



**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**  
**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique**  
**Université Mohamed Khider – BISKRA**

**Faculté des Sciences Exactes, des Sciences de la Nature et de la Vie**

## **Département d'informatique**

N° d'ordre : 15/M2/2021

### **Mémoire**

Présenté pour obtenir le diplôme de master 2 académique en

## **Informatique**

Parcours : **Système d'Information Optimisation et Décision (SIOD)**

---

# **Prédiction Criminelle par Réseaux de Neurones**

---

**Par :**

**YASSINE OURIACHI**

Soutenu le .../.../2021 devant le jury composé de :

- |                  |            |
|------------------|------------|
| 1.               | Président  |
| 2. Salima BERIMA | Rapporteur |
| 3.               | Examineur  |

## Remerciement

En premier lieu, nous remercions Dieu le très haut qui nous a donné le courage et la volonté de réaliser ce modeste travail.

Nous tenons à saisir cette occasion et adresser nos profonds remerciements et nos profondes reconnaissances à toutes personnes qui nous ont aidé de près ou de loin dans la réalisation de ce mémoire.

Nous remercions Madame Salima BERIMA, en tant qu'encadreur de mémoire, pour ses précieux conseils et son orientation tout au long de notre recherche.

Nos remerciements aux membres de jury qui ont accepté de juger notre travail.

Enfin nous exprimons notre profonde reconnaissance à tous responsables et enseignants de l'université de Mohammed KHIDER de Biskra qui ont contribué à notre formation surtout Mr. Abdelhamid DJEFFAL, Salim BITAM et Toufik BENDEHMANE.

## DÉDICACE

JE DÉDIE CE MODESTE TRAVAIL A TOUS CEUX QUI ME CONNAISSENT DE PRÈS OU DE LOIN, EN PARTICULIER, A MES PARENTS POUR LEUR AMOUR, PATIENCE ET LEURS SACRIFICES, AVEC QUI JE PARTAGE MA VIE MA FEMME ET MA RAISON DE VIVRE MES ENFANTS ISRA, SOUDJOURD ET ABDERRAOUF. A MES FRÈRES, SŒURS ET A MES BEAUX-PARENTS ET LEURS ENFANTS. A TOUS MES AMIS ET COLLÈGUES D'ETUDE ET DE TRAVAIL. SANS OUBLIER TOUS LES PROFESSEURS QUI ONT CONTRIBUÉ À MA FORMATION DE L'ENSEIGNEMENT PRIMAIRE, MOYENNE, SECONDAIRE ET L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR MÊME DANS LA PÉRIODE DE TRAVAIL AU NIVEAU DU GROUPEMENT SONATRACH-ENI.

YASSINE

## Résumé

Ce projet vise à utiliser l'une des techniques d'exploration de données, à savoir les réseaux de neurones, pour déterminer si l'incident était un crime ou non.

Nous avons appris l'exploration de données, la criminalité et les réseaux de neurones. Création un modèle qui nous permet de former le modèle basé sur des données réelles et de le soumettre à des tests basés sur d'autres données réelles pour validation, et cela a été mis en œuvre via une application développée sur la base d'un langage de programmation qui fonctionne avec une base de données, et cette application a nous donné des résultats satisfaisants proches de la réalité, ce qui rend ce programme utilisable pour la prédiction criminelle.

**Les mots clés :** Exploration de données, classification, technique de réseaux de neurones artificiels, crime, criminelle, criminologie environnementale, prédiction, apprentissage, Feed-forward, back propagation.

## ملخص

يهدف هذا المشروع الى استخدام تقنية من تقنيات بيانات التعدين ألا وهي الشبكات العصبية لتحديد نوع الحادثة هل هي جريمة أم لا كما يهدف أيضا للتنبؤ بالجريمة في المستقبل والعلم لله سبحانه وتعالى لأخذ الحيطة والحذر. حيث تم التعرف على بيانات التعدين. الجريمة. الشبكات العصبية. كما تم تشكيل نموذج يسمح لنا بتعليم النموذج اعتمادا على معطيات حقيقية وعرضه على التجربة وفقا لمعطيات حقيقية أخرى وهذا ما تم تطبيقه من خلال برنامج تم تطويره اعتمادا على لغة برمجة تعمل مع قاعدة معطيات مما أدى الى الحصول على نتائج مرضية قريبة من الواقع مما يجعل هذا البرنامج صالح للاستعمال للتنبؤ.

الكلمات المفتاحية: تنقيب البيانات، التصنيف، تقنية الشبكة العصبية الاصطناعية، الجريمة، مجرم، علم الجريمة البيئية، التنبؤ، التعلم، التغذية الأمامية، والانتشار الخلفي.

## Summary

This project aims to use one of the data mining techniques, namely neural networks, to determine the incident, whether it is a crime or not.

We got to know data mining, crime, neural networks. Created a model that allows us to train the model based on real data and present it to the test based on other real data to validate it, and this was applied through an application developed based on a working programming language with a database, This application gave us satisfactory results close to reality, which makes this program usable for prediction.

**Keywords :** Data Mining, classification, artificial neural network technique, crime, criminal, environmental criminology, prediction, learning, Feed-forward, back propagation.

## Table Des Matières

Introduction Générale .....	12
Chapitre 1 : Data Mining Et Classification .....	14
1.1. Introduction.....	15
1.2. Qu'est-ce que le Data Mining (l'exploration de données) ?.....	15
1.3. L'Objectif de Data Mining.....	15
1.4. Quel avenir pour le Data Mining ? .....	16
1.5. Une évolution technologique naturelle .....	16
1.6. Méthodologie de mining .....	17
1.6.1. Les composants importants des systèmes Data Mining .....	18
1.6.2. Le Data Mining implique six classes courantes de tâches.....	18
1.7. Classification.....	19
1.7.1. Concepts et Définitions .....	19
1.7.2. L'architecture typique d'une application basée sur la classification.....	19
1.7.3. Taxonomie de classification .....	20
1.7.4. Classification exclusive .....	21
1.7.4.A. Classification non supervisée .....	21
1.7.4.A.1. Classification ascendante hiérarchique (CAH) .....	21
1.7.4.A.2. Méthode des K-means (Centres mobiles).....	22
1.7.4.B. Classification supervisée.....	23
1.7.5. Classification non exclusive .....	23
1.8. Les Algorithmes de Classification .....	23
1.8.1. Les Arbres de Décision.....	24
1.8.2. Machines à Vecteurs de Support (SVM).....	25
1.8.3. LES k-PLUS PROCHES VOISINS (k-NN).....	26
1.8.4. Naïve Bayes .....	27
1.8.5. RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELLES (ANN).....	28
1.9. Conclusion .....	30
Chapitre 2 : .....	31
Les Crimes.....	31
2.1. Introduction.....	32
2.2. Définition de Crime .....	32
2.3. Histoire du crime .....	33
2.4. Types de crime.....	34
2.4.1. Détection de fraude.....	34

2.4.2.	Crime organisé.....	34
2.4.3.	Crime violent .....	35
2.4.4.	Violence routière .....	35
2.4.5.	Agression sexuelle .....	36
2.4.6.	Cybercriminalité .....	36
2.5.	Techniques de détection de divers crimes.....	37
2.5.1.	Processus de police et méthodes de prévention axés sur la prédiction .....	37
2.5.2.	Variables de la criminalité .....	39
2.5.3.	Mesure et statistiques.....	40
2.6.	Causes et explications de la criminalité.....	40
2.7.	Des données aux patterns.....	41
2.8.	Patterns et modèle de police guidé par le renseignement .....	42
2.9.	Modèles criminels et Data Mining (exploration de données).....	42
2.9.1.	Criminologie environnementale.....	42
2.9.2.	Lutte contre la criminalité .....	43
2.10.	Conclusion .....	44
	Chapitre 3 : .....	45
	Les Réseaux de Neurones.....	45
3.1.	Introduction.....	46
3.2.	Concept et Définition les Réseaux de Neurones .....	46
3.2.1.	Historique .....	46
3.2.2.	Définition des réseaux de neurones.....	47
3.2.2.1.	Le neurone biologique.....	47
3.2.2.2.	Le neurone formel (artificiel).....	48
3.2.2.3.	Correspondance entre neurone biologique et neurone formel.....	49
3.2.3.	Comportement de neurone artificiel .....	50
3.3.	Applications.....	52
3.3.1.	Apprentissage des réseaux de neurones.....	52
3.3.2.	Les types d'apprentissage des réseaux de neurones .....	54
3.3.2.1.	L'apprentissage non supervisé .....	54
3.3.2.2.	Apprentissage par renforcement .....	54
3.3.2.3.	L'apprentissage supervisé .....	54
3.4.	Architecture des réseaux de neurones.....	55
3.4.1.	Les réseaux de neurones non bouclés.....	55
3.4.2.	Les réseaux de neurones bouclés.....	56
3.5.	Propriétés des réseaux de neurones.....	56

3.6.	Modelés des réseaux de neurones.....	57
3.6.1.	Perceptron simple .....	57
3.6.2.	Modèle de Kohonen (Réseaux auto-organisateur) .....	57
3.6.3.	Modèle de Hopfield.....	58
3.6.4.	Le perceptron multicouche .....	58
3.7.	Avantages et Limites .....	58
3.8.	Conclusion .....	60
Chapitre 4 : La Conception .....		61
4.1.	Introduction.....	62
4.2.	L'objectif de ce Travail.....	62
4.3.	Conception générale du système .....	63
4.4.	Conception détaillée du système .....	63
4.4.1.	Base d'Apprentissage .....	63
4.4.2.	Base de Test.....	63
4.4.3.	Paramètres d'Apprentissage .....	63
4.5.	Prétraitement des données.....	64
4.6.	Collectées et Traitées l'Evènement sous forme de Données .....	65
4.7.	La Conception Par Algorithme d'Apprentissage.....	68
4.8.	Conception d'un réseau de neurones artificiels.....	68
4.9.	Conclusion .....	70
Chapitre 5 : L'Implémentation .....		71
5.1.	Introduction.....	72
5.2.	Environnement de développement .....	72
5.2.1.	Outils de développement .....	72
5.2.2.	Embarcadero® Delphi 10.4.....	72
5.2.3.	Les avantages du langage Embarcadero® Delphi .....	73
5.2.4.	Les inconvénients du Embarcadero® Delphi .....	73
5.2.5.	Access 2016 .....	74
5.2.6.	Base de Données .....	74
5.3.	Les Algorithmes de Prédiction d'un criminel.....	74
5.3.1.	Algorithme de Détection de Crimes .....	74
5.3.2.	Algorithme de prédiction criminelle utilisant le Réseau de Neurones.....	75
5.4.	Les Outils Utilisés.....	77
5.5.	Les fenêtres principales de l'application .....	77
5.5.1.	Fenêtre de démarrage de l'Application.....	77
5.5.2.	Fenêtre d'authentification .....	78



5.5.3.	Fenêtre des Opérations .....	78
5.5.4.	Fenêtre de Détection de Crimes.....	79
5.5.4.1.	La page d'Apprentissage.....	79
5.5.4.2.	La Page de Tests et validation .....	81
5.5.4.3.	La Page d'Utilisation .....	83
5.5.5.	Fenêtre de statistiques de crimes .....	84
5.6.	Conclusion .....	85
	Conclusion Générale .....	86
	Les Perspectives .....	87
	Bibliographie .....	88

## Liste des Figures

Figure 1.1. Processus de Data Mining.....	17
Figure 1.2. Architecture Data Mining.....	18
Figure 1.3. Représentation du Data Mining.....	20
Figure 1.4. Parcours de l'information à classifier.....	21
Figure 1.5. Les méthodes de classifications. ....	22
Figure 1.6. Exemple de dendrogramme.....	23
Figure 1.7. Exemple de partition obtenue par les centres mobiles.....	24
Figure 1.8. Les différents Méthodes de classifications.....	25
Figure 1.9. Exemple d'un arbre de décision.....	26
Figure 1.10. Principe de l'algorithme SVM.....	27
Figure 1.11 Principe de l'algorithme k-NN.....	28
Figure 1.12. Principe de l'algorithme Naïve Bayes.....	29
Figure 1.13. Principe de l'algorithme Réseau de Neurone.....	30
Figure 2.1. Graphique géo-spatial des crimes, La nouvelle ORLEANS-USA.....	33
Figure 2.2. Crime organisé.....	35
Figure 2.3. La scène de crime violent.....	36
Figure 2.4. Accident grave USA, 5 morts et 36 blessés.....	37
Figure 2.5. Cybercriminalité.....	38
Figure 2.6. Processus opérationnel de police basé sur la prédiction.....	39
Figure 2.7. Processus de veille opérationnelle.....	42
Figure 3.1. Structure d'un neurone biologique.....	49
Figure 3.2. Structure d'un neurone formel.....	49
Figure 3.3. Les différentes formes de la fonction d'activation.....	50
Figure 3.4. Correspondance entre neurone artificiel et neurone biologique.....	51
Figure 3.5. Algorithme de Feed-forward.....	51
Figure 3.6. Algorithme de Back Propagation.....	53
Figure 3.7. Erreur moyenne sur la base d'apprentissage en fonction du nombre d'itérations.....	54

Figure 3.8. Apprentissage supervisé d'un réseau de neurones.....	56
Figure 3.9. Architecture d'un RN non bouclé.....	56
Figure 3.10. Réseau de neurones bouclé.....	57
Figure 3.11. Schéma général de perceptron simple.....	58
Figure 3.12. Carte topologique auto-adaptative de Kohonen.....	58
Figure 3.13. Le modèle de Hopfield.....	58
Figure 3.14. Le Réseau de Neurones Multicouches.....	59
Figure 4.1. Schéma Global la liaison entre les différentes couches.....	63
Figure 4.2. Architecture globale du système.....	64
Figure 4.3. Architecture détaillé du Système.....	65
Figure 4.4. Processus de Classification.....	66
Figure 4.5. 1ère étape : détectées de scène de crime par collection de données.....	67
Figure 4.6. 2ème étape : Utilisation de la trace. Parmi les événements criminels.....	67
Figure 4.7. 3ème étape : interprétation et détection les liens entre les événements....	68
Figure 4.8. 4ème étape : La présence d'opportunités criminelles.....	68
Figure 4.9. Conception d'un réseau de neurones.....	70
Figure 5.1. Fenêtre de démarrage de l'application.....	78
Figure 5.2. Fenêtre d'authentification.....	79
Figure 5.3. Fenêtre d'inscription.....	79
Figure 5.4. Fenêtre des opérations.....	80
Figure 5.5. Fenêtre d'apprentissage.....	80
Figure 5.6. Fenêtre d'affichage les poids après l'apprentissage.....	81
Figure 5.7. Fenêtre d'affichage les poids après l'apprentissage (Initialisation).....	81
Figure 5.8. Fenêtre d'affichage les poids après l'apprentissage (Résultat après apprentissage).....	82
Figure 5.9. Fenêtre de test et validation (charger la base de données test).....	82
Figure 5.10. Fenêtre de test et validation.....	83
Figure 5.11. Fenêtre d'affichage les résultats après le test.....	84
Figure 5.12. Fenêtre d'utilisation.....	84
Figure 5.13. Fenêtre d'affichage le résultat d'utilisation.....	85
Figure 5.14. Les statistiques des crimes du monde par mois en 2019.....	85

## Liste des Tableaux

**Tableau 2.1** : Variables de la criminalité pour les maisons de cambriolage.....40

**Tableau 3.1** : Transition entre le neurone biologique et le neurone formel.....50

## Introduction Générale

Dans le monde mouvant des technologies et sciences de l'information, de nouveaux concepts surgissent sans qu'on soit sûr de leur pérennité. Parfois ils expriment des concepts anciens qui n'ont pu se développer faute de technologies. Dans l'univers du décisionnel, plusieurs concepts émergent ou resurgissent grâce à l'évolution des technologies de l'information : Le Data Mining et l'Analyse de données. Concernant le Data Mining qui est considéré comme un processus non élémentaire de mises à jour des relations, corrélations, dépendances, associations, modèles, structures, tendances, classes, facteurs obtenus en navigant à travers de grands ensembles de données, généralement consignés dans des bases de données (relationnelles ou pas), navigation réalisée au moyen de méthodes mathématiques, statistiques ou algorithmique]. On comprend, derrière le concept du Data Mining, l'héritage de l'intelligence artificielle et des systèmes experts. Mais on comprend aussi l'utilisation des méthodes d'analyse des données qui ont pour objet de découvrir des structures, des relations entre faits au moyen de données élémentaires et de techniques mathématiques appropriées. On ne s'étonnera pas donc de trouver au catalogue des méthodes de Data Mining aussi bien les réseaux de neurones, les arbres de décision. Donc, on peut dire que la tâche principale du Data Mining c'est utilisé des méthodes pour extraire automatiquement l'information utile de ces données et la mettre à disposition des décideurs. Toujours, et dans le même contexte, on va présenter un travail qui va nous permis de tirer l'objectif principal du Data Mining en basant sur la méthode des réseaux de neurones. Cette méthode se base sur la classification des données et par l'apprentissage dans la perspective d'aider à prendre des décisions sur les événements criminels dans le domaine de sécurité.

Afin d'arriver à des valeurs prédictives correctes sur lesquelles nous fieriez pour prendre des décisions, la méthode prédictive optimale doit être utilisée proportionnellement à son comportement.

Dans notre projet, nous discuterons des différents techniques de bases utilisées pour prédire des événements futurs ou déterminer le type d'événement, Ce projet parle sur la prédiction de criminelles en utilisant la technique de réseau de neurones sachant que ce projet se compose de 5 chapitres interconnectés et intégrés.

Dans le premier chapitre, nous parlerons du data mining, de son concept, et ses différentes techniques.

Le deuxième chapitre, nous allons introduire le concept de crimes, leur histoire, leurs divers types, leur impact sur l'ordre public de la population et de son gouvernement, ses effets négatifs sur son économie et les méthodes utilisées pour le combattre.

Dans le troisième chapitre, nous concentrerons notre étude sur l'une des techniques utilisées dans le data mining, à savoir les réseaux de neurones artificiels, en termes de concept, d'histoire, leur architecture et leurs types.

Dans le quatrième chapitre, nous allons procéder à la création d'un modèle qui nous permette d'identifier le crime ou non grâce aux données qui lui sont fournies, et cela après avoir entraîné le modèle sur divers événements.

Enfin, dans le dernier chapitre, nous procéderons au développement d'un système qui permet d'entraîner l'algorithme de réseaux de neurones sur différents incidents (base de données) survenus et leur classification en tant que crime ou non, la chose qui permet au programme de prendre une décision et de répondre à la question posée s'il s'agit d'un crime ou non, ainsi il permet de prévoir les crimes dans le futur, qui est l'objectif principal de ce projet.

# **Chapitre 1 : Data Mining Et Classification**

## **1.1. Introduction**

Le Data Mining est une technique basée sur des applications statistiques. Cette méthode extrait des éléments de données précédemment indéterminés à partir de grandes quantités de données. Les secteurs de la banque et de l'assurance utilisent l'analyse de data mining pour détecter les crimes, les fraudes, ...etc. proposer les solutions de crédit ou d'assurance appropriées aux clients et mieux comprendre les demandes des clients, Au cours de ce chapitre, nous allons explorer le domaine du Data mining en présentant son utilité, le processus général de ce domaine et quelques techniques les plus utilisées pour extraire des connaissances via Data mining.

## **1.2. Qu'est-ce que le Data Mining (l'exploration de données) ?**

Le Data Mining ou Fouille de données ou Explorateur de données ou Forage de données est le processus informatique de découverte de modèles dans de grands ensembles de données impliquant des méthodes à l'intersection de l'apprentissage automatique, des statistiques et des systèmes de base de données. C'est un processus essentiel où des méthodes intelligentes sont appliquées pour extraire des modèles de données.

Le Data Mining est une composante essentielle des technologies Big Data et des techniques d'analyse de données volumineuses. Il s'agit là de la source des Big Data Analytiques, des analyses prédictives et de l'exploitation des données. [1]

## **1.3. L'Objectif de Data Mining**

L'objectif global du processus de Data Mining est d'extraire des informations d'un ensemble de données et de les transformer en une structure compréhensible pour une utilisation ultérieure. Outre l'étape d'analyse brute, elle implique des aspects de gestion de base de données et de données, des données par traitement, des considérations de modèle et d'inférence, des métriques intéressantes, des considérations de complexité, le post-traitement des structures découvertes, la visualisation et la mise à jour en ligne. L'exploration de données est l'étape d'analyse du processus de « découverte des connaissances dans les bases de données ».

Aujourd'hui, le data Mining est utilisé dans de nombreux secteurs d'activité comme la recherche, le marketing, le développement de produits, la santé ou encore l'éducation.



Ce processus permet de résoudre rapidement des problèmes qui, jusqu'à alors, demandaient énormément de temps pour être résolues manuellement.

L'utilisation de techniques statistiques diverses pour analyser les données permet aux utilisateurs d'identifier des modèles, des tendances et des corrélations qui n'apparaissent pas clairement au départ. Grâce aux résultats des différentes analyses successives, ils peuvent prédire ce qui est susceptible de se produire et prendre des mesures pour influencer et maximiser les résultats commerciaux. [2]

#### 1.4. Quel avenir pour le Data Mining ?

L'avenir est prometteur pour ce domaine et la science de la donnée étant donné la croissance constante de la masse de données. Et tout comme les techniques minières ont évolué et se sont perfectionnées grâce aux améliorations technologiques, les technologies d'extraction d'informations précieuses issues des données permettent d'améliorer la qualité du mining.

Aujourd'hui, les technologies cloud, l'IA, le machine learning et le deep learning se démocratisent. De nombreuses entreprises mettent désormais ces systèmes ainsi que les IoT au service de leur business.

En 2020 on dénombre 10 milliards d'IoT. Les données générées par cette activité et stockées dans le cloud créent un besoin urgent d'outils d'analyse flexibles et évolutifs capables de gérer des masses d'informations provenant d'ensembles de données disparates.

