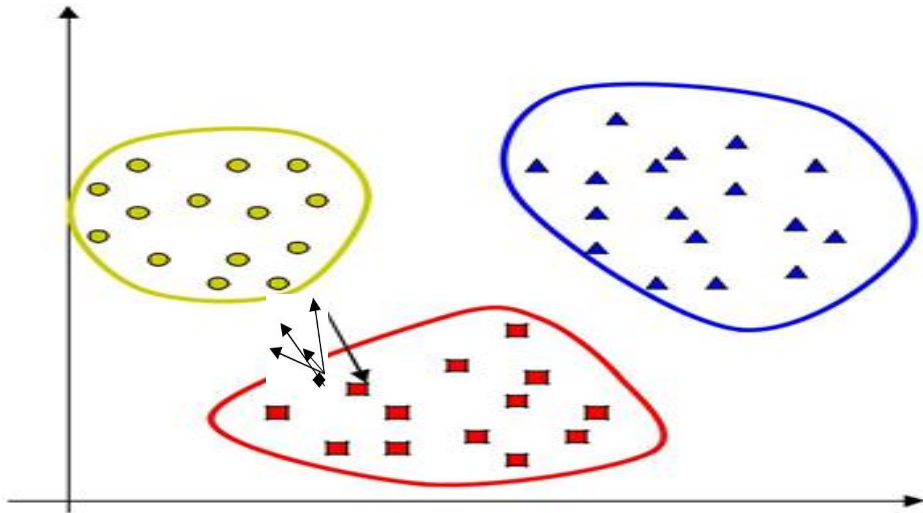


Figure 0-1 Exemple de vote par la méthode K-NN

3.3 Réseaux de Neurones

Les Réseaux de neurones (*ANN*) sont appliqués dans diverses disciplines telles que l'économie, l'écologie, l'environnement, la biologie et la médecine. Ils ont été utilisés avec succès pour la classification et prédiction dans différents domaines (Paliwal, M.etal., 2009) [46]. A travers plusieurs travaux antérieurs ces réseaux sont étudiés, en particulier, pour résoudre les problèmes de classification et de prédiction (Cissé Y. et al., 2000 ; Chow TWS et al., 1997 ; Faraway J. et al., 1998) [47-49]. L'algorithme *ANN* améliore le diagnostic dans la science médicale en prenant des décisions de soutien dans le cancer (Paulo J. et al., 2006) [50] et en élucidant le contexte clinique de lymphopénie (Ljiljana Majnaric et al., 2012) [51]. Les *ANNs* ont été utilisés pour prédire l'infection des voies urinaires en utilisant cinq ensembles de variables (Heckerling P. S. et al., 2007) [52]. Ils ont servis aussi à la gestion du système de soutien pour diagnostiquer les maladies cardiovasculaires à partir de puces « aptamères » (Eom J.H. et al., 2009) [53].

Il n'y a pas de définition universellement acceptée de Réseau de Neurone (*ANN*). On considère généralement qu'un *ANN* est constitué d'un grand ensemble d'unités (ou neurones), ayant chacune une petite mémoire locale. Ces unités sont reliées par des canaux de communication (les connexions), qui transportent des données numériques. Les unités peuvent uniquement agir sur leurs données locales et sur les entrées qu'elles reçoivent par leurs connexions

La plupart des *ANN* ont une certaine capacité d'apprentissage. Cela signifie qu'ils apprennent à partir d'exemples, de même que les enfants apprennent à lire, qu'on lui présente des exemples de lettres et de chiffres, écrits avec des écritures et des fontes différentes. A la fin de l'apprentissage, on attend de lui qu'il ait une capacité de généralisation à partir des exemples qui lui ont été présentés, sans qu'il ne soit jamais nécessaire de lui fournir une description analytique et discursive de la forme et de la topologie des chiffres et des lettres [54].

3.3.1 Perceptron

C'est un des premiers réseaux de neurones, conçu en 1958 par Rosenblatt. Il est linéaire et monocouche. Il est inspiré du système visuel. La première couche (d'entrée) représente la rétine. Les neurones de la couche suivante sont les cellules d'association et la couche finale les cellules de décision (*figure 3.2*). Les sorties des neurones ne peuvent prendre que deux états (-1 et 1 ou 0 et 1).

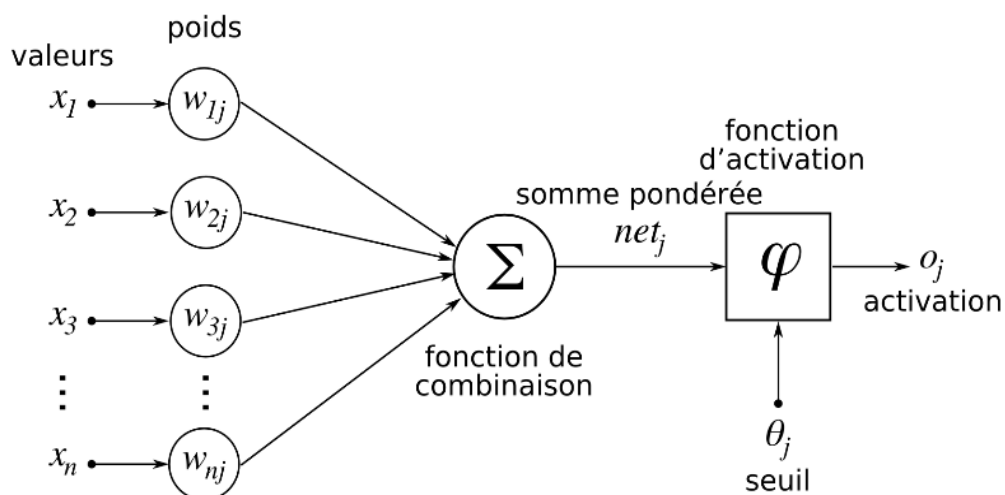


Figure 0-2 Perceptron avec seuil

Si la sortie du réseau est égale à la sortie désirée, le poids de la connexion n'est pas modifié. Dans le cas contraire le poids est modifié [55].

3.3.2 Apprentissage du perceptron

L'apprentissage consiste à déterminer les poids w_i pour que les exemples soient bien classés. L'algorithme commence avec des poids pris au hasard et on soumet les exemples en entrée du perceptron. On modifie à chaque fois les poids pour que le perceptron classe bien cet exemple selon les lignes suivantes :

- Initialisation des poids et du seuil θ à des valeurs (petites) choisies au hasard.
- Présentation d'une entrée, $e = (x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n)$ de la base d'apprentissage.
- Calcul de la sortie obtenue S pour cette entrée :

$$S = \sum(w_i \cdot x_i) - \theta \quad (3-16)$$

où $\theta = \text{signe}(S)$ (si $S > 0$ alors $\theta = +1$ sinon $S < 0$ alors $\theta = -1$), θ : seuil.

- ✓ Si la sortie θ du Perceptron est différente de la sortie désirée d pour cet exemple d'entrée E alors modification des poids :

$$w_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) + \eta \cdot (d_j - \theta_j) e_i \quad (3-17)$$

où :

- $d_j = +1$ si e est de la classe 1,
- $d_j = -1$ si e est de la classe 2,
- $d_j - x_j$ est une estimation de l'erreur.
- $w_{ij}(t + 1)$: poids de la connexion entre les neurones i et j à l'instant t .
- η : pas (taux, vitesse) d'apprentissage, comprise entre 0 et 1, on le fait le souvent varier au cours de l'apprentissage. Partant d'une valeur élevée (typiquement environ 0,8), on le réduit progressivement quand on approche de la solution.
- ✓ Tant que tous les exemples de la base d'apprentissage ne sont pas traités correctement (i.e. modification des poids), retour à l'étape 2.

Si l'ensemble d'apprentissage est linéairement séparable, l'algorithme du perceptron trouve l'hyperplan séparateur en un nombre fini d'itérations.

3.3.2 *Perceptrons multicouches*

Le perceptron multicouche (multilayer perceptron MLP) [56] est un type de réseau neuronal formel organisé en plusieurs couches au sein desquelles une information circule de la couche d'entrée vers la couche de sortie uniquement. Aujourd'hui ces modèles sont les plus employés [57-68]. Il s'agit donc d'un réseau à propagation directe (feedforward). Chaque couche est constituée d'un nombre variable de neurones, les neurones de la dernière couche (dite « de sortie ») étant les sorties du système global.

Le perceptron multicouche comporte au moins trois couches de neurones, en particulier, une couche d'entrée, au moins une couche cachée et une seule couche de sortie [69] (figure 3-3). Les fonctions d'activation de la couche d'entrée suivent généralement la fonction identité, tandis que les fonctions d'activation des neurones dans les couches cachées et dans la couche de sortie suivent d'une manière générale une fonction mathématique avec des dérivées continues premières et secondes. Actuellement ils sont les modèles les plus employés [70].

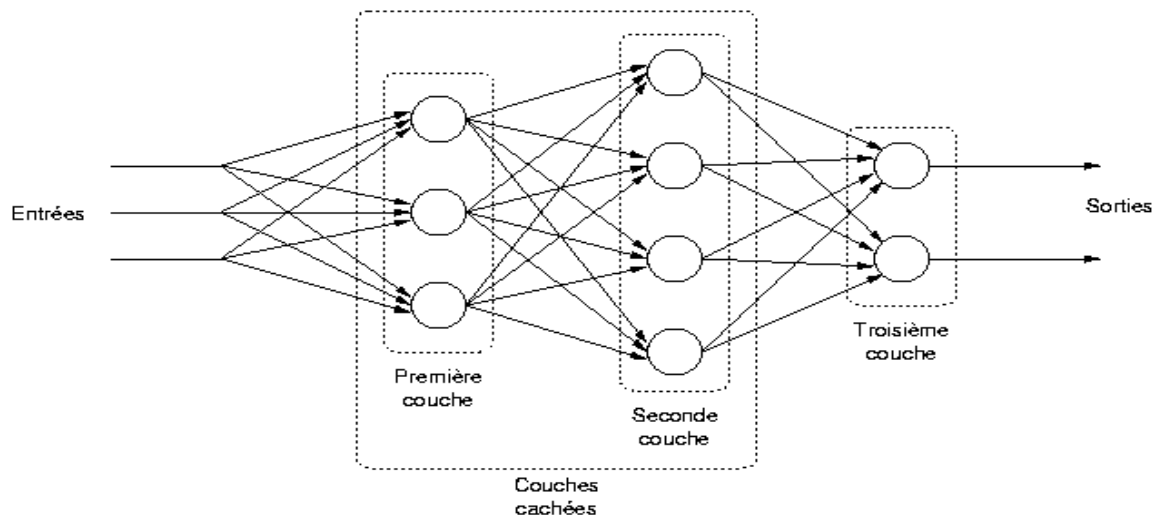


Figure 0-3 Perceptron multicouche

Types d'apprentissage

La phase d'apprentissage des *RNA* a pour objet de trouver, parmi toutes les fonctions paramétrées par les poids synaptiques, celle qui s'approche le plus possible de l'optimum. L'apprentissage vise à minimiser une fonction de coût à l'aide des algorithmes d'optimisation.

On trouve deux types d'apprentissage : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé. Le superviseur, fournit au réseau des couples d'entrée-sortie. Il fait apprendre au réseau l'ensemble de ces couples, par une méthode d'apprentissage, comme la rétro-propagation du gradient de l'erreur, en comparant pour chacun d'entre eux la sortie effective du réseau et la sortie désirée. Lorsque tous les couples entrée-sortie sont reconnus par le réseau l'apprentissage sera terminé.

Le deuxième type est l'apprentissage non supervisé qui consiste à apprendre sans superviseur. Il s'agit d'extraire des classes ou groupes d'individus présentant des

caractéristiques communes. Il consiste à détecter automatiquement des régularités qui figurent dans les exemples présentés et à modifier les poids des connexions pour que les exemples ayant les mêmes caractéristiques de régularité provoquent la même sortie.

3.3.3 *Rétropropagation (Backpropagation)*

La rétropropagation est une méthode utilisée dans les réseaux de neurones artificiels pour calculer un gradient qui est nécessaire dans le calcul des poids à utiliser dans le réseau qui consiste à minimiser l'erreur quadratique de sortie (somme des carrés de l'erreur de chaque composante entre la sortie réelle et la sortie désirée) [54]. Il est couramment utilisé pour former des réseaux neuronaux profonds, un terme se référant à des réseaux de neurones avec plus d'une couche cachée. Il s'agit d'un type de classificateur linéaire, en tant que un algorithme de classification qui fait ses prédictions sur la base d'une fonction de prédiction linéaire combinant un ensemble de poids avec le vecteur de caractéristiques [71-76].

L'algorithme de rétropropagation est défini comme suit:

Vecteur d'entrée $x = x_1, x_2, x_3 \dots \dots \dots x_n$

Vecteur de sortie désirée $o = o_1, o_2, o_3 \dots \dots \dots o_m$

Vecteur de sortie obtenue (réel) $y = y_1, y_2, y_3 \dots \dots \dots y_m$

- 1) vecteur d'entrée aux nœuds d'entrées et initialiser les poids du réseau ;
- 2) Exécuter l'échantillon d'apprentissage à travers le réseau ;
- 3) les équations permettant de calculer les termes d'erreur de signal de la couche de sortie et les couches cachées

$$es = (o - x)f'(y) \tag{3-18}$$

$$es = f'(y) \sum_1^m es.w \tag{3-19}$$

Avec :

es: erreur de la couche de sortie, **ec** : erreur de la couche cachée

x : vecteur d'entrée de la couche de sortie (signal de la couche cachée)

f: fonction sigmoïde, telle que : $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$

4. Mise à jour les poids de la couche de sortie et couches cachées en utilisant respectivement les deux équations suivantes :

$$w(t + 1) = w(t) + \eta. es. x \quad (3-20)$$

$$w(t + 1) = w(t) + \eta. ec. x \quad (3-21)$$

5. Répéter ce processus jusqu'à ce que l'erreur E devienne acceptable (aller à 2)

$$E = 1/2(\sum_{k=1}^m(ok - x)^2) \quad (3-22)$$

$$E = 1/2(\sum_{k=1}^m(ok - f(xk))^2) \quad (3-23)$$

$$E = 1/2(\sum_{k=1}^m(ok - f(\sum_{j=0}^n wjxj))^2) \quad (3-24)$$

3.4 Support à vaste marge (SVM)

Les Support Vecteur Machine (*SVM*) (Cortes C. et al., 1995) présentent presque l'algorithme d'apprentissage du noyau le plus largement utilisé. Les classificateurs *SVM* sont principalement connus pour leurs fonctions du noyau et hyperplan, qui agit comme une limite de décision. L'hyperplan est orienté perpendiculairement à la ligne séparant deux plus proches points de données sur chacun de ses côtés et se trouve au milieu le long de la ligne de telle sorte que la largeur maximale de la marge soit atteinte (V. Kecman V. et al., 2001). Il réalise des performances de reconnaissance de formes relativement robuste utilisant des concepts bien établis dans la théorie de l'optimisation.

Les machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge (*SVM*) [77,78] est un algorithme d'apprentissage automatique supervisé qui peut être utilisé pour les problèmes de classification ou de régression. Cependant, il est principalement utilisé dans les problèmes de classification. Le classificateur *SVM* est un classificateur linéaire et binaire (deux classes) dans l'espace induite par le noyau caractéristique et se présente sous forme d'une combinaison pondérée de fonctions noyau sur les exemples d'apprentissage. La fonction noyau représente le produit scalaire de deux vecteurs dans l'espace de fonction linéaires/non linéaires. Dans l'espace linéaire de fonction, la fonction de décision est principalement comme une combinaison pondérée des fonctions du noyau et peut être convertie en une combinaison linéaire de fonctions de modèle. Ainsi, elle a la même forme que la Réseau de neurone monocouche [79].

Pour expliquer le fonctionnement du classifieur *SVM*, La *Figure 3-4* illustre deux groupes de point répartis dans un espace à deux dimensions. Ces points sont associés à un groupe : les points (+) pour $y > x$ et les points (-) pour $y < x$. On peut trouver un séparateur linéaire évident dans cet exemple, la droite d'équation $y = x$. Le problème est dit linéairement séparable.

Pour des problèmes plus compliqués, il n'existe en général pas de séparateur linéaire. Imaginons par exemple un plan dans lequel les points (-) sont regroupés à l'intérieur d'un cercle, avec des points (+) tout autour (*Figure 3-5*) : Aucun séparateur linéaire ne peut correctement séparer les groupes : le problème n'est pas linéairement séparable. Il n'existe pas d'hyperplan séparateur (*Figure 3-5*).

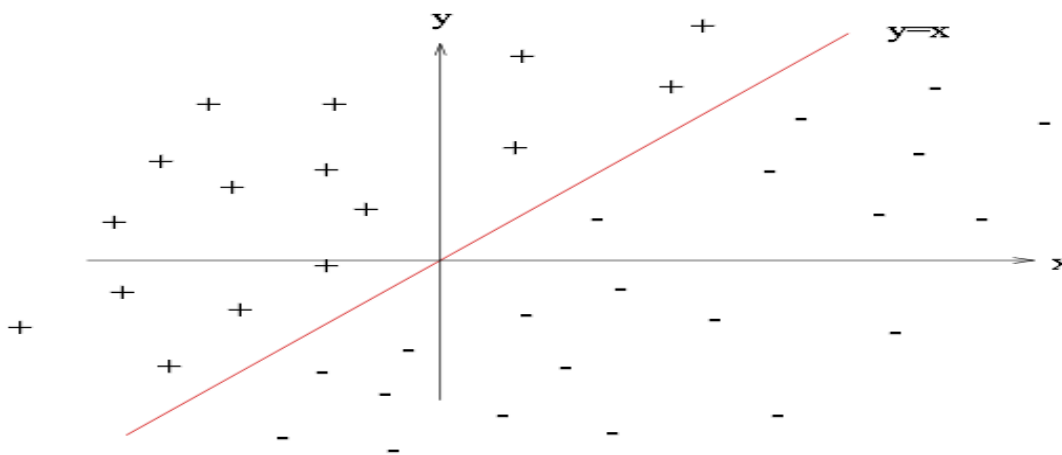


Figure 0-4 Exemple deux classes linéairement séparables

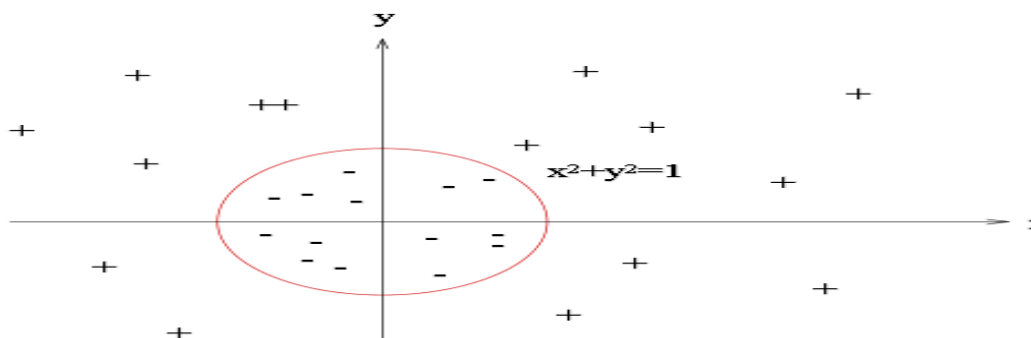


Figure 0-5 Exemple de deux classes non linéairement séparables

Cas linéairement séparables

Dans le cas de deux classes linéairement séparables il existe une infinité d'hyperplan capable de séparer parfaitement ces deux classes. Pour toutes les formes x_i de classe y_i de la base d'apprentissage, on a le schéma illustre par la *figure* suivante (*figure 3-6*).

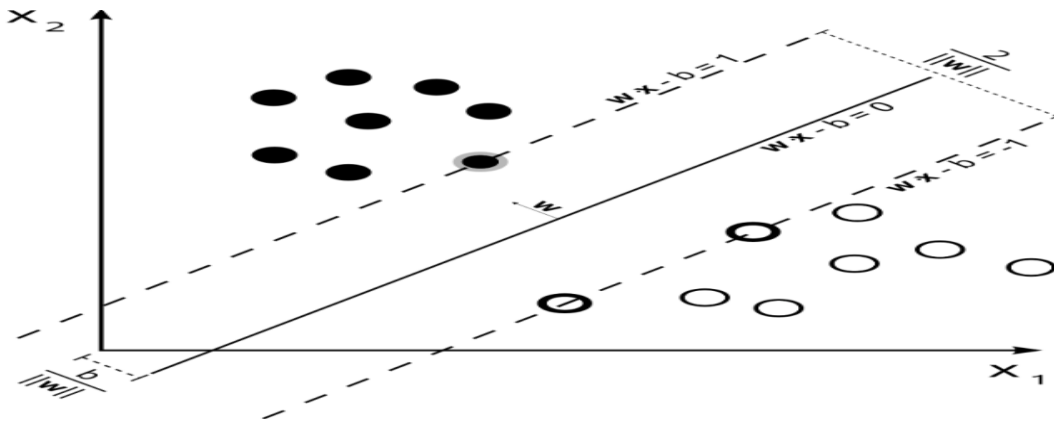


Figure 0-6 Hyperplan classifieur pour classification binaire et vaste marge (distance entre les deux classes)

Dans le cas séparable, on va considérer les points les plus près de l'hyperplan séparateur : vecteurs supports (support vector).

Pour tout point de l'espace des exemples, la distance à l'hyperplan séparateur est donnée par :

$$\frac{|w \cdot x + b|}{\|w\|} \quad (3-25)$$

Avec : Avec $\frac{1}{\|w\|}$ est la marge et (w, b) est le vecteur support à optimiser pour trouver un hyperplan séparateur.

De manière équivalente, le problème peut s'écrire plus simplement comme une minimisation telle que :

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (3-26)$$

$$\text{Sous les contraintes : } y_i(w \cdot x + b) \geq 1, \forall i \in [1, N] \quad (3-27)$$

➤ Maximisation de la marge

La minimisation est possible sous les conditions dites de "Karush-Kuhn-Tucker (KKT)"

Soit le Lagrangien L :

$$L(w, b, \lambda) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^N \lambda_i [y_i(w \cdot x_i + b) - 1] \quad (3-28)$$

Les conditions de KKT sont alors :

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0, \frac{\partial L}{\partial b} = 0, \frac{\partial L}{\partial \lambda_j} \geq 0, \lambda_j \geq 0 \quad (3-29)$$

$$\lambda_i [y_i(w \cdot x_i + b) - 1] = 0 \quad (3-30)$$

Par ailleurs la dernière condition implique que pour tout point ne vérifiant pas l'équation :

$$y_i (w \cdot x_i + b) = 1 \quad \text{le } \lambda_i \text{ est nul}$$

Les points qui vérifient $y_i(w \cdot x_i + b) = 1$, sont appelés “vecteurs supports”. Ce sont les points les plus proches de la marge. Ils sont censés être peu nombreux par rapport à l'ensemble des exemples.

Le problème s'exprime sous forme duale comme la minimisation telle que :

$$w(\lambda) = \sum_{i=1}^N \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (3-31)$$

Cette équation fait partie des problèmes d'optimisation quadratique pour lesquels il existe de nombreux algorithmes de résolution

Dans la pratique, on utilisera les bibliothèques *SVM – Light* de Joachim [71] ou la méthode SMO implémentée par Platt [80].

Cas non linéairement séparables

Si les données ne sont pas linéairement séparables, L'idée est d'ajouter des variables d'ajustement ξ_i dans la formulation pour prendre en compte les erreurs de classification ou le bruit (*Figure 0-7*)

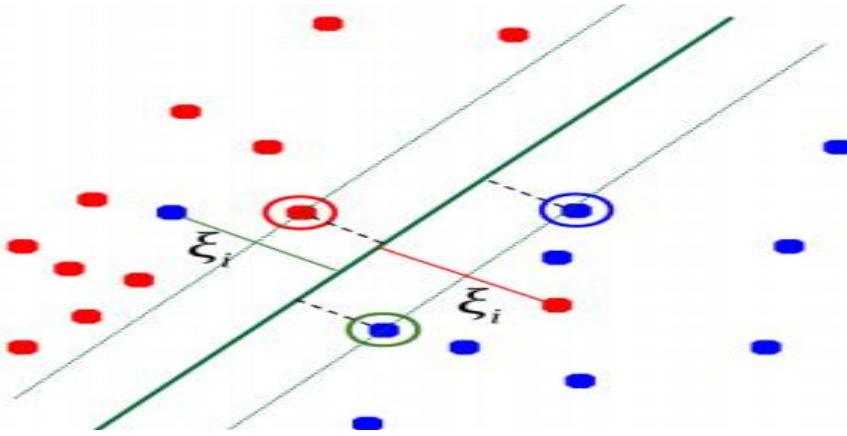


Figure 0-8 Hyperplan classifieur pour classification binaire avec variable d'ajustement et vaste marge [Arnaud Revel, Séparateurs à vaste marge]

Pour le cas de classes non linéairement séparables, on relâche la contrainte de bon classement, initialement d'où l'inéquation suivante

$$u_i(w^t x_i + w_0) > 1 \tag{3-31}$$

qui devient:

$$u_i(w^t x_i + w_0) > 1 - \xi_i \tag{3-32}$$

et on ne doit plus minimiser de la manière suivante :

$$\frac{1}{2} \|w\|^2$$

mais plutôt de la manière telle que

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i \tag{3-33}$$

C : est une constante positive ou nulle permettant de contrôler le compromis entre nombre d'erreurs de classement et la largeur de la marge.

L'espace des données peut toujours être plongé dans un espace de plus grande dimension dans lequel les données peuvent être séparées linéairement.

La notion de marge maximale et la procédure de recherche de l'hyperplan séparateur telles qu'elles sont présentées pour l'instant ne permettent de résoudre que des problèmes de discrimination linéairement séparables [81-84]. C'est une limitation sèvre qui condamne à ne pouvoir résoudre que des problèmes jouets, ou très particuliers. Afin de remédier au problème

de l'absence de séparateur linéaire, l'idée des *SVM* est de reconsidérer le problème dans un espace de dimension supérieure, éventuellement de dimension infinie.

Dans ce nouvel espace, il est alors probable qu'il existe un séparateur linéaire. Plus formellement, on applique aux vecteurs d'entrée x une transformation non-linéaire ϕ . L'espace d'arrivée $\phi(x)$ est appelé espace de redescription. Dans cet espace, on cherche alors l'hyperplan.

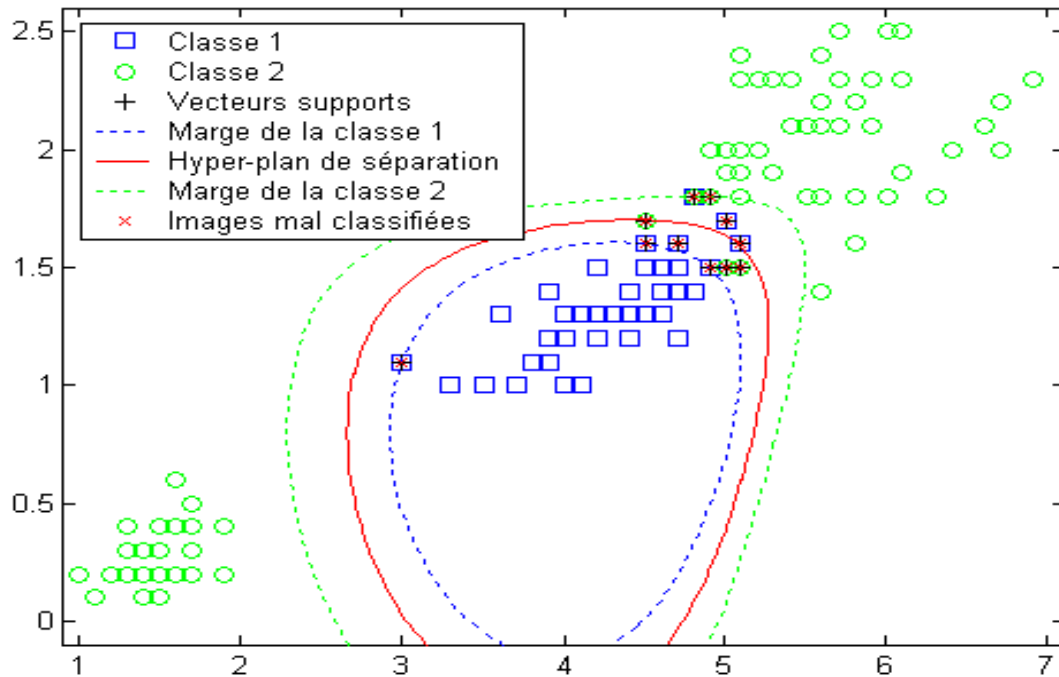


Figure 0-9 Exemple de classification SVM non-linéairement séparable [91].

La question est alors présentée par l'équation suivante :

$$h(x) = w^T \phi(x) + w_0 \quad (3-34)$$

qui vérifie l'inéquation $l_k h(x_k) > 0$ pour tous les points x_k de l'ensemble d'apprentissage, c'est-à-dire l'hyperplan séparateur dans l'espace de redescription.

En utilisant la même procédure que dans le cas sans transformation, on aboutit au problème d'optimisation représenté par l'équation suivante :

$$\text{Maximiser } L^*(\alpha) = \sum_{k=1}^p \alpha_k \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j l_i l_j \phi(x_i)^T \phi(x_j) \quad (3-35)$$

Cela sous les contraintes $\alpha_i \geq 0$ et $\sum_{k=1}^p \alpha_k l_k = 0$.

Le problème de cette formulation est qu'elle implique un produit scalaire entre vecteurs dans l'espace de redescription, de dimension élevée. Ce qui est coûteux en termes de calcul. Pour résoudre ce problème, on utilise une astuce connue sous le nom de Kernel trick, qui consiste à utiliser une fonction noyau qui vérifie l'équation suivante :

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j) \quad (3-36)$$

d'où l'expression de l'hyperplan séparateur en fonction de la fonction noyau :

L'intérêt de la fonction noyau est double :

- Le calcul se fait dans l'espace d'origine, ceci est beaucoup moins coûteux qu'un produit scalaire en grande dimension.

- on n'a pas besoin de connaître explicitement la transformation ϕ , seule la fonction noyau intervient dans les calculs. On peut donc envisager des transformations complexes et même des espaces de redescription de dimension infinie.

➤ Noyaux SVM

Il existe plusieurs types de noyau :

- ✓ Noyau Linéaire (simple produit scalaire) :

$$K(x, x_i) = x * x_i \quad (3-37)$$

- ✓ Noyau Radial Basis Function (RBF) :

$$K(x, x_i) = \exp(-\gamma \|x * x_i\|^2) \quad (3-38)$$

- ✓ Noyau Polynomial :

$$K(x, x_i) = (x * x_i + c)^2 \quad (3-39)$$

- ✓ Noyau Sigmoidé:

$$K(x, x_i) = \tanh(x * x_i + c) \quad (3-40)$$

Choix de la fonction noyau

En pratique, on ne connaît pas la transformation ϕ , on construit plutôt directement une fonction noyau qui doit respecter certaines conditions. Elle doit correspondre à un produit scalaire dans un espace de grande dimension. Le théorème de Mercer [85] explicite les

conditions que K doit satisfaire pour être une fonction noyau : elle doit être symétrique et semi-définie positive.

L'exemple le plus simple de fonction noyau est le noyau linéaire :

$$K(x_i, x_j) = x_i^T \cdot x_j \quad (3-41)$$

On se ramène donc au cas d'un classifieur linéaire, sans changement d'espace. L'approche par « Kernel trick » généralisé ainsi l'approche linéaire. Le noyau linéaire est parfois employé pour évaluer la difficulté d'un problème.

Des noyaux usuels employés avec les *SVM* sont tels que :

- Intersection d'histogrammes $K(x, y) = \sum_i \min(|x_i|, |y_i|)$ (3-42)

- Noyau polynomial $K(x_i, x_j) = (x_i^T \cdot x_j + 1)^d$ (3-42)

- Noyau gaussien $K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}\right)$ (3-43)

- Noyau Laplacien $K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|}{\sigma}\right)$ (3-44)

- Radial Basis Function (RBF) $K(x, y) = \exp\left(-\gamma \sum_i \frac{(x_i - y_i)^2}{x_i + y_i}\right)$ (3-45)

- Noyau Sigmoidal $K(x_i, x_j) = \tanh(x_i^T \cdot x_j + \theta)$ (3-46)

***SVM* multi-classes**

Comme nous l'avons déjà mentionné, les machines à vecteurs supports sont réalisables uniquement pour de problème de classification en deux classes.

Pour pouvoir utiliser cette méthode pour les problèmes multi-classes, on utilise une combinaison de plusieurs *SVM* binaires. Dans ce sens deux stratégies sont envisageables :

- ✓ **Un contre tous** : consiste à entraîner *SVM*, une classe contre les autres. Lors de la reconnaissance, un vecteur inconnu est affecté à la classe associée au *SVM* qui répond le mieux.
- ✓ **Un contre un** : entraîne un *SVM* pour chaque paire de classes. Lors de la reconnaissance, un vecteur inconnu est affecté à la classe identifiée par la majorité des *SVM* binaires.

3.5 Forêts aléatoires

Au cours de ces dernières années, les chercheurs qui travaillent sur les problématiques de reconnaissance de formes sont de plus en plus intéressés aux méthodes de classification qui utilisent des Combinaisons de classifieurs. Certaines de ces méthodes ont montré qu'elles étaient particulièrement performantes. L'une des plus efficaces et des plus récentes par ailleurs, est la famille de méthodes appelée *Forêts Aléatoires (Random Forests)* [86].

Random Forest est une méthode généralement efficace et facile à comprendre, introduite par Leo Breiman 2001 [86] qui s'appuie sur la combinaison parallèle d'un nombre arbitraire de classifieurs élémentaires de type Arbres de Décision.

➤ **Bagging**

Le « bagging », acronyme pour « boots trapaggregating », est un méta-algorithme qui combine les deux techniques sous-acronymées :

➤ **Bootstrapping :**

Un bootstrap d'un ensemble T est l'ensemble obtenu en tirant $|T|$ fois des éléments de T uniformément au hasard et avec remise. Le bootstrapping d'un ensemble d'entraînement T produit un nouvel ensemble T' qui présente en moyenne $1 - e^{-1} \approx 63\%$ instances uniques différentes de T quand $|T| \gg 1$.

➤ **Aggrégation :**

On produit plusieurs bootstraps T'_1, \dots, T'_m chaque bootstrap T'_i étant utilisé pour entraîner un prédicteur t_i . Cela fait penser à un arbre de régression, mais la technique s'applique à n'importe quelle famille de prédicteurs). Étant donnée une instance (x, y) , on fait

régresser chaque arbre, ce qui nous donne un ensemble de valeurs $y_1, y_2 \dots y_m$ prédites. Celles-ci sont alors agrégées en calculant leur moyenne $\bar{y} = 1/m \sum_i y_i$.

➤ Les extensions des forêts aléatoires

De nombreux modèles de forêts aléatoires qui ont été créés correspondent à autant de manière d'incorporer de l'aléatoire dans les arbres. À titre d'exemple, on peut citer :

Le TreeBagging [87] introduit de l'aléatoire dans l'échantillon initial en sélectionnant certains points plutôt que d'autres et laisse grandir l'arbre jusqu'à ce que chaque nœud comporte un unique élément.

Le « random subspace » consiste à sélectionner à chaque nœud K variables de manière aléatoire et, parmi celles-ci, à choisir celle qui minimise un certain critère.

La *Random Forest* qui consiste à mélanger le *CART*, le bagging et le random subspace : pour chaque arbre, on tire un échantillon à partir de l'échantillon initial ; à chaque nœud, on choisit aléatoirement K variables et on prend, parmi celles-ci, celle qui minimise le critère de l'algorithme *CART*. On laisse grandir l'arbre jusqu'à ce qu'il n'y ait plus qu'un seul élément dans chaque nœud.

Le *Random Select Split* [86] qui sélectionne les K meilleures séparation et qui en choisit une parmi celles-ci de manière aléatoire. La position de la coupure est également calculée de manière aléatoire.

➤ Principe

L'algorithme de forêts aléatoires (Leo Breiman, 2001) [86] crée un ensemble d'arbres de décision afin de réduire l'erreur de biais et d'assurer une faible corrélation entre les arbres. Les arbres sont construits sans élagage pour assurer un faible biais.