Elles peuvent ensuite compiler ces données, les préparer, les analyser et agir en conséquence pour obtenir de meilleurs résultats. [3]

#### 1.5. Une évolution technologique naturelle

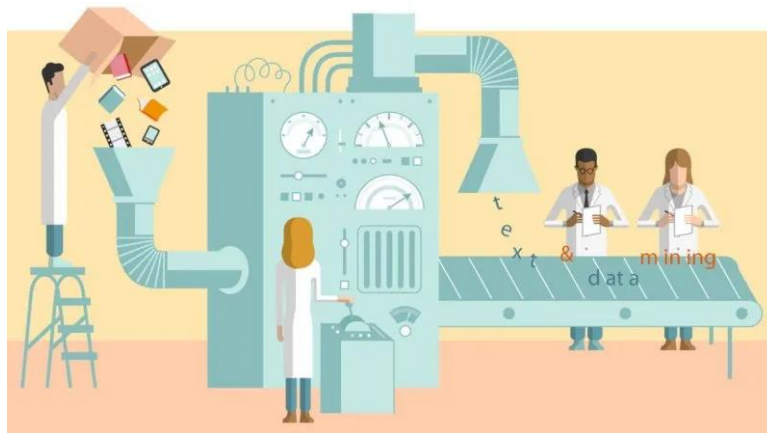


Figure 1.1 : Processus de Data Mining

Le processus de découverte des connaissances dans les bases de données (DB) est généralement défini avec les étapes suivantes : [1]

1. Sélection
2. Pr-traitement
3. Transformation
4. Data Mining Interprétation / évaluation

## 1.6. Méthodologie de mining

Les spécialistes de Data Mining obtiennent généralement des résultats fiables rapidement en suivant une méthodologie structurée [4].

Voici les 6 principales étapes de ce processus :

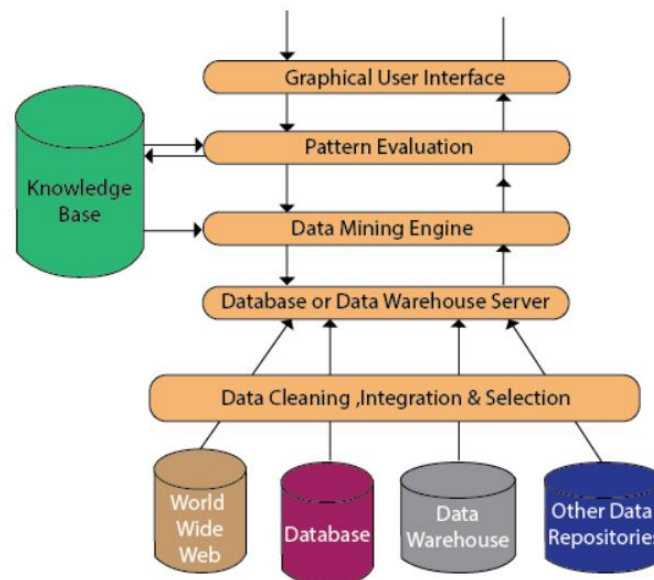


Figure 1.2 : Architecture Data Mining

- a. **Compréhension** : développer une compréhension approfondie des paramètres et du cadre du projet (incluant la situation actuelle) et définir les facteurs clés de réussite
- b. **Compréhension des données** : déterminer les informations qui seront nécessaires pour répondre à l'objectif défini, lister les ressources qui contiennent les données utiles et rassembler ces dernières.
- c. **Préparation des données** : préparer les données dans le format approprié pour répondre à la finalité, s'assurer de leur qualité et corriger les problèmes de duplication ou de manque.

- d. **Modélisation** : utiliser des algorithmes pour identifier des modèles (patterns).
- e. **Évaluation** : déterminer si et dans quelle mesure les résultats obtenus par un pattern aideront à atteindre l'objectif final. Il y a souvent une phase itérative pour trouver le meilleur algorithme et donc le meilleur résultat.
- f. **Déploiement** : mettre les résultats de l'analyse entre les mains des décideurs et utiliser les informations finales pour adapter la stratégie.

### 1.6.1. Les composants importants des systèmes Data Mining

- a. Une source de données.
- b. Un moteur d'exploration de données.
- c. Un serveur d'entrepôt de données.
- d. Le module d'évaluation des modèles.
- e. Une interface utilisateur graphique et une base de connaissances.

### 1.6.2. Le Data Mining implique six classes courantes de tâches

- a. **Le nettoyage et la préparation de data** : C'est une étape au cours de laquelle les datas sont transformées de manière à être analysées et traitées de manière opérationnelle. Supprimer des erreurs ou identifier une information manquante par exemple.
- b. **Apprentissage des règles d'association (modélisation des dépendances)** : Recherche les relations entre les variables. Par exemple, un supermarché peut collecter des données sur les habitudes d'achat des clients. Grâce à l'apprentissage des règles d'association, le supermarché peut déterminer quels produits sont fréquemment achetés ensemble et utiliser ces informations à des fins de marketing.
- c. **Clustering** : Et la tâche de découvrir des groupes et des structures dans les données qui sont d'une manière ou d'une autre « similaires », sans utiliser de structures connues dans les données.
- d. **Classification** : est la tâche de généraliser la structure connue à appliquer aux nouvelles données. Par exemple, un programme de messagerie peut tenter de classer un e-mail comme « légitime » ou comme « spam ».

- e. **Régression** : tente de trouver une fonction qui modélise les données avec le moins d'erreur, c'est-à-dire pour estimer les relations entre les données ou les ensembles de données.
- f. **Récapitulation** : fournissant une représentation plus compacte de l'ensemble de données, y compris la visualisation et la génération de rapports.



Figure 1.3 : Représentation du Data Mining

## 1.7. Classification

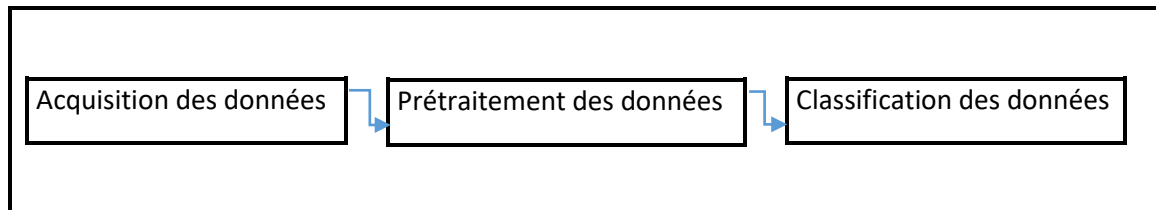
### 1.7.1. Concepts et Définitions

La classification est le processus, qui permet de grouper des objets (observations ou individus) dans des classes (clusters) de manière à ce que les objets appartenant à la même classe soient plus similaires entre eux qu'aux objets appartenant aux autres classes.[1] La classification connaît une large utilisation dans plusieurs domaines notamment de l'intelligence artificielle comme l'analyse financière (prévision d'évolution de marchés), Marketing (établir un profil client, mailing), Banque (attribution de prêts), Médecine (aide au diagnostic), Télécom (détection de fraudes). Biométrie, Robotique, Reconnaissance de forme (OCR, Transcription de la parole, Compréhension/Dialogue), Recherche d'information (moteur internet, moteur multimédia), la détection d'intrusions dans des réseaux informatiques et enfin la détection des crimes en utilisant le data mining qui est le sujet de notre projet de fin d'études [2].

### 1.7.2. L'architecture typique d'une application basée sur la classification

Comme la classification est un problème central, l'application de cette dernière lors des travaux de développement d'un outil de classification dans n'importe quel

domaine, doit être anticipé par d'autres phases d'extraction et d'analyse des informations à classifier, ces Chapitre de Data mining et Classification et le chapitre de réseaux de neurones travaux se sont également attachés à étudier les phases montrés dans la figure (Figure 4).

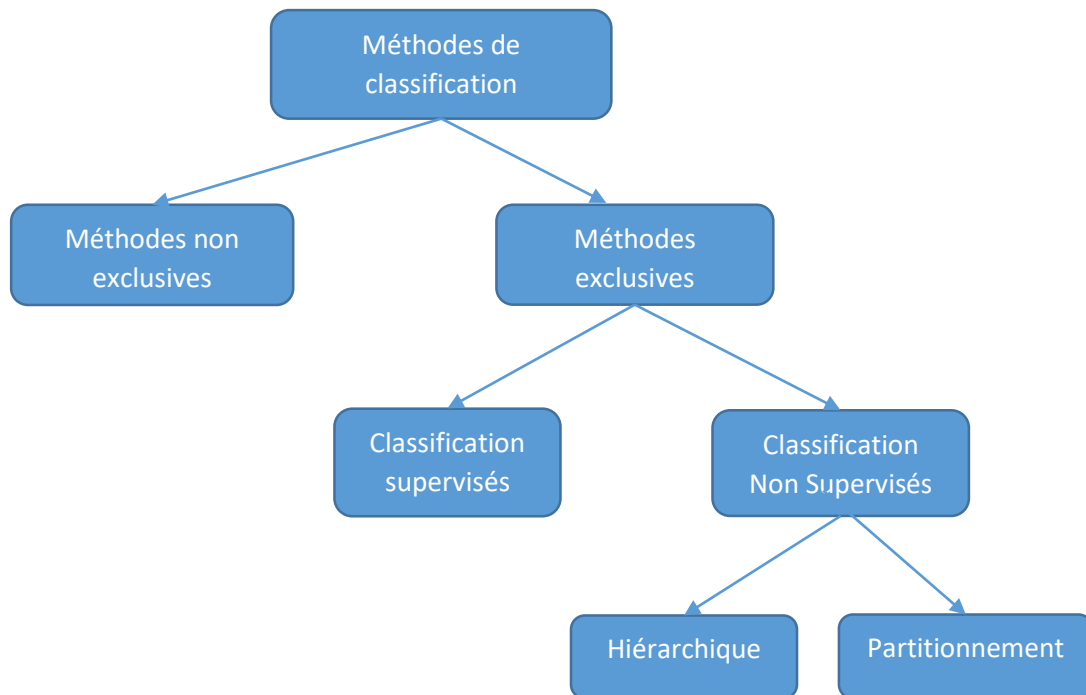


**Figure 1.4 :** Parcours de l'information à classifier [5]

- **Acquisition des données :** D'une manière générale, il s'agit à ce niveau de mettre en place l'ensemble d'instrumentation (capteurs, matériel d'acquisition, etc.) de façon à reproduire le phénomène observé le plus fidèlement possible.
- **Prétraitement des données :** Cette phase correspond au filtrage des informations en ne conservant que ce qui est pertinent dans le contexte d'étude. Dans notre cas, il s'agit de l'enregistrement les données des crimes.
- **Classification des données :** Elle correspond à l'étape de décision et pour cela plusieurs méthodes se présentent pour la résolution.

### 1.7.3. Taxonomie de classification

Un grand nombre de méthodes est établi pour résoudre à peu près tous les problèmes de classification, cependant du fait que certaines de ces approches partagent des caractéristiques communes, soit dans la façon d'appréhender le problème (apprentissage supervisé ou non), soit dans la nature de la sortie réalisée (groupes disjoints ou classification flou), la Figure 5 montre le regroupement de ces méthodes sous la forme d'une hiérarchie (taxonomie) [6]



**Figure 1.5 :** Les méthodes de classifications [6]

Nous donnons dans ce qui suit une rapide description des méthodes décrites dans la figure ci-dessus :

#### 1.7.4. Classification exclusive

Dans la classification exclusive un objet ne peut être qu'à une seule classe dans la partition finale.

##### 1.7.4.A. Classification non supervisée

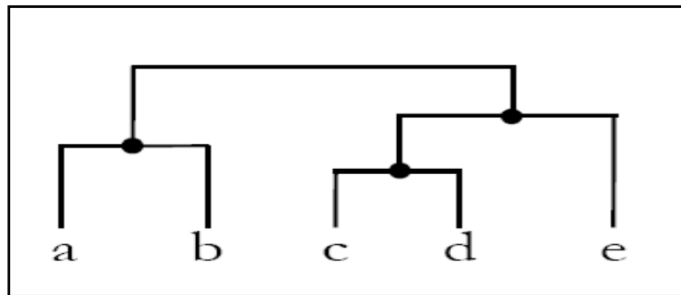
La classification non supervisée (clustering), consiste à affecter les individus considérés similaires au même groupe sans en connaître au préalable la structure. Les classes ne sont pas connues à l'avance, et les exemples disponibles sont non étiquetés. Le but est donc de constituer des classes, parmi les méthodes de classification non supervisé les plus utilisées, la méthode K-Means (centres mobiles) et la méthode hiérarchique [7]

##### 1.7.4.A.1. Classification ascendante hiérarchique (CAH)

La classification ascendante hiérarchique, a pour objectif de construire une suite de partitions emboîtées des données en  $n$  classes,  $n-1$  classes, ..., 1 classe. Que l'on visualise par exemple par un dendrogramme (Figure 7). [8]

**Principe [9]:**

- a. A l'étape initiale, les « n » individus constituent des classes à eux seuls.
- b. On calcule les distances deux à deux entre individus, et les deux individus les plus proches sont réunis en une classe.
- c. La distance entre cette nouvelle classe et les n-2 individus restants est ensuite calculée, et à nouveau les deux éléments (classes ou individus) les plus proches sont réunis.



**Figure 1.6 :** Exemple de dendrogramme. [6]

#### 1.7.4.A.2. Méthode des K-means (Centres mobiles)

Cet algorithme fut longtemps utilisé sur les grands jeux de données en raison de sa rapidité. On s'intéresse tout d'abord à l'algorithme lui-même, puis à ses propriétés.

##### Principe :

On suppose qu'il existe K classes distinctes. On commence par désigner K centres de classes  $\mu_1, \dots, \mu_K$  parmi les individus. Ces centres peuvent être soit choisis par l'utilisateur pour leur "représentativité", soit désignés aléatoirement. On réalise ensuite itérativement les deux étapes suivantes :

**A.** Pour chaque individu qui n'est pas un centre de classe, on regarde quel est le centre de classe le plus proche. On définit ainsi K classes  $C_1, \dots, C_K$ , où  $C_i = \{\text{ensemble des points les plus proches du centre } \mu_i\}$ ,

**B.** Dans chaque nouvelle classe  $C_i$ , On définit le nouveau centre de classe  $\mu_i$  comme étant le barycentre des points de  $C_i$  [8]

L'algorithme s'arrête suivant un critère d'arrêt fixé par l'utilisateur qui peut être choisi parmi les suivants :

- a. Soit le nombre limite d'itérations est atteint, soit l'algorithme converge, c'est-à-dire qu'entre deux itérations les classes formées restent les mêmes.
- b. Soit l'algorithme a "presque" converge, c'est-à-dire que l'inertie intra-classe ne s'améliore quasiment plus entre deux itérations.

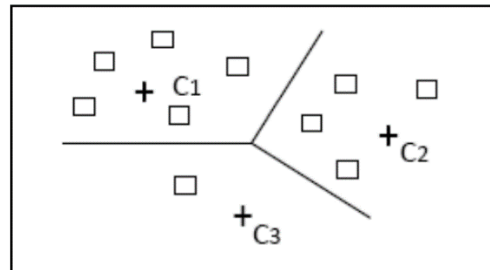


Figure 1.7 : Exemple de partition obtenue par les centres mobiles [10]

#### 1.7.4.B. Classification supervisée

Dans ce type de classification, les classes sont connues à l'avance, et on dispose d'un ensemble d'objets déjà étiquetés (classés) servant l'ensemble d'apprentissage. Le problème est alors de générer un modèle capable d'associer un tout nouvel objet à sa classe la plus adaptée, en se servant des exemples déjà étiquetés (exemples d'apprentissages), Parmi les méthodes de classification supervisée, nous citons la méthode de k plus proche voisins, la méthode d'arbre de décision [7]

#### 1.7.5. Classification non exclusive

Chaque objet est associé à une densité de probabilité qui indique pour chacune des classes la probabilité que l'objet considéré y appartienne (la classification floue).

### 1.8. Les Algorithmes de Classification

Les algorithmes de classification permettent, dans la grande majorité des cas, d'obtenir de très bon taux de reconnaissance. En effet, le principe de base repose sur un ensemble de données du problème qui servent à entraîner l'algorithme de classification ce qui permet alors d'exploiter des outils puissants dans le domaine de l'apprentissage automatique. Au vu de notre objectif de recherche qu'est la détection des crimes en utilisant le data mining, ces algorithmes semblent être la solution à déployer selon différentes stratégies d'approches. L'apprentissage supervisé est un type d'apprentissage automatique qui utilise un jeu de données connu pour effectuer des



prédictions. L'ensemble de données d'apprentissage comprend les données d'entrée et les valeurs de réponse. Les algorithmes d'apprentissage supervisé cherchent à créer un modèle capable de prédire les valeurs de réponse d'un nouvel ensemble de données. L'utilisation de jeux de données d'apprentissage plus volumineux et l'optimisation des hyper-paramètres du modèle peuvent souvent augmenter le pouvoir prédictif du modèle et lui permettre de bien généraliser pour les nouveaux jeux de données. Un ensemble de données de test est souvent utilisé pour valider le modèle. Le choix d'un modèle de classification des données est étroitement lié à l'analyse de rentabilisation et à une solide compréhension de ce qu'on essaye d'accomplir. Le choix de la bonne approche nécessite souvent des essais et des erreurs pour atteindre le bon équilibre entre complexité, performances et précision.

Les tests ont porté sur les algorithmes de classification, On va discuter sur quelques algorithmes les plus connus et utilisés :

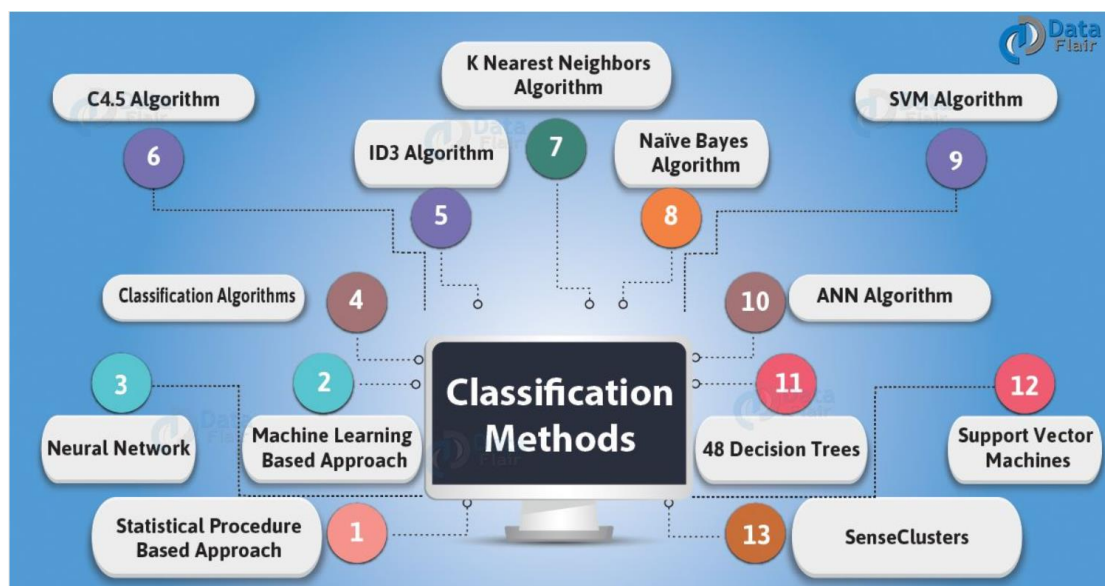


Figure 1.8 : Les différents Méthodes de classifications [9]

### 1.8.1. Les Arbres de Décision

Un arbre de décision est un enchaînement hiérarchique de règles logiques ou de production construites de manière automatique à partir d'un ensemble de données. La construction de l'arbre de décision consiste à utiliser les descripteurs, pour subdiviser progressivement l'ensemble en sous-ensembles de plus en plus fins. L'algorithme estime la probabilité qu'une observation se trouve dans le nœud  $t$  en utilisant la formule

$$P(T) = \sum_{j \in T} w_j$$

Où :

$w_j$  = Poids des observations,

$\mathcal{T}$  = Ensemble de tous les indices d'observation du nœud  $t$

$n$  = Égale au nombre d'observations.

Les arbres de décision sont des algorithmes de classification de données reposant sur un apprentissage supervisé. Comme son nom l'indique, la structure de ces algorithmes ressemble à des arbres constitués de nœuds, de branches et de feuilles. La construction de ces arbres est réalisée à l'aide d'une base de données brute (vecteur des caractéristiques et classes) et de lois qui permettent de déterminer les variables discriminantes pour la classification efficace des futures données.

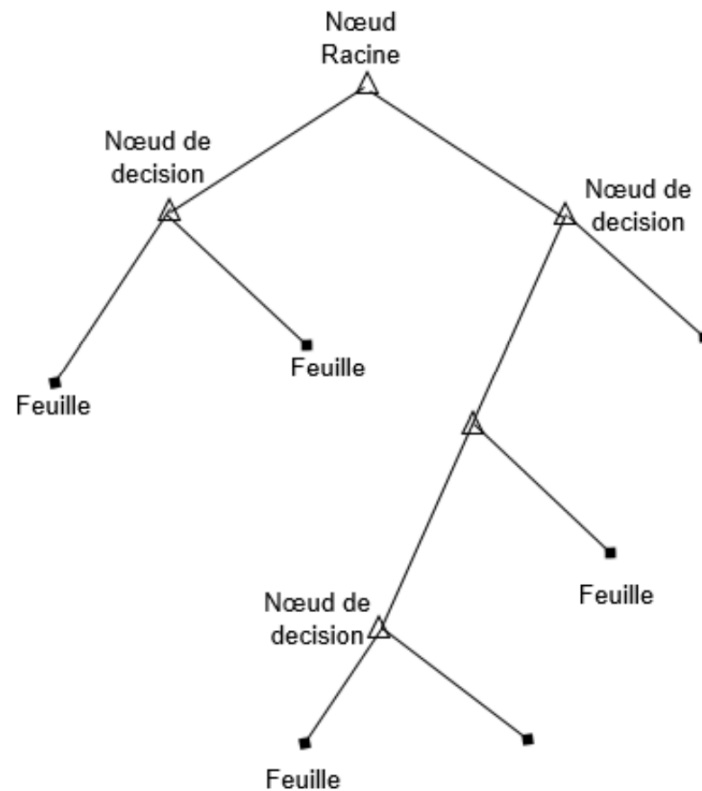
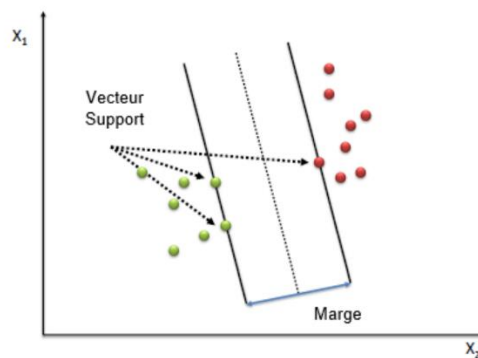


Figure 1.9 : Exemple d'un arbre de décision.