Un arbre de la forêt est construit à partir d'un échantillon bootstrap tiré avec remise depuis l'ensemble d'apprentissage et la recherche de la meilleure coupe est fondée sur un sous-ensemble d'attributs tiré aléatoirement. Ces deux dernières propositions ont pour objectif de maintenir à un bas niveau la corrélation entre les arbres afin d'assurer leur diversité.

Considérons une tâche de classification de m individus x_i ($i = 1, m$) et n attributs. Un arbre de décision (noté DT) dans la forêt de k arbres (noté $RF = \{DT_i\} i = 1, \dots, k$) est créé de la façon suivante :

- tirage avec remise depuis l'ensemble d'apprentissage d'un échantillon bootstrap (noté $B_i(i = 1, k)$) qui est utilisé pour la construction de l'arbre ;
- recherche d'une meilleure coupe pour chaque nœud de décision à partir d'un sous ensemble aléatoire de n_0 attributs ($n_0 < n, n_0 = \sqrt{n}$) ;
- construction de l'arbre le plus profond possible (sans élagage).

De cette façon on peut obtenir un ensemble d'arbres de décision adaptés au problème, mais différents les uns des autres et pouvant prendre des décisions différentes. Il s'agit alors de classer un individu quelconque de la population de données étudiée. Tous les arbres de décision fournissent un « vote » pour une classe, que l'on combine ensuite, généralement à l'aide d'un vote à la majorité, dans le cas de la classification pour obtenir la décision finale ou la moyenne des prédictions des arbres dans le cas d'une régression.

3.6 Régression PLS

La régression *PLS* (partial least square) est une méthode ancienne (Wold, 1966) [88-90] largement utilisée, notamment en chimométrie dans l'agroalimentaire, lors de l'analyse de données spectrales (Near Infra-Red ou HPLC) discrétisées et donc toujours de grande dimension. La régression *PLS* s'avère concrètement une méthode efficace qui justifie son emploi très répandu mais présente le défaut de ne pas se prêter à une analyse statistique traditionnelle qui exhiberait les lois de ses estimateurs. Elle est ainsi restée une marge des approches traditionnelles de la statistique mathématique.

Différentes version de régression de la *PLS* sont proposées en fonction de l'objectif [91]

Dans la *PLS1* une variable cible Y quantitative est à expliquer, modéliser, prévoir par p variables explicatives quantitatives X^j . *PLS2*.

Version canonique : met en relation un ensemble de q variables quantitatives Y^K et un ensemble de p variables quantitatives X^J .

PLS2 Version régression : chercher à expliquer, modéliser un ensemble de q variables Y^K par un ensemble de p variables explicatives quantitatives X^J .

PLS – DA Version discriminante : cas particulier du cas précédent. La variable Y qualitative à q classes est remplacée par q variables indicatrices (dummy variables) de ces classes.

Une application utile de la *PLS2* en version canonique s'opère, par exemple en Biologie à haut débit, dans la comparaison de deux plates-formes ou deux technologies de mesures sur le même échantillon : (Affymetrix vs. Agilent) ou encore entre les résultats obtenus par séquençage (*RNA Seq*) et biopuces. Toujours en Biologie, la *PLS2* en version régression permet d'intégrer des jeux de données observées à des niveaux différents sur le même échantillon : expliquer par exemple un ensemble de métabolites ou de phénotypes par des transcrits. Dans un objectif seulement prévisionnel, l'approche *PLS* s'avère plutôt efficace mais, si l'objectif est aussi la recherche d'une interprétation, c'est-à-dire nécessairement la recherche des variables les plus pertinentes parmi un très grand nombre, les composantes obtenues sont difficilement exploitables.

C'est pourquoi il a été proposé (Lê Cao et al. 2008 [92], 2009 [93], 2011 [94] de coupler les deux approches : pénalisation L1 de type Lasso pour une sélection des variables utilisées dans la construction des composantes orthogonales. Cette démarche passe par l'utilisation d'un algorithme parcimonieux (Shen et Huang, 2008) [95] de SVD (décomposition en valeur singulière). Celui-ci permet, à la fois, de définir des versions parcimonieuses de l'*ACP* et aussi de la *PLS* en remarquant que l'algorithme de la *PLS* peut être défini comme une succession de premières étapes de SVD.

L'objectif principal est donc la construction de versions parcimonieuses (en anglais *sparse*) des différentes méthodes de régression *PLS*. Aux résultats numériques, éventuellement de prévision, s'ajoutent des représentations graphiques en petite dimension très utiles pour aider à l'interprétation.

3.7 PLS-DA ou discrimination PLS

L'algorithme *PLS – DA* basé sur un modèle de régression *PLS* peut être considéré comme une évolution de l'algorithme non-linéaire itérative des moindres carrés partiels (NIPALS) (Brereton R. G. et al. 2009), sachant que *DA* représente l'analyse discriminante. L'algorithme *PLS – DA* a de nombreuses propriétés d'avantage pour le traitement des données multivariées [96].

La régression *PLS* peut facilement s'adapter au cas de la classification supervisée, ou analyse discriminante décisionnelle (*PLS – Discriminant Analysis*), dans lequel p variables quantitatives X^J expliquent une variable qualitative Y à m modalités. Il suffit de générer le paquet des m variables indicatrices ou (dummy variables) Y^K et d'exécuter l'algorithme *PLS2* (mode régression) en considérant comme quantitatives ces variables indicatrices. Le choix du nombre de dimensions peut être optimisé en minimisant l'erreur de prévision des classes par validation croisée.

L'analyse discriminante *PLS (PLS – DA)* est effectuée afin d'affiner la séparation entre les groupes d'observations, en espérant faire tourner des composants *ACP* (Analyse en composantes principales) de manière à obtenir une séparation maximale entre les classes et de comprendre quelles variables expliquent mieux l'information.

PLS – DA consiste en une régression *PLS* classique où la variable de réponse est une variable catégorielle (remplacée par l'ensemble des variables nominales décrivant les catégories) exprimant l'appartenance à la classe des unités statistiques. Par conséquent, *PLS – DA* ne permet pas d'autres variables de réponse que celle permettant de définir les groupes d'individus. Par conséquent, toutes les variables mesurées jouent le même rôle par rapport à l'affectation de classe. En fait, les composants *PLS* sont constitués en essayant de trouver un compromis approprié entre deux objectifs: décrire l'ensemble des variables explicatives et prévoir les réponses. Une classification basée sur la *PLS* devrait bien tirer parti d'une telle propriété dans la direction des typologies de construction avec une puissance de prédiction intrinsèque. Cette approche peut aller au-delà de la méthode classique de classification *SIMCA* qui fonctionne davantage sur la réaffectation des unités à des classes prédéfinies [96-105].

3.8 Algorithme C4.5

Cet algorithme a été proposé en 1993, par Ross Quinlan [106], pour pallier les limites de l'algorithme *ID3* [98]. Le *C4.5* repose complètement sur l'algorithme *ID3*. Nous nous focaliserons donc davantage sur les limites de l'algorithme *ID3* et les améliorations apportées par *C4.5*.

3.6.1 Attributs de valeur inconnue

Durant la construction de l'arbre de décision il est possible de gérer les données pour lesquelles certains attributs ont une valeur inconnue en évaluant le gain, ou le gain ratio pour un tel attribut en considérant seulement les enregistrements pour lesquels cet attribut est défini.

En utilisant un arbre de décision, il est possible de classer les enregistrements qui ont des valeurs inconnues en estimant la probabilité des différents résultats possibles.

Le nouveau critère de gain sera de la forme suivante :

$$\text{Gain}(x) = F(\text{Infos}(T) - \text{Info}(X, T)) \quad (3-47)$$

F est le rapport de nombre d'échantillons dans la base de données avec la valeur connue pour un attribut donné avec nombre total d'échantillons dans un ensemble de données.

3.8.2 Attributs à valeur sur intervalle continu

On gère le cas d'attributs à valeur dans des intervalles continus, de la façon suivante : L'attribut C_i a un intervalle continu de valeurs. On examine les valeurs de cet attribut dans les données d'apprentissage. On suppose que ces valeurs sont en ordre croissant, A_1, A_2, \dots, A_m . Pour chacune de ces valeurs on partitionne les enregistrements entre ceux qui ont des valeurs de C_i inférieures ou égales à A_j et celles qui ont des valeurs supérieures à A_j . En suite pour chacune de ces partitions on calcule le gain, ou le gain ratio et on choisit la partition qui maximise le gain.

3.8.3 Élagage de l'arbre de décision

L'élagage de l'arbre de décision s'effectue en remplaçant un sous arbre entier par une feuille. Cette substitution a lieu si une règle de décision établit que le taux d'erreur attendu dans le sous arbre est supérieur à celui dans une simple feuille.

L'élagage, dans les algorithmes *ID.3*, *C4.5*, *CART*, consiste à calculer « le pourcentage des pixels bien classifiés dans une feuille » afin d'éliminer les nœuds pour lesquels les pourcentages de pixels sont inférieurs ou égaux à un seuil donné ; certaines branches de l'arbre seront alors supprimées [107-110].

Le pourcentage des pixels bien classifiés i contenus dans une feuille est donné par l'expression :

$$P_i = \frac{N_i}{N} \quad (3-48)$$

Où P_i est le pourcentage des pixels bien classifiés dans une feuille ;

N_i est le nombre de pixels bien classifiés ;

N est le nombre total de pixels appartenant dans cette feuille.

C4.5 utilise l'ensemble d'apprentissage pour élaguer l'arbre obtenu. Le critère d'élagage est basé sur une heuristique permettant d'estimer l'erreur réelle sur un sous-arbre donné. Bien qu'il semble peu pertinent d'estimer l'erreur réelle sur l'ensemble d'apprentissage. La méthode est supposée susceptible de donner des résultats corrects.

3.8.4 Algorithme de base

On suppose que le langage de représentation est constitué d'un certain nombre d'attributs. Ces attributs peuvent être binaires, qualitatifs (à valeurs dans un ensemble fini de modalités) ou continus (à valeurs réelles). On utilise pour cela des critères statistiques qui permettent d'atteindre les deux objectifs suivants : un nombre de classes pas trop élevé et une bonne répartition entre les différentes classes.

Nous supposons prédéfini un ensemble de tests n -aires. Pour définir l'algorithme, nous allons définir les trois opérateurs utilisés par l'algorithme *C4.5* pour calculer un bon arbre de décision. On ne va pas traiter la phase d'expansion parce qu'elle ressemble à celle d'*ID3*), puis nous verrons la phase d'élagage. On dispose en entrée d'un ensemble d'apprentissage A et on utilise la fonction entropie définie précédemment.

Soit p une position, on choisit alors le test qui maximise le gain en utilisant la fonction entropie pour mesurer le degré du mélange. La fonction Gain, ainsi définie, privilégie les attributs ayant un grand nombre de valeurs. Elle est donc pondérée par une fonction qui pénalise les tests qui répartissent les éléments en un trop grand nombre de sous-classes. Cette mesure de la répartition est nommée 'SplitInfo' et est définie par l'expression suivante:

$$SplitInfo(p, test) = - \sum_{j=1}^n P' \left(\frac{j}{p} \right) \times \log \left(P' \left(\frac{j}{p} \right) \right) \quad (3-49)$$

dans laquelle n est l'arité de test et $P'(j/p)$ est la proportion des éléments présents à la position p prenant la $j^{\text{ème}}$ valeur de test. Il faut remarquer que, contrairement à l'entropie, la définition précédente est indépendante de la répartition des exemples à l'intérieur des différentes classes.

La valeur de « Splitinfo » ne dépend que de la répartition entre les différentes valeurs possibles pour le test. Cette fonction a des valeurs élevées lorsque le test a un grand nombre de valeurs possibles avec peu d'éléments pour chacune des valeurs. En effet, considérons le cas extrême d'un attribut n -aire avec un exemple par classe, la fonction vaut alors $\log n$. À l'inverse, considérons le cas d'un attribut binaire pour lequel les exemples sont répartis uniformément entre ces deux valeurs, la fonction vaut alors 1.

La nouvelle fonction de gain, appelée ratio de gain et notée « GainRatio », est alors définie par l'expression suivante :

$$GainRatio(p, T) = \frac{Gain(p, T)}{SplitInfo(p, T)} \quad (3-50)$$

En position p (non maximale), on choisit le test qui maximise le GainRatio (option par défaut de C4.5).

3.9 Conclusion

Pour prédire ou identifier la classe d'appartenance d'un patient donné, nous devons utiliser un algorithme de classification. Le terme classification fait référence à l'affectation d'un individu à une classe (existant a priori) dans le cadre de l'analyse discriminante. Le but dans le présent travail était de comparer les performances de différentes techniques d'algorithmes: *Random Forest*, C4.5, réseau de neurone (ANNs), support à vaste marge

(SVM) et K-plus proche voisin (KPPV), afin de développer un système pour prédire et classer les calculs urinaires.

Chapitre 4: Classification des images des calculs urinaires

4.1 Introduction

La finalité de la tâche de description d'images est de fournir une représentation d'image compacte, distinctive et invariante aux transformations géométriques d'images, changement de luminosité, occlusions et bruits. A cette fin, les différentes méthodes qui ont été proposées peuvent être classées en deux grandes catégories : locales où l'image est représentée par un ensemble de descripteurs locaux et globales qui utilisent un unique vecteur descripteur [111-119].

L'extraction de paramètres caractéristiques « feature extraction » est une étape de grande importance. Si elle est mal conçue, il sera difficile, voire impossible, d'effectuer une reconnaissance efficace. Nous allons caractériser la forme des objets couleurs par des paramètres que nous voyons pertinents pour leur forme. L'intérêt de présent chapitre est qu'il permet d'introduire et d'expliquer le principe des descripteurs comme le *GIST* les *moments Zernike* et *Centrist*.

4.2 Images des cristaux urinaires

Les images sont des objets numériques très riches en termes d'informations. La manipulation directe de ces images dans un système de reconnaissance d'images ne permet pas d'obtenir des temps de réponse réalistes. Il convient donc d'utiliser une représentation de dimension réduite pour caractériser le contenu de ces images. L'objectif principal de l'indexation est de déterminer pour chaque image, une représentation (signature) qui soit, d'une part compacte, pour être rapidement accessible et facilement comparable et suffisamment complète pour bien caractériser l'image. Il est recommandé d'employer des attributs invariants aux transformations colorimétriques telle que le changement d'éclairage et aux transformations géométriques telle que le changement d'échelle. Ceci permet de palier aux différentes transformations que peut subir une image. Cependant, la caractérisation robuste et discriminante des images reste un grand défi dans le traitement d'images.

Généralement, les attributs basés régions sont souvent les plus utilisés pour l'indexation. Ces attributs décrivent les principales caractéristiques visuelles existant dans une image, à savoir la couleur et la forme.

Les systèmes automatisés de reconnaissance de formes utilisent des algorithmes pour traiter des données recueillies : soit électroniquement via des capteurs, soit transcrites par un humain, ce qui permet d'identifier, un groupe dont les données sont les plus représentatives.

Les algorithmes utilisés par les systèmes de reconnaissance de formes se font généralement en deux tâches. Premièrement, la description des données collectées à partir de l'environnement en caractéristiques, c'est-à-dire toute valeur qui peut être représentative des données utilisées, ensuite, il y a la tâche de classification pour parvenir à une identification.

Dans le présent travail, on discutera en détails la reconnaissance d'objets. La première section traitera le système de reconnaissance d'objets en général, définissant ainsi ses différentes composantes. Ensuite, on enchainera par un état d'art comportant les approches majeures d'extraction des caractéristiques décrites dans la littérature. On définira, tout d'abord, les descripteurs globaux et les transformations puis l'utilisation des caractéristiques locales.

4.3 Classification des images

Une image est la représentation d'une scène acquise à l'aide de systèmes de production d'images (Appareils photographiques, caméras, radiographies, microscopes, scanners, télescopes, Résonance magnéto-nucléaire, sonar,...). Cependant de nombreux domaines d'applications utilisent l'image comme source d'information.

La classification des images a récemment pris de l'importance en raison de ses nombreuses applications dans différents domaines de traitement d'image et de vision par ordinateur tel que la texture de classification [120], suivi et reconnaissance d'objets [121-124], classification des scènes [122], détection et reconnaissance des visages [125], reconnaissance de l'expression faciale [125,127], classification des sexes [125, 128], recherche d'images basées sur le contenu [129] et beaucoup d'autres. Ces applications peuvent être intégrées à l'interaction homme-machine [129], la récupération de vidéo et d'images [130], la biométrie [131] et l'imagerie médicale [132-134].

4.4 Moments d'image

Différents moments ont été développés et appliqués à diverses analyses d'images pour les descripteurs de caractéristiques d'image depuis que Hu a proposé le concept d'invariants de *moments géométriques* en 1962 [135]. Les *moments orthogonaux* continus tels que les *moment de Zernike* [136] et le *moment d'ondelette* [137] possèdent l'avantage de moins de redondance des informations et une meilleure capacité de représentation des fonctionnalités par rapport aux *moments géométriques* [138, 139].

Cependant, les *moments orthogonaux continus* présentent deux défauts principaux qui conduisent à leur faible performance quand ils sont appliqués à des systèmes complexes, y compris l'approximation numérique par sommation discrète et la transformation de la coordonnée de l'image espace vers le domaine. Pour surmonter ces inconvénients, plusieurs moments *orthogonaux* distincts ont été définis et développés et dont il a été prouvé qu'ils étaient moins sensibles au bruit d'image et possédaient une meilleure capacité de représentation des caractéristiques en raison des avantages significatifs d'une redondance minimale de l'information et d'un calcul précis [139, 140].

Parmi les moments *orthogonaux* discrets, le *moment Tchebichef* (également appelé *Chebyshev*) [141] est important et plus adapté à l'analyse d'images en niveaux de gris chimiques [21].

4.5 Système de reconnaissance de formes

La reconnaissance de formes peut être définie comme la classification des objets en un certain nombre de catégories ou de classes par l'extraction d'informations significatives. Généralement, ce processus est basé sur deux étapes : la phase d'apprentissage et la phase de classification.

Dans les systèmes généraux de reconnaissance de formes, il existe deux étapes dans la construction d'un classificateur: l'apprentissage et le test (ou la reconnaissance). Ces étapes peuvent être subdivisées en sous-étapes.

Apprentissage :

1. Prétraitement: Traiter les données afin qu'elles soient sous une forme appropriée.

2. Extraction de caractéristiques : Réduire la quantité de données en extrayant des informations pertinentes. Ce qui nous donne généralement un vecteur de valeurs scalaires.
3. Estimation du modèle : A partir de l'ensemble fini de caractéristiques, il faut estimer un modèle pour chaque classe des données de formation.

Reconnaissance :

1. Prétraitement
2. Extraction de caractéristiques :(Ces deux premières étapes sont les mêmes que celle de l'apprentissage).
3. Classification : Comparaison des vecteurs caractéristiques aux différents modèles et trouver la correspondance la plus proche. On peut faire correspondre les vecteurs caractéristiques obtenus dans l'ensemble d'apprentissage.
✓ **Les descripteurs**

Afin de permettre la mise en relation des différents points détectent, l'utilisation d'une méthode de description est indispensable. Cette dernière permet de caractériser chaque point d'intérêt, et d'en extraire différentes composantes (intensités, informations sur le voisinage, échelles, gradients, ...). Il existe une multitude de méthodes de description, chacune ayant ses avantages et ses inconvénients.

Les descripteurs sont la représentation de l'information obtenue à partir du détecteur. Chaque détecteur est généralement élaboré avec son propre descripteur car il est nécessaire lors de sa conception de pouvoir l'enregistrer en mémoire.

4.6 Descripteur CENTRIST

CENTRIST (*CENSus TRansform hISTogram*) est un descripteur visuel qui a été proposé par Jianxin Wu et James Rehg [142] pour contourner le problème de la catégorisation de scènes et de la reconnaissance de lieux.

Les différentes étapes du calcul sont les suivantes:

La première étape du descripteur consiste à extraire les contours à l'aide d'un filtre de *Sobe* [142,143].

La deuxième étape est basée sur un encodage de la structure locale du gradient autour de chaque pixel appelée *CensusTransform (CT)*. La valeur de chaque pixel est comparée à celle de ses 8 voisins, ce qui permet de binariser localement l'image. Si le pixel central est supérieur ou égal à son voisin, la position correspondante est mise à 1 (sinon à elle est mise à 0). Cette image binaire locale est convertie en un nombre binaire sur 8 bits en parcourant la matrice ligne par ligne. La nouvelle valeur du pixel est donnée par la conversion en base 10 de ce nombre. Cette transformation est robuste aux changements d'illumination. À noter que cette transformation est équivalente (à l'ordre de parcours près) aux codes *Local Binary Pattern (LBP)* décrits par J. Wu, J. Rehg qui ont montré de bonnes performances en classification de texture.

Finalement, l'image est découpée en $M \times M$ régions et le descripteur est obtenu en calculant l'histogramme dans chacune des sous-régions. Il y a 256 valeurs possibles pour la CT (car on travaille sur 8 bits). Cependant, deux valeurs proches de la CT peuvent signifier des voisinages complètement différents. Il n'y a donc pas de raison de faire un histogramme comportant moins de classes. Chaque région est donc décrite par un vecteur à 256 dimensions. À noter que Wu ne concatène pas les vecteurs obtenus dans chaque région en un seul vecteur.

4.7 Moments de Zernike

Les *moments Zernike* sont un ensemble de moments *orthogonaux* qui ont été appliqués avec succès dans les domaines du traitement d'images et de la reconnaissance de formes [144]. Ils sont des descripteurs de formes par *approche région* caractérisée par la distribution des pixels dans un objet ou une région 2D. Ils ont été introduits par F. Zernike en 1934. Dans le domaine du traitement de l'information, les *moments de Zernike* ont beaucoup été utilisés pour leur propriété d'orthogonalité qui permet la génération de descripteurs non redondants et leurs propriétés d'invariance en translation, en échelle et en rotation. Ainsi, on retrouve les *moments de Zernike* dans beaucoup de travaux concernant la reconnaissance d'images de personnes [118], l'indexation d'images dans les bases de données, l'analyse et la description de forme d'objet 2D.

La formulation de ces moments est donnée par l'équation suivante :

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \iint_{xy} f(x, y) \cdot [V_{nm}(x, y)]^* dx dy \quad (4-1)$$

n représente l'ordre de décomposition ($n = 0, 1, 2, \dots, \infty$), dit aussi ordre radial ;

m est le nombre de répétitions de la décomposition ou fréquence azimutale pour un ordre n donné. L'ordre et la répétition sont liés par les deux conditions suivantes :

$$n - |m| \text{ toujours pair et } |m| \leq n \quad (4-2)$$

$V_{nm}(x, y)$ représente les polynômes de Zernike constituant la base orthogonale de projection.

Ils s'écrivent en général en représentation polaire sous la forme suivante :

$$V_{nm}(r, \theta) = \mathcal{R}_{nm}(r) e^{-im\theta} \quad (4-3)$$

Pour illustrer ces polynômes, nous avons calculé $V_{nm}(r, \theta)$ pour certaines valeurs intéressantes de n et m . Plus l'ordre n augmente, plus le nombre d'oscillation augmente. Ceci va permettre de varier le niveau de détail en fonction de l'ordre.

Les moments sont invariants par rotation, translation et changement d'échelle (après normalisation de la taille de la forme). De plus, grâce à l'exploitation d'une base de fonctions orthogonales, ces moments sont peu corrélés.

Notons que $\mathcal{R}_{nm}(r)$ sont des polynômes radiaux de la forme :

$$\mathcal{R}_{nm}(r) = \sum_{k=|m|}^n r^k \frac{(-1)^{(n-k)/2} \cdot (n+k)!}{\left(\frac{n-k}{2}\right)! \left(\frac{m+k}{2}\right)! \left(\frac{k-m}{2}\right)!} \quad (4-4)$$

L'application des *moments de Zernike* à une fonction discrète $h(x, y)$ (image par exemple) nécessite la réécriture de (4-1) comme suit :

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \sum_x \sum_y h(x, y) [V_{nm}(x, y)]^* \quad (4-5)$$

où $x^2 + y^2 \leq 1$

4.7.1 Approximations

Afin de conserver l'orthogonalité de la base au niveau des moments calculés, la fonction $h(x, y)$ doit être recalculée à l'intérieur du cercle unité en la transférant en représentation polaire (r, θ) telle que le centre de l'image soit le centre du cercle unité. Les relations de transformation s'écrivent alors de la manière suivante:

$$x = r * \cos \theta \text{ et } y = r * \sin \theta \quad (4-6)$$

avec $r = \sqrt{x^2 + y^2}$ et $\theta = \tan^{-1}(\frac{y}{x})$

La forme de l'image $h(x, y)$ est rectangulaire ou carrées ce qui est incompatible avec la forme du cercle unité. Ceci nous impose un choix entre l'élimination de certains points de l'image (surtout les coins) ou bien l'introduction de points étrangers à la fonction originale.

On réécrit les relations de (4.6) comme suit :

$$\begin{cases} x_j = c + \frac{j \cdot (d-c)}{N-1} \\ y_i = d + \frac{i \cdot (d-c)}{M-1} \end{cases} \text{ et } \begin{cases} r_{ij} = \sqrt{x_j^2 + y_i^2} \\ \theta = \tan^{-1}(\frac{y_i}{x_j}) \end{cases} \quad (4-7)$$

où :

- i et j sont les coordonnées du point de l'image originale ;
- x_j et y_i les nouvelles coordonnées de ce point dans le nouveau repère (le cercle unité) ;
- M et N sont respectivement l'étendue horizontale et verticale de cette image ;
- c et d sont les paramètres qui permettent de faire le choix entre recalculer la fonction $h(x, y)$ complètement ($c = -1/\sqrt{2}$ et $d = 1/\sqrt{2}$) ou partiellement ($c = -1$ et $d = 1$)

4.7.2 Mise en œuvre des moments de Zernike

La formulation classique des *moments de Zernike* détaillée juste avant est très facile à mettre en œuvre algorithmiquement. Cependant, elle reste très coûteuse en termes de complexité et de temps de calcul et se prête mal à un traitement rapide. Ce handicap majeur a poussé les chercheurs à essayer de trouver une formulation plus appropriée du point de vue complexité algorithmique. *Mukandan et Ramakrishnan* ont proposé un algorithme récursif de calcul des *moments de Zernike* en coordonnées polaires. Belkasim et al. ont utilisé une expansion radiale et angulaire des *polynômes orthonormaux de Zernike* pour proposer un algorithme récursif rapide. Gu et al. ont utilisé une transformation circulaire des relations proposées par Mukandan et al. pour essayer d'aboutir à un algorithme plus rapide. Finalement, Amayeh et al. ont proposé un algorithme qui est aussi rapide que les précédents mais qui permet de préserver une précision de calcul au même niveau que la formulation classique et ce en n'introduisant aucune quantification au niveau des paramètres angle θ et rayon r . La préservation de la précision assure le maintien de l'orthogonalité de la base construite. L'algorithme proposé repose sur la détection, dans le processus d'obtention des moments, de termes communs dont le calcul se fait de la même façon pendant toutes les itérations. Ces termes sont alors calculés une seule fois et mémorisés dans une table à laquelle on accède directement au cours de la réalisation des différentes itérations.

C'est cette formulation que nous avons donc adoptée pour notre application. Pour aboutir à cette forme de représentation, les équations précédentes sont alors réécrites et réorganisées comme le montre les équations suivantes :

$$Z_{n,m} = \frac{n+1}{\pi} \sum_{x^2+y^2 \leq 1} \sum_{k=|m|}^n (\beta_{n,m,k} \cdot \rho^k) e^{-jm\theta} \cdot f(x_j, y_i) \quad (4-8)$$

$$Z_{n,m} = \frac{n+1}{\pi} \sum_{k=|m|}^n \beta_{n,m,k} \cdot \left(\sum_{x^2+y^2 \leq 1} e^{-jm\theta} \cdot \rho^k \cdot f(x_j, y_i) \right) \quad (4-9)$$

$$Z_{n,m} = \frac{n+1}{\pi} \sum_{k=|m|}^n \beta_{n,m,k} \cdot X_{m,k} \quad (4-10)$$

avec $\beta_{n,m,k} = \frac{(-1)^{(n-k)/2} \cdot (n+k)!}{\left(\frac{n-k}{2}\right)! \left(\frac{m+k}{2}\right)! \left(\frac{k-m}{2}\right)!}$: est un terme dont le calcul ne dépend ni de l'image $f(x_j, y_i)$ ni des coordonnées (x_j, y_i) et $X_{m,k}$ est le terme commun qu'on ne calcule qu'une

seule fois pour toutes les répétitions. *L'équation* (4.10) réduit donc le calcul des moments de *Zernike* de toute image au calcul d'une combinaison linéaire de ces deux derniers termes.

4.8 Descripteur GIST

Dans le domaine de la vision par ordinateur, le descripteur *GIST* est une représentation d'une image en basse dimension qui contient suffisamment d'informations pour identifier une scène. Il a été introduit par les chercheurs Oliva et Torralba [145] dans le but d'une classification automatique des images. Ces deux auteurs ont défini le descripteur *GIST* de l'image en analysant les fréquences spatiales et les orientations. Il est issu d'une suite de travaux de recherche à la fois psychologiques et informatiques sur la classification automatique de scène.

Tel qu'il a été décrit dans [Oliva et Torralba, 2006] et [Oliva et Torralba, 2001], l'idée principale de ce détecteur global est d'extraire l'information la plus importante d'une image, qui est aperçue à première vue, sans un réel souci de précision. Son intérêt réside dans la forte interprétation sémantique de la scène. A partir des informations extraites par le détecteur, il est possible de différencier les lieux, voire scènes, par leur sémantique plutôt que par des primitives invariantes à un certain nombre de transformations. Il en résulte qu'il est à priori le détecteur idéal pour faire de la localisation topologique.

Toutefois ([Douze et al. ont montré en 2009, [146] que le manque de précision de ce détecteur de grande information sémantique; mais faible d'instinctivité locale liée aux primitives ce qui engendre des erreurs lors d'une recherche dans une base de données importante sachant qu'elle permet d'obtenir une image proche de celle demandée mais pas l'image demandée en elle-même.

4.9 Conclusion

L'ensemble des caractéristiques ont été extrait en utilisant différents types de descripteurs, pour la description d'images dans la base, a été présenté. Une évaluation de cet ensemble a été également effectuée. Les résultats de cette évaluation, pour différents descripteurs, sont illustrés et discutés dans le dernier chapitre suivant.

Chapitre 5 : Résultats Expérimentaux

5.1 Introduction

La majorité des calculs analysés chez les patients est composée d'oxalate de calcium (*OxCa*) monohydraté (*whewellite (Wh)*) et de l'*OxCa* dihydrate (*Weddellite (Wd)*). L'identification chimique des calculs urinaires collectés, au présent travail, a été confirmée par méthode de dosage chimique et méthode de microscopie optique sur 106 échantillons d'urine prélevés sur des volontaires humains. La cristallurie a été analysée par une microscopie optique à lumière polarisée. L'oxalurie apparente et le calcium urinaire ont été déterminés par des dosages volumétriques conventionnels.

La base de données contient 63 hommes et 43 femmes dont 30 (28,3%) avaient un type de cristal *OxCa (Wh)*, 27 (25,5%) cas avaient un type de cristal *OxCa* dihydrate (*Wd*) et 49 (46,2%) cas n'étaient pas affectés par cette maladie (*Nc*). Le but était de comparer les performances de différentes techniques d'algorithmes: algorithmes de *Forets aléatoires (Random Forest)*, *C4.5* et *Artificial Neural Networks (ANNs)* afin de développer un système simple de prédiction et de classification des calculs urinaires.

5.2 Formation des calculs

La Lithogénèse comprend tous les processus qui conduisent au développement des calculs dans les voies urinaires. La lithogénèse comprend plusieurs phases qui s'expriment successivement. Le facteur principal résultant de la formation de cristaux est la sursaturation en tant qu'événement primaire dans la lithogénèse, processus durant lequel, les urines deviennent très concentrées en termes de concentrations en substances lithogènes.

Les cristaux urinaire peuvent dans certaines conditions et selon le degré de sursaturation, s'agglomérer et conduire à la formation de calculs urinaires dans le système urinaire. Ce qui peut générer une insuffisance rénale chez l'homme. En fait, la composition de l'urine (substances lithogènes) a un rôle important et elle est considérée comme force motrice dans le développement du calcul. En fait, la tendance dominante de la lithiase urinaire augmente dans le monde entier. Cette maladie est liée à plusieurs facteurs qui influencent sur

la prévalence de la cristallurie de l' $OxCa$ dans l'urine. L'oxalate de calcium cristallise sous deux formes de morphologiques plus au moins hydratées : (Wd) et (Wh).

En fait la Wh présente des petits cristaux de forme de grains luminescents dans l'urine cristaux tandis que la (Wd) présente des cristaux plus grands et de forme géométrique octaédrique.

Les études antérieures ont montré que les variations de la concentration en Ox induisent des effets plus importants sur la sursaturation de l' $OxCa$, le nombre et la taille des cristaux en milieu aqueux. Il a également été indiqué que le risque de former des cristaux de l' $OxCa$ dépend surtout des concentrations de Ca et Ox , du produit molaire ($pOxCa$), alors que la phase cristalline de $OxCa$, mono ou dihydraté, dépend du rapport molaire ($rCaOx$). Au cours du diagnostic de la maladie, aucune décision ne peut être facilement prise en tenant compte seulement des concentrations individuelles de calcium et d'oxalates individuellement.

En fait il est nécessaire d'introduire les deux variables importantes produit molaire ($pOxCa$) et rapport molaire (rCa/Ox) afin d'assurer un meilleur diagnostic. Il ressort des résultats de la plupart des études de la littérature que l' $OxCa$ est le plus fréquent parmi les cristaux urinaires majoritaires qui cristallisent en milieu aqueux.

Des études antérieures ont montré que la prise en compte combinée du produit molaire ($PCa.Ox$) et du rapport (rCa/Ox) permet une meilleure prédiction de la probabilité de formation de cristaux de l' $OxCa$ et de leur type du cristal plus que dans le cas de la prise en compte séparée des concentrations urinaires en (Ca et Ox). Cependant les études consacrées à l'étude de l'influence de la calciurie et de l'oxalurie sur la formation des cristaux d' $OxCa$ dans les urines restent relativement moins nombreux. En fait, les cristaux sont une phase de promotion de la formation de calculs urinaires. Le travail de Daudon et al. En 1987 sur l'étude de la cristallurie oxalo-calcique des sujets néphrolithiasique ont montré l'influence du produit des concentrations urinaires molaires calciques et oxalates ($pCa.Ox$) et leur rapport (rCa/Ox) sur la cristallisation de l' $OxCa$. Daudon et al. ont confirmé, en 2004, que le moteur de la cristallisation de l' $OxCa$ serait le produit molaire oxalocalcique, mais la forme cristalline dans laquelle il est observé dans l'urine est fortement dépendante du rapport molaire (rCa/Ox).

Les résultats obtenus dans notre laboratoire ont montré qu'il existe une forte corrélation entre la cristallurie de l'*OxCa* et les concentrations urinaires de calcium et d'oxalate. Les valeurs de la calciurie et de l'oxalurie, bien qu'approximatives, peuvent permettre de prédire la formation de cristaux d'oxalate de calcium. L'influence des concentrations de calcium et d'oxalate (*Ca et Ox*) a été évaluée. La présence de cristalluries augmente avec les concentrations de calcium et d'oxalate et avec d'une part leurs produits (*pCa.Ox*) et d'autre part leur rapport (*Ca/Ox*).

Dans le présent travail, différents algorithmes de classification ont été appliqués, afin de classer les sujets de la base de données en 3 classes, en fonction des concentrations chimiques des variables (*Ca, Ox, pCa.Ox et Ca/Ox*) et de leur état clinique. La première classe contient des sujets présentant un type de cristal (*Wh*). La deuxième classe contient des sujets avec un type de cristal (*Wd*) et la troisième comprend des sujets qui ne sont pas affectés par cette maladie. Selon les résultats obtenus, nous avons développé un système de diagnostic simple et intelligent. Ce système est important pour les laboratoires d'analyses biomédicales les services de santé car il peut fournir des informations utiles sur le développement des calculs urinaires. La détermination des types cristallins des calculs urinaires serait utile pour une meilleure prise en charge de la lithiase urinaire. D'où une meilleure optimisation des budgets allouées, par les décideurs, à la prévention et le traitement de la lithiase urinaire.