### 1.8.2. Machines à Vecteurs de Support (SVM)

Les machines à vecteur de support (SVM) sont utilisées lorsque les données ont exactement deux classes. L'algorithme SVM classe les données en trouvant le meilleur hyperplan qui sépare tous les points de données d'une classe de ceux de l'autre classe

(le meilleur hyperplan pour un SVM est celui avec la plus grande marge entre les deux classes). L'algorithme SVM peut aussi être utilisé avec plus de deux classes, auquel cas le modèle créera un ensemble de sous-ensembles de classification binaire. Il y a quelques avantages importants à utiliser l'algorithme SVM. Tout d'abord, il est extrêmement précis et n'a pas tendance à sur adapter les données. Deuxièmement, les machines à vecteurs de support linéaire sont relativement faciles à interpréter. Parce que les modèles SVM sont très rapides. Cependant, les algorithmes SVM doivent être formés et réglés à l'avance. L'algorithme SVM est un classificateur dit linéaire, ça veut dire que, dans le cas parfait, les données doivent être linéairement séparables. Il permet de trouver le meilleur séparateur (ligne, plan ou hyperplan) qui sépare le mieux les deux classes.



**Figure 1.10** : Principe de l'algorithme SVM.

### 1.8.3. LES k-PLUS PROCHES VOISINS (k-NN)

L'algorithme des k-plus proches voisins (k-NN) se base sur les données en entier. En effet, pour une observation, qui ne fait pas partie des données, qu'on souhaite prédire, l'algorithme va chercher les k instances les plus proches de notre observation et choisir pour chaque observation la classe majoritaire parmi ses k plus proches voisins.

La méthode k-NN est une technique d'apprentissage supervisé, et est considérée comme l'une des plus simples dans le domaine de la classification. Elle permet de classer une nouvelle observation (vecteur de caractéristiques extraites) en calculant la distance avec les données d'entraînement, et de prendre les k plus proches voisins (en termes de distance). Puis, observé la classe qui est majoritairement représentée parmi les k-plus proches voisins et d'assigner cette classe à la nouvelle observation.

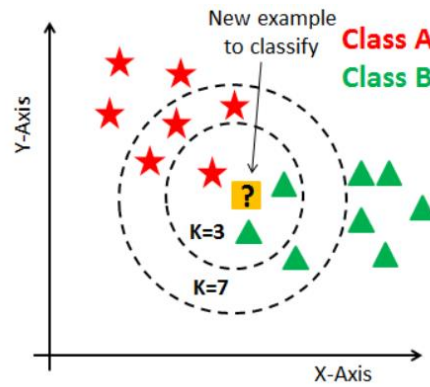


Figure 1.11 : Principe de l'algorithme k-NN.

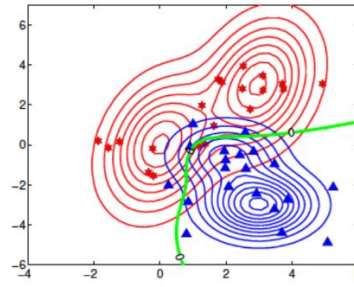
#### 1.8.4. Naïve Bayes

Si les données ne sont pas complexes et que la tâche est relativement simple, les algorithmes Naïve Bayes peuvent être utilisés. Il s'agit d'un classificateur qui présente des avantages par rapport aux algorithmes de régression logistique et de l'algorithme k-plus proche voisin, lorsqu'il travaille avec une quantité limitée de données disponibles pour former un modèle.

L'algorithme Naïve Bayes est également un bon choix lorsque les ressources CPU et mémoire sont un facteur limitant. Parce qu'il est très simple, il n'a pas tendance à surcharger les données et peut être formé très rapidement. Il fonctionne également bien avec les nouvelles données continues utilisées pour mettre à jour le classificateur. Si la taille et la variance des données augmentent et que vous avez besoin d'un modèle plus complexe, d'autres classificateurs fonctionneront probablement mieux. De plus, sa simple analyse n'est pas une bonne base pour des hypothèses complexes.

L'algorithme Naïve Bayes est souvent le premier algorithme que les scientifiques essaient d'utiliser pour analyser du texte. C'est un algorithme de classification qui applique une estimation de densité aux données. L'algorithme exploite le théorème de Bayes et suppose que les données prédites sont conditionnellement indépendantes. C'est un classificateur probabiliste, qui est basé sur le théorème de Bayes :

$$P(A/B) = \frac{P(B/A) \cdot P(A)}{P(B)}$$



**Figure 1.12** : Principe de l'algorithme Naïve Bayes. [11]

### 1.8.5. RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELLES (ANN)

Les réseaux de neurones artificiels sont des méthodes d'apprentissage supervisé et non supervisé qui tentent d'imiter la pensée humaine par la modélisation simplifiée des systèmes neuronaux du cerveau de l'homme. L'intention n'est pas de modéliser le mécanisme exact du fonctionnement biologique des cellules neurales dans le cerveau ni de créer un clone biologique. Au lieu de cela, la biologie n'est que la source d'inspiration. L'élément de traitement unitaire est un modèle simple appelé neurone. Chaque neurone est fondamentalement une fonction pouvant recevoir plusieurs entrées et ne produire qu'une sortie. La combinaison de plusieurs neurones en un réseau de neurones est-ce que nous avons appelé réseau de neurones artificiels.

Un réseau de neurones artificiels (ANN) peut apprendre et donc être formé pour trouver des solutions, reconnaître des modèles, classer des données et prévoir des événements futurs. Les réseaux de neurones artificiels sont utilisés pour résoudre des problèmes plus complexes, tels que la reconnaissance des caractères, la prédiction boursière et la compression d'image. Le comportement d'un réseau de neurones est défini par la façon dont ses éléments individuels sont connectés et par les forces de ces connexions, ou poids. Les poids sont automatiquement ajustés en entraînant le réseau selon une règle d'apprentissage spécifiée jusqu'à ce qu'il exécute correctement la tâche souhaitée.

Les réseaux de neurones artificiels sont excellents pour modéliser des données non linéaires avec un grand nombre de fonctionnalités d'entrée. Lorsqu'ils sont utilisés correctement, les ANN peuvent résoudre des problèmes qui sont trop difficiles à résoudre avec un algorithme simple.

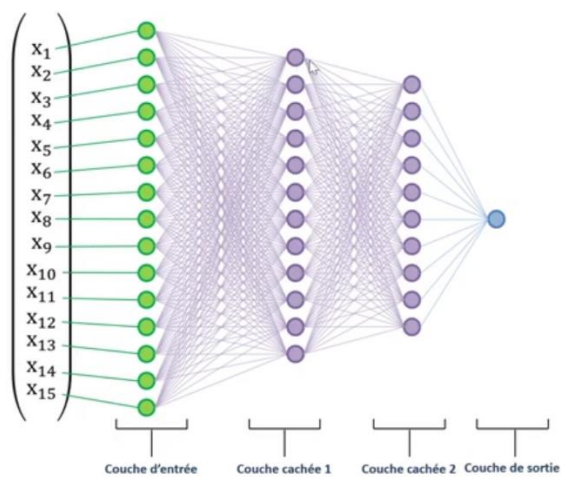


Figure 1.13 : Principe de l'algorithme Réseau de Neurone.

**1.9. Conclusion**

À travers de ce chapitre, nous avons discuté sur le Data Mining et la classification par utilisation les différents algorithmes de classifications avec les principales étapes pour la classification Ainsi, au chapitre suivant nous allons expliquer sur les évènements des crimes et sur l’algorithme de réseau de neurone et présenter les différents résultats que nous avons obtenus en appliquant cet algorithme (bien sûr sur le chapitres suivants).

# **Chapitre 2 :**

## **Les Crimes**



## 2.1. Introduction

Sans aucun doute, les conditions de la vie sociale humaine rendent très probable l'émergence d'un phénomène connu sous le nom de crime. Nous avons donc encore besoin de connaître l'analyse de la criminalité comme un outil efficace dans la lutte.

L'analyse de la criminalité consiste principalement à utiliser une approche structurée pour identifier, détecter et parfois prédire les incidents criminels.

Les entrées dans le système d'analyse de la criminalité se composent de données et d'informations affectées aux variables de la criminalité, et les sorties comprennent les réponses aux questions d'enquête et d'analyse, l'extraction de connaissances et enfin la visualisation des résultats.

Ce chapitre est consacré à l'identification des concepts liés à la criminalité : sa définition, les types de délits et certaines techniques de détection des différents délits.

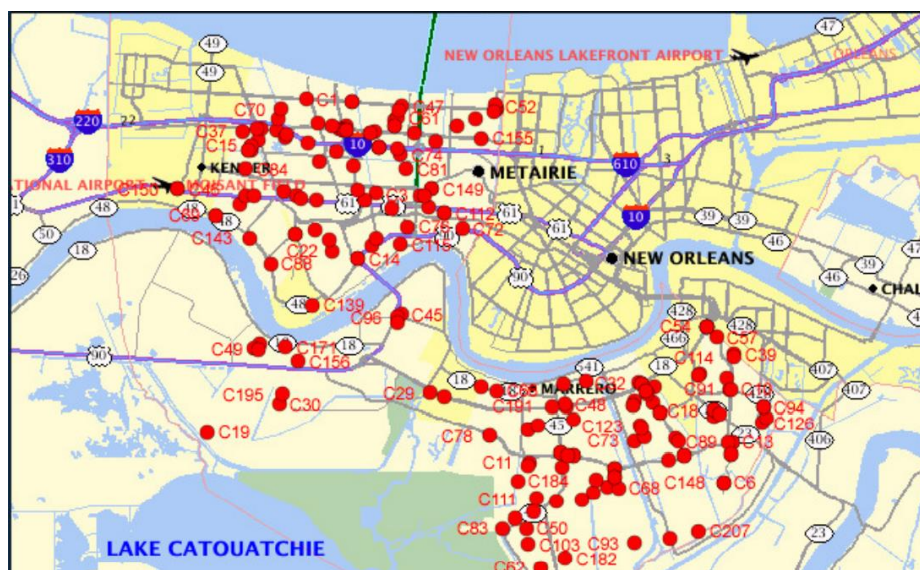


Figure 2.1 : Graphique géo-spatial des crimes, La nouvelle ORLEANS-USA.

## 2.2. Définition de Crime

Un crime peut être défini comme un comportement antisocial, immoral ou honteux ou comme une violation d'une norme sociale importante. [12]

Le meurtre d'un être humain est un crime dans toutes les sociétés civilisées. Cependant, dans les sociétés primitives, le meurtre pouvait être considéré comme une affaire privée

qui devait être réglée entre les familles concernées. Dans ces sociétés, le comportement est largement régi par les coutumes et les normes communes à tous les membres. Les violations sont considérées comme des fautes personnelles et non comme des crimes. On s'inquiète moins de l'état d'esprit ou de l'intention du délinquant, et la culpabilité est généralement déterminée par la société.

Dans les États-nations, où les institutions politiques et juridiques sont codifiées, le crime constitue une violation du droit pénal imposé par l'État. Cependant, les lois pénales des États modernes constituent un ensemble complexe et croissant de règles écrites.

### **2.3. Histoire du crime**

Les premières lois à émerger, le canon babylonien d'Hammourabi (1900 avant JC), sont apparemment basées sur la vengeance, par exemple sur le principe « œil pour œil, dent pour dent », mais la plupart des lois plus anciennes permettent une compensation sur la de la valeur, de l'âge ou de toute autre chose d'un œil, y compris la vie humaine. Toutes les lois reflétaient les différences sociales, mais les contrevenants encourageaient des sanctions sévères pour avoir enfreint toutes sortes de règles, dont beaucoup étaient de nature rituelle.

Cependant, leur application est limitée par des règles de procédure et des preuves qu'il est presque impossible de surmonter dans la mesure où cela est nécessaire pour prouver la commission d'un crime. Les Grecs, de leur côté, permettaient également des compensations. En grec, le mot "punition" signifie compensation monétaire. Après Solon au VI<sup>e</sup> siècle av. J.-C., tous les citoyens d'Athènes ont le droit de poursuivre. A Rome, le droit civil s'est développé en un système cohérent, mais le droit pénal reste largement une affaire de coutumes locales.

Dans l'Angleterre médiévale, au début, aucune distinction n'était faite entre le crime et ce qu'on appelle aujourd'hui la responsabilité délictuelle, et une personne qui en tue une autre fait l'objet d'une ordonnance de restitution appelée « wergilt ». Seule la vie du roi est exclue, et cette exception perdure aujourd'hui dans la notion dite de « tranquillité d'esprit du roi » ou « d'ordre public » : encore aujourd'hui, la commission d'un crime contre le roi est considérée comme un couronnement. [12]

## 2.4. Types de crime

### 2.4.1. Détection de fraude

Une fraude est mal dirigée ou profite injustement de l'autre. La fraude comprend tout acte, exclusion ou dissimulation, y compris la violation d'une obligation ou d'un engagement légal ou équitable, qui cause un préjudice à autrui. Les différents types de fraude incluent la fraude par chèque, la vente en ligne, la fraude à l'assurance, la fraude par carte de crédit, etc. Vendre en ligne signifie vendre des produits contrefaits ; La fraude à l'assurance désigne une fausse assurance réclamée pour les dommages automobiles, les soins de santé et autres dépenses ; La fraude par carte de crédit consiste à obtenir des informations de carte de crédit par divers moyens qui sont utilisés dans un grand nombre d'achats sans le consentement du consommateur. [13]

### 2.4.2. Crime organisé

Le crime organisé est une structure humaine relativement stable de plusieurs personnes qui suivent les ordres d'un chef ou d'un comité exécutif pour faire des profits illégaux sur les routes et dans des zones restreintes.

Ce sont des ennemis de l'État qui ont souvent une législation qui reflète la charge de la preuve. L'agence de sécurité coordonne cette répression au niveau national et international.



**Figure 2.2 :** Crime organisé

### 2.4.3. Crime violent

Un crime violent est un crime dans lequel le délinquant menace de recourir à la coercition sur la victime. [14]

Cela inclut les deux crimes de l'acte brutal appelé ciblage, par exemple, le meurtre ou le viol. Les différents types de délits sont les suivants :

- Assassinat d'un individu par un autre.
- Meurtre : abattage délibéré d'une autre personne.
- Meurtre au 1er degré : utilisé pour faire allusion à un abattage délibéré.
- Meurtre au 2e degré : Utilisé pour faire allusion à tuer accidentellement dans lequel le bourreau montre, détachement scandaleux à la vie humaine.

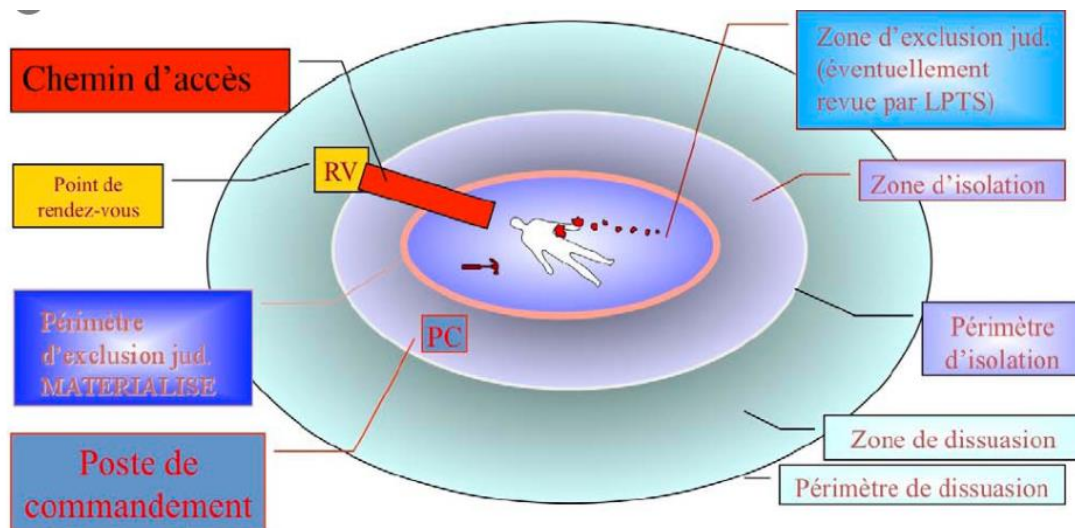


Figure 2.3 : La scène de crime violent

### 2.4.4. Violence routière

Les infractions routières se produisent lorsque les conducteurs violent les lois régissant la conduite des véhicules sur les routes et les autoroutes. Le nombre croissant de voitures dans les villes entraîne un volume de trafic élevé et signifie que les infractions routières deviennent plus graves, ce qui peut entraîner de graves destructions de biens et davantage d'accidents pouvant mettre la vie des personnes en danger. Pour résoudre ce problème et éviter de telles conséquences, des systèmes de

détection des infractions au code de la route sont nécessaires.[15]



**Figure 2.4 :** Accident grave USA, 5 morts et 36 blessés

#### **2.4.5. Agression sexuelle**

Une attaque criminelle est le risque ou l'effort de frapper physiquement un homme, sans se soucier du fait qu'un contact a été réellement établi, tant que la victime connaît le danger encouru. Le niveau d'agression sexuelle comprend :

- Agression sexuelle mineure : Cela comprend le fait de contraindre une personne à se livrer à tout type d'acte sexuel sans son consentement exprès.
- Agression sexuelle armée : Elle comprend l'utilisation d'une arme ou le risque de l'utiliser ou de blesser un étranger.
- Agression sexuelle grave : survient lorsque la victime est gravement blessée, mutilée, sévèrement battue ou menacée de mort à la suite d'un viol.
- Agression verbale : Il s'agit d'une sorte d'embuscade orale non physique qui entraîne des dommages passionnés, mentaux et également mentaux à la victime, au lieu de dommages physiques substantiels. [16]

#### **2.4.6. Cybercriminalité**

La cybercriminalité est un crime informatique. Comprend un ordinateur et un réseau pour que le crime se produise. Infractions contre le processus pénal consistant à nuire aux victimes par le biais des systèmes de transmission des médias existants, par exemple, réseau et cellulaire.

Les différents types sont l'extorsion en ligne, la fausse déclaration de guichet automatique, la fausse déclaration de données filaires, le partage et le vol de documents, le piratage, etc.

L'analyse de la cybercriminalité est une responsabilité très importante du système d'application de la loi de tout pays. Cela inclut l'échec de la protection ou l'endommagement des propriétés d'un cadre informatique, par exemple des documents, des pages de site Web ou de la programmation. [17]



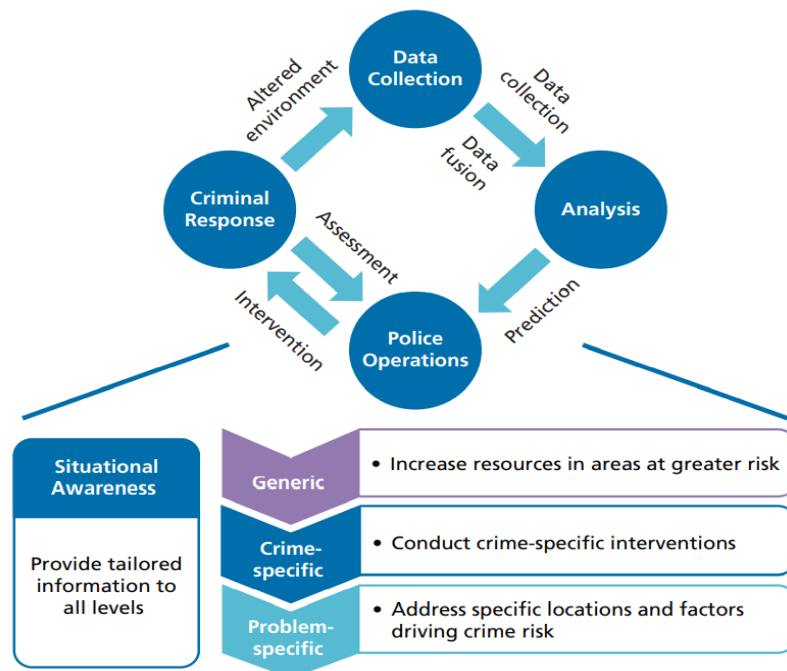
Figure 2.5 : Cybercriminalité

## 2.5. Techniques de détection de divers crimes

### 2.5.1. Processus de police et méthodes de prévention axés sur la prédiction

Faire des « prédictions » est la moitié du travail de la police basée sur des prédictions, et l'autre moitié intervient, agissant sur des prédictions qui conduisent à la réduction de la criminalité (ou au moins à la résolution de la criminalité). Ce que nous avons découvert dans cette étude, c'est que la police prédictive est mieux conçue dans le cadre d'un processus métier complet. Ce processus est résumé à la figure 6. Nous avons également identifié certaines pratiques émergentes de mise en œuvre de ce processus opérationnel grâce à une série de discussions avec les principaux praticiens de la police prédictive. Au cœur du processus illustré à la figure 6 se trouve un cycle en quatre étapes.

Les deux premières étapes consistent à collecter et analyser des données sur la criminalité, les accidents et les délinquants afin de produire des prévisions. La troisième étape consiste à mener des opérations policières qui répondent aux crimes anticipés (ou aident à résoudre des crimes passés). Le type d'intervention varie selon les cas et le service responsable de l'intervention. La figure 6 illustre trois principaux types d'interventions (en bas à droite de la figure). Il s'agit de l'intervention générale, de l'intervention spécifique au crime et de l'intervention spécifique au problème, des plus simples aux plus complexes. En général, nous supposons que des interventions plus complexes nécessiteront plus de ressources, mais seront mieux adaptées aux problèmes réels de criminalité et produiront de meilleurs résultats. Quel que soit le type d'intervention, ceux qui l'exécutent ont besoin d'informations pour réussir l'intervention. Ainsi, fournir des informations qui répondent au besoin de connaissance de la situation parmi les agents et le personnel est un élément essentiel de tout plan d'intervention. Les interventions mènent à une réponse pénale qui, idéalement, réduit ou résout l'infraction (étape 4). À court terme, l'agence doit procéder à des évaluations rapides pour s'assurer que les interventions sont mises en œuvre correctement et qu'il n'y a pas de problèmes visibles immédiats, et que le cycle se répète. [18]



**Figure 2.6** : Processus opérationnel de police basé sur la prédiction

### 2.5.2. Variables de la criminalité

Certains paramètres peuvent décrire de manière unique les caractéristiques d'un crime. Ces crimes connus sous le nom de variables criminelles sont le sujet principal du processus d'analyse de la criminalité. Quel que soit le type de crime, nous pouvons classer différents types de variantes de crime en trois groupes généraux :

1) Variables spatiales et temporelles du crime (par exemple, les coordonnées de la scène du crime ou l'heure de l'événement).

2) Caractéristiques naturelles du crime (telles que les caractéristiques de la scène du crime et le comportement du délinquant).

3) Profils des délinquants (comme les caractéristiques des délinquants (âge, sexe, race, etc.)).

Notez que chaque type de crime a ses propres variantes de crime. Par exemple, les variables de crime pour un meurtre ne seraient pas les mêmes que les variables de crime pour un vol qualifié.

Même dans les crimes de vol, il existe différents types de variantes de crime pour différents types de vol comme le cambriolage, le vol qualifié, le vol de voiture, etc.

Par conséquent, différents types de criminalité nécessitent l'analyse de différents types de variables criminelles.

Le tableau 1 énumère certaines des variables les plus importantes pour le cambriolage dans les maisons d'habitation.

Catégories	Variables liées
lieu d'entrée	Murs, toit, fenêtre, etc.
méthode d'entrée	Escalade, forage, destruction, rupture, tunnel, etc.
type de maison d'habitation	Appartement, villa, bungalow, etc.
type de recherche	rangé, en désordre, toutes les chambres, un seul endroit, etc.
Lieu de sortie	Murs, toit, fenêtre, etc.
les méthodes d'interaction du délinquant avec l'environnement	Verrouillez la porte après être entré, manipulez l'alarme, tuez



	le chien de garde, etc.
--	-------------------------

**Tableau 2.1 :** Variables de la criminalité pour les maisons de cambriolage

### 2.5.3. Mesure et statistiques

Les informations relatives à la criminalité sont généralement obtenues à partir de statistiques recueillies par divers organismes officiels. Ces statistiques "officielles" sont connues pour avoir leurs limites, et une variété d'activités de collecte supplémentaires telles que l'auto-déclaration et les enquêtes auprès des victimes sont utilisées dans un effort pour faire la lumière sur les crimes "cachés" ou "cachés". Activité criminelle non signalée.

Certains délits, en particulier les délits à caractère sexuel et les abus entre membres d'une même famille, ont tendance à ne pas être signalés et il est donc difficile de déterminer, par exemple, s'il y a eu une augmentation de la violence à l'encontre des femmes mariées et de la maltraitance des enfants ou si ces crimes sont commis, détectés, signalés et poursuivis plus fréquemment.

De graves problèmes persistent, dont la responsabilité est partagée par les ministères, les provinces et les territoires responsables de l'administration de la justice. Le Centre de la statistique juridique élabore et met en œuvre des enquêtes statistiques et diffuse de l'information. Des données plus fiables et plus utiles sont désormais collectées, même si des enquêtes nationales dans tous les secteurs importants de la justice ne seront pas menées avant plusieurs années.

## 2.6. Causes et explications de la criminalité

La littérature contemporaine sur les causes du crime est liée à la littérature dans le domaine de la psychiatrie, de l'anthropologie, de la sociologie. Les criminologues étudient comment les gens deviennent délinquants et la relation entre les taux de criminalité, la culture et l'organisation sociale. Très peu de recherches théoriques systématiques ont été menées sur la criminalité avant le vingtième siècle. Auparavant, cette question était généralement traitée par des théologiens, des médecins et des réformateurs.

Au cours des 100 dernières années, la criminalité a été attribuée à la constitution biologique et aux caractéristiques génétiques des agresseurs, à leur constitution psychologique et à leurs conditions sociales. D'autres y voient une expression du pouvoir politique. Les auteurs sont un groupe restreint identifié par les organismes officiels, mais beaucoup d'autres commettent des crimes.

## 2.7. Des données aux patterns

Au cours des 20 dernières années, l'enquête criminelle a fait face à un afflux croissant de données qui la rend difficile à exploiter. Une solution proposée était l'exploitation systématique de la recherche et de la gestion des liens, dans le but de regrouper les doublons criminels. L'analyse des problèmes qui en résultent guide les décisions sur les priorités, le choix des stratégies et l'identification des actions opérationnelles capables d'y faire face.

Cette surveillance de la criminalité en série s'exprime à travers un processus itératif appelé surveillance opérationnelle (voir Figure 7) dans lequel la collecte de données, l'intégration de l'information, l'analyse et la diffusion du renseignement se succèdent.

Étonnamment, les traces physiques sont encore sous-exploitées dans ce type d'opération, malgré leur apparente capacité à trouver des relations entre les cas. Cette lacune s'explique notamment par la collecte et le traitement des antiquités traditionnellement orientés vers le tribunal, négligeant ainsi d'autres aspects des procédures de sécurité. [19]

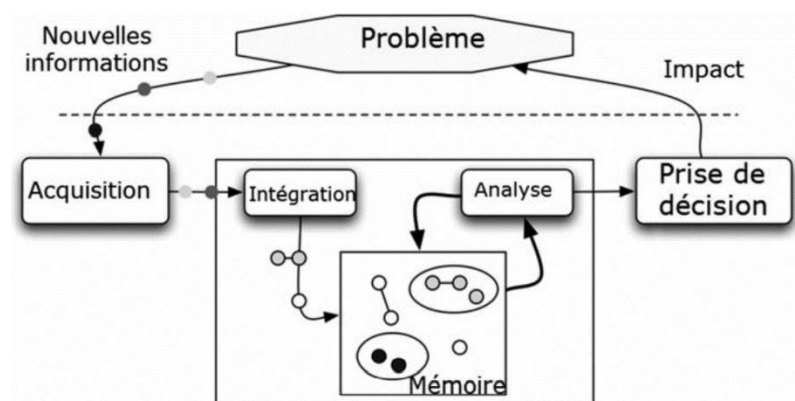


Figure 2.7 : Processus de veille opérationnelle

## 2.8. Patterns et modèle de police guidé par le renseignement

Ces contrôles opérationnels s'inscrivent dans la démarche des mesures de sécurité, qui souhaite évoluer vers une activité plus proactive.

L'objectif idéal est de prévenir le crime en interprétant et en exploitant les informations pertinentes.

Mais ces modèles existent-ils ? Si oui, est-ce logique ? Quelle est leur nature ? Peuvent-elles être détectées, par exemple grâce à la surveillance opérationnelle ? Et s'il est détectable, peut-il être utilisé pour la conception et la planification de l'intervention ? Si toutes ces questions reçoivent une réponse affirmative, l'intérêt d'appliquer des techniques d'exploration de données prend tout son sens. [20]

## 2.9. Modèles criminels et Data Mining (exploration de données)

Par conséquent, l'analyse médico-légale, par le biais du renseignement opérationnel et de l'exploration de données, cherche à découvrir des modèles spécifiques imprimés dans des données accessibles résultant de nombreux événements criminels.

Ainsi, le mécanisme d'analyse des données est plus complexe qu'il ne l'était à première vue : si des modèles sont présents et sont détectés dans les données analysées, que pouvons-nous déduire par analogie des modèles récurrents d'activité criminelle ? Que reflètent réellement les motifs détectés ? Les théories de la criminologie environnementale aident à répondre à ces questions. [21]

### 2.9.1. Criminologie environnementale

Parmi les théories devenues classiques sous les théories des approches d'opportunité ou situationnelles, les activités de routine, le choix rationnel et les modèles criminels sont particulièrement importants pour guider le partage des méthodes d'exploration de données. Ces théories montrent à quel point la criminalité dépend des circonstances immédiates qui l'entourent : elle ne se distribue pas de manière aléatoire dans l'environnement physique et spatio-temporel, et dépend de la nature et du rythme des activités sociales. On peut dire qu'il suit des modèles ou des "modèles" très spécifiques. [22]

### **2.9.2. Lutte contre la criminalité**

L'expression « maintien de l'ordre public » est devenue la « guerre contre le crime ». Cependant, la punition est la première réaction à un crime.

Des mesures telles que le travail, l'éducation et le traitement ont également été discréditées en tant que formes de dissuasion. La tendance est de considérer la criminalité comme un problème social et politique, mais les différences de classe sociale et la pauvreté ne peuvent pas être traitées par les forces de l'ordre.

La reconnaissance croissante que le crime est l'expression d'un conflit humain se reflète dans de nouvelles approches de la résolution du crime qui tentent, au moins, de réduire les cercles vicieux d'accusation, de condamnation et de punition.

Les interventions telles que le travail, l'éducation et divers programmes de traitement ne semblent pas avoir considérablement réduit la récidive.

Les mesures formelles de lutte contre la criminalité, y compris les fortes dépenses en main-d'œuvre et en argent, n'atténuent pas le problème de la criminalité et peuvent même l'aggraver. Pour rectifier la situation, de nouvelles initiatives telles que les programmes d'assistance aux victimes et de réparation reflètent la nouvelle position de l'État en faveur de la victime en tant que partie lésée.

**2.10. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons projeté la lumière sur le monde du crime, sa notion, leur historique et les différents types de crime ainsi que les moyens utilisés pour le détecter, ce présent chapitre est considéré comme initiation nécessaire pour entamer le chapitre suivant réservé pour l'utilisation des techniques de Data mining (Réseau de Neurones) dans la détection et la prévention des crimes pour aider les détectives de police à prévoir des crimes.

# **Chapitre 3 :**

## **Les Réseaux de Neurones**

### **3.1. Introduction**

Les réseaux de neurones artificiels nous a permis de simuler d'une façon formelle le travail du cerveau humain, les scientifiques ont découvert presque la façon dont le travail du cerveau humain en termes d'évolutivité et la portabilité de la mémoire d'apprentissage et la capacité de distinguer les objets et la capacité de prendre des décisions et comme nous le savons, le cerveau est constitué de milliards de neurones interconnectés entre eux d'une manière très complexe par les cellules neuronales, ce qui forme un énorme réseau de neurones associés les uns aux autres. Dans ce chapitre, nous allons comprendre les réseaux de neurones.

### **3.2. Concept et Définition les Réseaux de Neurones**

#### **3.2.1. Historique**

L'histoire des réseaux de neurones artificiels revient au 1943, où Mac Culloch et Pitts ont proposé des neurones formels mimant les neurones biologiques et capables de mémoriser des fonctions booléennes simples. Les réseaux de neurones artificiels réalisés à partir de ce type de neurones sont ainsi inspirés du système nerveux. Ils sont conçus pour reproduire certaines caractéristiques des mémoires biologiques par le fait qu'ils sont massivement parallèles, capables d'apprendre et de mémoriser l'information dans les connexions entre neurones, capables de traiter des informations incomplètes. En 1949, Hebb a mis en évidence l'importance du couplage synaptique dans l'apprentissage par renforcement ou dégénérescence des liaisons inter-neuronales lors de l'interaction du cerveau avec le milieu extérieur. Le premier modèle opérationnel est le perceptron simple inspiré du modèle visuel et capable d'apprentissage. Il a été proposé en 1958 par Rosenblatt. Les limites du Perceptron monocouche du point de vue performance ont été montrées en 1969 par les mathématiciens Minsky et Papert. Les travaux de Hopfield en 1982 ont montrés que des réseaux de neurones artificiels étaient capables de résoudre des problèmes d'optimisation et ceux de Kohonen (1982) ont montré qu'ils étaient capables de résoudre des tâches de classification et de reconnaissance. [23]

### 3.2.2. Définition des réseaux de neurones

Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids.

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Les neurones artificiels sont souvent utilisés sous forme de réseaux qui diffèrent selon le type de connections entre les neurones, une cinquantaine de types peut être dénombrée. En guise d'exemples nous citons : le perceptron de Rosenblatt, les réseaux de Hopfield etc...

Ces derniers sont les plus utilisés dans le domaine de la modélisation et de la commande des procédés. Ils sont constitués d'un nombre fini de neurones qui sont arrangés sous forme de couches. Les neurones de deux couches adjacentes sont interconnectés par des poids. L'information dans le réseau se propage d'une couche à l'autre, on dit qu'ils sont de type « feed-forward ». Nous distinguons trois types de couches : [24] [25]

\* **Couche d'entrée** : les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc de sommation.

\* **Couches cachées** : chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, puis la transforme selon sa fonction d'activation qui est en général une fonction sigmoïde. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.

\* **Couche de sortie** : elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone.

#### 3.2.2.1. Le neurone biologique

Le cerveau humain, est le meilleur modèle de la machine polyvalente rapide et surtout douée d'une énorme capacité d'auto organisation. Il est constitué d'un grand nombre de cellules nerveuses appelées "neurones". Ces dernières sont constituées de



trois parties essentielles : le corps cellulaire, les dendrites et l'axone. La figure 1 (voir ci-dessous) représente un schéma générale d'un neurone biologique. [26]

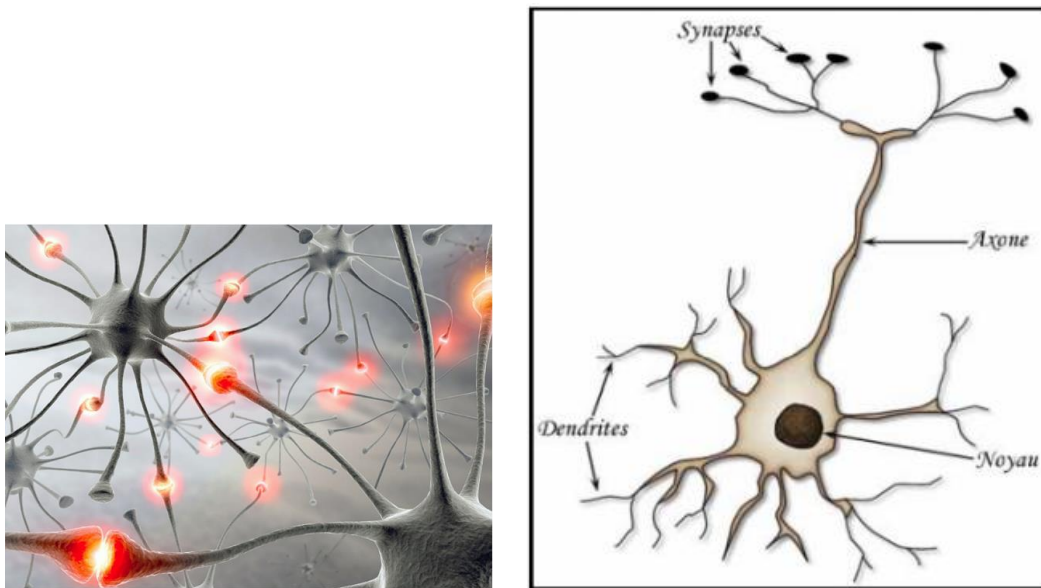


Figure 3.1 : Structure d'un neurone biologique.

### 3.2.2.2. Le neurone formel (artificiel)

Le neurone formel (artificiel) est le modèle mathématique du neurone biologique. Il fait la somme pondérée de ses entrées, suivie d'une non linéarité (élément de d'excision pour les classifieur) appelée fonction d'activation ou fonction de seuil. Les entrées d'un neurone sont soit des entrées externes, soit des sorties d'autre neurones. La figure 2 présente le schéma générale d'un neurone artificiel. [27]

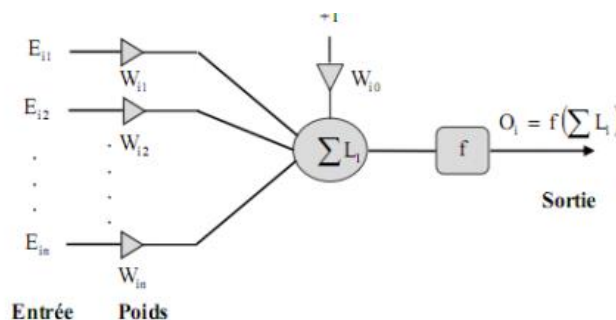


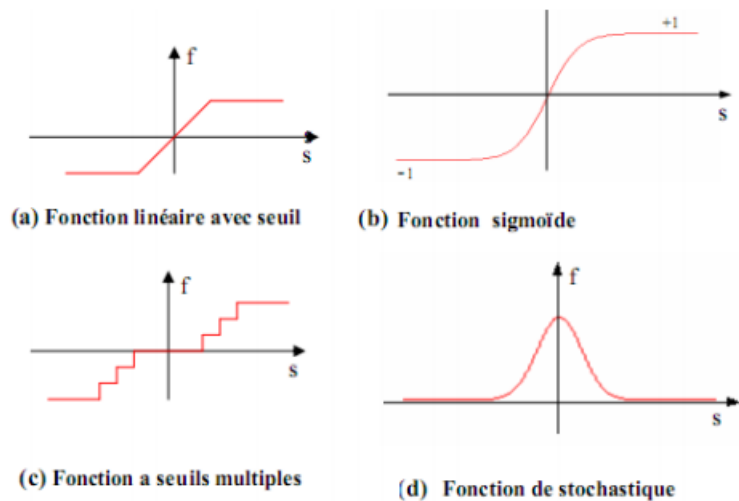
Figure 3.2 : Structure d'un neurone formel

L'équation de sortie  $O_i$  du neurone  $i$  est donné par :

$$O_i = f(\sum L_i).$$

Les coefficients de pondération  $W_{ij}$  sont appelés coefficients synaptiques. Souvent, il y a un paramètre additionnel  $W_{i0}$ , ce terme est considéré comme la valeur du seuil interne du neurone.

- Fonction d'activation  $C$  est une fonction permet de définir l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale. Les fonctions les plus souvent utilisées sont représentées par la figure 3. [27]



**Figure 3.3 :** Les différentes formes de la fonction d'activation

### 3.2.2.3. Correspondance entre neurone biologique et neurone formel

La structure d'un neurone formel (artificiel) est en fait inspirée de la structure des neurones biologiques. Les principales structures biologiques des neurones ont toutes leurs équivalents artificiels. [28]

Neurone biologique	Neurone artificiel
Synapses	Poids de connexions
Axones	Signal de sortie
Dendrite	Signal d'entrée
Somma	Fonction d'activation

**Tableau 3.1 :** Transition entre le neurone biologique et le neurone formel

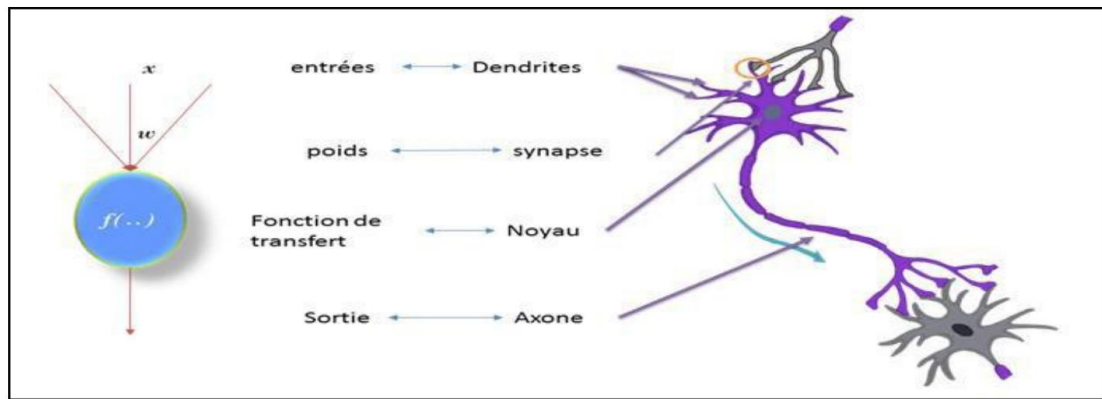


Figure 3.4 : Correspondance entre neurone artificiel et neurone biologique.

### 3.2.3. Comportement de neurone artificiel

#### a. Réseaux de neurones de type « feed forward »

Les Réseau de neurones de types « feed forward » ou a propagation directe sont les réseaux de neurones ou l'information passe de la couche  $i$  à la couche  $j$  avec  $i < j$ .

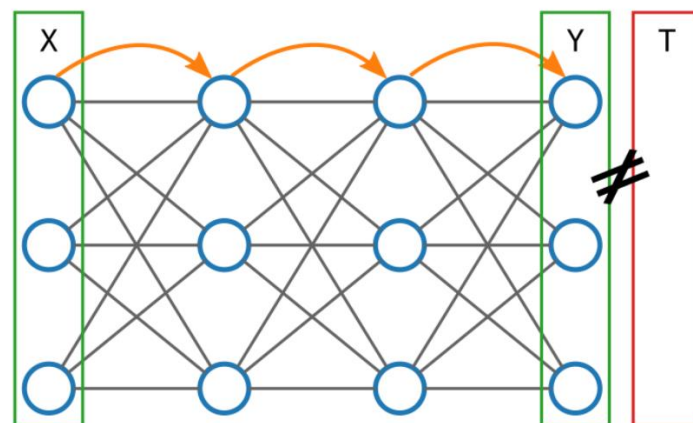


Figure 3.5 : Algorithme de Feed-forward.