5.3 Résultats et discussion

La détermination de la calciurie et de l'oxalurie, peut permettre de prédire la formation de cristaux de l'*OxCa* chez les patients à risque lithogène. La différenciation rapide des phases cristallines des cristalluries est importante dans la recherche des causes de croissance cristalline ou même de lithogénèse. Sinon, si l'information est divulguée avec un retard, il sera difficile d'évaluer l'utilité et la pertinence de l'information. L'étude de la cristallurie spontanée est source d'informations essentielles pour le diagnostic étiologique et la prise en charge médicale des patients atteints de calculs urinaires ou de pathologies cristallines susceptibles d'avoir des conséquences délétères sur la fonction rénale. Elle devrait être pratiquée dans tous les laboratoires d'analyses biomédicales pour permettre une meilleure détection des facteurs de risque et un suivi plus efficace des patients souffrant de lithiase urinaire.

Le premier objectif était la recherche des paramètres incriminés dans le développement de la lithiase urinaire. Il convient de noter, en accord avec les travaux antérieurs que le calcul urinaire reste la source irremplaçable d'information sur sa formation et son analyse par des techniques physiques appropriées conduisant à la connaissance de sa composition chimique permettant l'accès à l'étiologie de la lithiase urinaire. D'ailleurs, la croissance cristalline est l'étape décisive de la lithogénèse dans laquelle cristallisent certaines substances dans l'urine. Par conséquent, l'étude de la cristallurie serait déterminante dans la compréhension des mécanismes qui régissent la phase initiale du développement de la lithiase urinaire.

Le deuxième objectif était d'étudier l'influence des concentrations de l'*OxCa* sur la formation des cristaux urinaires ainsi que de classifier et d'identifier le calcul urinaire sur la base de ces paramètres en utilisant des algorithmes d'exploration de données. Plusieurs algorithmes de classification ont été appliqués à la même base de données afin de développer un système de diagnostic simple et intelligent comparant les performances du modèle de ces algorithmes supervisés.

Les résultats de la comparaison des performances des algorithmes *ANN*, k-plus proche voisin (*KNN*) et Support Vector Machines (*SVM*) dans le présent travail ont montré que l'algorithme *d'ANN* est parmi les méthodes les plus puissantes pour développer un système de diagnostic.

La complexité du réseau neuronal est mesurée par le nombre de neurones dans la couche cachée. Le nombre de couches cachées et le nombre de neurones de la couche ont une influence sur la qualité de l'apprentissage. Le choix du nombre de couches cachées est empirique. La comparaison des performances de tous les modèles est présentée dans le *tableau 0-1* et la *figure 0-1* suivants

Tableau 0-1 Taux (%) de reconnaissance en utilisant les algorithmes

Algorithmes	Classe 1	Classe 2	Classe 3	taux de reconnaissance
<i>KNN</i>	65,55	77,25	69,77	69,85
<i>SVM</i>	82,6	94,2	87,8	88,2
<i>ANN</i>	83,5	93,4	91,7	89,53

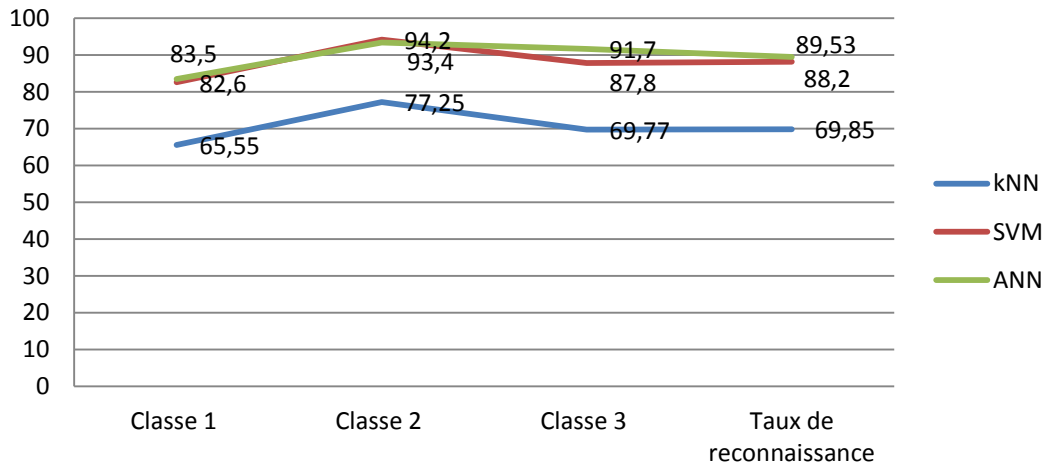


Figure 0-1 Comparaison du taux de prédiction correct des algorithmes de classification

Les résultats de la comparaison de performance du modèle de trois algorithmes supervisés (*SVM, KNN et ANN*) ont montré que *ANN* et *SVM* sont des méthodes de prédiction très puissantes.

En utilisant l’algorithme *KNN* le taux d'erreur de classification est de 0,3445 pour la whewellite, 0,2275 pour la weddellite et 0,3015 pour la cristallurie négative. En utilisant l’algorithme *SVM*, le taux d'erreur de classification est de 0,174 pour la whewellite, de 0,058 pour le weddellite et de 0,12 pour la cristallurie négative. Le taux d'erreur de classification, en utilisant l’algorithme *ANN*, est de 0,165 pour le whewellite, de 0,066 pour le weddellite et de 0,083 pour la *cristallurie négative*.

Concernant le taux d’erreurs (10,47%) de classification en utilisant l’algorithme d’*ANN*, nous pouvons dire que les données disponibles incluent généralement un nombre limité d'exemples et une partie du bruit variable. Ce bruit est principalement dû à la présence de perturbations aléatoires et aussi à la complexité de l'environnement urinaire. De plus, il est nécessaire d'augmenter le nombre d'échantillons dans la base de données d'apprentissage.

En utilisant l'algorithme C. 4 le taux d'erreur de classification est de 0,25 pour Wh, 0,44 pour Wd et 0,323 pour Nc . En utilisant l'algorithme Forêts aléatoires le taux d'erreur de classification est de 0,0 pour Wh, 0,0 pour Wd et 0,078 pour Nc (voir *tableau 5-2 et figure 5-2*).

Tableau 0-2 Comparaison du taux d'erreurs

Algorithmes	<i>Wd</i>	<i>Wh</i>	<i>Nc</i>
forets aléatoires	0,00	0,00	0,078
<i>C4.5</i>	0,44	0,25	0,32
<i>Knn</i>	0,23	0,34	0,70
<i>SVM</i>	0,06	0,17	0,12
<i>ANN</i>	0,07	0,17	0,08

D'où la figure suivante

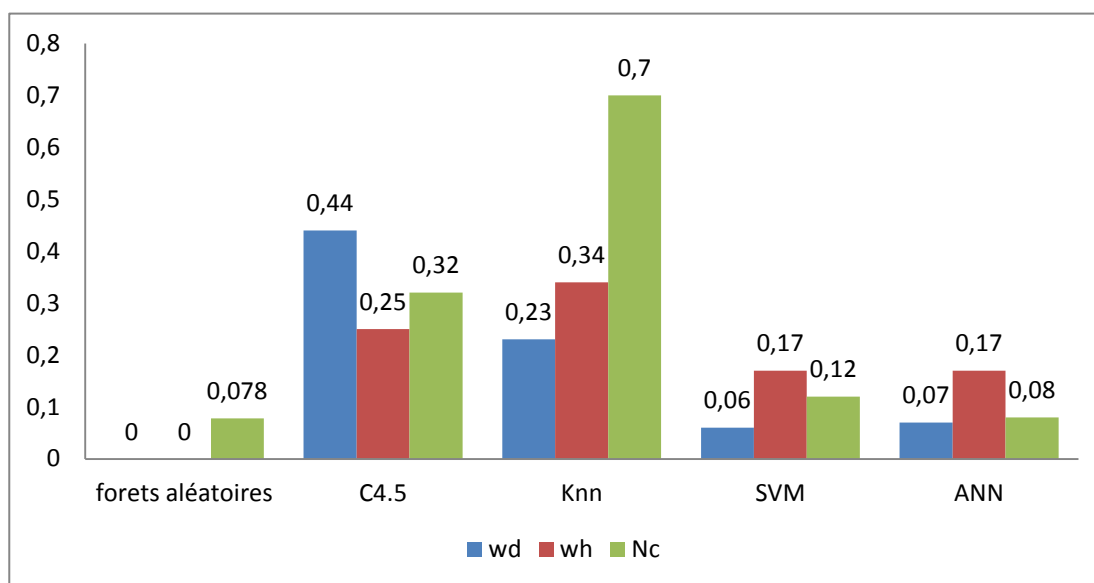


Figure 0-2 Comparaison des taux d'erreur des algorithmes de classification

Il est clair que le taux d'erreur généré par l'algorithme Forêts aléatoires est très inférieur à celui par rapport à tous les autres algorithmes.

Le taux moyenne de reconnaissance obtenu était de 97,39% , 69,85%, 88,2%, 89,53% et 67,70 en utilisant Forets aléatoires, KNN, SVM, ANN et C4.5 respectivement (voir *tableau 5-3 et figure 5-3*).

Tableau 0-3 Comparaison du taux (%)de classification correct

Algorithmes	<i>Wd</i>	<i>Wh</i>	<i>Nc</i>	taux de reconnaissance
<i>Random Forest</i>	100,00	100,00	92,16	97,39
<i>C4,5</i>	75,00	55,56	73	67,70
<i>Knn</i>	65,55	77,25	69,77	69,85
<i>SVM</i>	82,60	94,20	87,80	88,20
<i>ANN</i>	83,50	93,40	91,70	89,53

D'où la figure suivante

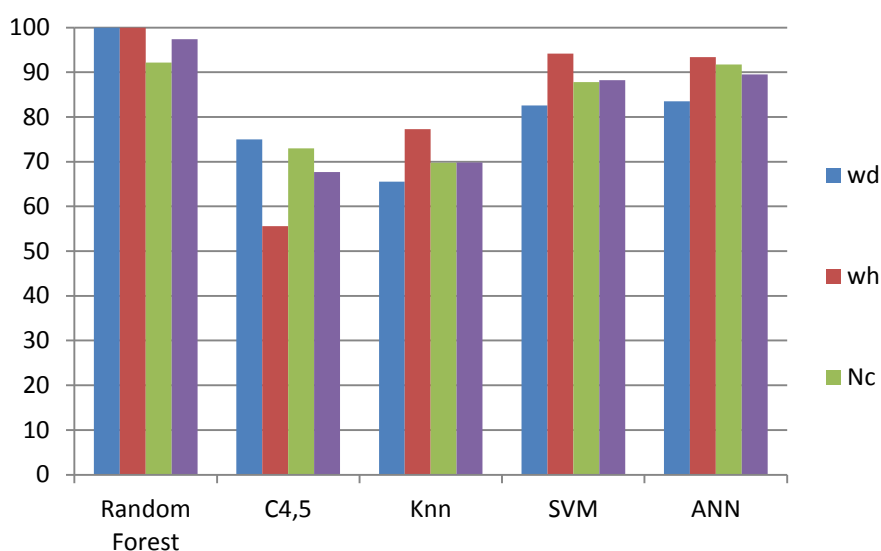


Figure 0-3 Comparaison du taux de prédiction correct des algorithmes de classification

Les résultats du *tableau 5-2* et du *Tableau 5-3* montrent que l'algorithme de *Forets aléatoires* est une méthode de prédiction très puissante. Les meilleurs résultats sont obtenus avec la technique de *Forets aléatoires*, avec un taux d'erreur inférieur à ceux obtenus par les autres méthodes de classification.

Par conséquent, il s'avère que le taux de prédiction correct moyen de *Forets aléatoires* est supérieur à celui obtenu en utilisant les techniques *SVM*, *ANN*, *C4.5* et *KNN*. Cependant, le taux d'erreur de *Forets aléatoires* dans la classification de classe *Nc* était supérieure à

celui des autres algorithmes appliqués dans le présent travail. L'algorithme Forêts aléatoires n'est pas confondu avec ceux de la classe 3 et ne peut pas correctement classer certains échantillons. Pour expliquer le taux d'erreurs de la prédiction de 0.078 de pour classer la classe 3 on peut dire que la fréquence de la cristallurie oxalocalcique augmente proportionnellement au produit molaire oxalocalcique (*pOxCa*) aussi bien chez le patient lithiasique que chez les sujets normaux.

La performance de *Forêts aléatoires* est présentée dans le *tableau 5-4* en utilisant une matrice de confusion. Chaque colonne de la matrice représente les instances d'une classe prédite, tandis que chaque ligne représente les instances d'une classe réelle. À l'aide d'une matrice de confusion, il est facile de voir si le système confond les classes d'arbres des calculs urinaires.

Tableau 0-4 Matrice de confusion utilisant la forêt aléatoire

	<i>Wh</i>	<i>Wd</i>	<i>Nc</i>	<i>Somme</i>
<i>Wh</i>	30	0	0	30
<i>Wd</i>	0	27	0	27
<i>Nc</i>	3	1	45	49
<i>Somme</i>	33	28	45	106

Les résultats obtenus montrent que l'algorithme de *forets aléatoires* est un outil utile pour l'identification de ces calculs. La chimométrie couplant à des analyses chimiques et physiques plus simples et moins coûteuses (volumétrie et la microscopie optique), d'une part aux méthodes d'analyse de données, d'autre part serait un outil rapide et moins coûteux pour un premier diagnostic de la lithiase urinaire qui peut permettre aux décideurs d'éviter les budgets élevés alloués à la prise en charge de cette maladie.

Grâce à la technique de *Forêts aléatoires*, nous avons pu établir un modèle décisionnel permettant aux services sanitaires compétents de prédire le risque lithogénique dans les populations. L'étude de la cristallurie est un excellent moyen de laboratoire qui apporte de nombreux avantages au diagnostic et à la prise en charge des maladies rénales d'origine cristalline. Les résultats de la plupart des travaux de la littérature ont montré que les *OxCa* sont les espèces chimiques les plus fréquentes dans l'urine. Cependant, les études

consacrées à l'étude de l'influence du calcium urinaire et de l'oxalurie apparente sur la formation de cristaux de *OxCa* dans les urines sont rares; la formation des cristaux l'étape initiale de la formation des calculs urinaires. Ces cristaux peuvent dans certaines conditions devenir des calculs qui conduisent à la défaillance du système urinaire.

5.4 Conclusion

Le couplage des techniques chimiques d'une part aux algorithmes d'autre part nous a permis d'optimiser et donc de valoriser aussi bien ces techniques que ces algorithmes. Cette méthode de couplage est rapide, simple et robuste. Cela peut être très utile pour le premier diagnostic de la maladie de la lithiase urinaire. Sur la base des résultats, l'algorithme *Forets aléatoires* a produit moins de taux d'erreur par rapport à tous les autres algorithmes. Le présent travail a montré que *Forets aléatoires* est une méthode très puissante pour développer un système de diagnostic simple car il a atteint une bonne performance prédictive et produit le taux moyen de prédiction le plus élevé. Selon les résultats obtenus, la méthode *Forets aléatoires* serait recommandée pour développer un système d'aide à la décision utile.

5.5 Comparaison de la performance des algorithmes de classification

La catégorisation des scènes, ou reconnaissance de scène, est devenue un processus fondamental pour une navigation, une récupération et une organisation efficace des images. Par exemple, si une catégorie de scène d'une image peut être reconnue, nous réduirions l'espace de recherche de la reconnaissance d'objet ou, plus précisément, nous détecterions les concepts sémantiques présents dans cette image. Les résultats de la catégorisation des scènes peuvent également aider un robot à se localiser dans un bâtiment. Détecter la catégorie sémantique d'une image est sans aucun doute important et la conception de bons descripteurs visuels joue un rôle central dans cette tâche.

Dans la littérature, de nombreux descripteurs visuels ont été proposés pour la reconnaissance de scène d'images. Ils peuvent être grossièrement divisés en deux groupes:

- 1) La représentation par partie, avec la considération de multiples échelles ou distributions spatiales.
- 2) La représentation holistique qui modélise directement les configurations globales.

La première approche décrit les informations de texture dans les patches d'image et elle s'est avérée extrêmement efficace pour détecter des objets sous diverses conditions. En considérant la distribution de locaux des descripteurs sur des zones d'images, parfois de plusieurs manières, l'information globale est capturée. L'un des plus populaires à base de pièces descripteurs est la transformation de fonction invariante à l'échelle (*SIFT*) [147] et une des approches les plus utilisées pour considérer la modélisation de la distribution est l'approche pyramidale spatiale [148].

Malgré les descripteurs *SIFT* associés au modèle de sacs de mots visuels [149] qui ont montré un pouvoir discriminant sur la catégorisation de la scène et le fait de modéliser directement des informations de textures globales. La même scène peut être prise à partir de points de vue différents et des objets considérablement différents et les apparences peuvent apparaître dans le même type de scène. En revanche avec les informations de texture locales, la représentation holistique, telle que comme *GIST* [115], capture la structure globale et atteint une grande précision dans la catégorisation de scène naturelle.

Récemment, l'histogramme CENSus TRansform (*CENTRIST*) [122] a été proposé pour fournir des informations précises et stables performantes sur divers jeux de données d'images. La plupart des travaux visaient les images grises et les descripteurs visuels existants reposaient principalement sur un gradient orienté calculé à partir des valeurs d'intensité. Cependant, nous soutenons que l'information sur la couleur joue également un rôle important, bien qu'elle ne soit pas aussi importante que l'intensité et ne doit pas être négligée dans la catégorisation de la scène [150].

La lithiase urinaire est une maladie dont la prévalence est la tendance ne cesse de croître dans le monde (Renard-Penat R. et al.,) [3]. Elle est l'un des problèmes de santé les plus courants dans le monde. Cette maladie est associée à des facteurs environnementaux (Luigia Giannossi M. et al., 2013) [151] parmi d'autres.

Afin d'optimiser le choix du meilleur traitement des calculs urinaires, il est essentiel de prévoir la composition du calcul urinaire avant le traitement. (Grosjean R. et al., 2013) [116]. La plupart des études ont montré que l'oxalate du calcium est le constituant le plus majoritaire des calculs cristallisés dans les urines humaines (Laziri F. et al., 2010) [117] . (R. El Habbani. et al. 2016) [14].

Ainsi, le traitement de cette maladie repose essentiellement sur la connaissance de son profil chimique et physique. En fait, au niveau clinique, la détermination de la composition des calculs urinaires est très importante dans l'évaluation préopératoire, le traitement, ainsi que la prévention de la récurrence des calculs (Jepperson M. A. et al., 2013) [152].