#### b. Entrées du neurone « X » :

Elles proviennent soit d'autres éléments « processeurs » (neurones), soit de l'environnement.

#### c. Le poids « W » (coefficient synaptique) :

Est une valeur numérique associée à une connexion entre deux unités (neurones) qui reflète la force de relation (connexion) entre ces deux unités  $i$  et  $j$ , et il est noté par  $W_{ij}$ .

**d. La fonction d'agrégation (combinaison) « P » :**

Elle combine les entrées et les poids en calculant l'influence de chaque entrée en tenant en compte de son poids. Cette influence est calculée via la formule suivante :  $P = \sum W_i x_i$ , Où  $W_i$  est le poids de la connexion à l'entrée  $i$ ,  $x_i$  est le signal de l'entrée  $i$ .

**e. La fonction de transfert (d'activation) :**

La fonction d'activation (la fonction de transfert) joue un rôle très important dans le comportement du neurone. Elle retourne une valeur représentative de l'activation du neurone, Elle calcule la valeur de sortie à partir du résultat de la fonction de combinaison :  $S = F(P)$ .

Où :  $S$  : est la valeur de sortie,  $F$  : est la fonction de transfert.

La nature de cette fonction diffère selon le réseau, avec leurs équations mathématiques. Sachant que la différence avec les neurones biologiques est que l'état de ces derniers est binaire, par contre la plupart des fonctions de transfert sont continuées et offrant une infinité de valeurs comprises dans l'intervalle  $[0, +1]$  ou  $[-1, +1]$ . [29]

**f. La fonction sigmoïde(dérivable) :**

Est la plus utilisée car elle introduit de la non-linéarité, mais c'est aussi une fonction continue, différentiable, C'est la fonction que nous avons utilisée pour mettre en œuvre notre modèle, Une fonction sigmoïde est définie par :

$$f_{sig}(x) = \frac{1}{1 + (e)^{-x}}$$

Possède les propriétés importantes évoquées précédemment (elle n'est pas polynomiale et est indéfiniment continument dérivable). En outre, une propriété simple permet d'accélérer le calcul de sa dérivée, ce qui réduit le temps de calcul nécessaire à l'apprentissage d'un réseau de neurones. On a en effet :

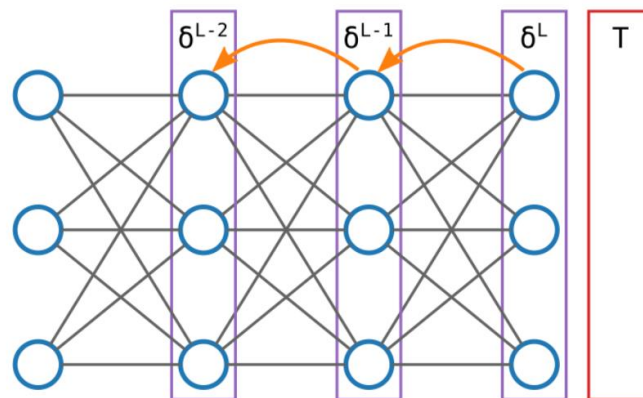
$$\frac{d}{dx} f_{sig}(x) = f_{sig}(x) * (1 - f_{sig}(x))$$

On peut donc calculer la dérivée de cette fonction en un point de façon très efficace à partir de sa valeur en ce point. De plus, la fonction sigmoïde est à valeurs dans

l'intervalle  $[0 ; 1]$ , ce qui permet d'interpréter la sortie du neurone comme une probabilité.

**g. Réseau de neurones de type « Back propagation »**

C'est un algorithme de reviens vers l'arrière (c.-à-d. algorithme de feed-forward inversé avec quelques calculs effectués) qui permet de calculer l'erreur entre le résultat réel et le résultat obtenu pour faire les mises à jours des poids ( $W_i$ ) pour chaque itération.



**Figure 3.6 :** Algorithme de Back Propagation.

### 3.3. Applications

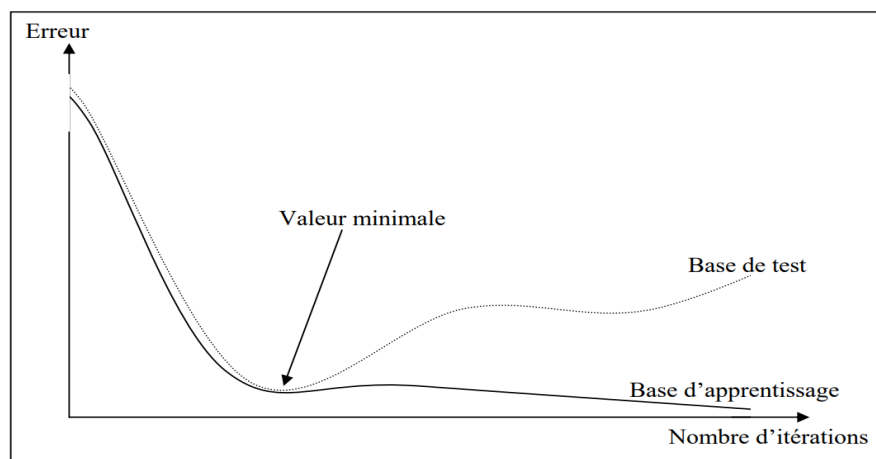
Les réseaux de neurones sont essentiellement utilisés pour faire de la classification. Construit à partir d'exemples de chaque classe qu'il a appris, un réseau de neurones est normalement capable de déterminer à quelle classe appartient un nouvel élément qui lui est soumis.

#### 3.3.1. Apprentissage des réseaux de neurones

Dans le cas des réseaux de neurones artificiels, on ajoute souvent à la description du modèle l'algorithme d'apprentissage. Le modèle sans apprentissage présente en effet peu d'intérêt. Dans la majorité des algorithmes actuels, les variables modifiées pendant l'apprentissage sont les poids des connexions. L'apprentissage est la modification des poids du réseau dans l'optique d'accorder la réponse du réseau aux exemples et à l'expérience. Les poids sont initialisés avec des valeurs aléatoires. Puis des exemples expérimentaux représentatifs du fonctionnement du procédé dans un domaine donné, sont présentés au réseau de neurones. Ces exemples sont constitués de couples

expérimentaux de vecteurs d'entrée et de sortie. Une méthode d'optimisation modifie les poids au fur et à mesure des itérations pendant lesquelles on présente la totalité des exemples, afin de minimiser l'écart entre les sorties calculées et les sorties expérimentales. Afin d'éviter les problèmes de sur-apprentissage, la base d'exemples est divisée en deux parties : la base d'apprentissage et la base de test. L'optimisation des poids se fait sur la base d'apprentissage, mais les poids retenus sont ceux pour lesquels l'erreur obtenue sur la base de test est la plus faible. En effet, si les poids sont optimisés sur tous les exemples de l'apprentissage, On obtient une précision très satisfaisante sur ces exemples mais on risque de ne pas pouvoir généraliser le modèle à des données nouvelles. A partir d'un certain nombre d'itérations, le réseau ne cherche plus l'allure générale de la relation entre les entrées et les sorties du système.

Sur la figure 5 ci-dessous, on peut observer qu'au début de l'apprentissage, pour les premières itérations, l'erreur sur la base d'apprentissage est grande et peut légèrement augmenter étant donné que les poids initiaux sont choisis aléatoirement. Ensuite, cette erreur diminue avec le nombre d'itérations. L'erreur sur la base de test diminue puis augmente à partir d'un certain nombre d'itérations. Les poids retenus sont ceux qui minimisent l'erreur sur la base de test. [30]



**Figure 3.7 :** Erreur moyenne sur la base d'apprentissage en fonction du nombre d'itérations.

Il arrive qu'à faire apprendre un réseau de neurones toujours sur le même échantillon, celui-ci devient inapte à reconnaître autre chose que les éléments présents dans l'échantillon. Le réseau ne cherche plus l'allure générale de la relation entre les entrées et les sorties du système, mais cherche à reproduire les allures de l'échantillon.

On parle alors de sur-apprentissage : le réseau est devenu trop spécialisé et ne généralise plus correctement.

### 3.3.2. Les types d'apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est sans doute la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux, elle ne concerne cependant pas tous les modèles, mais les plus utilisés. L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré, "C'est-à-dire un changement dans la valeur des poids qui relient les neurones d'une couche à l'autre". Soit le poids  $w_i$

Reliant le neurone  $i$  à son entrée  $j$ . Au temps  $\tau$ , un changement  $\Delta w_{ij}(\tau)$  de poids peut s'exprimer simplement de la façon suivante :

$$\Delta w_{ij}(\tau) = w_{ij}(\tau+1) - w_{ij}(\tau)$$

Par conséquent,  $w_{ij}(\tau+1) = w_{ij}(\tau) + \Delta w_{ij}(\tau)$ , avec  $w_{ij}(\tau+1)$  et  $w_{ij}(\tau)$  représentant respectivement les nouvelles valeurs et les anciennes aussi du poids  $w_{ij}$ . On distingue plusieurs types d'apprentissages, parmi lesquels on cite les trois principaux : non supervisé, par renforcement et supervisé. [30] [31]

#### 3.3.2.1. L'apprentissage non supervisé

Le réseau doit détecter des points communs aux exemples présentés, par la modification des poids, afin de fournir la même sortie pour des entrées aux caractéristiques proches. L'apprentissage non supervisé est bien adapté à la modélisation des données complexes (images, sons, etc.), généralement des données symboliques, où l'on possède des règles moins précises qui gouverne le comportement du système à modélisé par les réseaux de neurones.

#### 3.3.2.2. Apprentissage par renforcement

Dans ce cas, bien que les sorties idéales ne soient pas connues directement, il y a un moyen quelconque de connaître si les sorties du RNA s'approchent ou s'éloignent du but visé. Ainsi, les poids sont ajustés de façons plus ou moins aléatoire et la modification est conservée si l'impact est positif ou rejetée sinon.

#### 3.3.2.3. L'apprentissage supervisé

Comme nous l'avons vu précédemment, un réseau de neurones non bouclé réalise une fonction algébrique entre ses entrées et ses sorties. Donc, on peut effectuer à un tel

réseau la tâche qui consiste à réaliser une fonction algébrique non linéaire, on fournit à ce réseau un couple (entrée, sortie) et on modifie les poids en fonction de l'erreur entre la sortie désirée et la sortie obtenue, (Figure 6).

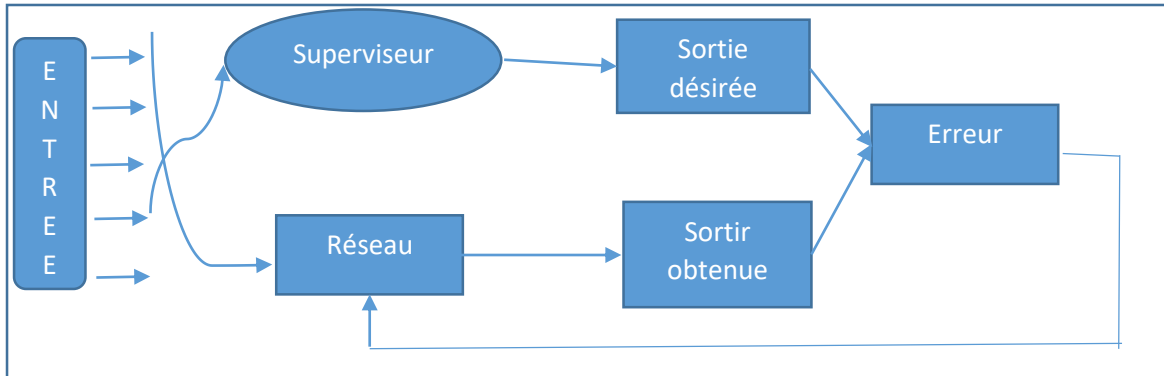


Figure 3.8 : Apprentissage supervisé d'un réseau de neurones

### 3.4. Architecture des réseaux de neurones

On distingue deux structures de réseau :

- a. Les réseaux de neurones statiques (ou acycliques, ou non bouclés).
- b. Les réseaux de neurones dynamiques (ou récurrents, ou bouclés).

#### 3.4.1. Les réseaux de neurones non bouclés

Un réseau de neurones non bouclé est un ensemble de neurones « connectés » entre eux, l'information circulant des entrées vers les sorties sans « retour en arrière ». La représentation de la topologie d'un réseau par un graphe est très utile, notamment pour les réseaux bouclés, les neurones qui effectuent le dernier calcul de la composition de fonctions sont les neurones de sortie ; ceux qui effectuent des calculs intermédiaires sont les neurones cachés (Figure 7). [32]

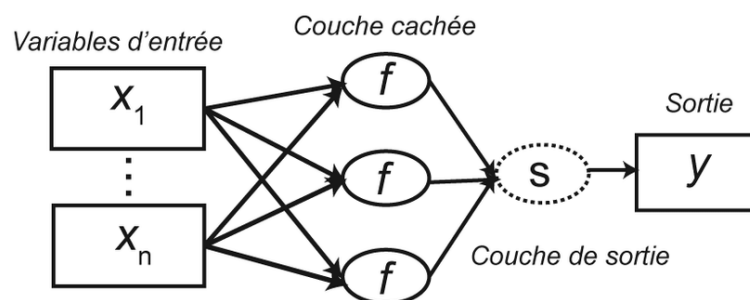


Figure 3.9 : Architecture d'un RN non bouclé



### 3.4.2. Les réseaux de neurones bouclés

L'architecture la plus générale pour un réseau de neurones est le « réseau bouclé », dont le graphe des connexions est cyclique, lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ. La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même. Une grandeur, à un instant donné, ne pouvant pas être fonction de sa propre valeur au même instant, tout cycle du graphe du réseau doit avoir un retard non nul. Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. [32]

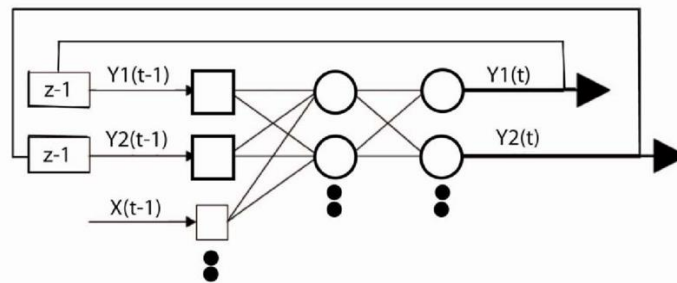


Figure 3.10 : Réseau de neurones bouclé

### 3.5. Propriétés des réseaux de neurones

Un réseau de neurones est un réseau composé de plusieurs neurones formels. Ces derniers sont interconnectés entre eux, de sorte que les signaux sortant (outputs) des neurones deviennent des signaux entrant (inputs) d'autres neurones.

L'intérêt porté aujourd'hui aux réseaux de neurones tient sa justification dans quelques propriétés intéressantes qu'ils possèdent :

- Le parallélisme : qui implique un traitement rapide et une tolérance aux failles matériels.
- La capacité d'adaptation et d'apprentissage : permet au système de mettre à jour (modifier) sa structure interne pour répondre aux changements dans l'environnement.
- La mémoire distribuée : dans les réseaux de neurones, la mémoire correspond à une carte d'activation de réseaux.
- La capacité de généralisation : permet l'application du modèle aux données non apprises. [33]

### 3.6. Modèles des réseaux de neurones

Un réseau de neurones est caractérisé par sa topologie qui dépend de la façon dont les neurones sont reliés (réseaux en couche, complètement connecté et récurrent), par sa fonction d'activation et par le mode d'apprentissage utilisé (supervisé, non supervisé). Il existe plusieurs modèles de RN reflétant les différentes topologies, nous citons ici quelques modèles. [34]

#### 3.6.1. Perceptron simple

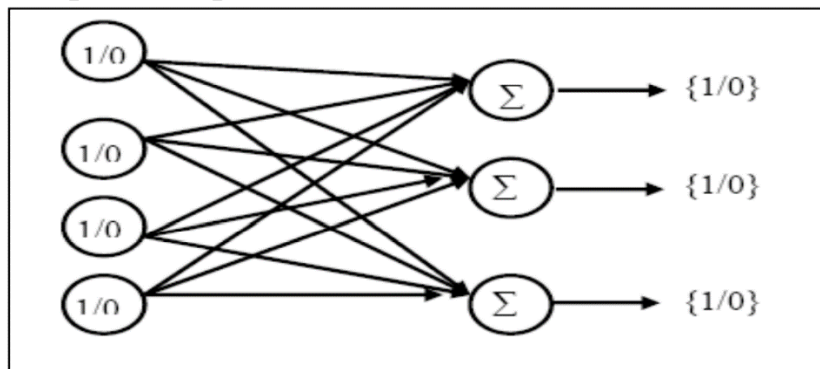


Figure 3.11 : Schéma général de perceptron simple

#### 3.6.2. Modèle de Kohonen (Réseaux auto-organisateur)

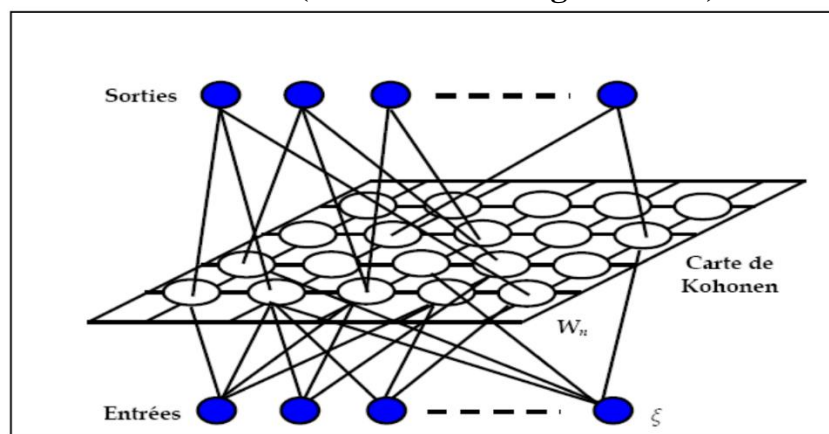


Figure 3.12 : Carte topologique auto-adaptative de Kohonen [35]

### 3.6.3. Modèle de Hopfield

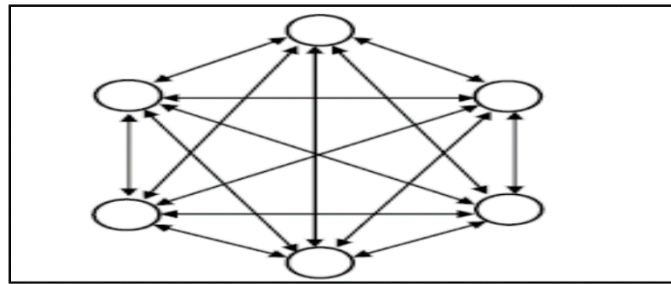


Figure 3.13 : Le modèle de Hopfield

### 3.6.4. Le perceptron multicouche

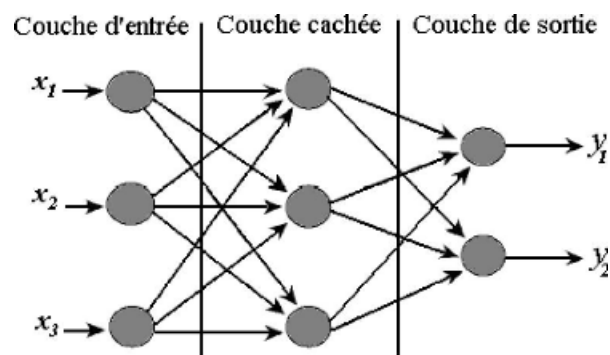


Figure 3.14 : Le Réseau de Neurones Multicouches

## 3.7. Avantages et Limites

Les Réseaux de Neurones Artificiels ont plusieurs avantages dont on peut citer :  
**L'apprentissage** : la possibilité d'apprendre et de généraliser les connaissances acquises.

**Le parallélisme massif** : l'architecture d'un réseau de neurone permet le traitement parallèle et rapide des informations.

Une tolérance à l'incertitude très élevée.

Etant une multiple copie d'unités simples (les neurones), ils sont donc facilement extensibles.

Une facilité d'utilisation car ne nécessitant pas une compréhension approfondie.

Un choix de types, d'architecture et de fonction d'activation de réseaux diverses.

etc.

Bien que les réseaux de neurones soient capables d'effectuer beaucoup de tâches, ils souffrent néanmoins de certaines limites dont on peut citer :

**L'architecture et le paramétrage du réseau** : Il est difficile de définir pour un problème donné l'architecture et le type adéquat du réseau à utiliser en plus des bons paramètres de réglage.

**Initialisation et codage** : L'état initial du réseau est très important car il a une très grande influence sur la fiabilité et le temps de calcul et de réponse du réseau, donc un mauvais choix des poids initiaux peut conduire à un blocage d'apprentissage et de convergence du réseau vers la solution désirée. [34]

**3.8. Conclusion**

Nous avons vu dans ce chapitre que les réseaux de neurones artificiels sont des outils puissants capables d'être utilisés dans plusieurs domaines tel que : l'aide à la décision, la robotique, la reconnaissance des formes ...etc. Ils ont des propriétés qui les ont rendus des outils standard dans le data mining. Plusieurs modèles de RN ont été présentés chacun a ses particularités et ses champs d'application, cependant ils présentent quelques limitations à savoir leur performance dépend de la qualité et la quantité des données traitées, manque de règles claires ou de directives fixes pour la conception d'une architecture des RN optimales, On va voir le comportement et l'utilisation de réseau de neurones dans le chapitre suivant (la conception).

# **Chapitre 4 : La Conception**

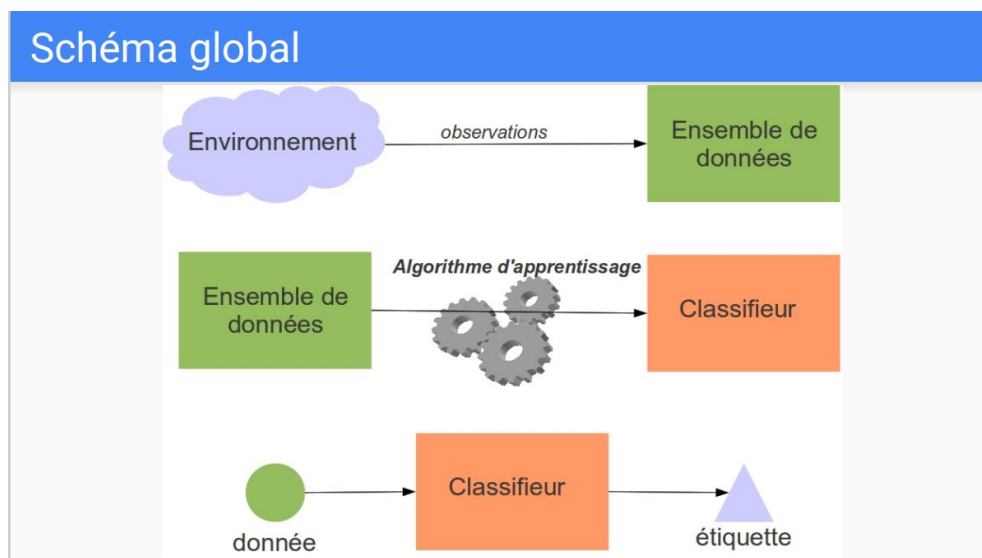
## 4.1. Introduction

Après avoir détaillé les notions et les mécanismes essentiels du Data Mining, les crimes et les réseaux de neurones, on va présenter dans ce chapitre 4 « La Conception » le processus de développement de notre système. Nous allons présenter l'architecture globale de notre système selon une vue interne (structures et comportements des composants). On va aussi détailler les fonctionnalités de cette architecture avant de présenter sa réalisation.

Le présent chapitre clarifie la façon dont nous avons conduit un algorithme neuronal de réseau pour produire des modèles fréquents intéressants pour les points chauds criminels. En outre, nous cherchons à prédire si un événement est considéré un crime ou non.

## 4.2. L'objectif de ce Travail

L'objectif de ce mémoire est de proposer aux agences de sécurité un système automatique de détection des crimes, il permettra de prédire de crime en se basant sur l'apprentissage automatique utilisé dans les techniques de Data Mining.



**Figure 4.1 :** Schéma Global la liaison entre les différentes couches.

### 4.3. Conception générale du système

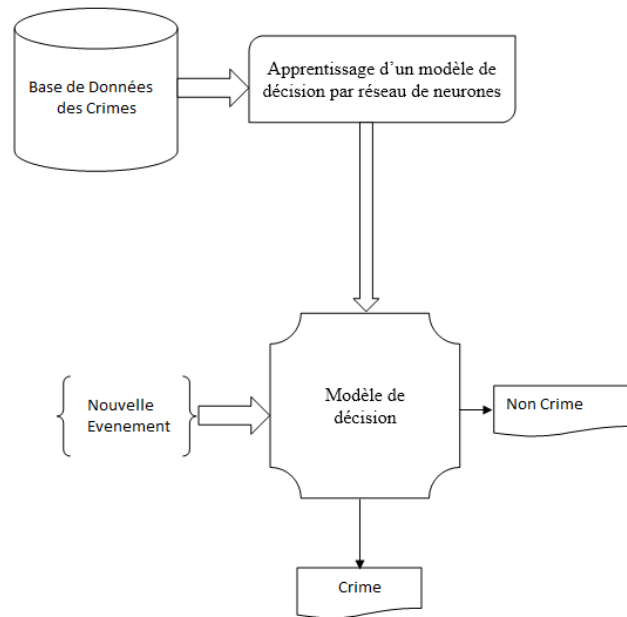


Figure 4.2 : Architecture globale du système

### 4.4. Conception détaillée du système

Dans les cas de la détection de crime, basés sur l'apprentissage des comportements des personnes, une phase d'extraction des données est indispensable. Elle permet de définir pour chaque personne des indices caractérisant son comportement. Le schéma suivant va expliquer sur la conception détaillée de ce module.

#### 4.4.1. Base d'Apprentissage

C'est une base de données utilisée dans la phase d'apprentissage est celle des caractéristiques extraites d'une base des événements historiques.

#### 4.4.2. Base de Test

C'est une base de données utilisée dans la phase de test est celle des caractéristiques extraites d'une base des événements historiques.

#### 4.4.3. Paramètres d'Apprentissage

Sont les paramètres du réseau de neurones utilisés, il s'agit ici des poids.



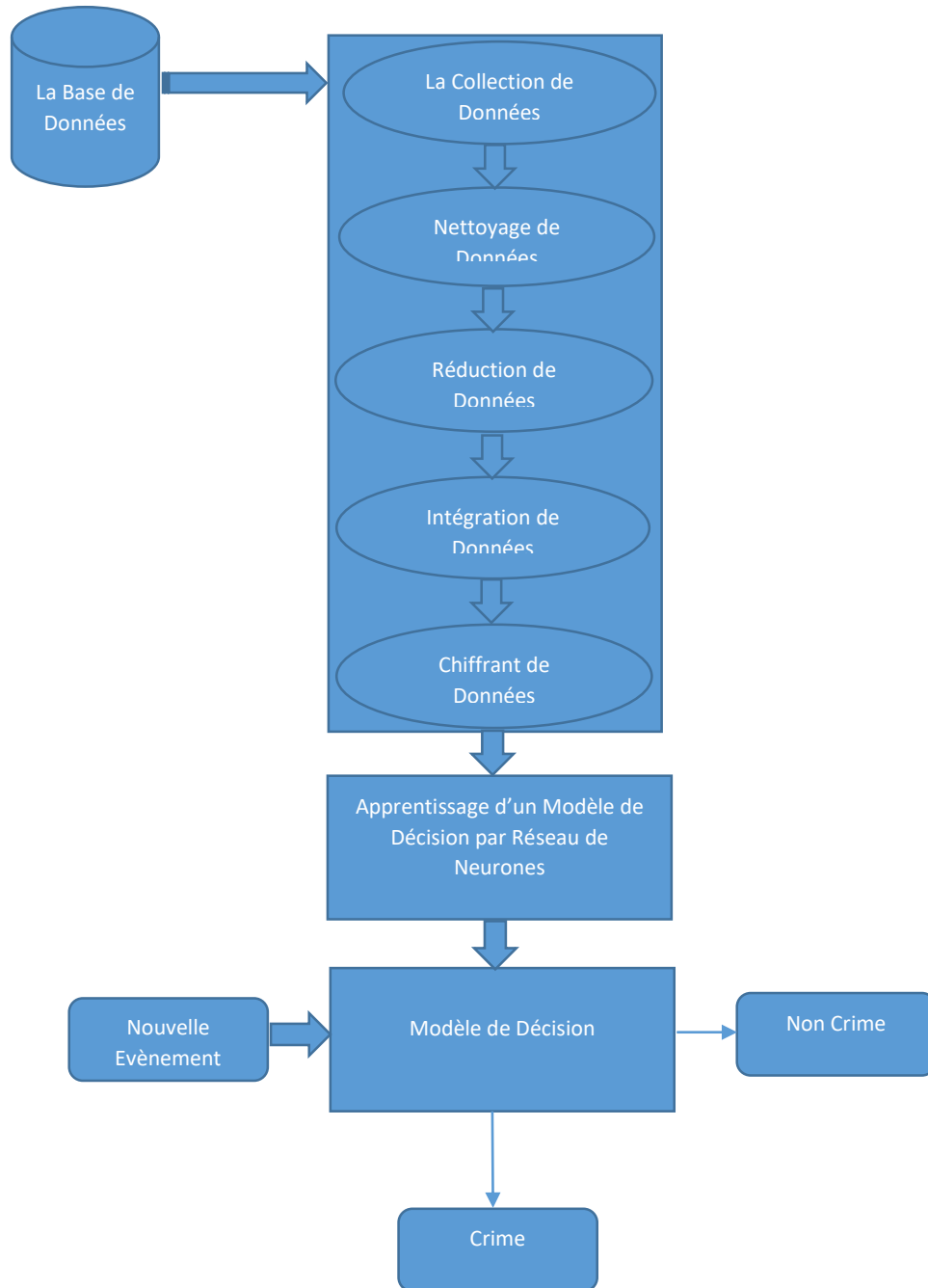


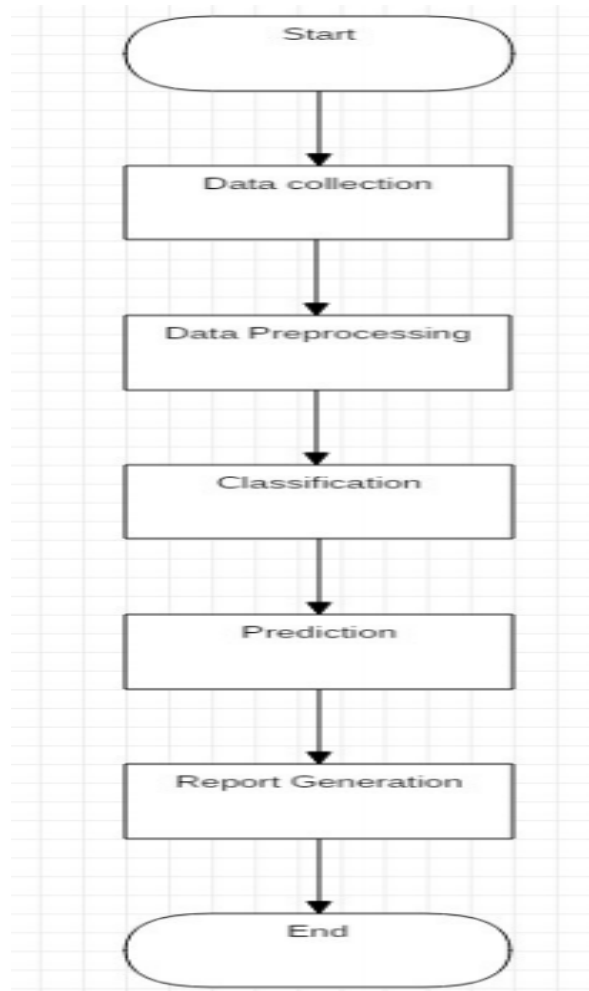
Figure 4.3 : Architecture détaillé du Système

#### 4.5. Prétraitement des données

Nous avons effectué les étapes de prétraitement suivantes sur un ensemble de données :

- a. La collecte des données.
- b. Nettoyage des données
- c. Réduction de données

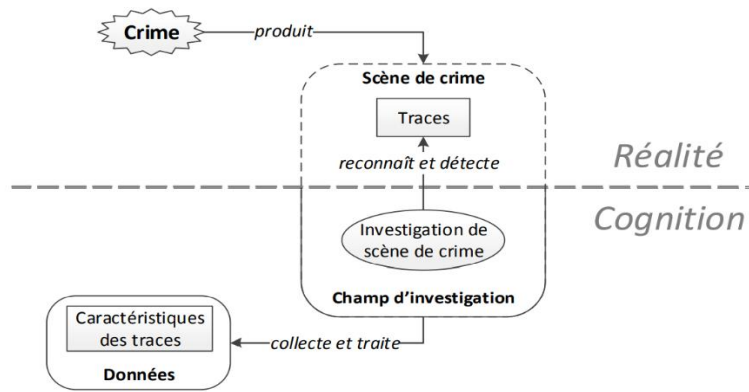
- d. Intégration de données
- e. Chiffrant des données (par exemple : textes vers nombres).



**Figure 4.4 :** Processus de Classification

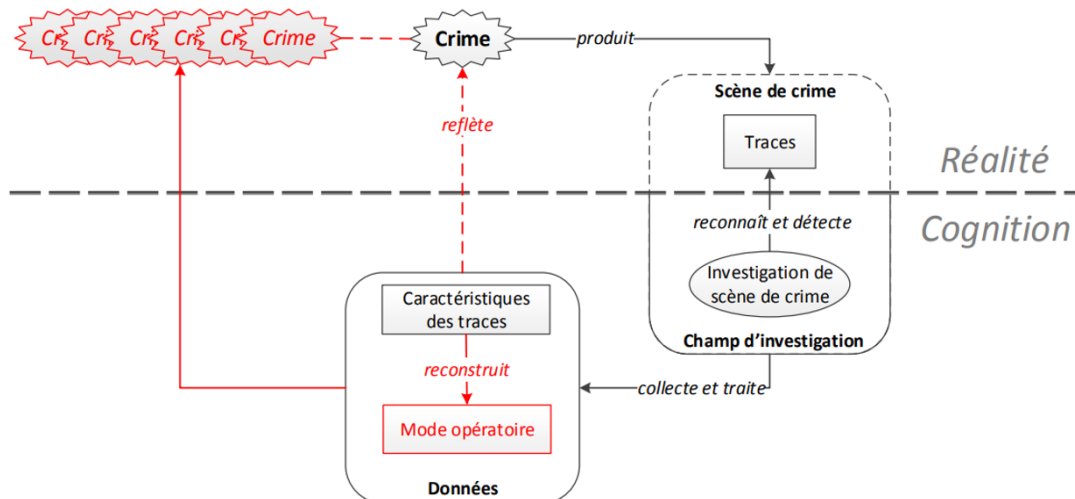
#### **4.6. Collectées et Traitées l'Évènement sous forme de Données**

Notre étude vise à analyser des événements à l'aide d'un ensemble de données réelles sur les crimes. À travers plusieurs critères (attributs) comme les lieux de crime, le type de crime, le temps de crimes, l'état de criminel, ... etc. et leur fréquence d'apparition. De plus, nous prédirons de crime qui pourrait se produire ensuite à un endroit précis dans un délai donné. Enfin, nous avons l'intention de fournir une étude d'analyse en combinant nos résultats sur un ensemble de données sur les crimes en particulier avec un algorithme d'apprentissage (réseau de neurones) pour prédire si c'est un crime ou non.



**Figure 4.5 :** 1ère étape : détectées de scène de crime par collection de données.

La trace comme transition. Un crime, produit des effets. Les traces sont alors collectées et traitées sous forme de données.



**Figure 4.6 :** 2ème étape : Utilisation de la trace. Parmi les événements criminels.

L'utilisation de la trace. Parmi l'ensemble des événements criminels, une activité spécifique produit des effets sous forme de traces, ces derniers sont reconnus et détectés par l'investigation de scène de crime. Une fois collectées et traitées, les caractéristiques des traces se retrouvent sous forme de données permettant de reconstruire le mode opératoire, reflétant ainsi l'activité, ou encore d'effectuer une comparaison avec d'autres événements.

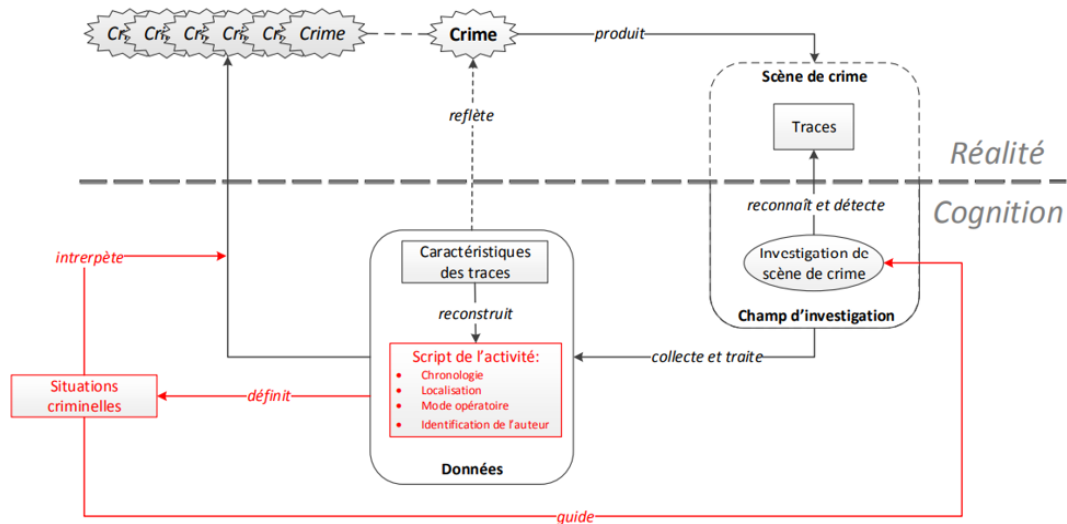


Figure 4.7 : 3ème étape : interprétation et détection les liens entre les événements.

L'intégration des situations criminelles. L'analyse des traces collectées sur une scène de crime permet de reconstruire l'activité délictueuse. La détermination de la chronologie des événements, de leurs localisations, de leurs modes opératoires et de leurs auteurs potentiels peut mener à définir des situations criminelles spécifiques. Ces situations guident les futures investigations de scène de crime et aident à interpréter et détecter les liens entre les événements.

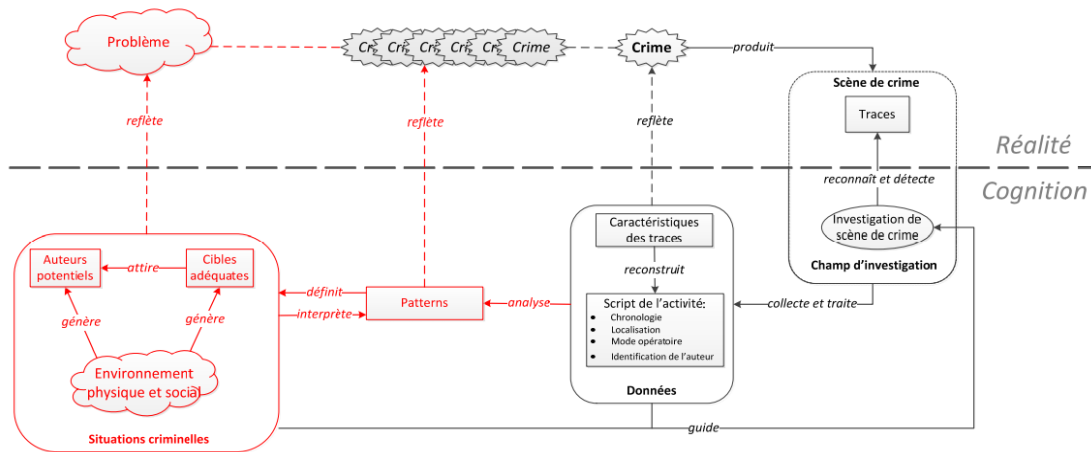


Figure 4.8 : 4ème étape : La présence d'opportunités criminelles

L'apport des approches situationnelles en criminologie. L'existence de patterns dans les données est justifiée par les approches situationnelles, notamment sous l'égide du triangle du crime (expliqué dans le chapitre 2). Ce schéma criminologiques explique la présence d'opportunités criminelles susceptibles de se répéter et, par conséquent,

d'imprimer des patterns particuliers dans les données collectées sur une scène de crime. Ces patterns reflétant l'activité criminelle.

#### 4.7. La Conception Par Algorithme d'Apprentissage

Notre système a l'objectif de détecter le crime pour les agences de sécurité par la classification des attributs déjà bien définies. Il s'agit d'un outil d'aide à la décision. Si l'agence de sécurité dispose d'une base d'historique sur les crimes de tous types et celles seines, l'outil de data mining qui convient est celui de l'apprentissage supervisé. Dans le cas où l'agence de sécurité ne dispose pas de tel historique et toutes les attributs enregistrés sont considérées seines. Dans les deux cas, les mêmes étapes de préparation et de validation sont utilisées.

Le système est composé de quatre phases essentielles :

- A. Apprentissage :** consiste à construire le modèle de décision.
- B. Test et validation :** permet de tester et valider le modèle appris.
- C. Classification :** permet de vérifier si le modèle fait une bonne classification.
- D. Utilisation :** consiste à utiliser le modèle pour classer une nouvelle opération.

#### 4.8. Conception d'un réseau de neurones artificiels

Les réseaux de neurones réalisent des fonctions non linéaires paramétrées. Leurs mises en œuvre nécessitent :

- La détermination des entrées et des sorties pertinentes, c'est à dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser.
- La collection des données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des performances du réseau de neurones.
- La détermination du nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une approximation satisfaisante.
- La réalisation de l'apprentissage.

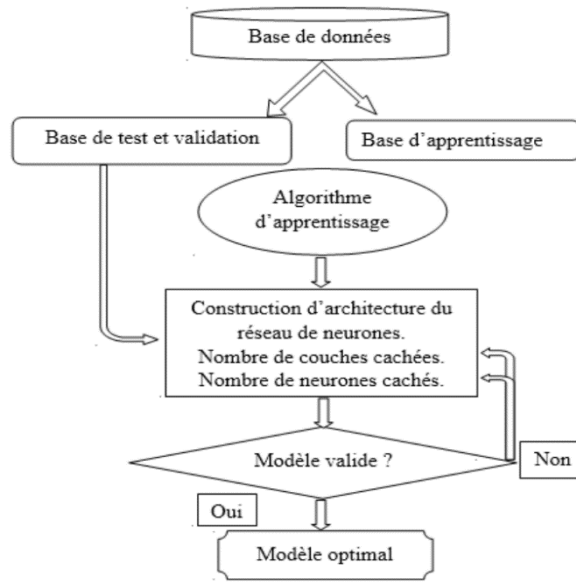


Figure 4.9 : Conception d'un réseau de neurones

## **4.9. Conclusion**

Le champ de crime est très vaste en termes des données, et comporte une masse considérable des informations qu'il faut les collecter, filtrer puis utilisé à l'aide d'un processus informatique, afin d'extraire des connaissances utiles dans le future dans le but de prévenir si une situation est semblée d'être un crime ou non.

Dans ce chapitre, Nous avons définir l'architecture globale et détaillé de notre système et les différentes étapes pour classification et détection si l'évènement est un crime ou non, Dans le chapitre suivant est la réalisation (implémentation) de notre système qui permet de définir l'algorithme d'apprentissage aide à la décision utilisant un langage de programmation pour obtenir le résultat de détection de crime ou non.