De nombreuses techniques sont utilisées afin d'analyser un calcul urinaire: analyse chimique, microscopie électronique, diffraction des rayons X, microscopie stéréoscopique (SM) et spectroscopie infrarouge à transformée de Fourier (FT-IR).

Ces techniques ont été appliquées à de nombreux cas cliniques. Cependant les essais étudiés ont montré que ces techniques donnent des informations insuffisantes (Gràcia-Garcia S. et al., 2011) [153].

La plupart des études antérieures ont utilisé des bases de données de la spectroscopie infrarouge couplée à des méthodes chimiométriques pour déterminer la composition chimique des calculs urinaires et de les classer en utilisant les réseaux de neurones artificiels *ANN* (Kuzmanovski I. et al., 2003) [154] et l'analyse par grappes des données de composition ionique (Abdel-Halim R. E. et al., 1999) [156].

La classification en fonction de leur profil chimique a montré que les calculs oxalo-calcium sont les plus fréquentes (70%), suivis de ceux d'acide urique (15 à 20%), phosphatés (10%) et les calculs de cystine qui sont rares (1%). Globalement, les types les plus communs de calculs sont l'oxalate de calcium (monohydraté ou dihydraté), phosphate de calcium (brushite ou apatite) et de l'acide urique (UA), avec une prévalence approximative de 70, 20 et 8%, respectivement (Saita A et al., 2007) [157-158].

Les résultats des études antérieures ont montré que l'analyse des calculs urinaires basée sur la composition chimique ne présente qu'une pertinence clinique limitée parce qu'elle ne peut pas discriminer entre ces différentes formes cristallines (Daudon M.etal., 2007; Pak C. Y. C. et al., 2003) [37, 159]. L'examen de la morphologie du calcul donne des informations supplémentaires, qui peuvent différer entre les calculs (Pak C. Y. C. et al., 2003; Daudon M. et al., 1998) [160]. Il est important de déterminer non seulement la composition chimique du calcul urinaire, mais aussi sa morphologie (Daudon M. et al., 2007; M. et al., 2012 ; Daudon M. et al., 1993) [162].

L'analyse de l'image au microscope est utilisée dans de nombreux domaines de la technologie et des sciences de la vie. Dans une application typique, l'image d'entrée peut avoir une résolution de 1024x1024 pixels tandis que les objets d'intérêt ont une résolution de seulement 50x50 pixels. Dans toutes ces applications, la détection et la classification sont difficiles en raison de la faible résolution et la forte variabilité des objets d'intérêt et de l'arrière-plan qui peut être très bruyant et très variable.

Dans le présent travail, différents algorithmes de classification couplés à descripteur *Gist*, *Centriste*, et *moments Zernike* ont été appliqués pour classer les images des calculs urinaires. Afin de les classer de nombreuses approches ont été proposées pour résoudre cette question. Nous étudions les performances de trois descripteurs. Parmi eux, le premier descripteur *Gist* a été initialement proposé par Oliva et Torralba en 2001 (Oliva A. et al., 2001). L'idée est de développer une faible représentation tridimensionnelle de la scène qui ne nécessite aucune forme de segmentation.

Le deuxième descripteur est de *Centrist* qui est un descripteur visuel pour la reconnaissance des lieux topologiques ou des catégories de scènes proposées par (Wu et Rehg) (Wu, J. et al. 2011) pour les lieux topologiques ou scène qui est basée sur le recensement de transformer et de coder les signes de pixels vision après comparaison.

Le troisième descripteur est celui des *moments de Zernike* qui ont été introduits par F. Zernike en 1934. Ils sont invariants par rotation, ce qui les rend appropriés pour de nombreuses applications. Ils sont des descripteurs précis, même avec relativement peu de points de données. La reconstruction des *moments de Zernike* peut être utilisée pour déterminer des moments nécessaires pour rendre un descripteur précis. Cependant une des études récentes a utilisé un des descripteurs hybrides basé sur la combinaison des différents descripteurs (Naji D. et al. 2013) [163,164].

Dans le présent travail, nous avons utilisé le modèle du système de reconnaissance. Ce système se compose de quatre étapes principales:

1. Capteur (acquisition d'images),
2. Prétraitement (Suppression le bruit de l'information recueillie et apport des données dans un format normalisé),

3. Extraction des fonctions (Calcul des informations numériques à partir des données collectées "brutes". La sélection des caractéristiques a un grand impact sur l'efficacité d'un système de reconnaissance.
4. Classification

La *figure 5-4* représente la technique proposée pour la classification d'une image.

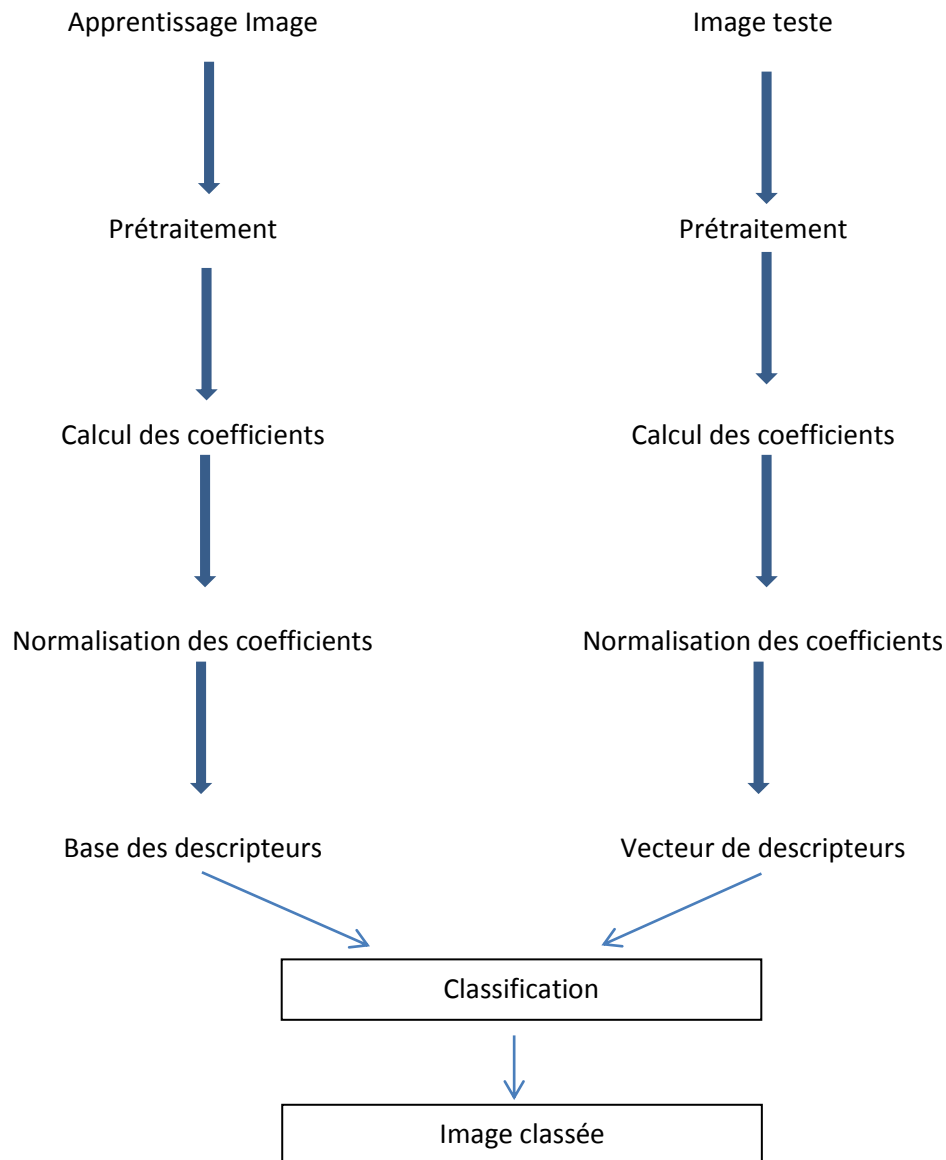


Figure 0-4 Diagramme illustrant la technique proposée pour classification d'image

Le présent travail présente une étude comparative sur la base de trois descripteurs (*Zernike*, *Gist* et *Centrist*) afin de mesurer la performance et la précision des différents modèles des algorithmes de classification appliqués aux classes des images correspond aux

calculs urinaires de *whewellite* et *weddellite*. L'objectif était de construire un ensemble de modèles qui peuvent correctement prévoir la classe des images différents.

Dans le présent travail, les résultats de la précision de classification obtenus par chacun des algorithmes sont comparés par rapport à la mise en œuvre dans la classification des images différentes des calculs urinaires.

Différents algorithmes ont été appliqués pour classier les images des calculs urinaires. Les vecteurs de caractéristiques sont calculés en utilisant les descripteurs *Gist*, *Zernike*- et *Centrist*. Les algorithmes de classification (*SVM*, *ANN*, *KNN* et *PLS – DA*) sont utilisés pour le processus de reconnaissance afin de prédire et de classier les l'image des calculs urinaires. Les modèles ont été comparés en fonction de leur taux de classification. Le taux correct moyen de prédiction en utilisant la validation présentée dans le *tableau 5-5* *figure 5-5*.

Tableau 0-5 Comparaison du taux de reconnaissance en (%) à l'aide de *Zernike*, *Gist* et *Centrist*

Algorithme	<i>Gist</i>	<i>Zernike</i>	<i>Centrist</i>
<i>KNN</i>	80,22	59,34	69,27
<i>SVM</i>	94,74	52,63	85,23
<i>ANN</i>	94,15	52,63	93,12
<i>PLS – DA</i>	100	51,02	94,15

D'où la figure suivante :

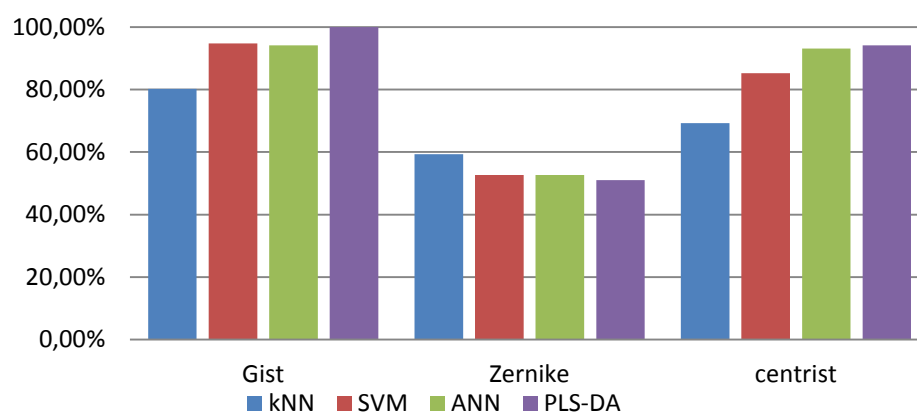


Figure 0-5 Comparaison des taux de prédiction correct à l'aide de *Zernike*, *Gist* et *Centrist*

Le *tableau 5-6* représente la matrice de confusion obtenue

Tableau 0-6 Matrice de confusion

		<i>Zernike</i>			<i>Gist</i>			<i>Centrist</i>		
		<i>Wh</i>	<i>Wd</i>	Total	<i>Wh</i>	<i>Wd</i>	Total	<i>Wh</i>	<i>Wd</i>	Total
<i>KNN</i>	<i>Wh</i>	6	13	19	17	2	19	11	8	19
	<i>Wd</i>	4	27	31	9	22	31	6	25	31
	Total	10	40	50	26	24	50	17	33	50
<i>SVM</i>	<i>Wh</i>	1	18	19	17	2	19	14	5	19
	<i>Wd</i>	0	31	31	0	31	31	1	30	31
	Total	1	49	50	17	33	50	15	35	50
<i>ANN</i>	<i>Wh</i>	1	18	19	18	1	19	17	2	19
	<i>Wd</i>	0	31	31	2	29	31	1	30	31
	Total	1	49	50	20	30	50	18	32	50
<i>PLS – DA</i>	<i>Wh</i>	1	18	19	19	0	19	18	1	19
	<i>Wd</i>	1	30	31	0	31	31	2	29	31
	Total	2	48	50	19	31	50	20	30	50

Chaque colonne de la matrice (*tableau 5-6*) représente les instances d'une classe prédite tandis que chaque ligne représente les instances dans une classe réelle. En utilisant une matrice de confusion, il est facile de voir si le système confond deux classes de calculs urinaires.

Le *tableau 5-7* et la *figure 5-6* montrent que la performance prédictive des algorithmes *KNN*, *SVM*, *ANN* et *PLS – DA* qui atteint 59,34%, 52,63%, 52,63%, 51,02%. Respectivement en utilisant des *moments Zernike*.

Tableau 0-7 Taux (%) de prédiction correct à l'aide des moments de Zernike

Algorithmes	<i>Wh</i> (%)	<i>Wd</i> (%)	Taux de prédiction correct (%)
<i>KNN</i>	31,58	0,87	59,34
<i>SVM</i>	5,26	100	52,63
<i>ANN</i>	5,26	100	52,63
<i>PLS – DA</i>	5,26	96,77	51,02

D'où la figure suivante :

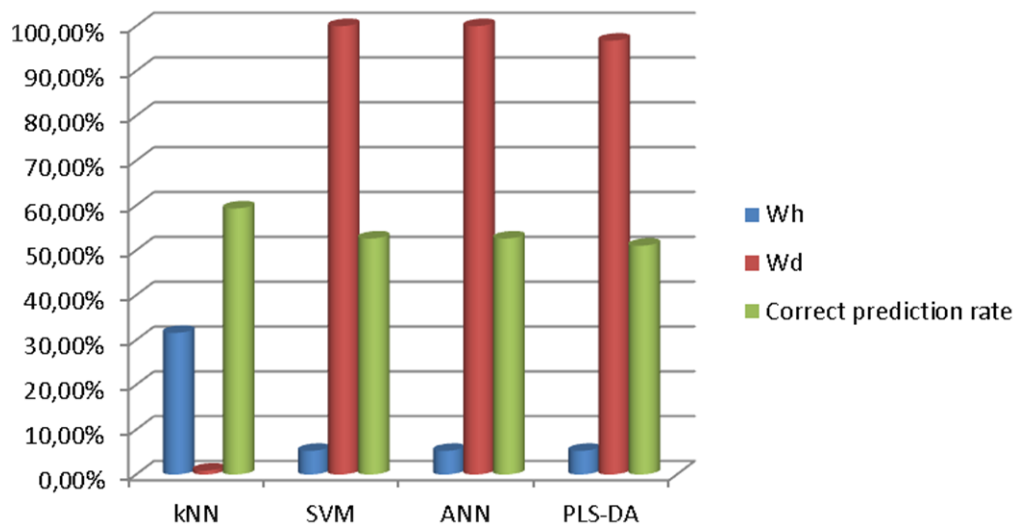


Figure 0-6 Taux de prédiction correct en utilisant le descripteur de Zernike

Le taux exact de prédiction de *KNN*, *SVM*, *ANN* et *PLS – DA* a atteint 93,12%, 69,27%, 85,23%, 94,15%, respectivement en utilisant le descripteur centrist (voir *figure 5-7* et le *tableau 5-8*).

Tableau 0-8 Taux de reconnaissance en (%) à l'aide du descripteur Centrist

Algorithme	Wh(%)	Wd(%)	Taux de reconnaissance
ANN	89,47	96,77	93,12
KNN	57,89	80,65	69,27
SVM	73,68	96,77	85,23
PLS – DA	94,74	93,55	94,15

D'où la figure suivante :

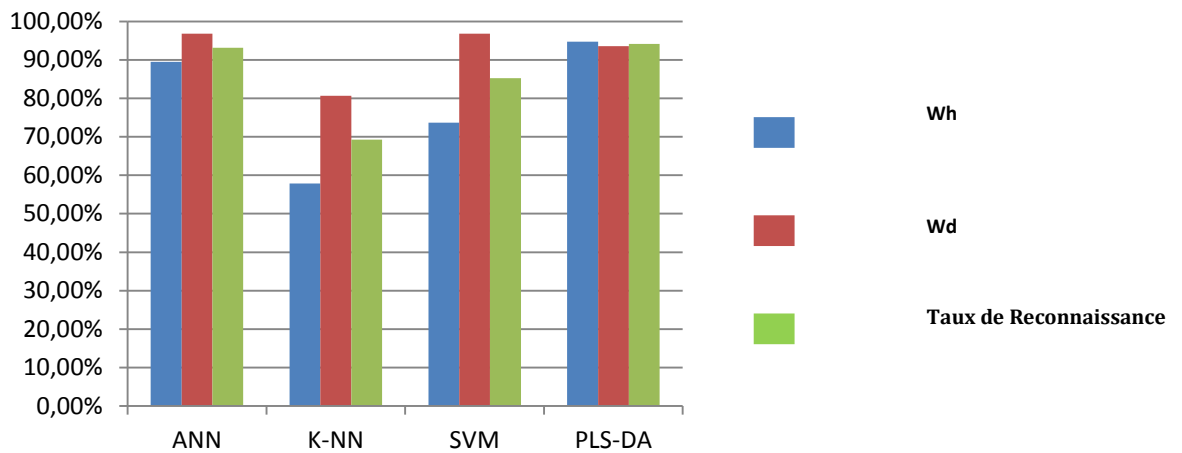


Figure 0-7 Taux de prédiction correct à l'aide du descripteur Centrist

En revanche en utilisant le descripteur *Gist* le taux de prédiction correct atteint 80,22%, 94,74%, 94,15% et 100% en utilisant respectivement des modèles *ANN*, *SVM*, *KNN* et *PLS – DA* (voir la *figure 5-8*. et *tableau 5-9*).