# **Chapitre 5 : L'Implémentation**



## 5.1. Introduction

Après avoir présenté une vue générale et une conception déterminant les tâches principales de notre système, nous allons entamer la phase implémentation dans ce chapitre.

Premièrement nous allons exposer le langage de programmation et l'environnement du travail et la motivation pour l'utiliser, puis quelques algorithmes. Finalement les résultats obtenus en utilisant l'algorithme de réseaux de neurones

## 5.2. Environnement de développement

Notre système est développé sous l'environnement :

- Microordinateur Portable Dell Latitude 5400 :
  - a. Processeur : Intel(R) Core(TM) i7-8665U CPU @ 1.90GHz, 2.11 GHz
  - b. Disque dur : SSD 520 GB
  - c. Mémoire : SDRAM DDR4 16 GB
  - d. Ecran : Écran non tactile 14" HD antireflet, rétroéclairage WLED, 220 cd/m<sup>2</sup>
  - e. Carte Graphique : Carte graphique Intel® UHD 620
- Système d'exploitation Windows 10 Professionnel 64 bits

### 5.2.1. Outils de développement

Le choix du bon environnement de programmation est très important pour le développement des projets. Cela se fait suivant plusieurs facteurs : la puissance de compilation, la facilité d'utilisation, la disponibilité de plusieurs fonctionnalités, la communication avec d'autres environnements, etc.

Afin de réaliser notre système et ses interfaces, nous avons eu recours aux outils : Embarcadero® Delphi 10.4 Version 27.0.38860.1461 et Access 2016.

### 5.2.2. Embarcadero® Delphi 10.4

Créé en 1995 par l'éditeur de logiciels Borland Software Corporation, le Delphi est d'abord un langage de programmation de haut niveau orienté objet, mais

aussi un environnement de développement intégré (EDI) fonctionnant sur Windows. Une version spéciale pour Linux a vu le jour en 2001, toujours créée par Borland. C'est une interface qui aide les programmeurs dans leur développement de logiciels exécutables. Généralement, un EDI comporte un éditeur de texte, un compilateur, un débogueur, un éditeur de liens...

Désormais, il existe des versions du Delphi pour presque tous les supports d'exploitation : Windows et Linux, mais aussi MacOS, iOS et Android. Delphi est un environnement de développement de type RAD (Rapid Application Development) basé sur le langage Pascal.

Cet environnement est particulièrement adapté pour :

- La programmation d'applications graphiques pour le mobile
- La gestion d'une base de données
- Le développement de logiciels d'entreprise

### **5.2.3. Les avantages du langage Embarcadero® Delphi**

Ce qui a rendu l'Embarcadero 10.4 Delphi de Borland populaire est qu'il bénéficie d'une interface :

- Intuitive, pour développer des applications graphiques facilement (richesse des composants fournis)
- Rapide, puisqu'il n'y a qu'une seule phase de compilation
- Facile à utiliser
- Flexible
- Pédagogique
- Orientation objet totale et native

### **5.2.4. Les inconvénients du Embarcadero® Delphi**

- Le langage Delphi n'est pas open source
- C'est un outil appartenant à la société Embarcadero, En conséquence, son destin est entre les mains d'une compagnie, et il n'y a pas de comité indépendant capable d'harmoniser son usage.

- Par ailleurs, pour beaucoup de développeurs, il est trop proche du Pascal. Pour ceux qui sont habitués à programmer en Java ou en C++, ce n'est pas très attractif.

### **5.2.5. Access 2016**

Access est un programme de gestion de bases de données relationnelles développé et édité par Microsoft, il fait partie de la suite Microsoft Office. Access nous permet la création et la gestion de bases de données complexes grâce à une interface ergonomique et facile à utiliser.

### **5.2.6. Base de Données**

Nous avons utilisé une base de données de criminel, compose de plusieurs tableaux, qui est enregistré sous un fichier Access.

## **5.3. Les Algorithmes de Prédiction d'un criminel**

### **5.3.1. Algorithme de Détection de Crimes**

Voici les étapes utilisées pour obtenir des résultats de détection de crime en utilisant la technique de réseau de neurone :

1. Initialiser le modèle avec les poids aléatoires ;
2. **Tant que** l'entraînement n'est pas terminé :
  - 2.1 Pour chaque exemple de la liste données d'entraînement ;
    - 2.1.1 Donner l'entrée au modèle pour obtenir la sortie ;
    - 2.1.2 Calculer l'erreur en comparant la sortie avec le résultat attendu ;
    - 2.1.3 Propager l'erreur de couche en couche vers l'arrière ;
    - 2.1.4 Mettre à jour tous les poids du réseau ;
3. **Fin boucle Tant que** ;

### 5.3.2. Algorithme de prédiction criminelle utilisant le Réseau de Neurones

/\*La fonction d'activation :

**Function sigmoid(x) :**

**début**

Return  $1/(1+\exp(-x))$  ;

**fin ;**

**Function sigmoid\_derivative(x) /\* le dérivé de sigmoid**

**début**

Return  $(x*(1-x))$  ;

**fin ;**

**Class NeuralNetwork**

**début**

Matrice X , Y : entiers ; // x La matrice d'entrées et y la matrice de sortie

Matrice weights1 [m, neurone] = random ; //Le nombre de lignes de cette matrice

//égale au nombre de colonne de X pour

//faire le produit matricielle juste

Matrice weights2[nurone,1] = random ; //Le nombre de ligne de cette matrice

//égale au nombre de neurone car ces

//weights sort de la couche cachée (qui a un

//nombre neurone) vers la sortie de taille 1 colonne

Matrice output [n,1]= 0 ; // matrice tous ces éléments sont 0 initialement

**Function feedforward ()**

**debut**

Matrice layer1 = sigmoid (produit matricielle X \* weights1) ;

Matrice output= sigmoid (produit matricielle layer1\* weights2) ;

**fin ;**

**Function back\_propagation ()****debut**

```
Matrice d_weights2 = produit matricielle ([layer1.Transposé] * [(2*(Y - output) *
sigmoid_derivative(output))]);
```

```
Matrice d_weights1 = produit matricielle [X.Transposé] * [[produit matricielle (2*(y
- output) * sigmoid_derivative(output)) * [weights2.Transposé] *
sigmoid_derivative(layer1)]];
```

```
weights1 = weights1 + d_weights1 // ajustement des poids weight1 et weight2
weights2 = weights2 + d_weights2
```

```
fin ;
```

```
fin classe ;
```

**Début du programme principal**

```
Lire la matrice X ; // importer la base de données réelle
```

```
Lire la matrice Y ; // importer de la base de données réelle
```

```
nn = NeuralNetwork(X,Y) ; // appelle de la classe
```

```
Pour i in range(nbr_itération) // nbr_itération : nombre des itérations
```

```
début
```

```
nn.feedforward() ; // Appelle la fonction feedforward
```

```
nn.backpropagation() ; // Appelle la fonction et back propagation
```

```
fin ;
```

```
écrire (nn.Output) ; // Affichage de la dernière sortie calculé
```

```
// qui doit être proche de la sortie réel Y
```

```
fin programme.
```

## 5.4. Les Outils Utilisés

- A. "**criminal\_entrainement.txt**" : Fichier de type texte transformé à la base de données Access, Contient le jeu de données de train d'origine avec 20 colonnes.
- B. "**base\_test.txt**" : Fichier de type texte transformé à la base de données Access, Contient l'ensemble de données de test d'origine avec 20 colonnes.
- C. Le modèle qu'on a suivi est un réseau neuronal à 3 couches avec une couche d'entrée, 1 couche cachée et une couche de sortie.
- D. **Résultats** : A reçu une précision de l'ensemble de formation plus de 70 %

## 5.5. Les fenêtres principales de l'application

Cette application est développée pour la prédiction criminelle à l'aide de l'algorithme de réseau de neurones, Voici quelques fenêtres (interfaces) principales :

### 5.5.1. Fenêtre de démarrage de l'Application

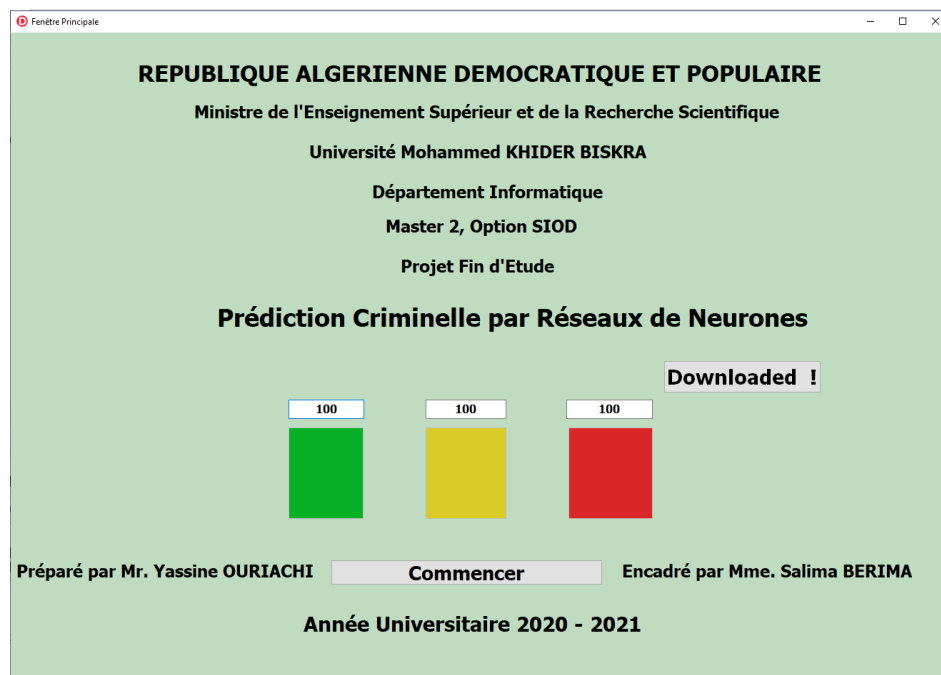


Figure 5.1 : Fenêtre de démarrage de l'application

En cliquant sur le bouton « **Commencer** » qui sera affiché après téléchargement le programme pour commencer l'utilisation de ce logiciel.

### 5.5.2. Fenêtre d'authentification

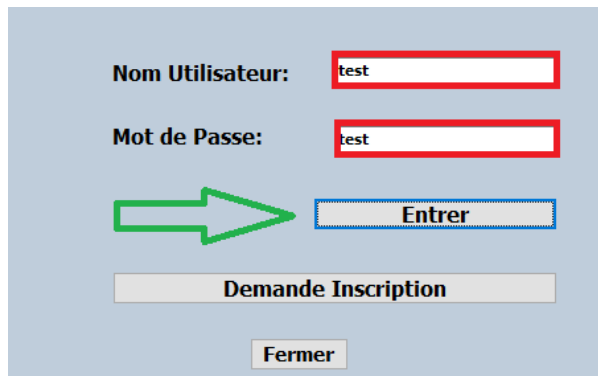


Figure 5.2 : Fenêtre d'authentification

Au niveau de cette fenêtre, L'utilisateur doit introduire le nom du compte et le mot de passe (par exemple : Nom Utilisateur : **admin**, Mot de Passe : **admin**).



Figure 5.3 : Fenêtre d'inscription

Sinon, l'utilisateur peut créer un compte après le clique sur le bouton « Demande Inscription » et remplir les champs nécessaires (toutes les données d'inscriptions sont enregistrées dans la base de données de types Access).

### 5.5.3. Fenêtre des Opérations

Cette fenêtre permet de choisir l'opération désirée par les utilisateurs (par exemple : détection de crimes, Les Statistiques de Crimes).



Figure 5.4 : Fenêtre des opérations

### 5.5.4. Fenêtre de Détection de Crimes

Cette fenêtre est composée de trois pages principales :

#### 5.5.4.1. La page d'Apprentissage

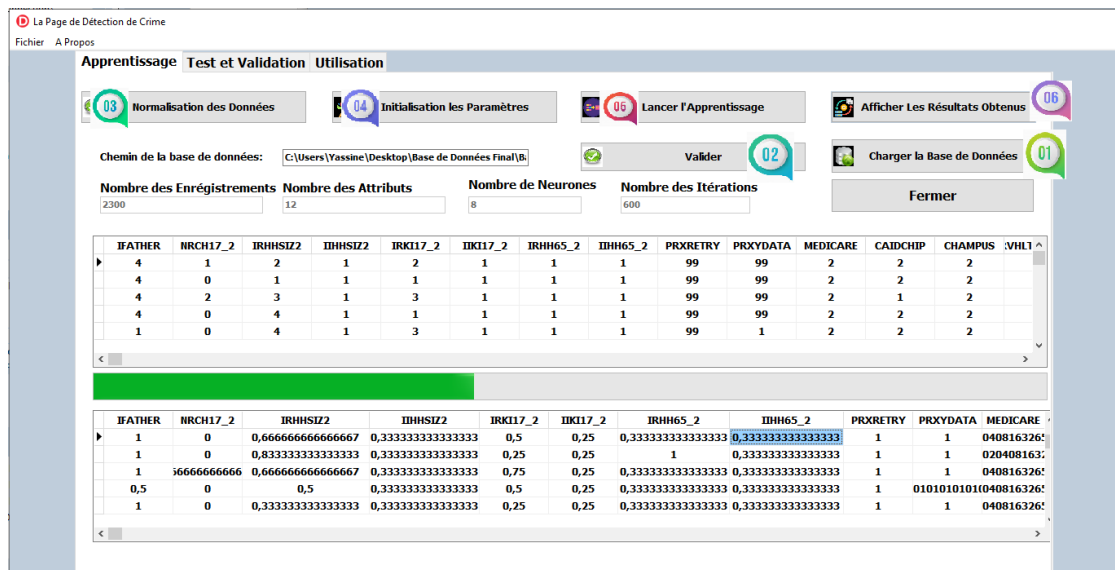


Figure 5.5 : Fenêtre d'apprentissage

Au niveau de cette page d'apprentissage, Sept boutons et des champs des textes et des fenêtres d'affichage pour les bases de données.

✓ Les boutons :

- a. **Charger la base de données** : Une bouton pour charger la base de données qui contient l'historique des évènements criminelles de l'entrainement.



- b. **Valider** : Une bouton pour valider pour remplir des champs (nombre des enregistrements, nombre des attributs, nombre de neurones et nombre des itérations).
- c. **Normalisation des Données** : Un bouton pour normaliser les données de la base de données entre 0 et 1.
- d. **Initialisation les paramètres** : Un bouton pour initialiser les paramètres d'apprentissage (Les poids, Les output, La précision, ...etc.).

La Matrice d'Entrer (Input)	Poids 1	Neurones couche 1	Poids 2	Résultats Obtenus (Output)	Résultats Réels
Input[1,1]=1	POIDS_1[1,1]=0,291450448334217	Matrice_Layer1[1,1]=0	POIDS_2[1,1]=0,311899097	Resultat_Obtenu[1]=0	Resultat_Réel[1]=0
Input[1,2]=0,3333333333333333	POIDS_1[1,2]=0,123458601767197	Matrice_Layer1[1,2]=0	POIDS_2[1,2]=0,457904378	Resultat_Obtenu[2]=0	Resultat_Réel[2]=1
Input[1,3]=0,3333333333333333	POIDS_1[1,3]=0,425017246510833	Matrice_Layer1[1,3]=0	POIDS_2[1,3]=0,846149403	Resultat_Obtenu[3]=0	Resultat_Réel[3]=1
Input[1,4]=1	POIDS_1[2,1]=0,937518998747692	Matrice_Layer1[1,4]=0	POIDS_2[1,4]=0,727149279	Resultat_Obtenu[4]=0	Resultat_Réel[4]=1
Input[1,5]=0,5	POIDS_1[2,2]=0,259166105650365	Matrice_Layer1[1,5]=0	POIDS_2[1,5]=0,324430629	Resultat_Obtenu[5]=0	Resultat_Réel[5]=0
Input[1,6]=0,5	POIDS_1[2,3]=0,591071884380653	Matrice_Layer1[1,6]=0	POIDS_2[1,6]=0,989288163	Resultat_Obtenu[6]=0	Resultat_Réel[6]=0
Input[1,7]=0,3333333333333333	POIDS_1[3,1]=0,758844577241689	Matrice_Layer1[1,7]=0	POIDS_2[1,7]=0,541035058	Resultat_Obtenu[7]=0	Resultat_Réel[7]=0
Input[1,8]=1	POIDS_1[3,2]=0,83838992821984	Matrice_Layer1[1,8]=0	POIDS_2[1,8]=0,863090884	Resultat_Obtenu[8]=0	Resultat_Réel[8]=0
Input[2,1]=1	POIDS_1[3,3]=0,186840569600463	Matrice_Layer1[1,9]=0	POIDS_2[1,9]=0,670103728	Resultat_Obtenu[9]=0	Resultat_Réel[9]=0
Input[2,2]=0	POIDS_1[4,1]=0,669285474577919	Matrice_Layer1[1,10]=0	POIDS_2[1,10]=0,83947128	Resultat_Obtenu[10]=0	Resultat_Réel[10]=0

Figure 5.6 : Fenêtre d'apprentissage (initialisation)

- e. **Lancer l'apprentissage** : Un bouton pour démarrer l'apprentissage.

La Matrice d'Entrer (Input)	Poids 1	Neurones couche 1	Poids 2	Résultats Obtenus (Output)	Résultats Réels
Input[1,1]=1	POIDS_1[1,1]=10520002534,1002	Layer1[1,1]=18271004,544	POIDS_2[1,1]=-18,1107595	Result_Obt[1]=1,16751548800	Resultat_Réel[1]=0
Input[1,2]=0,3333333333333333	POIDS_1[1,2]=10520002534,5787	Layer1[1,2]=18271004,545	POIDS_2[1,2]=9,302480213	Result_Obt[2]=0,99999999999	Resultat_Réel[2]=1
Input[1,3]=0,3333333333333333	POIDS_1[1,3]=10520002534,5809	Layer1[1,3]=18271004,544	POIDS_2[1,3]=4,721668881	Result_Obt[3]=0,99999860881	Resultat_Réel[3]=1
Input[1,4]=1	POIDS_1[2,1]=6998989031,55757	Layer1[2,1]=16298210,842	POIDS_2[1,4]=5,045432186	Result_Obt[4]=0,99999993194	Resultat_Réel[4]=1
Input[1,5]=0,5	POIDS_1[2,2]=6998989031,1727	Layer1[2,2]=16298210,843	POIDS_2[1,5]=-78,0347398	Result_Obt[5]=6,84124726424	Resultat_Réel[5]=0
Input[1,6]=0,5	POIDS_1[2,3]=6998989031,34443	Layer1[2,3]=16298210,842	POIDS_2[1,6]=-65,4815973	Result_Obt[6]=1,60716254257	Resultat_Réel[6]=0
Input[1,7]=0,3333333333333333	POIDS_1[3,1]=5263635280,33972	Layer1[3,1]=20243798,247	POIDS_2[1,7]=-48,8186150	Result_Obt[7]=2,86686929032	Resultat_Réel[7]=0
Input[1,8]=1	POIDS_1[3,2]=5263635280,54589	Layer1[3,2]=20243798,247	POIDS_2[1,8]=-34,9812918	Result_Obt[8]=2,38741326111	Resultat_Réel[8]=0
Input[2,1]=1	POIDS_1[3,3]=5263635279,62679	Layer1[3,3]=20243798,247	POIDS_2[1,9]=-84,3157485	Result_Obt[9]=3,0747172509	Resultat_Réel[9]=0
Input[2,2]=0	POIDS_1[4,1]=10520203904,4607	Layer1[4,1]=16300842,302	POIDS_2[1,10]=-73,3287821	Result_Obt[10]=2,5159119306	Resultat_Réel[10]=0

Figure 5.7 : Fenêtre d'apprentissage (Résultats après apprentissage)

- f. **Afficher les résultats obtenus** : un bouton permet d'afficher les résultats obtenus après l'apprentissage (les poids qui donnent les résultats attendus et une bonne précision).
- g. **Fermer** : Fermer l'application.

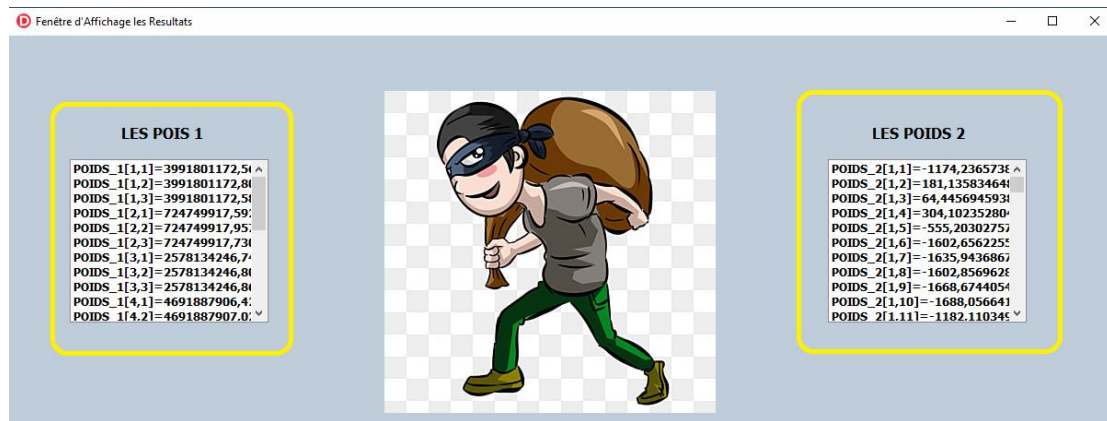


Figure 5.8 : Fenêtre d'affichage les poids après l'apprentissage

### 5.5.4.2. La Page de Tests et validation

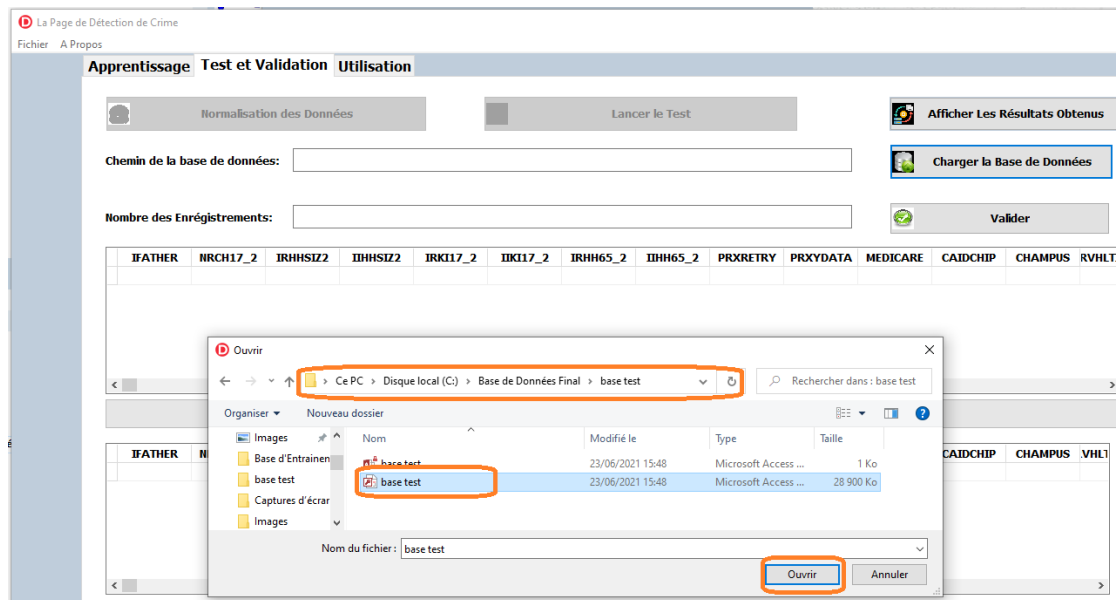


Figure 5.9 : Fenêtre de test et validation (Charger la base de données test)

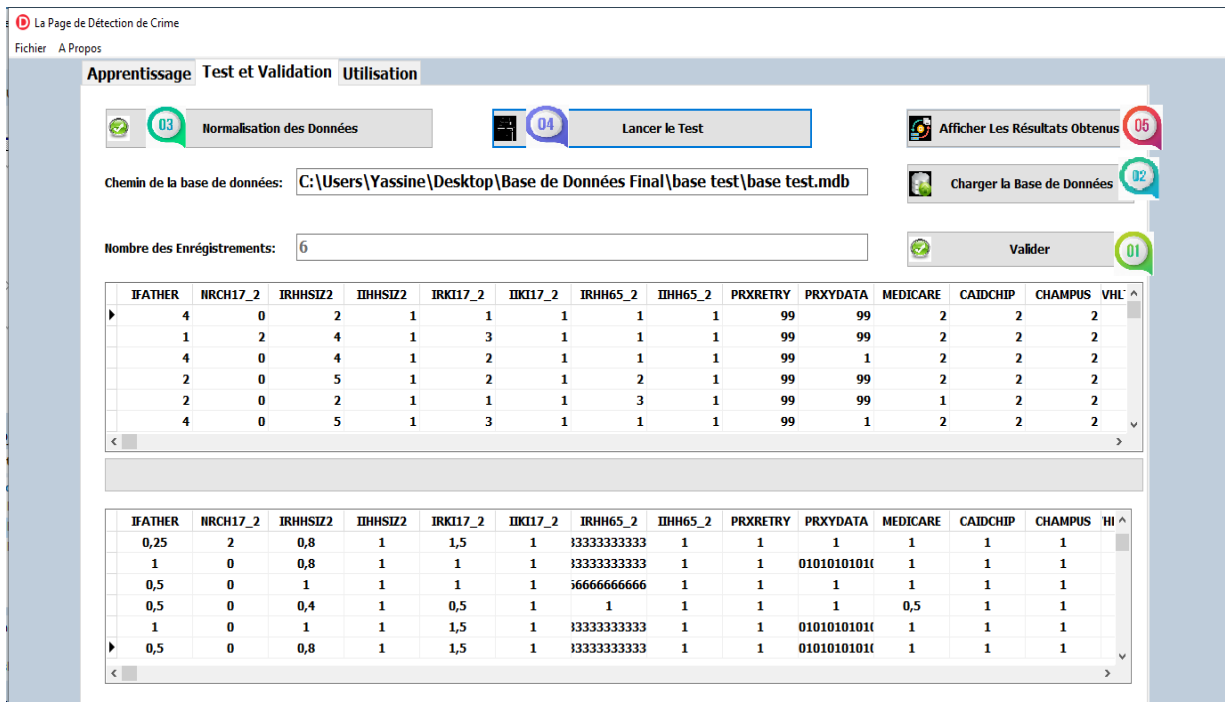


Figure 5.10 : Fenêtre de test et validation

Le test et la validation du modèle après l'apprentissage consiste en une série de tests. Nous avons utilisé un échantillon de 20% des données et 80% des données restantes utiliser pour l'entraînement.

Au niveau de cette page de test, cinq boutons et des champs des textes et deux fenêtre d'affichage pour les bases de données.

✓ Les boutons :

- a. **Charger la base de données** : Un bouton pour charger la base de données de test qui contient l'historique des évènements criminelles.
- b. **Valider** : Un bouton pour valider le champ de nombre des enregistrements.
- c. **Normalisation des Données** : Un bouton pour normaliser les données de la base de données test entre 0 et 1.
- d. **Lancer le Test** : Un bouton pour tester le modèle de décision.
- e. **Afficher les résultats obtenus** : Un bouton permet d'afficher les résultats obtenus après l'application de l'algorithme de feed-forward et utiliser les poids déjà obtenus dans la phase d'apprentissage (Le résultat obtenus de chaque enregistrement si presque égale à 1 alors l'évènement est un **crime**, si le résultat presque égal à 0 alors l'évènement **n'est pas un crime**).

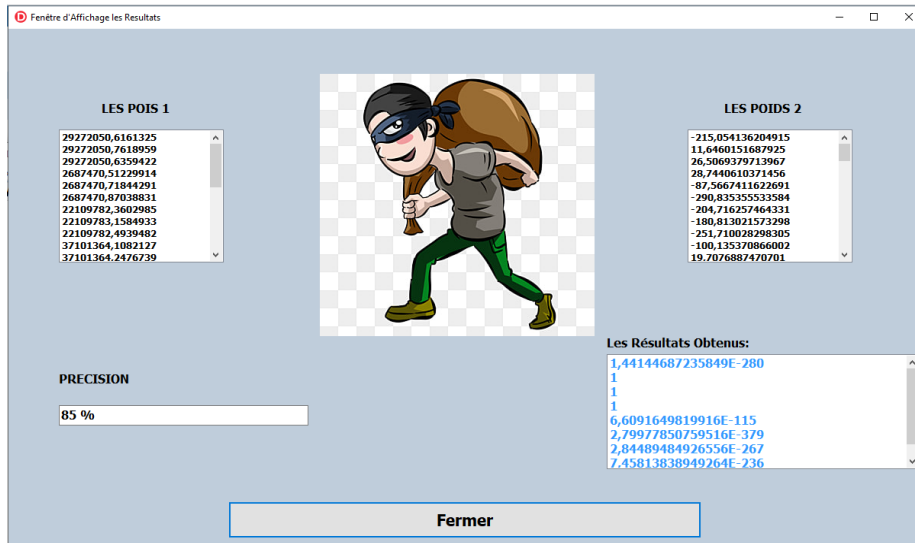


Figure 5.11 : Fenêtre d'affichage les résultats après le test

### 5.5.4.3. La Page d'Utilisation

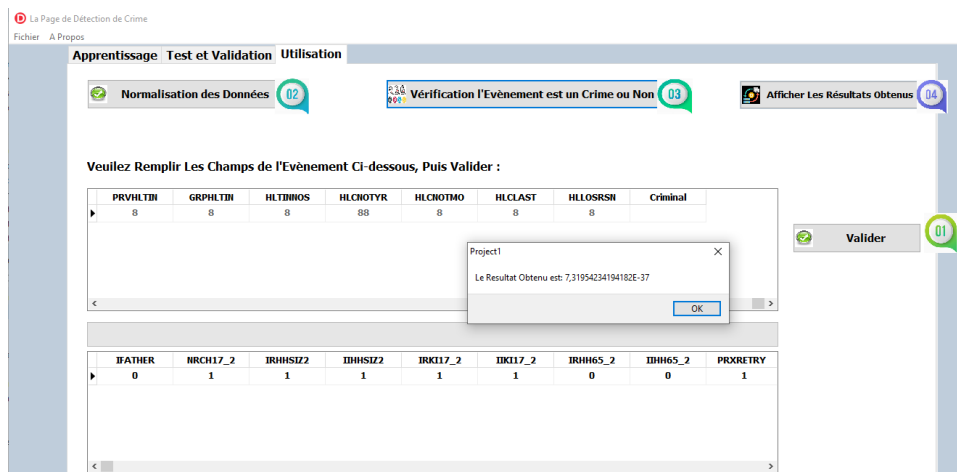


Figure 5.12 : Fenêtre d'utilisation

Au niveau de cette page, On peut exploiter cette application pour prendre de décision après de remplir les champs des attributs de cette évènement et à l'objectif de prédire si l'évènement est un crime ou non.

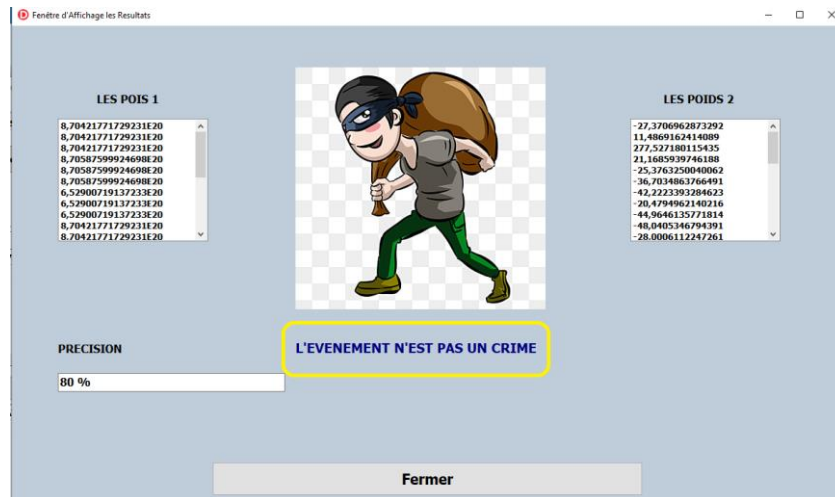


Figure 5.13 : Fenêtre d'affichage le résultat d'utilisation

### 5.5.5. Fenêtre de statistiques de crimes

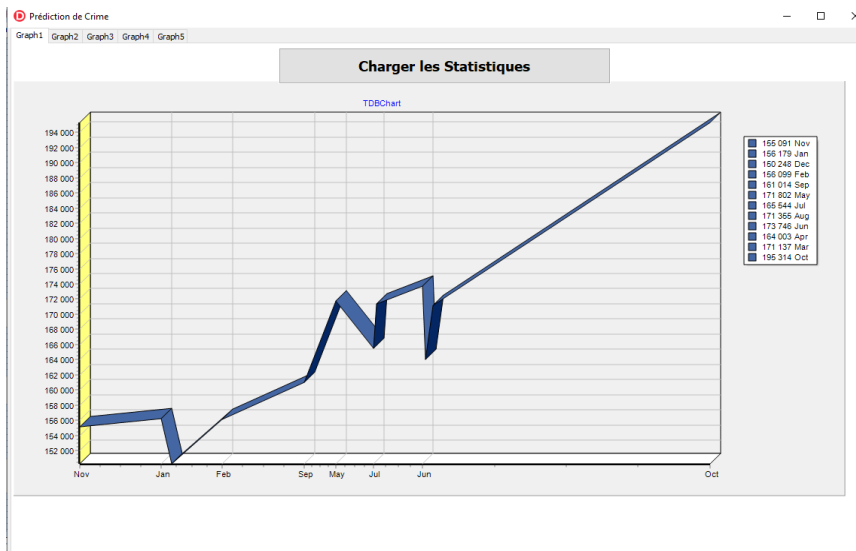


Figure 5.14 : Les statistiques des crimes du monde par mois en 2019

Au niveau de cette fenêtre, nous avons vu les différents statistiques concernant les crimes dans le monde, ...etc.

## **5.6. Conclusion**

Ce chapitre est dédié à la réalisation de notre projet pour résoudre la problématique décrite dans les chapitres précédents. Nous avons présenté le langage de programmation utilisé et l'environnement du travail. Nous avons essayé de formuler la détection des schémas de criminalité en tant que tâche d'apprentissage automatique et d'utiliser ainsi le data mining précisément l'algorithme des réseaux de neurones pour aider les détectives de police à prendre la décision

# Conclusion Générale

La prédiction a pris beaucoup d'applications dans toutes les sciences, comme c'est le cas dans l'aspect sécurité par sa grande importance dans la prise de décisions à partir des données fournies par ces dernières.

Un système de justice pénale juste et efficace, dont la prédiction et les enquêtes criminelles font partie intégrante, renforce la confiance du public et promeut le respect de la loi et de l'ordre. Fondamentalement, une enquête est le processus par lequel l'auteur d'un crime ou d'une infraction intentionnelle est identifié en rassemblant des faits (ou des preuves) - bien qu'elle puisse également inclure l'évaluation si le crime a été commis ou non. L'enquête peut être réactive, c'est-à-dire applicable à des crimes qui ont déjà eu lieu, ou proactive, c'est-à-dire cibler un criminel spécifique ou empêcher une activité criminelle future.

Grâce à ce que nous avons discuté dans les chapitres précédents, nous savons :

- a. La notion de data mining, leur architecture, Classification et différents leurs techniques.
- b. La notion de crime, leur historique, Les différents types de crimes, Les techniques de détection de divers crimes.
- c. Le concept de technique de réseau de neurones, Leur historique, Leur architecture, Les différents types d'apprentissages, les différents modèles de réseau de neurones et les avantages et les inconvénients de cette technique.

Ensuite, nous avons commencé à chercher sur un outil (système) automatique de détection des crimes qu' il permettra de prédire de crime en se basant sur l'apprentissage automatique utilisée dans les techniques de Data Mining, (nous avons choisi l'algorithme du réseaux de neurones vu son efficacité à résoudre ce genre de problématique), en séparant la conception et en formant un modèle qui nous montre les différentes étapes utilisées pour obtenir le résultat qui décide si l'incident était un crime ou non, et c'est ce que nous avons réalisé dans le dernier chapitre « Implémentation » en développant un programme qui nous donné de résultats prédite en basant sur des

données réels pour entraînement notre système qui nous permet de détecter si l'évènement est un crime ou non : l'objectif de notre projet.

## Les Perspectives

Dans le prolongement futur de cette étude, nous créerons des modèles pour prédire les points chauds de la criminalité qui aideront au déploiement de la police dans les lieux de crime les plus probables pour une fenêtre de temps donnée, afin de permettre une utilisation plus efficace des ressources policières.

En vue qu'il n'y a pas assez de temps suffisant pour étudier l'effet de changement de nombre des couches caché sur le résultat obtenu.

Et en fin, ce travail pourrait être amélioré si nous disposons des bases de données réelles de la sécurité algérienne. Mais vu la sensibilité de ce domaine de prédiction criminelles, nous n'avons pas pu appliquer que sur des données téléchargées par internet. Comme perspectives nous proposons de combiné entre les réseaux de neurones et les algorithmes génétique pour la détection des crimes.

Développement des programmes spéciaux pour cette méthode, tels que ceux qui traitent d'autres tests qui s'ajoutent aux étapes que nous avons adoptées dans notre recherche.

Nous pouvons étendre la méthode de prédiction dans tous les domaines pour éviter les catastrophes attendues ou améliorer nos vies vers le meilleur.

Notre étude n'est qu'une tentative sérieuse dans le domaine de la sécurité et de la prédiction de la criminalité, qui doit être enrichie dans les études futures.



# Bibliographie

- [1] Le magazine LE BIG DATA publié sur le site: <https://www.lebigdata.fr/data-mining-definition-exemples>
- [2] Mémoire magistère de l'université de Qubec (canada) de Mr. « Étude exploration d'outils pour le data mining » en 2007.
- [3] Talend, article publier sur tout savoir sur l'exploration de données, ses avantages et sa mise en place : [<https://www.talend.com/fr/resources/what-is-data-mining>]
- [4] Architecture Data Mining : [<https://www.javatpoint.com/data-mining-architecture>]
- [5] N.Labroche Modélisation du système de reconnaissance chimique des fourmis pour le problem de la classification non-supervisés: application à la mesure d'audience sur internet, 2003.
- [6] Nicolas Monmarché ,Algorithmes de fourmis artificielles : applications à la classification et à l'optimisation, 2004.
- [7] Youssef FATAICHA, Recherche d'Information dans les images de documents, MONTRÉAL, le 27 Décembre 2005.
- [8] E. Lebarbier, T. Mary-Huard,ClassificationNonSupervisee-AgroParisTech
- [9] Institue de formation indien DataFlair [<https://data-flair.training/blogs/data-mining-algorithms>]
- [10] Nicolas Monmarché ,Algorithmes de fourmis artificielles : applications à la classification et `a l'optimisation, 2004.
- [11] Présentation de Mr. Djamel ATIF sur DATA Mining/ML (Kppv et Naive Bayes ) Universit´e Paris-Dauphine (2016-2017).
- [12] Encyclopédie canadienne, Article par Keith Spencer et Johann Mohr publié le 06 février 2006.
- [13] Journal of Physics, To cite this article : S Prabakaran and Shilpa Mitra 2018 J. Phys : Conf. Ser. 1000 012046 : Conference Series « Survey of Analysis of Crime Detection Techniques Using Data Mining and Machine Learning ».

[14] Chao Yangt et al., discussed about rough-fuzzy c-means algorithm for analysis of violent crime, rough set and information entropy. It was combined to upgrade the capacity so that it could deal with the uncertainty, vagueness, and incompleteness. This algorithm was used for resolving overlapping data.

[15] Sachin Kumar et al., [13] discussed k-mode clustering and association rule mining algorithm which were used to examine various design or pattern of accidents occurred in the road. After applying the algorithm EDS was made basis of month and hour to monitor the accidents occurred. Aaron Christian et al.

[16] Elise Clougherty et al., [9] discussed kernel density estimation, logistic regression and random forest modeling was used to conduct spatial and temporal analysis of sexual assault. K.

[17] K. K. Sindhu et al., [11] explained scientific investigation ventures in the capacity media and hidden data investigation in the record framework, network forensic and cyber-crime mining.

[18] Prediction Policing « Le rôle de la prévision de la criminalité dans les opérations d'application de la loi », Supported by the National Institute of Justice, RAND 2010.

[19] Ribaux, O., Genessay, T. et Margot, P. (2011). Les processus de veille opérationnelle et science forensique. In S. Leman-Langlois (Éd.), *Sphères de surveillance* (Les Presses de l'Université de Montréal., p. 137-158). Montréal.

[20] Hsinchun Chen, Wingyan Chung, Yi Qin, Michael Chau, Jennifer Jie Xu, Gang Wang, Rong Zheng, Homa Atabakhsh, "Crime Data Mining: An Overview and Case Studies", AI Lab, University of Arizona, proceedings National Conference on Digital Government Research, 2003, available.

[21] Mohler, G. O., Short, M. B., Brantingham, P. J., Schoenberg, F. P. et Tita, G. E. (2011). Self-Exciting Point Process Modeling of Crime. *Journal of the American Statistical Association*, 106(493), 100-108.

[22] Cohen, L. E. et Felson, M. (1979). Social Change and Crime Rate Trends: A Routine Activity Approach. *American Sociological Review*, 44(4), 588-608.

[23] Patrice Wira, *Réseaux de neurones artificiels : Architecture et applications*.

[24] P. Dayan et L.F0 Abbott, *Theoretical Neuroscience*, 2000.

- [25] L. Fausett, fundamentals of Neural Networks Architectures, Algorithms and Applications, Addison Wesley, Publishing Company, Inc, 1991.
- [26] Claude Touzet, LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS, INTRODUCTION AU CONNEXIONNISME, 2016.
- [27] Mémoire Magistère de Mme. GAGAOUA Meriem, « Apprentissage et fouille de données par les algorithmes bio-inspirés : Application à la reconnaissance de caractères arabes manuscrits », Université FERHAT ABBAS-SETIF, 21/01/2012.
- [28] Mémoire de fin d'études de Master en informatique « Détection d'intrusions à base des réseaux de neurones et algorithmes génétiques » en 2017, Université de Abou Bakr Belkaid– Tlemcen réalisé par Mr BOUROUH Mouloud et Mr. KANOUN Zakaria.
- [29] Ridha GHAYOULA, Contribution à l'Optimisation de la Synthèse des Antennes Intelligentes par les Réseaux de Neurones,2008].
- [30] OTMANI Imene, L'ANALYSE DISCRIMINANTE ET LE PERCEPTRON MULTICOUCHE PRESENTE PAR:2011.
- [31] G.Dreyfus, J.-M. Martinez, M. SamuelidesM. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria, Apprentissage statistique », Eyrolles, Paris, 2004.
- [32] A.K. Jain, , J. Mao, , K.M. Mohiuddin, ,. Artificial neural networks: a tutorial. Comput. IEEE March, 1996 31–44.
- [33] MAHADOUI RAFIK, DIAGNOSTIC INDUSTRIEL PAR NEURO-FLOU-APPLICATION A UN SYSTEME DE PRODUCTION,2008].
- [34] Philippe Jauffret, Introduction aux réseaux de neurones ,2002.
- [35] MAHADOUI RAFIK, DIAGNOSTIC INDUSTRIEL PAR NEURO-FLOU-APPLICATION A UN SYSTEME DE PRODUCTION,2008].