Tableau 0-9 Taux (%) de prédiction en utilisant le descripteur Gist

Algorithmes	Wh (%)	Wd (%)	Taux de prédiction correct(%)
KNN	89,47	70,97	80,22
SVM	89,47	100	94,74
ANN	94,74	93,55	94,15
PLS – DA	100	100	100

D'où la figure suivante :

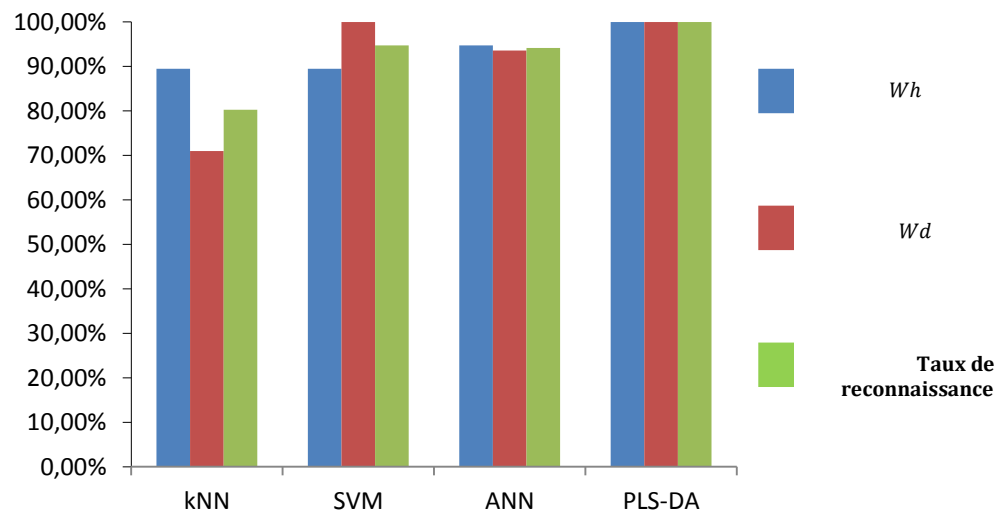


Figure 0-8 Taux de prédiction correct en utilisant le descripteur de Gist

Le descripteur *Gist* a donné le meilleur taux de prédiction correct basée sur les résultats de validation (voir *figure 5-5*, *figure 5-8*, et *tableaux 5-5*, *5-6* et *5-9*), puis la classification a été effectuée en utilisant les classificateurs *SVM*, *KNN*, *ANN* et *PLS – DA*. Le descripteur *Gist*, en particulier, a abouti à une bonne séparation des classes où nous avons atteint une précision de la classification de 100% en utilisant l'algorithme *PLS – DA*.

La performance de l'algorithme proposé est également mesurée en comparant les taux de différents algorithmes de classifications. Ces algorithmes ont été comparés à faire ressortir le meilleur et le plus efficace algorithme approprié pour cet ensemble de données. Il convient de noter que l'algorithme *PLS – DA* a obtenu la meilleure précision moyenne de la classification sur tous les ensembles de données couplés au descripteur *GIST*.

5.6 Conclusion

Ainsi Nous avons pu présenter une étude comparative des différents algorithmes de classification d'exploration de données couplées au descripteur *Gist*, *centrist* et des moments de *Zernike* sur les données des calculs urinaires les plus fréquents. À partir de la matrice de confusion, les taux d'erreurs ont été analysés et comparés pour différentes données. La classification a été faite par l'algorithme de data mining couplé aux descripteurs *Gist* et *Zernike*. Les résultats obtenus montrent que l'algorithme *PLS – DA*, dans tous les sous-ensembles considérés pour la recherche algorithmique, a produit des taux d'erreurs faibles par

rapport à tous les autres algorithmes couplés au descripteur *GIST* avec une précision moyenne supérieure. Les résultats obtenus à partir de la comparaison indiquent que l'utilisation du descripteur de *GIST* seul couplé à l'algorithme de *PLS – DA* peut être suffisamment descriptive pour classer les images des calculs urinaires humains.

Conclusion générale et perspectives

Le présent travail préconise un système d'aide au diagnostic médical pour la maladie de la lithiase urinaire. Le fait d'avoir un nouvel outil pour obtenir plus d'informations sur les déterminations de l'urine et de l'oxalate de calcium urinaire serait un tel outil utile pour les services de santé en particulier car il est sous la forme d'un algorithme informatique (système d'aide à la décision) moins coûteux mais rapide et robuste.

Notre système également dans le présent travail prédit que le patient formerait des cristaux spécifiques qui peuvent en théorie être utilisés comme un marqueur de la croissance des calculs urinaires. L'idée de projet est originale innovante et rentable au niveau socioéconomique.

Le présent travail a montré que le couplage d'analyses physico-chimiques simples et moins coûteuses couplées à des algorithmes de classification a été utilisée avec succès. Cette technique de couplage mérite plus d'application.

En fait de telles techniques de couplage font augmenter l'information tirée. Elles permettent, également, de mieux comprendre les problématiques dans un temps moindre tout en assurant un temps moindre en assurant des erreurs minimales lors des prédictions

Le système que préconise le présent travail interpelle les décideurs dans le domaine de la santé, notamment celui de la lithiase urinaire à agir au stade de la prévention avant celui de traitement. Ce qui fait épargner aux décideurs d'importants budgets allouées à la prise en charge de la lithiase urinaire dans le monde.

La prédiction qu'un patient développerait un calcul urinaire en se basant sur le système d'aide à la décision par moyen de la cristallerie devrait être très utile en tant que premiers diagnostic de la lithiase urinaire.

La nature précoce du futur calcul urinaire devrait orienter la décision sur le type de la chirurgie adéquate à l'élimination du futur calcul.

En perspectives nous envisageons d'appliquer et de développer des systèmes d'aide à la décision dans le domaine d'imagerie médicale pour d'autres maladies et dans le domaine

du contrôle de qualité des produits agroalimentaires ou produits des mines ou matériaux ou autres.

Références

- [1] M. Daudon , O. Traxer, E. Lechevallier, C. Saussine. Épidémiologie des lithiases urinaires. Prog Urol 2008 ; 18:802—14.
- [2] A. Oussama, F. Kzaiber , B. Mernari, A. Hilmi, A. Semmoud, M. Daudon « Analyse des calculs urinaires de l'adulte dans le Moyen Atlas marocain par spectrophotométrie infrarouge à transformée de Fourier » Progrès en Urologie (2000), 10, 404-410
- [3] Renard-Penat R, Ayed A. (2010) Diagnostic et bilan des calculs urinaires. Radiologie et imagerie médicale : Génito-urinaire - Gynéco-obstétricale – Mammaire. 334-173-C-10.
- [4] DF. Lobach, K. Kawamoto, KJ. Anstrom, ML. Russell, P. Woods, D. Smith. Development, deployment and usability of a point-of-care decision support system for chronic disease management using the recently-approved HL7 decision support service standard. Stud Health Technol Inform. 2007; 129 (Pt 2): 861-5.
- [5] M. Daudon, O. Traxer, E. Lechevallier, C. Saussine. (2008) « La lithogénèse ». Prog Urol ; 18 : 815-27.
- [6] M. Mbarki, J. Jabrane, A. Oussama, M. Daudon. Étude de la cristallurie des sujets diabétiques. Prog Urol 2005;15:420—6.
- [7] M. Daudon P. Jungers B. Lacour « Intérêt clinique de l'étude de la cristallurie » Ann Biol Clin 2004, 62 : 379-93
- [8] P. Jungers, M. Daudon, A. Le Duc. (1989) Paris Flammarion Médecine-Sciences.
- [9] B., Mehra, Y., Ganesh, R.N., Pragasam, V., Regulation of urinary crystal inhibiting proteins and inflammatory genes by lemon peel extract and formulated citrus bioflavonoids on ethylene glycol induced urolithic rats, Food and Chemical Toxicology (2016), doi:10.1016/j.fct.2016.05.013.
- [10] H.Fekak, A. Sahnoun, R. Rabii et coll. (2006) La lithiase urinaire : étude spectrophotométrique infrarouge (à propos de 80 cas). J Maroc Urol;1:17-20.
- [11] M. Daudon, Hennequin, P. Jungers, B. Lacour, T. Drueke. (1994) Les inhibiteurs de cristallisation. In: Funck-Brentano JL, Bach JF, Kreis H, Grunfeld JP (éds). Actualités Néphrologiques Jean Hamburger - Hôpital Necker, Paris, Médecine-sciences Flammarion 165-22
- [12] M. Marangella. P G Daniele, M. Ronzani, S. Sonogo, F. Linari. (1985) Urine saturation with calcium salts in normal subjects and idiopathic calcium stone-formers estimated by an improved computer model system Urol Res 189-193.

- [13] M. Daudon (2004) Les différents types de calculs: apport de l'analyse morphoconstitutionnelle au diagnostic étiologique de la lithiase. In: Doré B (ed) Les Lithiases Rénales. Paris, Springer, pp.49-77
- [14] R. El Habbanietal. Étude épidémiologique sur les calculs urinaires dans la région de Fès et sur le risque de récurrence. Prog Urol (2016), <http://dx.doi.org/10.1016/j.purol.2016.02.004>
- [15] Dao NQ, M. Daudon. (1997) Infrared, and Raman spectra of stones. Paris: Elsevier,.
- [16] M. Daudon. Crystalluria. Néphrologie & Thérapeutique 11 (2015) 174–190
- [17] C .Tcheka, M. Mbarki, B. Loura Benguella, Ketcha Mbadcam J, Amechrouq A, Amhoud A, Moubarik A. Apport de l'étude de la cristallurie et du dosage chimique a la recherche des parametres de risque de lacristallisation oxalocalcique urinaire E, J Maroc Urol 2012 ; 27-28 : 25-32
- [18] D. Bazin., M. Daudon . Nouvelles Méthodes d'étude des Calculs et Plaques de Randall. Maison de la Chimie. Journées 26-27-28 Avril 2010.
- [19] D. Bazin, M. Daudon, X. Carpentier, O. Traxer, A. Mazouyes, S. Mangenot, M Defrutos, P. Chevallier, S. Rouzière, E. Foy, P.A .Albouy, G. André, Ch. Combes, A. Cousson, G. Matzen, E. Veron, A. Lebail, D. Thiaudière., A. Somogyi, S. Reguer. La physique des biomatériaux & son implication médicale : Application à la lithiase. 15èmes Journées de la diffusion neutronique, Rencontre Rossat-Migno, Maubuisson, 10 - 16 Mai 2007
- [20] Ludovic BELLOT-GURLET. Caractérisation par analyse élémentaire (PIXE et ICP-MS/-AES) d'un verre naturel : l'obsidienne : Application à l'étude de provenance d'objets archéologiques. – 298 pp. Th. D : Physique : Université Joseph Fourier Institut Dolomieu, 15 rue Maurice Gignoux ; 38031 Grenoble (1998).
- [21] H.L. Zhai, B.Q. Li, J. Chen, X. Wang, M.L. Xu, J.J. Liu, S.H. Lu, Chemical image moments and their applications, Trends in Analytical Chemistry (2018), doi: 10.1016/j.trac.2018.03.017.
- [22] T. Yokota, Q. Zhao, A. Cichocki, "Smooth PARAFAC Decomposition for Tensor Completion" IEEE Transactions on Signal Processing 64 (2015) 5423
- [23] K. Kumar, A.K. Mishra, Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems 147 (2015) 121
- [24] B. Debus, D.O. Kirsanov, V.V. Panchuk, V.G. Semenov, A. Legin, "Three-point multivariate calibration models by correlation constrained MCR-ALS: A feasibility study for quantitative analysis of complex mixtures" Talanta 163 (2017) 39.
- [25] K. Kumar, A.K. Mishra, Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems 147 (2015) 66.

- [26] M.M. Sinanian, D.W. Cook, S.C. Rutan, D.S. Wijesinghe, “Multivariate Curve Resolution-Alternating Least Squares Analysis of High-Resolution Liquid Chromatography–Mass Spectrometry Data” *Analytical Chemistry* 88 (2016) 303–311.
- [27] A.C. Neves, R. Tauler, K.M. de Lima, « Area correlation constraint for the MCR-ALS quantification of cholesterol using EEM fluorescence data: A new approach » *Analytica Chimica Acta* 937 (2016) 21.
- [28] R. Tauler, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 30 (1995) 133.
- [29] C. Kang, H.L. Wu, J.J. Song, H. Xu, Y.J. Liu, Y.J. Yu, X.H. Zhang, R.Q. Yu, *Analytica Chimica Acta* 878 (2015) 63.
- [30] S.X. Xiang, H.L. Wu, C. Kang, L.X. Xie, X.L. Yin, H.W. Gu, R.Q. Yu, *Journal of Separation Science* 38 (2015) 2781.
- [31] X.L. Yin, H.L. Wu, H.W. Gu, Y. Hu, H. Xia, L. Wang, R.Q. Yu, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 146 (2015) 447.
- [32] S.R. Zhang, H.L. Wu, R.Q. Yu, *Journal of Chemometrics* 29 (2015) 179.
- [33] X.L. Yin, H.L. Wu, H.W. Gu, Y. Hu, L. Wang, H. Xia, S.X. Xiang, R.Q. Yu, *Journal of Chromatography A* 1435 (2016) 75.
- [34] J. Nicolás-Bermúdeza, I. Arzate-Vázquez, J. Chanona-Pérez, J.V. Méndez-Méndez, G.A. Rodríguez-Castro, H. Martínez-Gutiérrez “Morphological and micromechanical characterization of calcium oxalate (OxCa) crystals embedded in the pecan nutshell (*Carya illinoensis*)” *Plant Physiology and Biochemistry* 132 (2018) 566–570
- [35] AYALA Enrique Pieras. *Litiasis De Oxalato Calcico Monohidrato Papilar Y De Cavidad: Estudio Comparativo De Factores Etiologicos* -142 pp. Th. D: Universidad de las islas baleares ; laboratorio de investigacion en litiasis renal ; Instituto Universitario De Investigacion En Ciencias De La Salud ; (Iunics) ; Palma De Mallorca: 2004
- [36] Juana Bellanato, José-Luis Rodríguez-Miñón Cifuentes, Esperanza Salvador, and José-Antonio Medina. *Urates in uric acid renal calculi*. *International Journal of Urology* (2009) 16, 318–322.
- [37] M. Daudon, O. Traxer, P. Jungers, D. Bazin. Stone morphology suggestive of Randall’s plaque. In Evan AP, Lingeman JE, Williams JC Jr : *Renal Stone Disease*. American Institute of Physics Conference Proceedings, Melville, New York 2007, vol 900, pp. 26-34
- [38] Altman, N S. An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression. *The American Statistician* 46 (3):
- [39] Wu X, Kumar V, Quinlan J R, Ghosh J, Yang Q, Motoda H, J. McLachlan G, Ng A, Liu B, S. Yu P, Zhou Z, Steinbach M, J. Hand D, Steinberg D. Top 10 algorithms in data mining *Knowl Inf Syst* 2008; 14:1–37; 175–185. doi:10.1080/00031305.1992.10475879.

- [40] E. Nasibov, C. Kandemir-Cavas. Efficiency analysis of KNN and minimum distance-based classifiers in enzyme family prediction *Computational Biology and Chemistry* 33-2009; 461–464
- [41] T. Chen, Zhang, S. Jin, O. Kimb Efficient classification using parallel and scalable compressed model and its application on intrusion detection *Expert Systems with Applications* 41–2014; 5972–5983
- [42] T. Songbo. An effective refinement strategy for KNN text classifier *Expert Systems with Applications* 30 – 2006; 290–298
- [43] D C G Pedronette, O A B Penatti, R S Torres. Unsupervised manifold learning using Reciprocal kNN Graphs in image reranking and rank aggregation tasks *Image and Vision Computing* 32– 2014; 120–130
- [44] Yu C, Cui B, Wang S, Su J. Efficient index-based KNN join processing for high-dimensional data. *Information and Software Technology* 49– 2007: 332–344
- [45] F. Crone S, Lessmann S, Stahlbock R. The impact of preprocessing on data mining: An evaluation of classifier sensitivity in direct marketing. *European Journal of Operational Research* 173– 2006; 781–800
- [46] Paliwal, M., & Kumar, U. A. (2009). Neural networks and statistical techniques: A review of applications. *Expert Systems with Applications*, 36, 2–17.
- [47] Cissé Y, Kinouchi Y, Nagashino H, Akutagawa M. Identification of homeostatic dynamics for a circadian signal source using BP neural networks *ITBM-RBM* 2000; 21: 24–32
- [48] Chow TWS, Fei G, Cho SY. High order cumulants-based least squares for nonminimum phase system identification. *IEEE Trans Signal Proc* 1997; 45: 104.5–50.
- [49] Faraway J, Chatfield C. Time series forecasting with neural network, a comparative study using the airline data. *Appl Stat J R Stat Soc Ser* 1998; 47: 231–50
- [50] Paulo J. Lisboa, Azzam F.G. Taktak. The use of artificial neural networks in decision support in cancer: A systematic review. *Neural Networks* 19 (2006) 408–415
- [51] Ljiljana Majnaric, Marijana Zekic-Susac. Elucidating clinical context of lymphopenia by nonlinear modeling. *Expert Systems with Applications* 39 (2012) 10889–10897.
- [52] Heckerling, P. S., Canaris, G. J., Flach, S. D., Tape, T. G., Wigton, R. S., & Gerber, B. S. (2007). Predictors of urinary tract infection based on artificial neural networks and genetic algorithms. *International Journal of Medical Informatics*, 76(4), 289–296
- [53] Eom, J.-H., Kim, S.-C., & Zhang, B.-T. (2009). AptaCDSS-E: A classifier ensemble-based clinical decision support system for cardiovascular disease level prediction. *Expert Systems with Applications*, 34, 2465–2479.

- [54] I. Rivals, L. Personnaz, G. Dreyfus, “ Modélisation, classification et commande par réseaux de neurones : principes fondamentaux, méthodologie de conception et illustrations industrielles”, Ecole supérieure de physique et de chimie industrielles de la ville de paris laboratoire d’électronique, 1995.
- [55] Rosenblatt, Frank. x. Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. Spartan Books, Washington DC, 1961
- [56] E. Rumelhart. E. David, Geoffrey. Hinton, and R. J. Williams. "Learning Internal Representations by Error Propagation". David E. Rumelhart, James L. McClelland, and the PDP research group. (Editors), Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition, Volume 1: Foundation. MIT Press, 1986.
- [57] Claude Touzet, ‘Les réseaux de neurones artificiels’. Cours, 1992.
- [58] R. Al-Hajj. Reconnaissance hors ligne detextes manuscrits cursifs par l’utilisation de systèmes hybrides et de techniques d’apprentissage automatique. Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Supérieure de Télécommunications, Paris, 2007.
- [59] H. miled, c. olivier, m. cheriet, k. romeo-pakker, ”une méthode rapide de reconnaissance de l’écriture arabe manuscrite” ,seizième colloque gretsi — 15-19— grenobleseptembre.1997
- [60] Fouad Slimane, Slim Kanoun, Jean Hennebert, Adel M. Alimi et Rolf Ingold, “Modèles de Markov Cachés et Modèle de Longueur pour la Reconnaissance de l’Ecriture Arabe à Basse Résolution”, MajecSTIC 2009 Avignon, France, du 16 au 18 novembre 2009.
- [61] M. Blumenstein., C. K. Cheng., Liu X. Y., "New Preprocessing techniques for Handwritten Word Recognition", Proc. of the 2nd IASTED Conf. on Visualization, Imaging and Image Processing , pp. 480-484, 2002.
- [62] A. Amin., "Recognition of hand-printed characters based on structural description and inductive logic programming", Pattern Recognition Letters, Vol. 24, pp. 3187-3196, 2003.
- [63] N. Azizi., T. Sari., L. Souici-Meslati., M. Sellami., "Une architecture de combinaison floue de classifieurs neuronaux pour la reconnaissance de mots arabes manuscrits", CIFED’02, 7ème Colloque International Francophone sur l’Ecrit et le Document, pp. 89-96, Hammamet, Tunisie, Octobre 2002.
- [64] T. J. Klassen., "Towards the on-line recognition of Arabic characters", Proceedings of IJCNN’02, International Joint Conference on Neural Networks, pp. 1900-1905, Honolulu, Hawaii, USA, May 2002.
- [65] T. Sari., M. Sellami., "Cursive Arabic script segmentation and recognition system", International Journal of Computers and Applications, Vol. 27, N°. 3, 2005.
- [66] N. Farah., L. Souici., M. Sellami., "Classifiers combination and syntax analysis for Arabic literal amount recognition", Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 19, N°. 1, pp. 29-39, February 2006.

- [67] S. Al-Ma'adeed., "Recognition of off-linehandwritten Arabic words using neural network", Proceeding of GMAI'06, International Conference on Geometric Modeling and Imaging, pp. 141-114, London, England, July 2006.
- [68] L. Souici-Meslati, "Reconnaissance des mots arabes manuscrits par integration neuro symbolique", Thèse de Doctorat d'Etat, Labo. LRI, Département d'informatique, Université d'Annaba, Algérie, Février 2006.
- [69] N. Zermi., M. Ramdani., M. Bedda., "Arabic handwriting word recognition based on hybride HMM/ANN approach", International Journal of Soft Computing, Vol. 2, N°. 1, pp. 5-10, 2007.
- [70] M. Parizeau, "Réseaux de neurones", université Laval, cours, 2004
- [71] Torres Moreno, Juan Manuel. Apprentissage et généralisation par des réseaux de neurones: étude des nouveaux algorithmes constructifs. Diss. 1997.
- [72] H. A. Al-Muhtaseb., S. A Mahmoud., and Qahwaji, R. S. R. Recognition of off-line printed Arabic text using Hidden Markov Models. Signal Processing, Vol. 88, No. 12, pp. 2902-2912 (2008).
- [73] Dreyfus, Gérardetal. "Réseaux de neurones." Méthodologie et applications. Eyrolles, Paris 1 (2002).
- [74] Rivals, Isabelleetal. "Modélisation, classification et commande par réseaux de neurones: principes fondamentaux, méthodologie de conception et illustrations industrielles." Les réseaux de neurones pour la modélisation et la commande de procédés, JP Corriou, ed.(Lavoisier Tec & Doc, 1995) (1995)
- [75] Dreyfus, Gérardetal. "Réseaux de neurones." Méthodologie et applications. Eyrolles, Paris 1 (2002).
- [76] P. Comon., "Classification supervisée par réseaux multicouches." Traitement du signal 8.6 (1991): 387-407.
- [77] C. J. C. Burges."A tutorial on support vector machines for pattern recognition".KnowledgeDiscovery and Data Mining.2 (2), 1-43, 1998.
- [78] N. Cristianini and J. Shawe-Taylor."An Introduction to Support Vector Machines andOther Kernel-Based Learning Methods".Cambridge University Press, 2000.
- [79] V. Vapnik., "The nature of statistical learning theory", Springer,New Work, 1995.
- [80] Joachims, Thorsten. Making large-scale SVM learning practical. No. 1998, 28. Technical Report, SFB 475: Komplexitätsreduktion in Multivariaten Datenstrukturen, Universität Dortmund, 1998.
- [81] Platt, John C., Nello Cristianini, and John Shawe-Taylor. "Large margin DAGs for multiclass classification." Proceedings of the 12th International Conference on Neural Information Processing Systems. MIT press, 1999.
- [82] V. Vapnik. Statistical learning theory. Wiley, New Tork 1998.

- [83] K. Crammer, Y. Singer. On the Algorithmic Implementation of Multi-class SVMs, JMLR, 2001
- [84] J. Zaki M, Meira Jr W. Fundamentals of Data Mining Algorithms. Cambridge University Press, 2010.
- [85] I. Tsochantaridis, T. Hofmann, T. Joachims, Y. Altun. Support Vector Learning for Interdependent and Structured Output Spaces, ICML, 2004
- [86] James Mercer, « Functions of positive and negative type and their connection with the theory of integral equations », Philos. Trans. Roy. Soc. London, série A, vol. 209, 1909, p. 415-446.
- [87] Breiman, Leo (2001). "Random Forests". Machine Learning 45 (1): 5–32.
- [88] Breiman, Leo (1996). "Bagging predictors". Machine Learning. 24 (2): 123–140.
- [89] H. Wold, Multivariate analysis, Academic Press,, 1966
- [90] Svante Wold, Michael Sjöström, Lennart Eriksson, « « PLS-regression: a basic tool of chemometrics »
- [91] R.G. Brereton, Chemometrics for Pattern Recognition, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, UK, 2009
- [92] M. Tenenhaus, La régression PLS : théorie et applications, Technip, 1998.
- [93] K. A. Lê Cao, D. Rossouw, C. Robert-Granié et P. Besse, A sparse PLS for variable selection when integrating Omics data, Statistical Applications in Genetics and Molecular Biology 7 (2008), no 35.
- [94] K. A. Lê Cao, P.G.P Martin, C. Robert-Granié et P. Besse, Sparse Canonical Methods for Biological Data Integration : application to a crossplatform study, BMC Bioinformatics 10 (2009), no 34.
- [95] K. A. Lê Cao, S. Boistard et P. Besse, Sparse PLS Discriminant Analysis : biologically relevant feature selection and graphical displays for multiclass problems, BMC Bioinformatics 12 (2011), no 253.
- [96] R.G. Brereton, Chemometrics for Pattern Recognition, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, UK, 2009
- [97] H. Shen et J.Z. Huang, Sparse principal component analysis via regularized low rank matrix approximation, Journal of Multivariate Analysis 99 (2008), 1015–1034.
- [98] L. Eriksson, E. Johansson, N. Kettaneh-Wold & S. Wold : Multi- and Megavariate Data Analysis using Projection Methods (PCA & PLS), Umetrics, 1999.
- [99] H. Martens & M. Martens : Multivariate Analysis of Quality, Wiley, 2000
- [100] H. Martens & T. Næs : Multivariate calibration, Wiley, 1989

- [101] SIMCA 12.0 : PLS Software, S. WOLD, UMETRI (Sweden), distribué par SIGMA PLUS
- [102] M. Tenenhaus : La régression PLS, Editions Technip, 1998
- [103] J-B. Lohmöller : Latent variable path modeling with partial least squares, Physica-Verlag, 1989
- [104] LVPLS 1.8 : Software for Latent variables path analysis with partial least-squares estimation, J.-B. ohmöller, 1989
- [105] M. Tenenhaus : L'approche PLS, R.S.A., 47 (2), 5-40, 1999
- [106] J. Ross Quinlan. 'Induction of decision trees'. Machine Learning, 1(1):81–106, 1986.
- [107] L. Breiman. 'Bagging predictors'. Machine Learning, 24(2), 1996.
- [108] Ross Quinlan. 'Induction of decision trees'. Machine Learning, 1(1):81–106, 1986.
- [109] Ron Kohavi and Ross Quinlan. 'Decision tree discovery'. In Handbook of Data Mining and Knowledge Discovery, pages 267–276. University Press, 1999.
- [110] Olshen Stone Breiman, Friedman. 'Classification and regression tree'. 2011.
- [111] David G Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. International journal of computer vision, 60(2):91–110, 2004
- [112] Anna Bosch, Andrew Zisserman, and Xavier Muñoz. Scene classification via pls. In Computer Vision–ECCV 2006, pages 517–530. Springer, 2006.
- [113] Svetlana Lazebnik, Cordelia Schmid, and Jean Ponce. A sparse texture representation using local affine regions. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 27(8):1265–1278, 2005.
- [114] Krystian Mikolajczyk and Cordelia Schmid. A performance evaluation of local descriptors. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 27(10):1615–1630, 2005.
- [115] Aude Oliva and Antonio Torralba. Modeling the shape of the scene: A holistic representation of the spatial envelope. International journal of computer vision, 42(3):145–175, 2001.
- [116] Baochang Zhang, Shiguang Shan, Xilin Chen, and Wen Gao. Histogram of gabor phase patterns (hgpp): a novel object representation approach for face recognition. Image Processing, IEEE Transactions on, 16(1):57–68, 2007
- [117] Ming-Kuei Hu. Visual pattern recognition by moment invariants. information Theory, IRE Transactions on, 8(2):179–187, 1962
- [118] Michael Reed Teague. Image analysis via the general theory of moments. JOSA, 70(8):920–930, 1980.

- [119] Yunlong Sheng and Henri H Arsenault. Experiments on pattern recognition using invariant fourier–mellin descriptors. *JOSA A*, 3(6):771–776, 1986.
- [120] M Shoyaib, M Abdullah-Al-Wadud, O Chae, A noise-aware coding scheme for texture classification. *Sensors*. 11(8), 8028–8044 (2011)
- [121] Y Xiao, J Wu, J Yuan, mcentrist: a multi-channel feature generation mechanism for scene categorization. *IEEE Trans. Image Process.* 23(2), 823–836 (2014)
- [122] J Wu, JM Rehg, Centrist: a visual descriptor for scene categorization. *IEEE Trans. Pattern. Anal. Mach. Intell.* 33(8), 1489–1501 (2011)
- [123] X Qi, R Xiao, C-G Li, Y Qiao, J Guo, X Tang, Pairwise rotation invariant co-occurrence local binary pattern. *IEEE Trans. Pattern. Anal. Mach. Intell.* 36(11), 2199–2213 (2014)
- [124] D Huang, C Zhu, Y Wang, L Chen, Hsog: a novel local image descriptor based on histograms of the second-order gradients. *IEEE Trans. Image Process.* 23(11), 4680–4695 (2014)
- [125] MM Rahman, S Rahman, M Kamal, EK Dey, M Abdullah-Al-Wadud, M Shoyaib, in *Computer and Information Technology (ICCIT), 2015 18th International Conference On. Noise adaptive binary pattern for face image analysis (IEEE, Dhaka, 2015)*, pp. 390–395
- [126] M Shoyaib, JM Youl, MM Alam, O Chae, in *Proceedings of the 2010 13th International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT). Facial expression recognition based on a weighted local binary pattern (IEEE, Dhaka, 2010)*, pp. 321–324
- [127] M Rahman, S Rahman, EK Dey, M Shoyaib, A gender recognition approach with an embedded preprocessing. *Int. J. Inf. Technol. Comput. Sci. (IJITCS)*. 7(7), 19 (2015)
- [128] S Murala, R Maheshwari, R Balasubramanian, Local tetra patterns: a new feature descriptor for content-based image retrieval. *IEEE Trans. Image Process.* 21(5), 2874–2886 (2012)
- [129] V Pavlovic, R Sharma, TS Huang et al, Visual interpretation of hand gestures for human computer interaction: a review. *IEEE Trans. Pattern. Anal. Mach. Intell.* 19(7), 677–695 (1997)
- [130] A Vailaya, MA Figueiredo, AK Jain, H-J Zhang, Image classification for content-based indexing. *IEEE Trans. Image Process.* 10(1), 117–130 (2001)
- [131] AK Jain, A Ross, S Prabhakar, An introduction to biometric recognition. *IEEE Trans. Circ. Syst. Video Technol.* 14(1), 4–20 (2004)
- [132] AP Dhawan, *Medical image analysis*. (John Wiley & Sons; IEEE Press, 2011)
- [133] S Rahman, MM Rahman, K Hussain, SM Khaled, M Shoyaib, in *Computer and Information Technology (ICCIT), 2014 17th International Conference On. Image enhancement in spatial domain: a comprehensive study (IEEE, Dhaka, 2014)*, pp. 368–373

- [134] K Hussain, S Rahman, S Khaled, M Abdullah-Al-Wadud, M Shoyaib, in Software, Knowledge, Information Management and Applications (SKIMA), 2014 8th International Conference On. Dark image enhancement by locally transformed histogram (IEEE, Dhaka, 2014), pp. 1–7
- [135] M.K. Hu, IRE Transactions on Information Theory 8 (1962) 179.
- [136] M.R. Teague, Journal of the Optical Society of America (1917-1983) 70 (1980) 920.
- [137] T. Reginska, A. Wakulicz, Journal of Computational and Applied Mathematics 223 (2009) 319 218.
- [138] G.A. Papakostas, E.G. Karakasis, D.E. Koulouriotis, Pattern Recognition 43 (2010) 58.
- [139] H. Shu, L. Luo, X. Bao, W. Yu, G. Han, Graphical Models 62 (2000) 237.
- [140] Z. Miao, Pattern Recognition Letters 21 (2000) 169.
- [141] R. Mukundan, S.H. Ong, P.A. Lee, IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society 10 (2001) 1357.
- [142] Jianxin Wu and James M Rehg. Centrist: A visual descriptor for scene categorization. PatternAnalysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 33(8):1489–1501, 2011.
- [143] Jianxin Wu. Visual place categorization. PhD thesis, Georgia Institute of Technology, 2009
- [144] I. Area , Dimitar K. Dimitrov , E. Godoy” Recursive computation of generalised Zernike polynomials” Journal of Computational and Applied Mathematics <http://dx.doi.org/10.1016/j.cam .2015.11.017>
- [145] Matthijs Douze, Hervé Jégou, Harsimrat Sandhawalia, Laurent Amsaleg, and Cordelia Schmid. Evaluation of gist descriptors for web-scale image search. In Proceedings of the ACM International Conference on Image and Video Retrieval, page 19. ACM, 2009.
- [146] D. Lowe, Distinctive image features from scale-invariant keypoints, Int. J. Comput. Vision 60 (2) (2004) 91–110.
- [147] D. Lowe, Distinctive image features from scale-invariant keypoints, Int. J. Comput. Vision 60 (2) (2004) 91–110.
- [148] S. Lazebnik, C. Schmid, J. Ponce, Beyond bags of features: spatial pyramid matching for recognizing natural scene categories, in: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2006, pp. 2169–2178
- [149] J. Sivic, A. Zisserman, Video Google: a text retrieval approach to object matching in videos, in: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, 2003, pp. 1470–1477.

- [150] Wei-Ta Chu , Chih-Hao Chen, Han-Nung Hsu « Color CENTRIST: Embedding color information in scene categorization” J. Vis. Commun. Image R. 25 (2014) 840–854
- [151] Maria Luigia Giannossi, Vito Summa, Giovanni Mongelli. Trace element investigations in urinary stones: A preliminary pilot case in Basilicata (Southern Italy). *Journal of Trace Elements in Medicine and Biology* 27 (2013) 91–97
- [152] Romain Grosjean, Michel Daudon, Mario F. Chammas Jr, Michel ClaudonPascalEschwege , Jacques Felblinger, Jacques Hubert. Pitfalls in urinary stone identification using CT attenuation values: Are we getting the same information on different scanner models? *European Journal of Radiology* 82 (2013) 1201–1206.
- [153] Laziri F, Rhazi Filali F, Oussama A, Soulaymani A, Qarro A, Lezrek M. Facteurs impliqués dans l'épidémiologie des calculs urinaires marocains. *J Maroc Urol* 2010 ; 19 : 9 14.
- [154] M.A. Jepperson, J.G. Cernigliaro, D. Sella, E. Ibrahim, D.D. Thiel, S. Leng, W.E. HaleyDual-energy CT for the evaluation of urinary calculi: Image interpretation, pitfalls and stone mimics. *Clinical Radiology* 68 (2013) e707ee714
- [155] S. Gràcia-Garcia, F. Millán-Rodríguez , F. Rousaud-Barón , R.Montanés-Bermúdez , O. Angerri-Feu , F. Sánchez-Martín , H. Villavicencio-Mavrich , A. Oliver-Samper :Why and how we must analyze urinary calculi. *Actas Urol Esp.* 2011;35(6):354---362
- [156] Kuzmanovski I, Trpkovska M, Šoptrajanov B, Stefov V. Determination of the composition of human urinary stones composed of whewellite, weddellite and carbonate apatite using artificial neural networks *AnalyticaChimicaActa* 491- 2003; 211–218
- [157] R.E. Abdel-Halima, R.E. Abdel-Aal ,Classification of urinary stones by cluster analysis of ionic composition data, *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 58 (1999) 69–81]
- [158] <http://www.info-radiologie.ch/calculs-urinaires.php>. Lesdifférentes sortes de calculs urinaires (classification selon la composition chimique).
- [159] Saita A, Bonaccorsi A, Motta M. Stone composition: where do we stand *UrolInt*2007;79(Suppl. 1):16e9
- [160] C.Y.C. Pak, J.R. Poindexter, B. Adams-Huet and M.S. Pearle, *Am J Med*; 115, 26-32 (2003).
- [161] M. Daudon, L. Estepa, B. Lacour and P. Jungers, *J Nephrol*11 Suppl 1, 51-55 (1998).
- [162] Daudon M, Bader CA, Jungers P. Urinary calculi: review of classification methods and correlations with etiology. *Scanning Microsc.* 1993;7:1081---106.
- [163] Driss Naji , M. Fakir, O. Bencharef, B. Bouikhalene, Indexing Of Three Dimensions Objects Using GIST, Zernike & PCA Descriptors. *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)* Vol. 2, No. 1, March 2013, pp. 1~6

- [164] Driss Naji, M. Fakir, B. Bouikhalene, M. Boutaounte. “Recognition of Color Objects Using Hybrids Descriptors”. International Journal of Computer Vision and Image Processing Vol 3, Issue 4, 60-68, October-December 2013.